



Réf:.....

**Mémoire de Fin d'Etudes  
En vue de l'obtention du diplôme :**

## **MASTER**

**Filière : AUTOMATIQUE**

**Option : AUTOMATIQUE ET INFORMATIQUE INDUSTRIELLE**

### *Thème*

**ÉTUDE ET DÉVELOPPEMENT D'UN OBSERVATEUR POUR LA  
VITESSE MÉCANIQUE D'UN MOTEUR À INDUCTION PAR  
LES RÉSEAUX DE NEURONES (FEED\_FORWARD)**

**Présenté par :** – Djemai BOUAOUINA. – Mabrouk ZEMMIT

**Membres du jury :**

**Président** : Dr. Z. BOUCHAMA Université de Bordj Bou Arreridj  
**Examineur 1** : Dr. I. MEGHLAOUI Université de Bordj Bou Arreridj  
**Examineur 2** : Dr. S. SAADI Université de Bordj Bou Arreridj  
**Rapporteur** : Dr. A. IRATNI Université de Bordj Bou Arreridj

**Année Universitaire 2020/2021**

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche scientifique



**Filière : AUTOMATIQUE**  
**Option : AUTOMATIQUE ET INFORMATIQUE INDUSTRIELLE**

**Mémoire de Fin d'Etudes**  
**En vue de l'obtention du diplôme :**

**MASTER**

*Thème*

**ÉTUDE ET DÉVELOPPEMENT D'UN OBSERVATEUR POUR LA  
VITESSE MÉCANIQUE D'UN MOTEUR À INDUCTION PAR  
LES RÉSEAUX DE NEURONES (FEED\_FORWARD)**

**Présenté par :**

- Djemai BOUAOUINA
- Mabrouk ZEMMIT

**Proposé et dirigé par :**

**Dr. Abdelhamid IRATNI**

**Avis favorable du Président du Jury**

Dr. Z. BOUCHAMA

*Signature*

**Année Universitaire 2020/2021**

## **REMERCIEMENTS**

Toute louange à ALLAH qui nous a déjà créé, gardé en vie, nous a donné du courage et la volonté pour rentrer autre fois à l'université et s'asseoir sur table en classe, étant qu'étudiant, apprendre, corriger des travaux, répondre aux examens et enfin préparer ce mémoire de fin d'études.

Nous remercions avec un grand plaisir notre encadreur Docteur Abdelhamid IRATNI Chercheur Maître de conférences à l'université de BBA qui nous a proposé le thème de sujet, contribuer et aider à réfléchir sur le bon sens pour aller au but et atteindre les objectifs ; Ainsi que pour sa disponibilité, et ses orientations pour faire ce modeste travail.

Nous remercions également tous les enseignants du département de l'Électromécanique à l'Université de Bordj Bou Arreridj qui ont contribué à notre formation Master 2, et ceux qui nous a donné, de près ou de loin, un soutien que ce soit scientifique ou moral pour continuer la formation et accomplir le travail.

Enfin, nous remercions les membres de jury d'avoir accepté honorablement d'examiner notre mémoire.

**GRAND MERCI**

## DÉDICACES

Nous avons le grand honneur de dédier ce travail, à nos chers parents, pour leurs grands plaisirs, avant et après, toujours et tout le temps, car leur amour, leur tendresse, leur soutien et leurs prières ne cessent jamais.

À nos petites familles, nos femmes par leur appui moral et leur encouragement, les enfants par leur patience le long de cette année.

À nos camarades de la promotion - Automatique et Info Industrielle 2020/2021- qui ont vraiment le grand plaisir par leur soutien par partage des cours et des travaux dirigés à la boîte commune des mails.

À nos amis et collaborateurs de travail en usine par leur encouragement pour continuer la formation.

À notre encadreur et tous nos enseignants qui ont contribué à notre formation et toute l'équipe pédagogique de département de l'électromécanique de l'université de Bordj Bou Arreridj.

À tous ceux que nous aimons.

## RÉSUMÉ

Le travail présenté dans ce mémoire a pour objectif est la contribution aux méthodes de commande des moteurs à induction. Dans ce contexte, la commande par les réseaux de neurone est l'une des commandes modernes utilisant l'intelligence matricielle et qui ont donné apport appréciable dans le développement industriel par leur intégration dans les variateurs électroniques de vitesse.

Dans la première partie, un résumé sur les machines asynchrones, leur modélisation, test comportement, les différentes techniques de commande pour les systèmes linéaires et non-linéaires. En deuxième partie les observateurs pour les systèmes linéaires et non-linéaires. La commande par retour d'état linéarisant avec l'observateur neuronal contribue à estimer les paramètres non mesurables dans les machines asynchrones sans capteurs physiques. L'observateur développé a pour objet est d'estimer le couple résistant via une estimation des flux et vitesse.

### ملخص

العمل المقدم في هذه الرسالة يهدف إلى المساهمة في إثراء طرق التحكم في المحركات الحثية. في هذا السياق، يعد التحكم بإستعمال الشبكات العصبونية هو احدى الطرق الحديثة والتي تعتبر من طرق الذكاء الإصطناعي، هذه التي ساهمت بشكل كبير في التنمية الصناعية من خلال دمجها في محركات السرعة الإلكترونية المتغيرة.

في الجزء الأول، ملخص عن الآلات ذات المحركات غير المتزامنة، نماذجها، اختبار سلوكها مع إطلالة عن تقنيات التحكم المختلفة للأنظمة الخطية وغير الخطية.

في الجزء الثاني، المراقبون للأنظمة الخطية وغير الخطية. يساعد التحكم بطريقة عودة الحالة الخطية مع المراقب العصبوني على تقدير المعلمات غير القابلة للقياس في الأجهزة ذات المحركات غير المتزامنة وبدون أجهزة استشعار مادية.

## TABLE DE MATIÈRES

REMERCIEMENTS	I
DÉDICACES	II
RÉSUMÉS (FRANÇAIS – ARABE)	III
TABLE DE MATIÈRES	IV
LISTE DES FIGURES	1
LISTE DES TABLEAUX	3
LISTE DES ABRÉVIATIONS	4
LISTE DES NOTATIONS	5
INTRODUCTION GÉNÉRALE	7
CHAPITRE I : MACHINE ASYNCHRONE / MOTEUR À INDUCTION	
I-1 INTRODUCTION	11
I-2 MODÉLISATION DU MOTEUR À INDUCTION	11
I-2-1 DESCRIPTION PARAMÉTRIQUE –HYPOTHESES SIMPLIFICATRICES	11
I-2-2 MODÈLE MATHÉMATIQUE DU MOTEUR ASYNCHRONE TRIPHASÉ	12
I-2-2.1 EQUATIONS DES TENSIONS D’UN MOTEUR ASYNCHRONE	13
I-2-2.2 EQUATIONS DES FLUX D’UN MOTEUR ASYNCHRONE	14
I-2-3 TRANSFORMATIONS APPLIQUÉES POUR LA MAS TRIPHASÉE	15
I-2-3.1 TRANSFORMATION DE PARK	15
I-2-3.2 TRANSFORMATION TRIPHASÉ / BIPHASÉ (OU DE CONCORDIA)	17
I-2-3.3 MODÈLE DE LA MACHINE ASYNCHRONE DANS LE REPERE DE PARK	18
I-2-4 DÉFINITION DES DIFFÉRENTS RÉFÉRENTIELS	20
I-2-4.1 RÉFÉRENTIEL LIE AU STATOR	20

I-2-4.2	RÉFÉRENTIEL LIE AU ROTOR	20
I-2-4.3	RÉFÉRENTIEL LIE AU CHAMP TOURNANT	21
I-2-5	RÉPRÉSENTATION D'ÉTAT DE LA MACHINE ASYNCHRONE	21
I-2-5.1	MODÈLE D'ÉTAT EN VUE DE LA COMMANDE	21
I-2-5.2	MODÈLE D'ÉTAT DANS UN RÉFÉRENTIEL FIXE AU STATOR	23
I-3	ASSOCIATION CONVERTISEUR - MOTEUR ASYNCHRONE	23
I-3-1	DESCRIPTION DU SYSTÈME D'ASSOCIATION	24
I-3-2	SIMULATION DU COMPORTEMENT DYNAMIQUE DE LA MAS	25
I-3-3	INTERPRETATION DES RESULTATS	28
I-4	CONCLUSION	29
CHAPITRE II : TECHNIQUES DE COMMANDE D'UN MOTEUR À INDUCTION		
II-1	INTRODUCTION	30
II-2	TECHNIQUES DE LA COMMANDE LINÉAIRE	31
II-2-1	COMMANDE SCALAIRE	31
II-2-2	COMMANDE VECTORIELLE A FLUX ORIENTE (FOC)	32
II-2-3	COMMANDE DIRECTE DU COUPLE (DTC)	33
II-3	TECHNIQUES DE COMMANDE NON-LINEAIRE	34
II-3-1	COMMANDE PAR STRUCTURE VARIABLE	34
II-3-2	COMMANDE PAR L'APPROCHE DU BACK-STEPPING	35
II-3-3	COMMANDE PAR RETOUR D'ETAT LINEARISANT	36
II-4	CONCLUSION	36
CHAPITRE III : OBSERVATEURS ET COMMANDE SANS CAPTEUR		
III-1	INTRODUCTION	37
III-2	OBSERVABILITE DES SYSTEMES LINEAIRES	37
III-2-1	DEFINITION 1 : OBSERVABILITE	38

III-2-2	DEFINITION 2 : CONDITION DU RANG	38
III-3	OBSERVABILITE DES SYSTEMES NON LINEAIRES	38
III-3-1	DEFINITION 3 : INDISCERNABILITE	38
III-3-2	DEFINITION 4 : OBSERVABILITE	39
III-4	PRINCIPE DES OBSERVATEURS	39
III-4-1	OBSERVATEUR POUR DES SYSTEMES LINEAIRES	40
III-4-1-1	OBSERVATEUR DE LUENBERGER	40
III-4-1-2	FILTRE DE KALMAN	40
III-4-2	OBSERVATEUR POUR LES SYSTEMES NON LINEAIRES	40
III-4-2-1	OBSERVATEUR À GRAND-GAIN	41
III-4-2-2	OBSERVATEUR A MODE DE GLISSANT	41
III-5	CONCLUSION	43
CHAPITRE IV : COMMANDE PAR RETOUR D'ÉTAT LINEARISANT ET		
OBSERVATEUR NEURONAL		
IV-1	INTRODUCTION	44
IV-2	COMMANDE LINEARISANTE PAR RETOUR D'ÉTAT	44
IV-2-1	PRINCIPE	44
IV-2-2	COMMANDES DE LA VITESSE ET DU FLUX ROTORIQUE	45
IV-2-3	COMMANDES DES COURANTS STATORIQUES	46
IV-2-4	STABILITE DU SYSTÈME EN BOUCLE FERME	47
IV-2-5	SIMULATION ET INTERPRETATION DES RESULTATS	49
IV-3	RÉSEAUX DE NEURONES	53
IV-3-1	NEURONE BIOLOGIQUE	53
IV-3-2	NEURONE FORMEL	53
IV-3-3	RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS	55



IV-3-4	TYPE DE RESÉAUX DE NEURONES ARTIFICIELS	57
IV-3-4-1	RÉSEAU PERCEPTRON MULTICOUCHE (MLP)	57
IV-3-4-2	RÉSEAUX DE NEURONES A FONCTION DE BASE RADIALE (RBF)	58
IV-3-5	APPRENTISSAGE DES RÉSEAUX DE NEURONES	59
IV-3-6	ALGORITHME DE RETROPROPAGATION A BASE DU GRADIENT (RN TYPE MLP)	60
IV-3-7	THEORÈME D'APPROXIMATION UNIVERSELLE	61
IV-4	COMMANDE PAR RETOUR D'ÉTAT LINEARISANT BASÉE SUR UN OBSERVATEUR NEURONAL	62
IV-4-1	OBSERVATEUR NON LINEAIRE ADAPTATIF AUGMENTÉ PAR UN RN DE TYPE RBF	63
IV-4-2	ESTIMATION DE LA VITESSE ET DU COUPLE DE CHARGE	63
IV-4-3	ANALYSE DE LA STABILITÉ	65
IV-4-4	SIMULATION INTERPRETATION DES RESULTATS	66
IV-5	CONCLUSION	70
	CONCLUSION GÉNÉRALE	71
	RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	73

**LISTE DES FIGURES**

- Fig. (1.1) : Modèle des enroulements statoriques et rotoriques d'un MAS
- Fig. (1.2) : Transformation de repère
- Fig. (1.3) : Schéma du convertisseur statique
- Fig. (1.4) : La vitesse
- Fig. (1.5) : Le courant statorique selon le repère d.
- Fig. (1.6) : Le courant statorique selon le repère q
- Fig. (1.7) : Le flux rotorique selon repère d
- Fig. (1.8) : Le flux rotorique selon repère q
- Fig. (1.9) : Le couple électromagnétique et le couple de charge appliqué
- Fig. (1.10) : Les tensions  $V_{sd}$  et  $V_{sq}$
- Fig. (2.1) : Schéma classique de la commande scalaire indirecte
- Fig. (2.2) : Schéma bloc du modèle vectoriel de la machine asynchrone
- Fig. (2.3) : Principe d'orientation du flux rotorique par la commande vectorielle
- Fig. (2.4) : Structure de la commande DTC
- Fig. (3.1) : Principe de l'Observateur
- Fig. (4.1) : Schéma bloc de la commande linéarisante par retour d'état
- Fig. (4.2) : Poursuite du courant statorique selon l'axe d
- Fig. (4.3) : Poursuite du courant statorique selon l'axe q
- Fig. (4.4) : Poursuite de la vitesse de rotation
- Fig. (4.5) : Poursuite du flux rotorique selon l'axe d
- Fig. (4.6) : Couple électromagnétique et résistant.
- Fig. (4.6) : Commandes appliquées  $V_{sd}$  et  $V_{sq}$ .

- Fig. (4.7) : Neurone biologique
- Fig. (4.8) : Neurone Formel
- Fig. (4.9) : Représentation d'un réseau de neurones artificiel
- Fig. (4.10) : Perceptron multicouche
- Fig. (4.11) : Réseau RBF
- Fig. (4.12) : Réseau de neurone MLP avec une seule couche cachée
- Fig. (4.13) : Comparaison entre le courant statorique (selon l'axe d) de référence, réel et observé.
- Fig. (4.14) : Comparaison entre le courant statorique (selon l'axe q) de référence, réel et observé
- Fig. (4.15) : Comparaison entre le flux rotorique de référence, réel et observé
- Fig. (4.16) : Comparaison entre la vitesse de référence, réel et observé
- Fig. (4.17) : Commandes  $V_{sd}$  et  $V_{sq}$
- Fig. (4.18) : Couple électromagnétique
- Fig. (4.19) : Comparaison entre le couple résistant réel et estimé.

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 : Valeurs des paramètres de la machine utilisée en simulation

## LISTE DES ABRÉVIATIONS

MI	: Moteur à induction
MAS	: Machine asynchrone
RN	: Réseaux de neurones
RNA	: Réseaux de neurones artificiels.
AI	: Intelligence Artificielle
RBF	: Radial basis function.
MLP	: Multi Layer perceptron.
FOC	: Flux Oriented Control
IFOC	: Inverse Flux Oriented Control
DTC	: Direct Torque Control

## TABLE DES NOTATIONS ET SYMBOLES

$s, r$	: Indices correspondants au stator et au rotor respectivement
$A, B, C$	: Indices correspondants aux trois axes des phases triphasés du stator
$a, b, c$	: Indices correspondants aux trois axes des phases triphasés du rotor
$\alpha, \beta$	: Indices correspondants aux deux axes du repère lie au stator
$d, q$	: Indices correspondants aux deux axes du repère de Park
$V_{sa}, V_{sb}, V_{sc}$	: Tensions d'alimentation des phases $S_a, S_b, S_c$
$V_{ra}, V_{rb}, V_{rc}$	: Tensions aux bornes des phases $R_a, R_b, R_c$
$i_{sa}, i_{sb}, i_{sc}$	: Courants statoriques des phases $S_a, S_b, S_c$
$i_{ra}, i_{rb}, i_{rc}$	: Courants rotoriques des phases $R_a, R_b, R_c$
$V_s, V_r$	: Tensions statorique et rotorique
$i_s, i_r$	: Courants statorique et rotorique
$V_{s\alpha}, V_{s\beta}, V_{r\alpha}, V_{r\beta}$	: Tensions statoriques et rotoriques dans le référentiel $(\alpha, \beta)$
$V_{sd}, V_{sq}, V_{rd}, V_{rq}$	: Tensions statoriques et rotoriques dans le référentiel $(d, q)$
$i_{s\alpha}, i_{s\beta}$	: Courants statoriques dans le référentiel $(\alpha, \beta)$
$i_{sd}, i_{sq}$	: Courants statoriques dans le référentiel $(d, q)$
$\phi_{s\alpha}, \phi_{s\beta}, \phi_{r\alpha}, \phi_{r\beta}$	: Flux statoriques et rotoriques dans le référentiel $(\alpha, \beta)$
$\phi_{sd}, \phi_{sq}, \phi_{rd}, \phi_{rq}$	: Flux statoriques et rotoriques dans le référentiel $(d, q)$
$\omega_s, \omega_r$	: Vitesse électrique du stator et du rotor respectivement
$\omega$	: Vitesse électrique de moteur
$\Omega$	: Vitesse mécanique du rotor
$\theta$	: Angle électrique du rotor par rapport au stator

---

$C_e$	: Couple électromagnétique
$C_r$	: Couple résistant.
$p$	: Nombre de paires de pôles.
$R_s, R_r$	: Résistances propres statoriques et rotorique
$L_s, L_r$	: Inductances propre statoriques et rotorique
$M$	: Inductance Mutuelle
$J$	: Coefficient d’Inertie
$f$	: Coefficient de frottement
$\sigma$	: Coefficient de dispersion total ou (de Blondel) $(1-M^2)/L_s L_r$
$T_s$	: Constante de temps statorique $L_s/R_s(s)$
$T_r$	: Constante de temps rotorique $L_r/R_r(s)$
$\varepsilon$	: Erreur entre un signal de référence et un signal estimé
$\hat{X}$	: Vecteur des états estimé
$\hat{\omega}_r$ (rd / s)	: La vitesse angulaire estimée

## INTORODUTION GÉNÉRALE

Le moteur à courant continu est resté longtemps le plus utilisé dans les entraînements à vitesse variable. Toutefois, avec le développement de l'industrie et l'accroissement continu de l'automatisation des processus de production, le moteur asynchrone suscite plus en plus l'intérêt des industriels. La disponibilité des convertisseurs de fréquence assurant la mise en forme de l'énergie électrique et la mise en place de lois de commande, souvent implémentées dans un microcalculateur, permet d'utiliser tout type des moteurs à induction et particulièrement à cage dans des applications à vitesse variable. Pour les premières applications, le réglage de la vitesse en régime permanent constituait la principale satisfaction des industriels ; très vite on s'est intéressé aux performances de réglage durant les régimes transitoires ; à savoir : le démarrage, le freinage ainsi que ceux qui apparaissent lors de l'application d'une charge. Que ce soit en régime permanent ou en régime dynamique, les recherches effectuées ont montré que le moteur asynchrone peut être découplé en utilisant la théorie de la commande à flux orienté. Le principe d'orientation a été proposé par BLASCHKE en 1972. Il ramène le comportement de la machine asynchrone à celui d'une machine à courant continu. Il consiste à placer le repère (d-q) de telle sorte que l'axe (d) coïncide avec le flux à orienter [2].

En outre, la commande indirecte à flux rotorique orienté est la plus simple à mettre en œuvre et offre un contrôle linéaire du couple de la machine asynchrone. Des avantages qui ont fait d'elle la commande la plus prépondérante dans les milieux industriels. Toutefois, lorsque le moteur est contrôlé par la méthode indirecte à flux rotorique orienté, il est exposé à des contraintes qui peuvent affecter potentiellement ses performances [4].

Durant le fonctionnement de la machine, la température augmente à cause des différents types de pertes, ce qui provoque la variation de la résistance rotorique et par conséquent la perte de découplage. Ce phénomène affecte à la fois les performances de réglage de la vitesse et



l'efficacité du moteur asynchrone [3]. La variation de la résistance rotorique n'est pas la seule source à l'origine de la dégradation de l'efficacité du variateur car le fonctionnement à flux constant provoque également une consommation inutile d'énergie électrique lorsque le moteur entraîne des faibles charges. Autrement dit, le moteur asynchrone à cage est conçu pour fonctionner sous tension et fréquence nominales et son fonctionnement reste optimal tant que la charge entraînée est au-delà de 75% de sa charge nominale [4].

La vitesse variable est nécessaire pour tout processus de fabrication optimisé ; les exemples sont nombreux : machines-outils, convoyeurs, traction, ligne de traitement, ... etc. dans lesquels le moteur synchrone excelle déjà [5]. En plus de cela le capteur de vitesse participe à l'augmentation du coût de l'installation et du degré de redondance des pannes. Par conséquent, sa suppression et l'utilisation des estimateurs de vitesse peut améliorer nettement la robustesse du système et fait diminuer son coût [4].

La volonté de diminution globale des coûts conduit, de plus en plus, à rechercher les mêmes performances avec le moteur asynchrone dont les qualités de robustesse sont nettement meilleures.

Les chercheurs essayent de se débarrasser du capteur mécanique de vitesse ou position. En effet, outre l'encombrement et la difficulté d'adaptation et de montage sur tous les types d'entraînement, il est fragile et onéreux, ils vont penser directement à remplacer la fonction de capteur par des algorithmes de calcul [4]. En revanche, à l'opposé de sa simplicité structurale, sa commande dynamique exige des algorithmes de contrôle complexes [5].

D'autre part, pendant les deux dernières décennies, un développement spectaculaire, dans les modèles connectifs, a été enregistré. En effet, l'apparition de nouvelles techniques, telles que les réseaux de neurones, la logique floue, les algorithmes génétiques et d'autres, a permis de former une nouvelle discipline appelée intelligence artificielle. Les techniques d'intelligence artificielle ont permis, non seulement, d'améliorer la commande des systèmes et de surmonter

les inconvénients des techniques classiques mais, également, de changer entièrement les concepts utilisés dans l'étude et la réalisation des systèmes de commande [5].

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).

Notre objectif dans ce travail est la mise en œuvre d'une loi de commande qui utilise le retour d'état linéarisant avec un observateur basé sur les réseaux de neurones artificiels qui s'occupe de l'estimation des états non mesurables, tout en exploitant les informations disponibles (à savoir le modèle du système, ses sorties mesurées et éventuellement ses entrées)

L'observateur neuronal a vérifié son bon fonctionnement et son aptitude à l'amélioration de la commande ainsi que l'estimation des paramètres non mesurables (vitesse et couple) pour les machines utilisant les moteurs à induction.

## **STRUCTURE DU MEMOIRE**

Ce mémoire est organisé comme suit :

Dans **le premier chapitre**, on va représenter l'état de l'arts des machines à induction et leur modélisation, la représentation d'état dans les différents repères et l'association de la machine asynchrone à un convertisseur statique composé d'un redresseur, un filtre et un onduleur, une simulation en boucle ouverte va être présentée afin de relever les performances et revoir le comportement propre de la machine asynchrone associée avec un convertisseur statique.

**Le deuxième chapitre** est consacré à présenter les différentes techniques de commande classiques et modernes utilisées pour des machines asynchrones, scalaire, vectorielle, directe et indirecte, sans et avec capteurs, et ceux utilisant les méthodes de modernes comme mode glissant et par retour d'état linéarisant pour contrôle de flux et régulation de la vitesse.

**Le troisième chapitre** va mettre en relief sur les observateurs linéaires et non-linéaires, utilisant les algorithmes d'estimation des états non mesurables pour l'approximation des paramètres de la machine (Observateur de Luenbenger, Filtre de Kalman).

**Le quatrième chapitre** peut être considéré comme le noyau de notre travail qui servira de base au développement de notre commande basée sur le retour d'états linéarisant avec observateur neuronal pour l'estimation de couple résistant, influant à la régulation de la vitesse de la machine asynchrone. Des simulations numériques sont effectuées pour valider la commande proposée.

## CHAPITRE I : MACHINE ASYNCHRONE / MOTEUR À INDUCTION

### I-1 INTRODUCTION

Le Moteur Asynchrone ou Moteur à Induction (MI) est actuellement le moteur électrique dont l'usage est le plus répandu dans l'industrie. Son principal avantage réside dans l'absence de contacts électriques glissants, ce qui conduit à une structure simple et robuste facile à construire. Il permet aussi la réalisation d'entraînements à vitesse variable, et la place qu'il occupe dans ce domaine ne cesse de croître.

Dans les pays industrialisés, plus de 60% de l'énergie électrique consommée est transformée en énergie mécanique par des entraînements utilisant les moteurs électriques.

Le modèle mathématique d'une Machine Asynchrone (MAS) nous facilite largement son étude et permet sa commande dans les différents régimes de fonctionnement transitoire ou permanent [10].

Dans ce chapitre, nous proposons dans un premier temps la modélisation classique de la machine asynchrone, cette machine fonctionne en moteur, en utilisant les transformations de Concordia et de Park, en se basant sur les hypothèses simplificatrices pour simplifier les calculs, nous citons les propriétés des différents repères et les équations mathématiques (magnétiques et électriques) qui gèrent la machine dans chaque repère. Et par la suite nous passerons à la modélisation de la machine par la présentation d'état en faisant apparaître les variables d'état mesurables sous forme des vecteurs de courants, tensions et de flux, ainsi que les matrices covariantes. Et enfin nous présentons la simulation pour valider le système onduleur-machine, et étudier le comportement du système dans les deux modes de fonctionnement (à vide et en charge)

### I-2 MODELISATION DU MOTEUR À INDUCTION

#### I-2-1 DESCRIPTION PARAMETRIQUE –HYPOTHESES SIMPLIFICATRICES

Le moteur asynchrone à induction se compose de :

- Un primaire généralement le stator, portant un bobinage, le plus souvent triphasé, logé dans des encoches et relié à la source d'alimentation.
- Un secondaire, généralement le rotor, qui peut être soit bobiné soit à cage d'écureuil [05].

L'étude de cette machine traduit les lois de l'électromagnétisme dans le contexte habituel d'hypothèse simplificatrice [12], [05] :

- Entrefer constant
- Effet des encoches négligé
- Distribution spatiale sinusoïdal des forces magnétomotrices d'entrefer
- Circuit magnétique non saturé à perméabilité constante
- Perte ferromagnétique négligeable.
- Les résistances des enroulements ne varient pas avec la température et on néglige l'effet de peau.

Parmi les conséquences importantes des hypothèses, on peut citer :

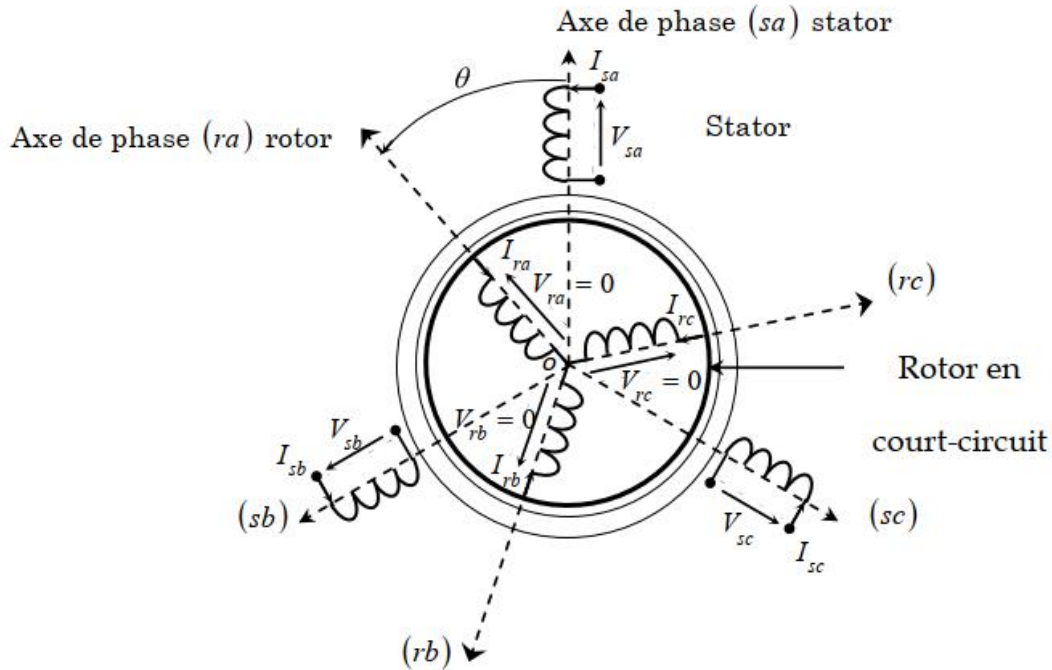
- L'additivité des flux
- La constante des inductances propres
- La loi des variations sinusoïdal des inductances mutuelles entre l'enroulement statorique et rotoriques en fonction de l'angle électrique de leurs axes magnétiques.

### **I-2-2      MODELE MATHEMATIQUE DU MOTEUR ASYNCHRONE TRIPHASE**

Le modèle mathématique permet principalement d'observer les différentes évolutions des grandeurs électromécaniques d'une part, et d'autre part de prévoir le contrôle nécessaire pour pallier aux différents problèmes qui accompagnent les opérations de variation de charge, de vitesse...etc.

Le moteur à induction est alimenté en tension, les composantes du vecteur de commande de l'équation d'état seront donc des tensions. Les différentes grandeurs seront, dans un premier temps exprimées dans leurs repères respectifs [5].

Les enroulements des trois phases statoriques et des trois phases rotoriques dans l'espace peuvent être représentés comme indiqué sur la figure (1.1). Les phases rotoriques sont court-circuitées sur elles-mêmes.



**Fig. (1.1) :** Modèle des enroulements statoriques et rotoriques d'un MAS

$\theta$  : est l'angle électrique entre l'axe de la phase statorique et la phase rotorique.

La loi de Faraday permet d'écrire [12], [14] :

$$V = R \cdot I + \frac{d\{\phi\}}{dt} \tag{1.1}$$

### I-2-2.1 EQUATIONS DES TENSIONS D'UN MOTEUR ASYNCHRONE

Avec les hypothèses précédentes, les équations des tensions des trois phases statoriques et des trois phases rotoriques s'écrivent [05] :

$$[V_{ABC}] = R_S \cdot [i_{ABC}] + \frac{d[\phi_{ABC}]}{dt} \tag{1.2}$$

$$[V_{abc}] = R_r \cdot [i_{abc}] + \frac{d[\phi_{abc}]}{dt} \tag{1.3}$$

$[V_{ABC}] = [V_A V_B V_C]^T$  : le vecteur des tensions appliquées aux trois phases statoriques.

$[V_{abc}] = [V_a V_b V_c]^T$  : Le vecteur des tensions appliquées aux trois phases rotoriques.

$[\phi_{ABC}] = [\phi_A \phi_B \phi_C]^T$  : Le vecteur des flux totaux statoriques à travers ces enroulements.

$[\phi_{abc}] = [\phi_a \phi_b \phi_c]^T$  : Le vecteur des flux totaux rotoriques à travers ces enroulements.

$[i_{ABC}] = [i_A i_B i_C]^T$  : Le vecteur des courants statoriques qui traversent celle-ci.

$[i_{abc}] = [i_a i_b i_c]^T$  : Le vecteur des courants rotoriques qui traversent celle-ci.

$R_s ; R_r$  : Les résistances par phase du stator et du rotor

### I-2-2.2 EQUATIONS DES FLUX D'UN MOTEUR ASYNCHRONE

Les flux totalisés dans les phases statoriques et rotoriques s'expriment sous la forme :

$$[\phi_{ABC}] = [L_s] \cdot [i_{ABC}] + [M] \cdot [i_{abc}] \quad (1.4)$$

$$[\phi_{abc}] = [L_r] \cdot [i_{abc}] + [M] \cdot [i_{ABC}] \quad (1.5)$$

$[L_s]$  : Matrice d'inductance statorique définie par :

$$[L_s] = \begin{bmatrix} l_{AA} & l_{AB} & l_{AC} \\ l_{BA} & l_{BB} & l_{BC} \\ l_{CA} & l_{CB} & l_{CC} \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

$[L_r]$  : Matrice d'inductance rotorique définie par :

$$[L_r] = \begin{bmatrix} l_{aa} & l_{ab} & l_{ac} \\ l_{ba} & l_{bb} & l_{bc} \\ l_{ca} & l_{cb} & l_{cc} \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

$[M]$  : Matrice d'inductance mutuelle stator-rotor qu'on peut exprimer ainsi par :

$$[M] = m_{sr} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos \theta & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (1.8)$$

On peut noter la non-linéarité dans les équations susmentionnées et pour montrer cette complexité, on fait passer à l'usage de la transformation de Park qui permettra de rendre constant ces paramètres.

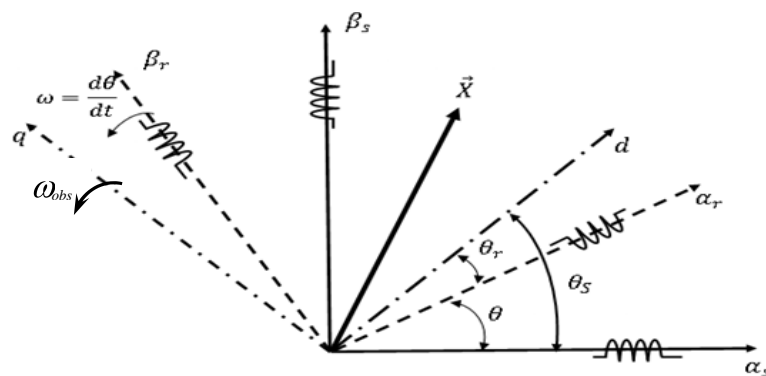
### I-2-3 TRANSFORMATIONS APPLIQUEES POUR LA MAS TRIPHASEE

L'introduction du vecteur spatial permet de simplifier grandement le modèle décrit par les équations (1.1) et (1.2).

La représentation vectorielle d'une grandeur triphasée peut s'exprimer dans différents référentiels liés à la machine asynchrone.

Ces référentiels sont de type biphasé, ce qui réduit considérablement la complexité du modèle en vue de commande. La structure symétrique et équilibrée de la machine permet le passage d'une représentation triphasée à une autre biphasée équivalente (transformations de Park et Concordia).

Toutes les grandeurs électromagnétiques de la machine, statoriques ou rotoriques, sont ramenées à un seul référentiel.



**Fig. (1.2) :** Transformation de repère

Les deux référentiels les plus utilisés dans la commande de la machine asynchrone sont :

- Le référentiel tournant à la vitesse du champ statorique appelé  $(d, q)$
- Le référentiel fixe par rapport au stator  $(\alpha_s, \beta_s)$  par convention appelé  $(\alpha, \beta)$

#### I-2-3.1 TRANSFORMATION DE PARK

La transformation de Park est constituée d'une transformation triphasée - diphasé suivie d'une rotation, elle permet de passer du repère ABC vers le repère  $(\alpha, \beta)$  puis vers le repère  $(d, q)$ , le repère  $(\alpha, \beta)$  est toujours fixe par rapport au repère ABC (voir **Fig. (1.2)**) par contre le repère  $(d, q)$  est mobile.



Il forme avec le repère fixe ( $\alpha, \beta$ ) un angle qui est appelé l'angle de la transformation de Park ou angle de Park [05]

La transformée de Park modifiée repose sur l'invariance de la puissance instantanée, dans les deux systèmes de représentation, ce qui, de toute évidence, conduit à leur équivalence physique [12].

La transformée de Park modifiée est définie par :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_0 \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos \theta_s & \cos(\theta_s - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_s - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin \theta_s & -\sin(\theta_s - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta_s - \frac{4\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \\ x_C \end{bmatrix} \quad (1.9)$$

Ou encore on notera :

$$[X_{dq0}] = [A] \cdot [X_{ABC}] \quad (1.10)$$

Avec :

$$[A] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos \theta_s & \cos(\theta_s - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_s - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin \theta_s & -\sin(\theta_s - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta_s - \frac{4\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

Puisque la matrice de transformation doit être orthogonale  $[A]^T = [A]^{-1}$

Les expressions usuelles de (1.9) sont données par :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_0 \end{bmatrix} = A \cdot \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \\ x_C \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos \theta_s & \cos(\theta_s - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_s - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin \theta_s & -\sin(\theta_s - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta_s - \frac{4\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \\ x_C \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

$$\begin{bmatrix} x_A \\ x_B \\ x_C \end{bmatrix} = A^{-1} \cdot \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_0 \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos \theta_s & -\sin \theta_s & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta_s - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta_s - \frac{2\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta_s + \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta_s + \frac{2\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_0 \end{bmatrix} \quad (1.13)$$

### I-2-3.2 TRANSFORMATION TRIPHASE BIPHASE (OU DE CONCORDIA)

Comme le montre la figure (1.2), cette transformation permet de reproduire l'état magnétique créé par le système triphasé au moyen d'un système biphasé équivalent.

Le passage entre coordonnées dans le repère triphasé et coordonnées diphasées et homopolaires et son inverse est défini par [05] :

$$\begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \\ x_0 \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \\ x_C \end{bmatrix} \quad (1.14)$$

Ou encore en notera :

$$[X_{\alpha,\beta,0}] = [C] \cdot [X_{A,B,C}] \quad (1.15)$$

Avec  $[C]$  la matrice de transformation des repères (triphase/biphase) ;

$$C = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (1.16)$$

Dans la littérature, elle est généralement appelée transformée inverse de Concordia cette transformation est orthogonale, orthonormée et conserve l'invariance de la puissance instantanée. La composante homolaire est nulle lorsque le système est équilibré [05], [14].

Évidemment la normalisation fait que  $C^{-1} = C^T$ : les expressions usuelles de (1.14) sont données par :

$$\begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \\ x_0 \end{bmatrix} = C \cdot \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \\ x_C \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \\ x_C \end{bmatrix} \quad (1.17)$$

$$\begin{bmatrix} x_A \\ x_B \\ x_C \end{bmatrix} = C^{-1} \cdot \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \\ x_0 \end{bmatrix} \quad (1.18)$$

La transformation de Concordia ( $\alpha, \beta$ ) peut également être obtenue à partir des composantes de Park ( $d, q$ ) et en faisant une rotation de l'angle ( $\theta_s$ )

Le passage des composantes de Park à celles de Concordia se fait par [5] [18] :

$$\begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_s & -\sin \theta_s \\ \sin \theta_s & \cos \theta_s \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} \quad (1.19)$$

On définit également la transformation inverse :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_s & \sin \theta_s \\ -\sin \theta_s & \cos \theta_s \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} \quad (1.20)$$

### I-2-3.3 MODELE DE LA MACHINE ASYNCHRONE DANS LE REPERE DE PARK

Après avoir effectué les transformations précédentes, le modèle de la machine asynchrone triphasé dans le référentiel de Park sera donné par les équations suivantes [5] :

Les équations aux tensions deviennent :

$$\begin{cases} V_{sd} = R_s \cdot i_{sd} + \frac{d\phi_{sd}}{dt} - \omega_s \cdot \phi_{sq} \\ V_{sq} = R_s \cdot i_{sq} + \frac{d\phi_{sq}}{dt} + \omega_s \cdot \phi_{sd} \\ V_{s0} = R_s \cdot i_{s0} + \frac{d\phi_{s0}}{dt} \end{cases} \quad (1.21)$$

Puisque le rotor tourne à la vitesse ( $\omega_r$ ), les axes ( $d, q$ ) fixés sur le rotor se déplacent à la vitesse ( $\omega_s - \omega_r$ ) relativement au référentiel tournant synchrone, donc on a :

$$\begin{cases} V_{rd} = R_r \cdot i_{rd} + \frac{d\phi_{rd}}{dt} - (\omega_s - \omega_r) \phi_{rq} \\ V_{rq} = R_r \cdot i_{rq} + \frac{d\phi_{rq}}{dt} + (\omega_s - \omega_r) \phi_{rd} \\ V_{r0} = R_r \cdot i_{r0} + \frac{d\phi_{r0}}{dt} \end{cases} \quad (1.22)$$

Avec ( $\omega_r$ ) : vitesse de rotation de l'arbre du moteur.

De plus les équations des flux statoriques et rotoriques sont exprimées par les équations suivantes :

$$\begin{cases} \phi_{sd} = L_s \cdot i_{sd} + M \cdot i_{rd} \\ \phi_{sq} = L_s \cdot i_{sq} + M \cdot i_{rq} \\ \phi_{rd} = L_r \cdot i_{rd} + M \cdot i_{sd} \\ \phi_{rq} = L_r \cdot i_{rq} + M \cdot i_{sq} \end{cases} \quad (1.23)$$

Avec :

$$\begin{cases} L_s = l_{AA} - l_{AB} \\ L_r = l_{aa} - l_{ab} \\ M = \frac{3}{2} m_{sr} \end{cases} \quad (1.24)$$

L'expression du couple électromagnétique et celle du mouvement pour une machine asynchrone multipolaire s'écrit comme suite :

$$\begin{cases} C_e = p \cdot (\phi_{sd} \cdot i_{sq} - \phi_{sq} \cdot i_{sd}) \\ C_e = p \cdot (\phi_{rq} \cdot i_{rd} - \phi_{rd} \cdot i_{rq}) \\ C_e = p \cdot M \cdot (i_{sq} \cdot i_{rd} - i_{sd} \cdot i_{rq}) \\ C_e = p \cdot \frac{M}{L_r} (\phi_{rd} \cdot i_{sq} - \phi_{rq} \cdot i_{sd}) \end{cases} \quad (1.25)$$

Ces équations sont utilisées suivant le vecteur d'état choisi.

D'où :

$$C_e = p \cdot \frac{M}{L_r} (\phi_{rd} \cdot i_{sq} - \phi_{rq} \cdot i_{sd}) \quad (1.26)$$

$$J \cdot \frac{d\Omega}{dt} = C_e - C_r - f\Omega \quad (1.27)$$

$$\Omega = \frac{\omega}{p} \quad ; \quad d\Omega = \frac{1}{p} \cdot \frac{d\omega}{dt} \quad (1.28)$$

Avec :

$C_e$  : Le couple électromagnétique.       $\Omega$  : Vitesse mécanique du rotor.

$p$  : Nombre de paires de pôles.       $C_r$  : Le couple de charge.

$J$  : Moment d'inertie du moteur.       $f$  : Coefficient de frottement.

## I-2-4 DEFINITION DES DIFFERENTS REFERENTIELS

### I-2-4.1 REFERENTIEL LIE AU STATOR

Ce système d'axe est immobile par rapport au stator et se traduit par ces conditions :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = 0, \quad \omega_{abs} = 0$$

Les équations électriques prennent la forme suivante [5] :

$$\begin{cases} V_{s\alpha} = R_s \cdot i_{s\alpha} + \frac{d\phi_{s\alpha}}{dt} \\ V_{s\beta} = R_s \cdot i_{s\beta} + \frac{d\phi_{s\beta}}{dt} \\ V_{r\alpha} = 0 = R_r \cdot i_{r\alpha} + \frac{d\phi_{r\alpha}}{dt} + \omega_r \cdot \phi_{r\beta} \\ V_{r\beta} = 0 = R_r \cdot i_{r\beta} + \frac{d\phi_{r\beta}}{dt} - \omega_r \cdot \phi_{r\alpha} \end{cases} \quad (1.29)$$

Les équations des flux statoriques et rotoriques sont exprimées par les équations suivantes :

$$\begin{cases} \phi_{s\alpha} = L_s \cdot I_{s\alpha} + M_{sr} \cdot I_{r\alpha} \\ \phi_{s\beta} = L_s \cdot I_{s\beta} + M_{sr} \cdot I_{r\beta} \\ \phi_{r\alpha} = L_r \cdot I_{r\alpha} + M_{sr} \cdot I_{s\alpha} \\ \phi_{r\beta} = L_r \cdot I_{r\beta} + M_{sr} \cdot I_{s\beta} \end{cases} \quad (1.30)$$

### I-2-4.2 REFERENTIEL LIE AU ROTOR

Ce système d'axes est immobile par rapport au rotor tournant à une vitesse ( $\omega_r$ ) et se traduit par ces conditions [5] :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega, \quad \omega_{abs} = \omega \quad (1.31)$$

Les équations électriques prennent la forme équations :

$$\begin{cases} V_{sx} = R_s \cdot i_{sx} + \frac{d\phi_{sx}}{dt} - \omega \cdot \phi_{sy} \\ V_{sy} = R_s \cdot i_{sy} + \frac{d\phi_{sy}}{dt} + \omega \cdot \phi_{sx} \\ V_{rx} = 0 = R_r \cdot i_{rx} + \frac{d\phi_{rx}}{dt} \\ V_{ry} = 0 = R_r \cdot i_{ry} + \frac{d\phi_{ry}}{dt} \end{cases} \quad (1.32)$$

Ce référentiel sera intéressant dans l'étude des variations des grandeurs rotorique

### I-2-4.3 REFERENTIEL LIE AU CHAMP TOURNANT

Ce système d'axes tourne avec la vitesse de champ électromagnétique ( $\omega_s$ ) créée par les enroulements du stator et se traduit par ces conditions [5]:

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s, \quad \omega_{abs} = \omega_s = \omega + \omega_r$$

Les équations électriques prennent la forme :

$$\begin{cases} V_{sd} = R_s \cdot i_{sd} + \frac{d\phi_{sd}}{dt} - \omega_s \cdot \phi_{rq} \\ V_{sq} = R_s \cdot i_{sq} + \frac{d\phi_{sq}}{dt} + \omega_s \cdot \phi_{rd} \\ V_{rd} = 0 = R_r \cdot i_{rd} + \frac{d\phi_{rd}}{dt} - \omega_r \cdot \phi_{rq} \\ V_{rq} = 0 = R_r \cdot i_{rq} + \frac{d\phi_{rq}}{dt} + \omega_r \cdot \phi_{rd} \end{cases} \quad (1.33)$$

Dans le référentiel tournant (d , q) le couple est défini par :

$$C_e = p \cdot \frac{M}{L_r} (\phi_{rd} \cdot i_{sq} - \phi_{rq} \cdot i_{sd}) \quad (1.34)$$

Ce référentiel est souvent utilisé dans les problèmes de commande.

## I-2-5 REPRESENTATION D'ETAT DE LA MACHINE ASYNCHRONE

### I-2-5.1 MODELE D'ETAT EN VUE DE LA COMMANDE

La modélisation en représentation d'état en vue de commande est une approche appropriée par tout automaticien, surtout pour l'étude d'un système multivariable. Le choix des variables d'état d'entrée et de sortie du système dépend des objectifs liés à la commande ou à l'observation [19].

Pour des applications de commande, un choix approprié pour le vecteur d'état, selon le repère est le suivant :

$$X = [i_{s(\alpha)d} \quad i_{s(\beta)q} \quad \phi_{r(\alpha)d} \quad \phi_{r(\beta)q} \quad \omega]^T \quad (1.35)$$

Avec :  $i_{s(\alpha)d}$  et  $i_{s(\beta)q}$  Composantes des courants statoriques aux référentiels ( $\alpha, \beta$ ) ou ( $d, q$ )

$\phi_{r(\alpha)d}$  et  $\phi_{r(\beta)q}$  Composantes des flux rotoriques aux référentiels ( $\alpha, \beta$ ) ou ( $d, q$ ).

$\omega$  : la vitesse électrique du moteur.

Le choix des courants statoriques sont justifiés par le fait qu'ils sont accessibles à la mesure.

Les entrées du modèle de la machine sont les deux composants  $u_{s(\alpha)d}$  et  $u_{s(\beta)q}$ , ce sont les tensions par rapport aux référentiels  $(\alpha, \beta)$  ou  $(d, q)$ .

Le modèle d'état de la machine asynchrone est celui d'un système multi- variable non linéaire ayant la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x) + g(x).u(t) \\ y(t) = h(t) \end{cases} \quad (1.36)$$

Le vecteur  $x$  appartient à l'ensemble  $\Omega = \{X \in \mathfrak{R}^5 : \phi_{r(\alpha)d}^2 + \phi_{r(\beta)q}^2 \neq 0\}$ .

Les matrices  $f(x)$ ,  $g(x)$  et  $h(x)$  sont définies selon le choix du repère

En disposant de deux entrées indépendantes, deux sorties doivent être choisies afin d'obtenir un système carré, on peut choisir :

$$y = [\omega \ \phi_r]^T \quad (1.37)$$

Dans un référence  $(d, q)$  tournant à une vitesse  $(\omega_s)$ , le modèle du moteur asynchrone, tiré des équations (1.27), (1.32) et (1.33) est défini par le système non linéaire suivant :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\gamma \cdot i_{sd} + \omega_s \cdot i_{sq} + \frac{K}{T_r} \cdot \phi_{rd} + p \cdot K \cdot \omega \cdot \phi_{rq} \\ -\omega_s \cdot i_{sd} - \gamma \cdot i_{sq} - p \cdot K \cdot \omega \cdot \phi_{rd} + \frac{K}{T_r} \cdot \phi_{rq} \\ \frac{M}{T_r} \cdot i_{sd} - \frac{1}{T_r} \cdot \phi_{rd} + (\omega_s - p \cdot \omega) \cdot \phi_{rq} \\ \frac{M}{T_r} \cdot i_{sq} - (\omega_s - p \cdot \omega) \cdot \phi_{rd} - \frac{1}{T_r} \cdot \phi_{rq} \\ \frac{pM}{JL_r} (\phi_{rd} \cdot i_{sq} - \phi_{rq} \cdot i_{sd}) - \frac{f}{J} \cdot \omega - \frac{C_r}{J} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma \cdot L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma \cdot L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} V_{sd} \\ V_{sq} \end{bmatrix} \quad (1.38)$$

Avec :  $\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s \cdot L_r}$  ; Coefficient de dispersion,  $M$  : Inductance Mutuelle

$T_r = \frac{L_r}{R_r}$ ,  $T_s = \frac{L_s}{R_s}$  : Constantes de temps rotorique et statorique respectivement.

$$K = \frac{M}{\sigma.L_s.L_r} ; \text{Coefficient de simplification}$$

$$\gamma = \frac{1}{\sigma.L_s} \left( R_s + R_r \cdot \frac{M^2}{L_r^2} \right) ; \text{Coefficient de simplification}$$

### I-2-5.2 MODELE D'ETAT DANS UN REFERENTIEL FIXE AU STATOR

Dans un référentiel  $(\alpha, \beta)$  fixe au stator :  $(\omega_{obs} = 0)$ , le modèle du moteur asynchrone, tiré des équations (1.27), (1.29) et (1.30), ressortir le système non linéaire suivant :

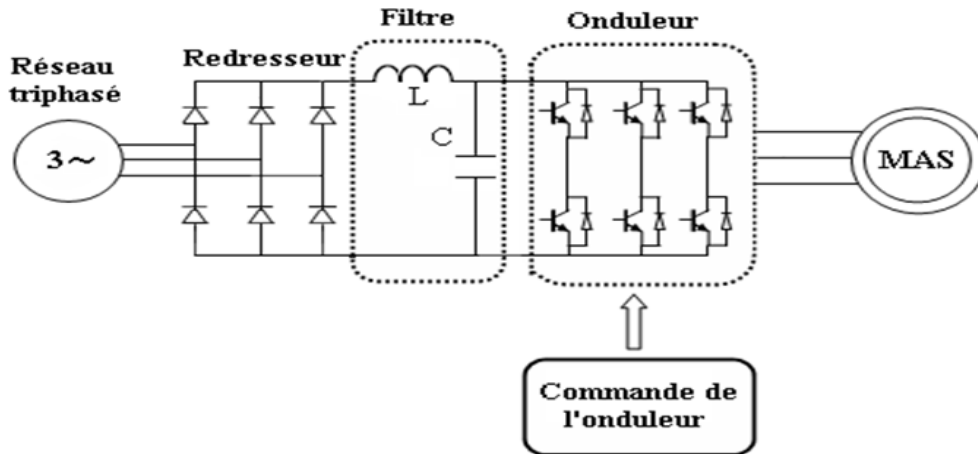
$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{u}(t) \quad (1.39)$$

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \phi_{r\alpha} \\ \phi_{r\beta} \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\gamma \cdot i_{s\alpha} + \frac{K}{T_r} \cdot \phi_{r\alpha} + p \cdot K \cdot \omega \cdot \phi_{r\beta} \\ -\gamma \cdot i_{s\beta} - p \cdot K \cdot \omega \cdot \phi_{r\alpha} + \frac{K}{T_r} \cdot \phi_{r\beta} \\ \frac{M}{T_r} \cdot i_{s\alpha} - \frac{1}{T_r} \cdot \phi_{r\alpha} - p \cdot \omega \cdot \phi_{r\beta} \\ \frac{M}{T_r} \cdot i_{s\beta} + p \cdot \omega \cdot \phi_{r\alpha} - \frac{1}{T_r} \cdot \phi_{r\beta} \\ \frac{pM}{JL_r} \cdot (\phi_{r\alpha} \cdot i_{s\beta} - \phi_{r\beta} \cdot i_{s\alpha}) - \frac{f}{J} \cdot \omega - \frac{C_r}{J} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma.L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma.L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} V_{s\alpha} \\ V_{s\beta} \end{bmatrix} \quad (1.40)$$

### I-3 ASSOCIATION CONVERTISEUR - MOTEUR ASYNCHRONE

Afin de rendre possible le contrôle de la vitesse de la machine asynchrone généralement dit moteur à induction, on lui associe un convertisseur statique capable de délivrer une tension d'amplitude et de fréquence réglable.





**Fig. (1.3)** : Schéma du convertisseur statique.

### I-3-1 DESCRIPTION DU SYSTEME D'ASSOCIATION

Le convertisseur statique tel qu'il est représenté sur la **Figure (1.3)** est constitué [20] :

- Un redresseur non commandé, supposé parfait.
- Un filtre de type passe-bas.
- Un onduleur de tension permet de produire à partir d'une tension continue, une tension modulée, dont l'amplitude et la fréquence sont variables.

Les caractéristiques exigées du convertisseur statique dépendent à la fois de la machine, de son alimentation et de la commande de l'ensemble. Ces caractéristiques sont :

- Un couple avec le minimum d'ondulation possible, contrôlable par le plus petit nombre de variable, en régime dynamique comme en régime permanent.
- Une large plage de variation de vitesse.
- Des constantes de temps électrique et mécanique faibles.
- La source d'alimentation triphasée est supposée symétrique, de fréquence et d'amplitude de tension constante.

Grâce à l'évolution de l'électronique de puissance et à l'utilisation de la technique MLI (Modulation de la Largeur d'Impulsion), les convertisseurs statiques permettent par un contrôle

adéquat des signaux de commande des interrupteurs (semi-conducteurs), d'imposer la tension et le courant aux bornes du moteur [5].

Les signaux de commande peuvent être des tensions (technique triangulo-sinusoidale) ou des courants (technique de contrôle des courants par hystérésis).

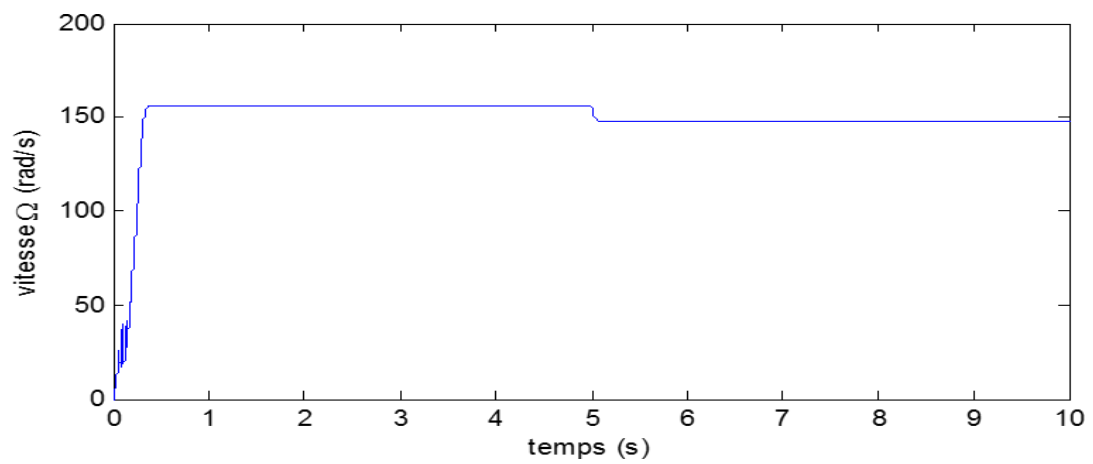
Dans notre cas, le chapitre 2 a pour objet de rappeler et classer les techniques les plus répandues et les plus récentes de la commande de machines asynchrones à vitesse variables et celles utilisés un onduleur statique à commutation (MLI triangulo-sinusoidale).

### I-3-2 SIMULATION DU COMPORTEMENT DYNAMIQUE DE LA MAS

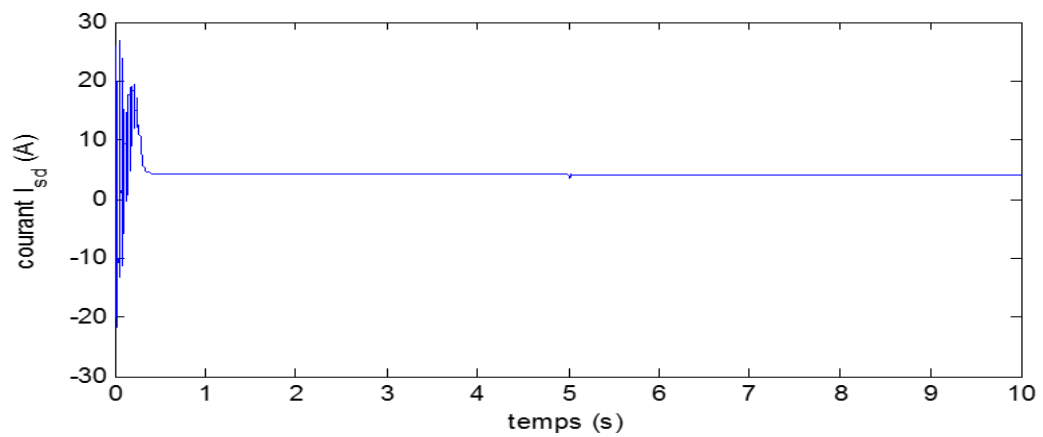
Le but de cette simulation est de voir le comportement dynamique de cette machine. La machine asynchrone est normalement alimentée directement à partir du réseau industriel par un système de tensions triphasées équilibrées. Dans certaines applications pour lesquelles la variation de la vitesse est nécessaire, 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 les simulations effectuées sont données dans le **Tableau 1.1** le suivant :

**Tableau 1.1** : Valeurs des paramètres de la machine utilisée.

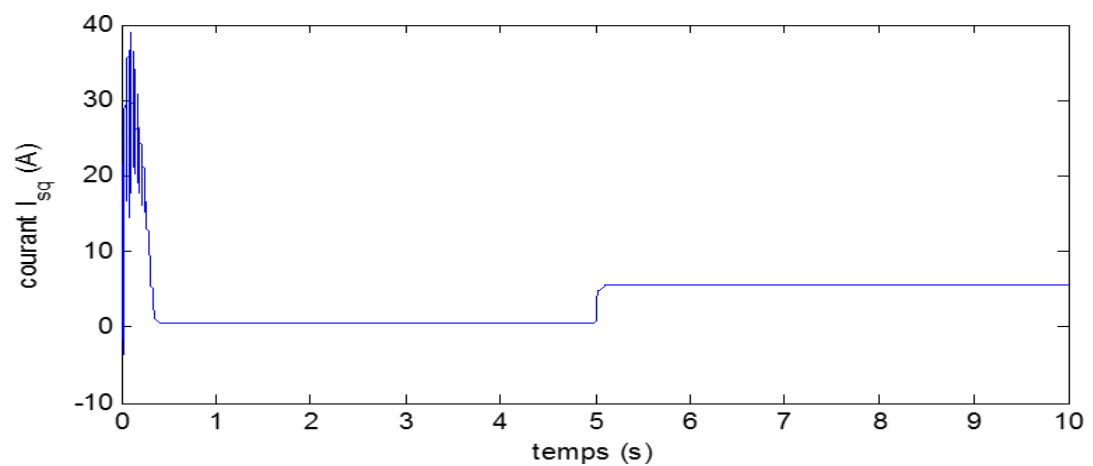
<b>Paramètres</b>	<b>Notations</b>	<b>Valeur</b>
Résistance rotorique	$R_r$	3.805Ω
Résistance statorique	$R_s$	4.850Ω
Inductance mutuelle	$M$	0.258 H
Inductance statorique	$L_s$	0.247H
Inductance rotorique	$L_r$	0.247H
Moment d'Inertie	$J_m$	0.031 kg/m <sup>3</sup>
Paires de pôles	$p$	2
Coefficient visqueux 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



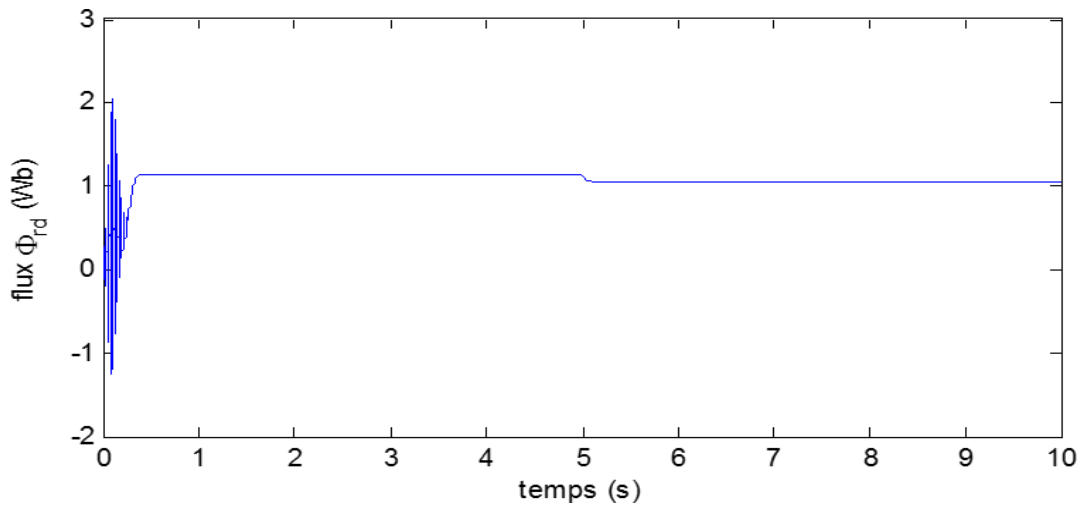
**Fig. (1.4) :** La vitesse



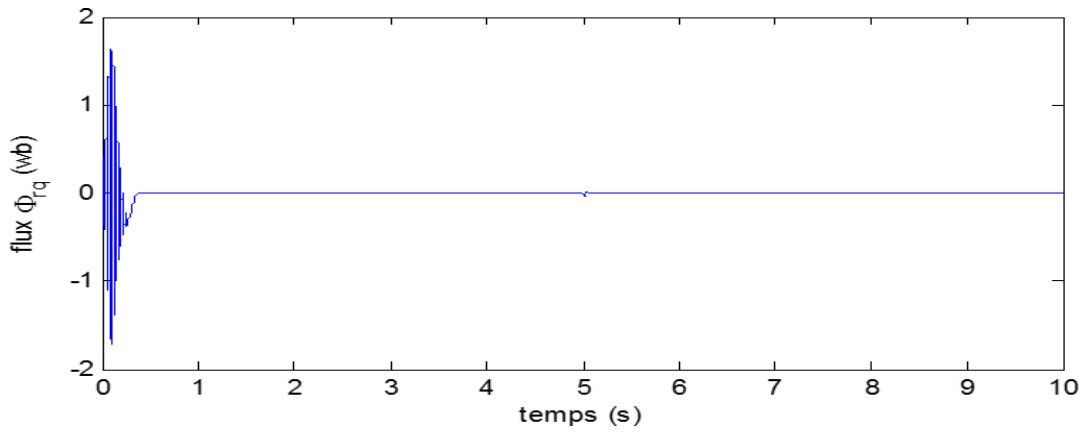
**Fig. (1.5) :** Le courant statorique selon le repère d.



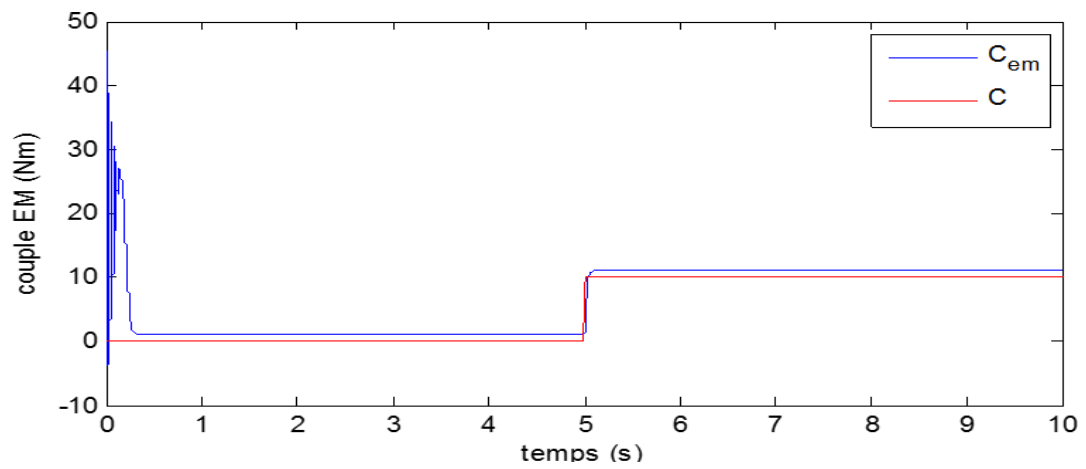
**Fig. (1.6) :** Le courant statorique selon le repère q.



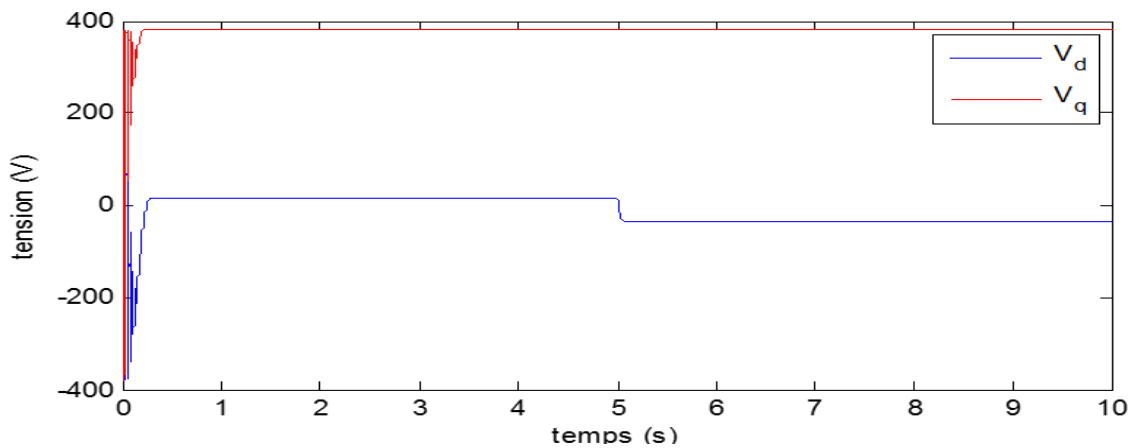
**Fig. (1.7) :** Le flux rotorique selon repère d.



**Fig. (1.8) :** Le flux rotorique selon repère q.



**Fig. (1.9) :** Le couple électromagnétique et le couple de charge appliqué.



**Fig. (1.10) :** Les tensions  $V_{sd}$  et  $V_{sq}$ .

### I-3-3 INTERPRETATION DES RESULTATS

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,  $Cr = 10 \text{ N. m}$ , est appliqué à  $t=5\text{s}$  sur l'arbre de la machine.

Les résultats de simulation obtenus sont représentés dans les Figures (1.4) à (1.10).

La vitesse est représentée en **Fig. (1.4)**. 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 en **Fig. (1.5)** à **Fig. (1.8)**.

Les graphes en **Fig. (1.9)** et **Fig. (1.10)** illustrent respectivement l'évolution du couple électromagnétique avec celui de charge et les tensions  $Vd$  et  $Vq$ .

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 (relation d'indépendance).

## I-4 CONCLUSION

Ce chapitre a présenté la modélisation de la machine asynchrone triphasée par les équations des tensions et des flux, et dans un référentiel biphasé à l'aide de la transformation de Park et la transformation Concordia ; Ensuite les différents référentiel pour une meilleure représentation d'état qui a choisi en vue de la commande et dans un référentiel fixe au stator, sur les deux repères  $(\alpha, \beta)$  et  $(d, q)$  et pour avoir un modèle simplifié va être utilisé par la suite dans le chapitres 4, en vue de concevoir les commandes et l'observateur. Également, une simulation en boucle ouverte a été effectuée sur cette machine afin de relever ses performances et revoir le comportement propre de la machine asynchrone associée avec un convertisseur statique.

## CHAPITRE II : TECHNIQUES DE COMMANDE D'UN MOTEUR À INDUCTION

### II-1 INTRODUCTION

Les machines à induction (MI) sont extrêmement exploitées grâce à leurs avantages en termes de simplicité de construction, de robustesse et de coût. Cependant son comportement dynamique très complexe (système non linéaire multi variable fortement couplé) rend sa commande compliquée et exige des algorithmes de contrôle sophistiqués. En plus, certaines de ses variables d'état sont inaccessibles aux mesures directes comme le flux rotorique.

De nos jours, la variation de vitesse d'un moteur à induction, par les convertisseurs statiques, prend de plus en plus d'importance ; grâce d'une part, au progrès dans le domaine des composants de l'électronique de puissance, et d'autre part, pour ses qualités spécifiques liées à sa robustesse électromagnétique incarnée par le pouvoir d'entraînement des masses par un champ tournant. Ceci lui confère une simplicité technologique, une puissance massique importante, un prix de revient relativement réduit, et un entretien périodique quasi nul.

L'intérêt porté sur la machine à induction s'est accru par le développement considérable des moyens de calcul et du traitement de l'information (microinformatique) associés à une électronique de puissance à commutation rapide (dépassant les 20 kHz).

Les systèmes à microprocesseur ainsi qu'à base des DSP sont aujourd'hui les moyens microinformatiques les plus prisés dans les laboratoires de commande des machines, car ils permettent l'implémentation des algorithmes de control des plus simples aux plus complexes, avec un effort de codage réduit [5]. Par conséquent, les commandes mathématiquement laborieuses deviennent, aujourd'hui, pratiquement réalisables.

En revanche, la commande des machines à induction peut devenir très délicate selon les performances souhaitées. Cette complexité est due principalement au modèle analytique de la machine asynchrone qui est de nature :

- Non linéaire et multivariable fortement couplé.

- La présence d'incertitudes paramétriques et la nécessité de prendre en considération leurs variations dans le temps.

Dans ce chapitre on distingue deux aspects de commande linéaire et non-linéaire.

## II-2 TECHNIQUES DE LA COMMANDE LINEAIRE

### II-2-1 COMMANDE SCALAIRE

La commande scalaire de la machine à induction est la commande la plus ancienne existante [5]. Elle est destinée aux variateurs tel que : les ventilateurs, les compresseurs, les climatiseurs, les pompes, ...etc., non nécessitant de fonctionner à basse vitesse, et avec fort couple [30], **Figure (2.1)**.

La structure de cette technique est très simple, son principe est basé sur la modélisation en régime permanent de la machine asynchrone, en cherchant à maximiser les capacités du couple, le flux doit être maintenu, dans une large plage, égal à sa valeur nominale correspondant au maintien du rapport Tension/Fréquence ( $V/f = \text{constant}$ ). Cette technique est sensible en régime transitoire aux variations paramétriques à savoir la résistance statorique. Deux types de contrôle scalaire sont considérés dans les littératures [5] :

- **Contrôle scalaire direct** : Ce type contrôle consiste à réguler le flux, cela nécessite sa mesure ou son estimation, cette méthode est plus compliquée à mettre en œuvre, en raison du coût des capteurs et de la qualité des signaux obtenus, il se procède à une estimation ou une observation d'état.
- **Contrôle scalaire indirect** : Il consiste à imposer indirectement le flux magnétique en imposant le rapport Amplitude/Fréquence de la tension ou de courant, la première méthode est plus difficile à mettre en pratique sans moyen de calcul puissant, c'est la deuxième approche qui est la plus utilisée pour des considérations de stabilité [43].



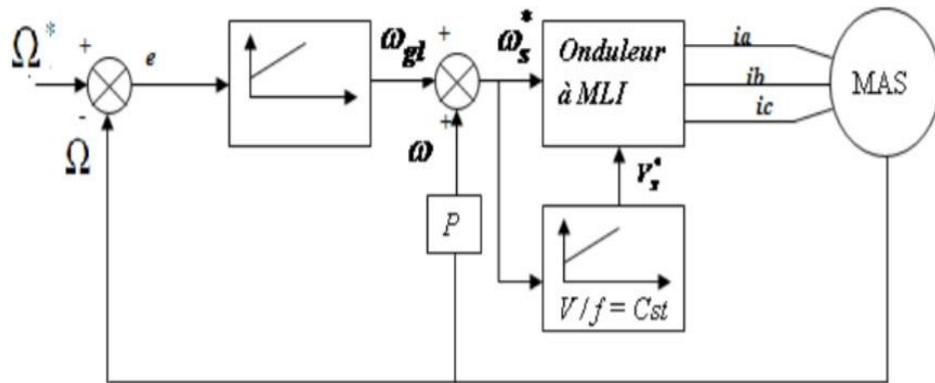


Fig. (2.1) : Schéma classique de la commande scalaire indirecte

II-2-2 COMMANDE VECTORIELLE A FLUX ORIENTE (FOC)

Dans le milieu industriel, pour subvenir aux applications de moyennes et hautes performances dynamiques et statiques, la commande vectorielle de la machine à induction a été introduite pour pallier aux limitations de la commande scalaire. Cette commande, introduite en 1972 par BLASHCKE [5], est élaborée sur la base du modèle de la machine asynchrone projeté dans le repère du flux [32], [5]. Les composantes directes et en quadrature du courant statorique obtenues peuvent donner une commande découplée du flux et du couple. Elle est aussi connue sous le nom de commande par orientation de flux (FOC). Elle rend le comportement de la machine asynchrone comparable à celui de la machine à courant continu à excitation séparée Figure (2.2).

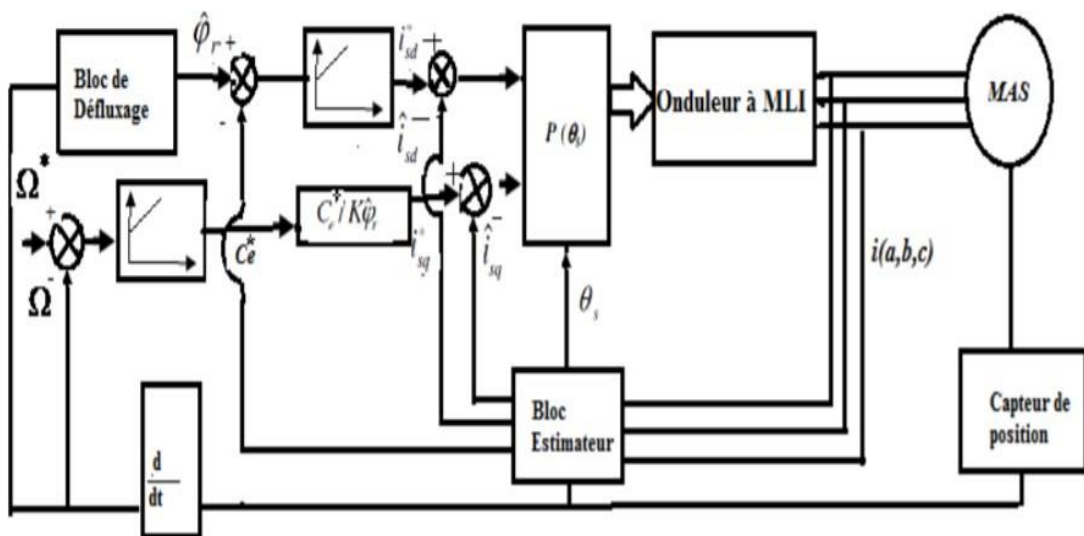
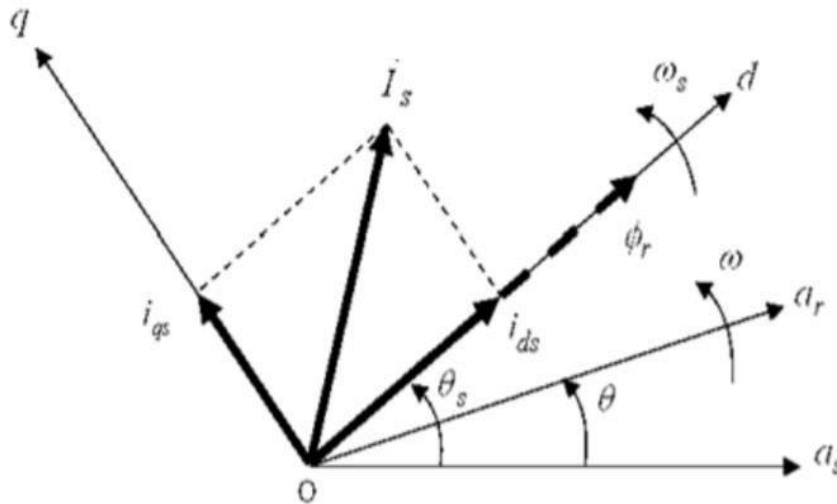


Fig. (2.2) : Schéma bloc du modèle vectoriel de la machine asynchrone

On peut distinguer deux types de commandes vectorielles, selon la présence ou non de la boucle de régulation de flux : **directes et indirectes**.

Elles dépendent du référentiel de travail RST (les tensions primaires d'entrée au convertisseur), de la nature du flux à orienter et à réguler (statorique, rotorique ou de l'entrefer), et enfin de la procédure d'obtention du flux directe ou indirecte [5] **Figure (2.3)**.



**Fig. (2.3)** : Principe d'orientation du flux rotorique par la commande vectorielle

L'inconvénient de ces stratégies réside précisément dans la nécessité de mesurer en ligne la direction du flux, en vue de déterminer la position du repère  $(d, q)$ .

### II-2-3 COMMANDE DIRECTE DU COUPLE (DTC)

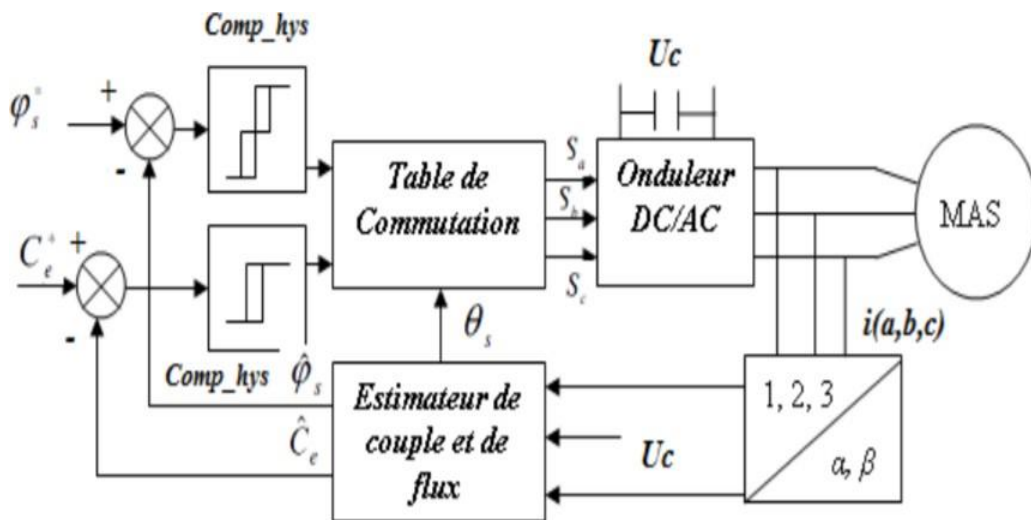
L'apparition de la Commande Directe du Couple dite DTC (**Direct Torque Control**), est innover pour concurrencer les commandes précédentes en matière du contrôle du couple [5] ; Elle a été largement développée par M. Depenbrock en Allemagne et par I. Takahashi, et T. Noguchi au Japon en milieu des années 80 [5].

Au milieu des années 90, la société ABB a commercialisé le premier variateur de vitesse utilisant cette technique [5].

Pas comme le cas de la commande vectorielle qui est basée sur l'imitation de la commande d'une machine à courant continu, La DTC cible une exploitation plus directe et complète du couple et du

flux de la machine. Ceci permet de s'affranchir des transformations non linéaires des coordonnées, ce qui simplifiera la mise en œuvre de son algorithme de commande [5] **Figure (2.4)**.

L'inconvénient majeur de la DTC classique réside dans sa difficulté de fonctionnement à très faibles vitesses due aux ondulations élevées des courants et du couple. Ainsi qu'une sous-estimation de la résistance statorique, qui est le seul paramètre électrique qui intervient pour le calcul des composantes de flux statorique, provoque alors l'instabilité du système [36].



**Fig. (2.4) :** Structure de la commande DTC

### II-3 TECHNIQUES DE COMMANDE NON-LINEAIRE

Vu qu'il existe vraiment une complexité lors de l'élaboration de la commande pour la machine asynchrone par des méthodes dites linéaires, la nécessité a ouvert la voie à plusieurs stratégies de commande utilisant l'orientation du flux par des systèmes à structure variable, ainsi que la linéarisation du système par le retour d'états ou son adaptation en boucle fermée et le rend à plusieurs systèmes d'ordre un et en cascade.

#### II-3-1 COMMANDE PAR STRUCTURE VARIABLE

Le réglage par mode glissant est un mode de fonctionnement particulier des systèmes à structure variable. Les premiers travaux dans ce domaine ont été proposés et élaborés au début des années 50. La caractéristique principale de ces systèmes est que leur loi de commande se modifie d'une manière

discontinue, aux passages par des surfaces de commutation appelées surfaces de glissement. La théorie donc des systèmes à structure variable et les modes glissants associés est une technique de commande non linéaire [5], [38].

La commande à structure variable basé sur la méthode du flux orienté a été l'objectif de plusieurs travaux de recherche, dont ils ont remplacé les régulateurs classiques par des régulateurs glissants. Les études ont montré le bon comportement du processus vis-à-vis de la robustesse, des performances dynamiques et du temps de calcul [5].

La technique de commande par mode glissant consiste à amener la trajectoire d'état d'un système vers une surface de glissement et de faire commuter autour de celle-ci à l'aide d'une logique de commutation appropriée jusqu'au point d'équilibre d'où le phénomène de glissement. Ce dernier rend le système bouclé insensible à la variation paramétrique et aux perturbations extérieures [39].

### **II-3-2 COMMANDE PAR L'APPROCHE DU BACK-STEPPING**

C'est au début des années 90 que la technique de backstepping a été développée (Kokotovic, 1992). Malgré les grands progrès réalisés par cette technique qui a donné un nouveau souffle à la commande des systèmes non-linéaires, reste manquante des approches générales. La synthèse de lois de commande non linéaires qui peut s'appliquer à un grand nombre de systèmes non linéaires, utilise la méthode systématique et récursive qui est basé sur le principe de stabilité de Lyapunov [5].

L'idée de base de la commande de type Backstepping est de rendre les systèmes bouclés équivalents à des sous-systèmes d'ordre un en cascade stable au sens de Lyapunov, ce qui leur confère des qualités de robustesse et une stabilité globale asymptotique. En d'autres termes, c'est une méthode multi-étape. À chaque étape du processus, une commande virtuelle est ainsi générée pour assurer la convergence du système vers son état d'équilibre. Cela peut être atteint à partir des fonctions de Lyapunov qui assurent, pas à pas, la stabilisation de chaque étape de synthèse [5].

### II-3-3 COMMANDE PAR RETOUR D'ETAT LINEARISANT

Cette méthode généralise les commandes de type vectoriel en assurant le découplage et la linéarisation des relations entre les entrées et les sorties.

Supposant que la totalité du vecteur d'état est mesurable, il est ainsi possible de concevoir un retour d'état non linéaire qui assure la stabilité du système bouclé. Plusieurs travaux ont démontré que cette technique de commande non linéaire a fait apparaître des propriétés intéressantes quant au découplage couple/flux, au temps de réponse en couple, et à la robustesse paramétrique [18], [40], [42].

Cette structure de commande apparaît ainsi comme une alternative intéressante à la commande par orientation du flux.

### II-4 CONCLUSION

Il est bien connu que la qualité des lois de commande pour le pilotage du moteur à induction nécessite une bonne connaissance des grandeurs d'état nécessaire ainsi que des paramètres intervenant dans son modèle. L'accès à ces grandeurs d'état passe par la mesure au moyen de capteurs dont la précision est primordiale pour obtenir le niveau de performances requis par certaines applications industrielles. Cependant, les problèmes de variations paramétriques, de l'inaccessibilité à la mesure de certains états, de la non observabilité du moteur dans certaines régions, du coût des capteurs et de leur manque de précision, rendent cette tâche très difficile. Pour faire face à ces problèmes, il est indispensable de recourir à des capteurs logiciels grâce à la conception d'observateurs et d'estimateurs.

## CHAPITRE III : OBSERVATEURS ET COMMANDE SANS CAPTEUR

### III-1 INTRODUCTION

Un OBSERVATEUR est un système dynamique qu'on peut l'appeler Capteur Informatique, puisqu'il est souvent implanté sur un 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].

La structure de l'observateur est basée 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.

### III-2 OBSERVABILITE DES SYSTEMES LINEAIRES

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] :

$$\begin{cases} \dot{x} = A \cdot x(t) + B \cdot u(t) \\ y = C \cdot x(t) \end{cases} \quad (3.1)$$

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 :

**III-2-1 DEFINITION 1 : OBSERVABILITE**

Le système (3.1) 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  $x(0) = x_0$  quel que soit l'entrée du système

**III-2-2 DEFINITION 2 : CONDITION DU RANG**

L'observabilité du système (3.1) est garantie si le rang de la matrice d'observabilité est égal à  $n$ . On dit alors que le système est observable [16].

$$\text{rang}(O) = \text{rang} \begin{pmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

Une fois l'observabilité du système linéaire (3.1) est garantie par l'application de la condition du rang, il est possible de lui construire un observateur.

**III-3 OBSERVABILITE DES SYSTEMES NON LINEAIRES**

Les processus physiques sont très souvent représentés par des modèles non linéaires décrits sous la forme suivante [16] :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x(t), u(t)) \\ y = h(x(t)) \end{cases} \quad (3.3)$$

L'observabilité du système non linéaire (3.3) 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].

**III-3-1 DEFINITION 3 : INDISCERNABILITE**

Deux états initiaux  $x(t_0) = x_1$  et  $x(t_0) = x_2$  du système non linéaire (3.3) sont dit indiscernables 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 :

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

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

### III-3-2 DEFINITION 4 : OBSERVABILITE

Le système (3.3) est dit observable, s'il n'existe pas de couple d'état initiaux distincts indiscernables. Autrement dit :

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

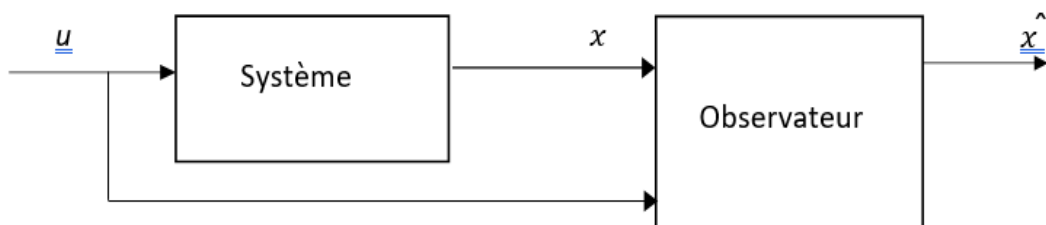
### III-4 PRINCIPE DES OBSERVATEURS

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 phases, 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.

La correction se fait par l'addition d'un terme de correction qui régit la dynamique et la robustesse de l'observateur [16].



**Fig. (3.1)** : Principe de l'Observateur.



### III-4-1 OBSERVATEUR POUR DES SYSTEMES LINEAIRES

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.

#### III-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 (3.1) a la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A. \hat{x}(t) + B. u(t) + K. (y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = C. \hat{x}(t) \end{cases} \quad (3.4)$$

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

$$\dot{e}(t) = A_{obs} e(t) = (A - K.C) e(t) \quad (3.5)$$

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

#### III-4-1-2 FILTRE DE KALMAN

Le filtre de Kalman a la même expression dans (3-4), 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 [16] :

$$K = P C^T R^{-1} \quad (3.6)$$

Avec : P la solution de l'équation de Riccati la suivante :

$$AP + PA - PC^T R^{-1} CP + LQL^T \quad (3.7)$$

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

### III-4-2 OBSERVATEUR POUR LES SYSTEMES NON LINEAIRES

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 forme (3.3) est donné par :

$$\dot{\hat{x}}(x) = f(\hat{x}(t), u(t)) + k.(y(t) - \hat{y}(t)) \quad (3.8)$$

Avec :  $k.(y(t) - \hat{y}(t))$  est le terme de correction.

La fonction non linéaire du système (3.3) vérifie en général la condition de Lipschitz par rapport à  $x$  :

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

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

Dans la littérature, plusieurs approches d'observation ont été proposées qui se différencient principalement entre eux dans le terme de correction. Citons à titre d'exemple l'observateur à grand gain, l'observateur à mode de glissant.

#### III-4-2-1 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 Lipschitz, la moindre erreur entre l'état réel et l'état estimé va se répercuter. Par conséquent le gain  $k$  de l'observateur doit être important pour compenser cette amplification de l'erreur [24].

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

$$\dot{\hat{x}}(x) = f(\hat{x}(t), u(t)) + k.(y(t) - \hat{y}(t)) \quad (3.9)$$

Avec :  $k$  est le gain d'observation.

#### III-4-2-2 OBSERVATEUR A MODE DE GLISSANT

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].

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 [16] :

- **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 (3.3) est défini par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(x) = f(\hat{x}, u) - k \cdot \text{sign}(s) \\ \hat{y} = h(\hat{x}) \end{cases} \quad (3.10)$$

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  $SIGN$  appliquée à l'erreur de sortie ou la fonction  $\text{sign}(s)$  est définie par :

$$\text{sign}(s) = \begin{cases} 1 & \text{si } s > 0 \\ 0 & \text{si } s = 0 \\ -1 & \text{si } s < 0 \end{cases} \quad (3.11)$$

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

**1<sup>ère</sup> condition** : concerne le mode d'atteinte et garantit l'attractivité de la surface de glissement

( $s=0$ ) surface de glissement est attractive si la fonction de Lyapunov  $V = S^T \cdot S$  vérifie la condition :

$$\dot{V}(x) < 0 \text{ si } s \neq 0$$

**2<sup>ème</sup> condition** : concerne le mode glissant, durant cette étape, le gain d'observation  $k$  agit de

manière à satisfaire la condition d'invariance suivante :  $\begin{cases} \dot{s} = 0 \\ s = 0 \end{cases}$

### III-5 CONCLUSION

On conclue que la structure générale d'un observateur (linéaire ou non linéaire) 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.

Pour les systèmes linéaires, il existe l'observateur de Luenberger basé sur la technique de placement des pôles afin de garantir la dynamique de l'erreur et sa convergence. Ainsi que le filtre de Kalman et de type stochastique basé sur la satisfaction de l'équation de Riccati.

Pour les systèmes non linéaires, il n'existe pas une méthode universelle, tous les observateurs qui ont été développés basés sur le terme de correction, à grand-gain ou à mode glissement de surface pour la convergence de l'erreur qui tend asymptotiquement vers zéro.

L'observateur neuronal contribue à élaborer la commande par l'estimation des états du système et réinjection en boucle du système en vue de garantir la stabilité et la convergence rapide.

## CHAPITRE IV : COMMANDE PAR RETOUR D'ETAT LINEARISANT ET OBSERVATEUR NEURONAL

### IV-1 INTRODUCTION

Ce chapitre consiste à concevoir une commande par retour d'état linéarisant, augmentée par un observateur d'état pour estimer conjointement le flux rotorique et la vitesse. Les simulations effectuées pour cette commande sur le modèle de la machine asynchrone dont son modèle d'état donné en chapitre 1 (1.36) en supposant le vecteur d'état est mesurables.

Cependant 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 cet observateur, un approximateur neuronal de fonctions est incorporé pour approximer les perturbations externes inconnues (comme la charge).

L'observateur proposé est adaptatif comme les paramètres des réseaux de neurones sont estimés. Cette commande est ensuite testée via des simulations numériques sur le modèle simplifié de la machine asynchrone donné par le modèle d'état (1.36) multivariables et non linéaire.

### IV-2 COMMANDE LINEARISANTE PAR RETOUR D'ETAT

#### IV-2-1 PRINCIPE

La démarche consiste à établir une relation (linéaire) liant la sortie du système  $y$  à l'entrée  $u$  et donc, à travers la loi de commande, à l'entrée  $u$ . 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 [16].

Supposons que  $h(x)$  est la sortie du système. En utilisant la relation (1.36), la dérivée de cette fonction est :

$$\dot{x} = f(x) + g u \quad (4.1)$$

$$\dot{h}(x) = \frac{\partial h}{\partial x} \dot{x} \quad (4.2)$$

$$= \sum_1^n \frac{\partial h}{\partial x} f_i(x) + \sum_1^n \frac{\partial h}{\partial x} g_i \cdot u \quad (4.3)$$

$$= L_f h + L_g h \cdot u \quad (4.4)$$

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

$$\begin{cases} L_f h(x) = L_f^{i-1} h \\ L_g h(x) = L_g^{i-1} h \end{cases} \quad (4.5)$$

#### IV-2-2 COMMANDES DE LA VITESSE ET DU FLUX ROTORIQUE

Rappelons que le vecteur d'états du système (1.38) à commander est minimiser au  $[i_{sd}, i_{sq}, \Phi_{rd}, \omega]$  après considérer  $\Phi_{rq} = 0$ , et donc, les erreurs de poursuite sont définies comme :

$$\begin{cases} e_1 = \Phi_{rd} - \Phi_{rdr} \\ e_2 = \omega - \omega_{ref} \\ e_3 = i_{sd} - i_{sdr} \\ e_4 = i_{sq} - i_{sqr} \end{cases} \quad (4.6)$$

où  $i_{sdr}, i_{sqr}, \omega_{ref}$  et  $\Phi_{rdr}$  sont les références

Pour commander le flux de rotor et la vitesse, les équations du système en (1.38) sont employées (dans un référentiel fixe au stator  $\omega_s = 0$  avec  $\Phi_{rq} = 0$ ) et ressorti les matrices suivantes :

$$f(x) = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_r} \phi_{rd} \\ -\frac{f}{J} \omega - \frac{c_r}{J} \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

La matrice d'entrée de commande est définie par :

$$g(x) = \begin{bmatrix} \frac{M}{T_r} & 0 \\ 0 & \frac{pM}{J.L_r} \phi_{rd} \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

Le vecteur de sortie est choisi comme :

$$h(x) = \begin{bmatrix} h_1(x) \\ h_2(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{rd} - \phi_{rdr} \\ \omega - \omega_{ref} \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

Le vecteur de commandes virtuelles est :

$$u = \begin{bmatrix} h_{3r}(x) \\ h_{4r}(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_{sdr} \\ i_{sqr} \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

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

$$\begin{bmatrix} \dot{h}_1(x) \\ \dot{h}_2(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{f1}h_1(x) + L_{g1}h_1(x) h_{r3}(x) \\ L_{f2}h_2(x) + L_{g2}h_2(x) h_{r4}(x) \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

Les références des courants statoriques sont déterminées comme suit :

$$\begin{bmatrix} h_{r3}(x) \\ h_{r4}(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{g1}h_1(x) & 0 \\ 0 & L_{g2}h_2(x) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} u_1 - L_{f1}h_1(x) \\ u_2 - L_{f2}h_2(x) \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

Où :

$$L_{f1}h_1(x) = -\frac{1}{T_r}\phi_{rd} \quad L_{f2}h_2(x) = -\frac{f}{j}\omega - \frac{c_r}{j}$$

$$L_{g1}h_1(x) = \frac{M}{T_r} \quad L_{g2}h_2(x) = \frac{pM}{j.L_r}\phi_{rd}$$

Et les expressions des commandes linaires  $u_1$  et  $u_2$  sont données par :

$$\begin{cases} u_1 = \dot{\phi}_{rd} - k_{p1}e_1 \\ u_2 = \dot{\omega}_{ref} - k_{p2}e_2 \end{cases} \quad (4.13)$$

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

### IV-2-3 COMMANDES DES COURANTS STATORIQUES

D'après les équations dynamiques des courants dans le modèle (1.39), on peut écrire [6] :

$$f(x) = \begin{bmatrix} -\gamma \cdot i_{sd} + \frac{K}{T_r} \cdot \phi_{rd} + \omega_s \cdot i_{sq} \\ -\gamma \cdot i_{sq} - \omega_s \cdot i_{sd} - p \cdot K \cdot \omega \phi_{rd} \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

Et la matrice d'entrée de commande est :

$$g(x) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

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

$$h(x) = \begin{bmatrix} h_3(x) \\ h_4(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_3 \\ e_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_{sd} - i_{sdr} \\ i_{sq} - i_{sqr} \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

Pour déterminer les commandes réelles du système (1.36),  $u_{sd}$  et  $u_{sq}$ , on calcule la dérivée par rapport au temps de l'équation (4.16) comme suit :

$$\begin{bmatrix} \dot{h}_3(x) \\ \dot{h}_4(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{f1}h_3(x) + L_{g1}h_3(x) u_{sd} \\ L_{f2}h_4(x) + L_{g2}h_4(x) u_{sq} \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

Les références des courants statoriques sont déterminées comme suit :

$$\begin{bmatrix} u_{sd} \\ u_{sq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{g1}h_3(x) & 0 \\ 0 & L_{g2}h_4(x) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} u_3 - L_{f1}h_3(x) \\ u_4 - L_{f2}h_4(x) \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

où :

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

$$L_{f2}h_4(x) = -\gamma i_{sq} - \omega_s i_{sd} - pK\omega \phi_{rd}$$

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

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

$$\begin{cases} u_3 = i_{sdrf} - k_{p3}e_3 = \dot{h}_{r3}(x) - k_{p3}e_3 \\ u_4 = i_{sqr} - k_{p4}e_4 = \dot{h}_{r4}(x) - k_{p4}e_4 \end{cases} \quad (4.19)$$

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

#### IV-2-4 STABILITE DU SYSTEME EN BOUCLE FERME

En appliquant les commandes (4.11) et (4.17), on obtient la dynamique suivante :

$$\begin{bmatrix} \dot{e}_1 \\ \dot{e}_2 \\ \dot{e}_3 \\ \dot{e}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -k_{p1}e_1 \\ -k_{p2}e_2 \\ -k_{p3}e_3 \\ -k_{p4}e_4 \end{bmatrix} \quad (4.20)$$



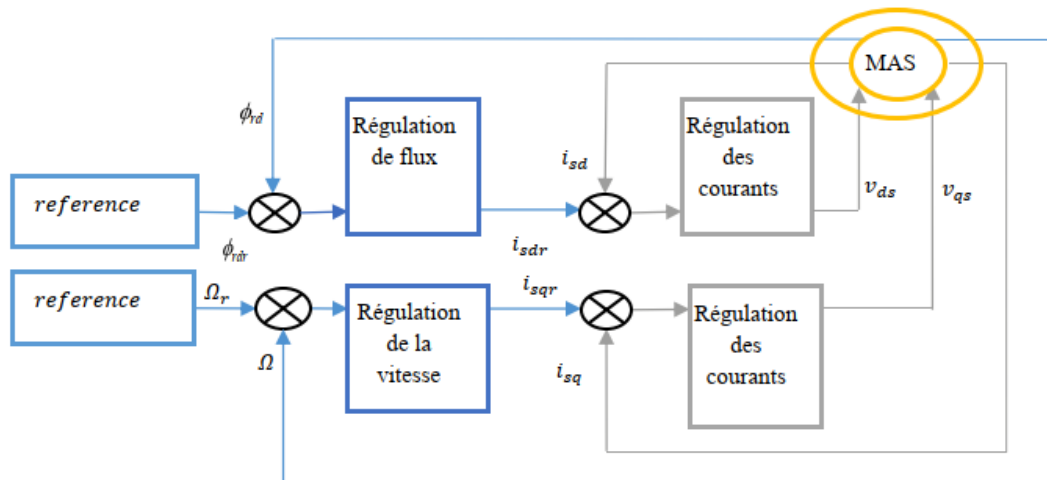
Pour étudier la stabilité de ce système d'erreurs, on choisit la fonction d'énergie Lyapunov candidate la suivante :

$$L_1 = \frac{e_1^2}{2} + \frac{e_2^2}{2} + \frac{e_3^2}{2} + \frac{e_4^2}{2} \tag{4.21}$$

Sa dérivée par rapport au temps est :

$$\dot{L}_1 = -k_{p1}e_1^2 - k_{p2}e_2^2 - k_{p3}e_3^2 - k_{p4}e_4^2 \tag{4.22}$$

Donc, d'après équations (4.21), toutes les erreurs de poursuite sont globalement exponentiellement stables. Le schéma bloc de la commande linéarisante par retour d'état est donné sur la figure (4.1). Cette stratégie de commande est similaire à une commande cascade (ou bien par backstepping)



**Fig. (4.1)** : Schéma bloc de la commande linéarisante par retour d'état

#### IV-2-5 SIMULATION ET INTERPRETATION DES RESULTATS

Les valeurs utilisées des paramètres de la machine dans cette simulation sont données dans le **Tableau (1.1) en premier chapitre de notre ce mémoire.**

Ainsi que les paramètres de conception de la commande sont choisis comme suit :

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

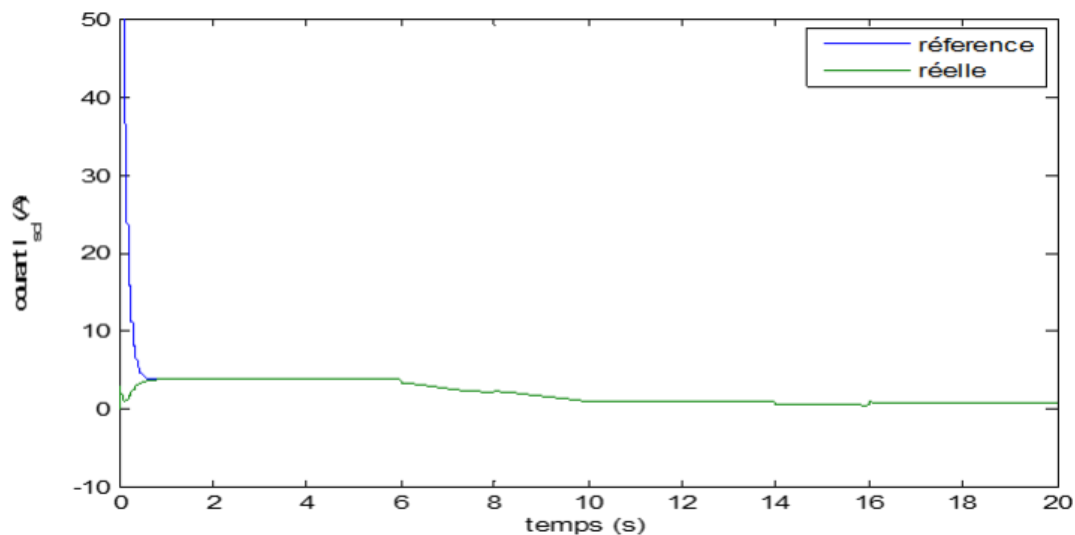
Les résultats de simulation sont donnés dans les figures (4.2) - (4.7).

Les figures (4.2), (4.3) montrent la bonne poursuite des courants statoriques selon les deux axes.

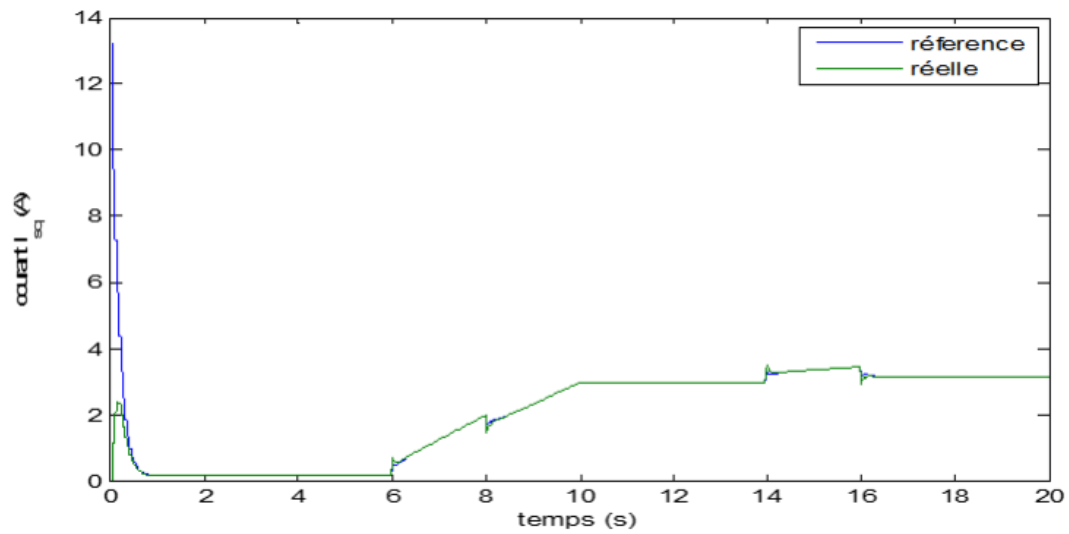
La vitesse suit bien sa référence comme le montre la Figure (4.4).

La trajectoire réelle et celle de référence du flux rotorique selon l'axe  $d$  sont représentées sur la figure (4.5) ; Il est clair d'après cette figure que ce flux suit parfaitement sa référence correspondante.

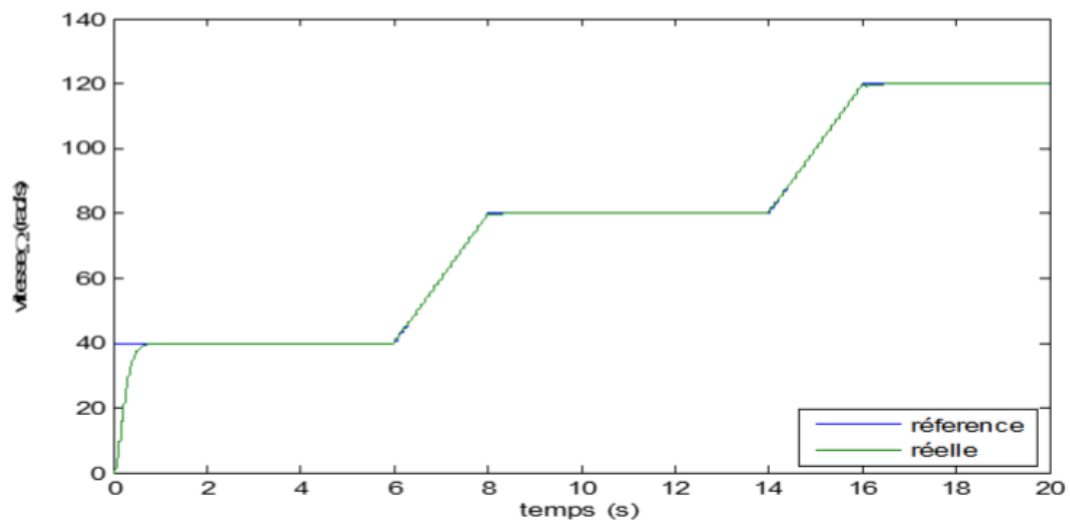
Les figures (4.6) et (4.7) illustrent respectivement le couple électromagnétique avec le couple résistant, et les commandes appliquées au modèle de la machine asynchrone en (1.38)



**Fig. (4.2) :** Poursuite du courant statorique selon l'axe  $d$



**Fig. (4.3) :** Poursuite du courant statorique selon l'axe  $q$



**Fig. (4.4) :** Poursuite de la vitesse de rotation

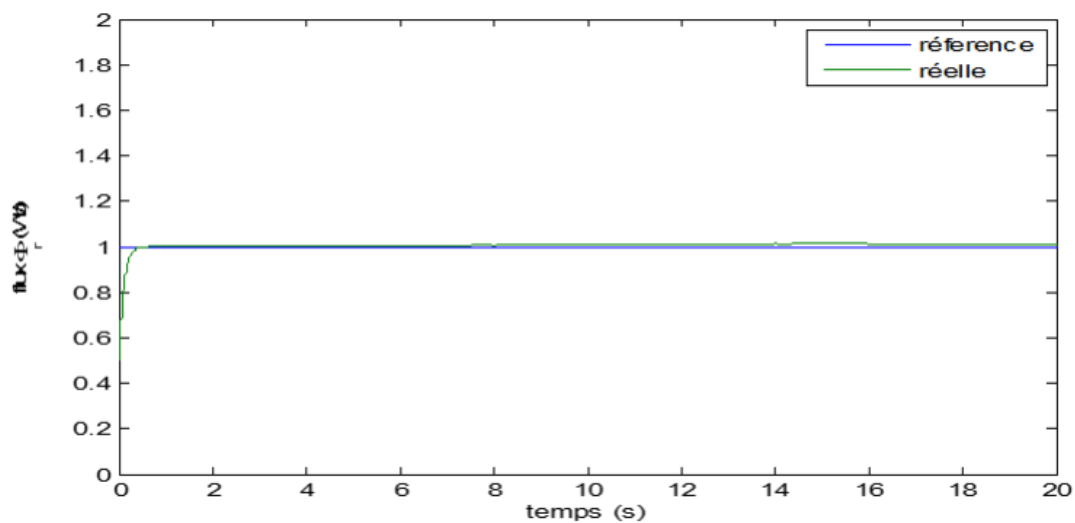


Fig. (4.5) : Poursuite du flux rotorique selon l'axe  $d$

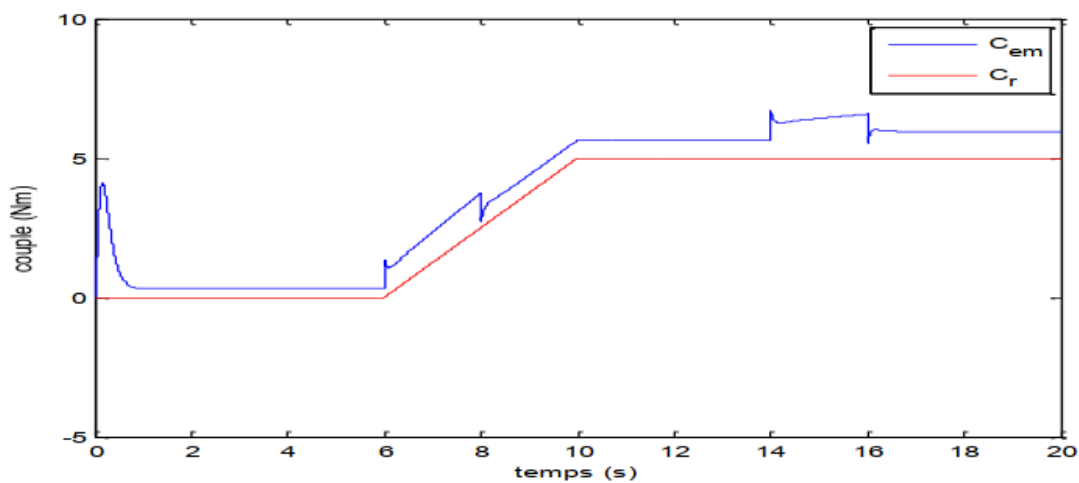
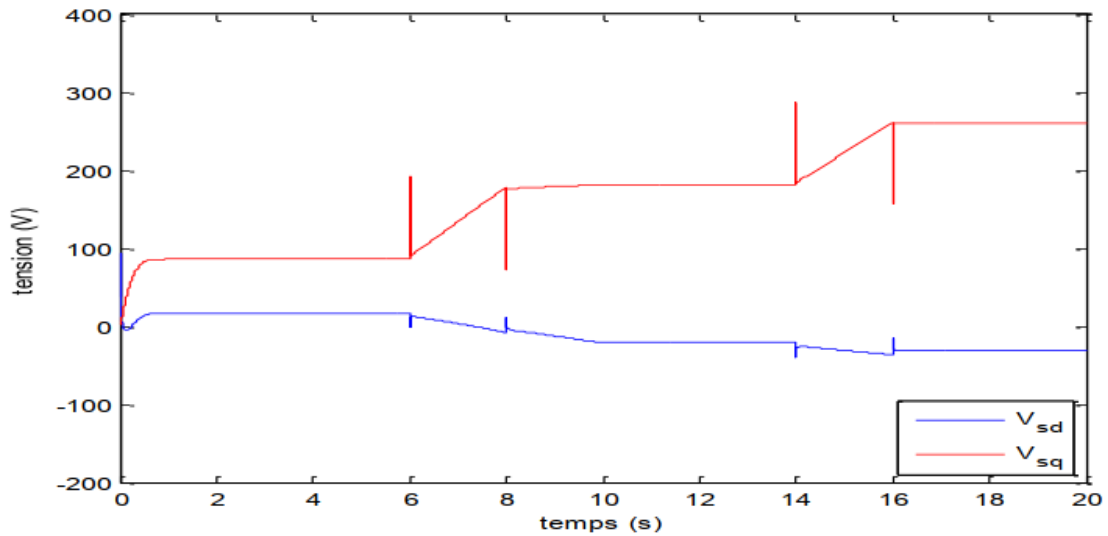


Fig. (4.6) : Couple électromagnétique et résistant.



**Fig. (4.6) :** Commandes appliquées  $V_{sd}$  et  $V_{sq}$ .

Voici en dessous comme rappel les paramètres choisis en premier chapitre lors de la simulation de comportement de la machine asynchrone alimenté directement par un réseau industriel triphasé via convertisseur statique équipé de redresseur, filtre et un onduleur de commande triangulo-sinusoidale

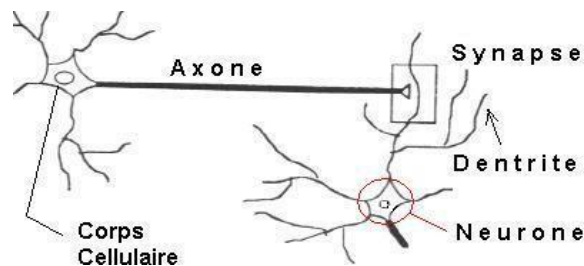
**Tableau 1.1 :** Valeurs des paramètres de la machine utilisée.

Paramètres	Notations	Valeur
Résistance rotorique	$R_r$	$3.805\Omega$
Résistance statorique	$R_s$	$4.850\Omega$
Inductance mutuelle	$M$	$0.258\text{ H}$
Inductance statorique	$L_s$	$0.247\text{ H}$
Inductance rotorique	$L_r$	$0.247\text{ H}$
Moment d'Inertie	$J_m$	$0.031\text{ kg/m}^3$
Paires de pôles	$p$	2
Coefficient visqueux de frottement	$f_m$	$0.0008\text{ N. m. s/rd}$
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

### IV-3 RESEAUX DE NEURONES

#### IV-3-1 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 composée d'un corps cellulaire (ou bien soma), d'un axone et de plusieurs dendrites comme il est présenté par la Figure (4.7).



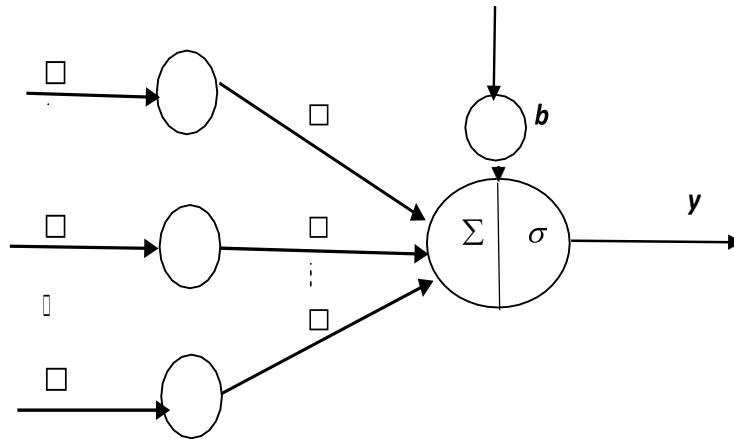
**Fig. (4.7) :** Neurone biologique

En se basant sur les notions : dendrites, corps cellulaire, axone, synapse, et le principe de transmission des signaux, les chercheurs ont créé un modèle approximatif à la cellule nerveuse, c'est le neurone formel [7].

#### IV-3-2 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 (voir la **Fig. 4.8** en dessous)



**Fig. (4.8) :** 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  $V^T X = \sum_{i=1}^n v_i \cdot x_i$ .

avec :  $V = [v_1 v_2 \dots v_n]^T$  et  $X = [x_1 x_2 \dots x_n]$ .

**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 (4.1)**

**Tableau 4.1:** 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	$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{(-x)}}$
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 :

$$y = \sigma.(V^T X + b) \quad (4.23)$$

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-dessus permet d'avoir une infinité de valeurs possibles pour la sortie de neurone formel [7], [16]

### IV-3-3 RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Un réseau de neurones artificiel (RNA) est un ensemble de neurones formels associés 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 un 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.

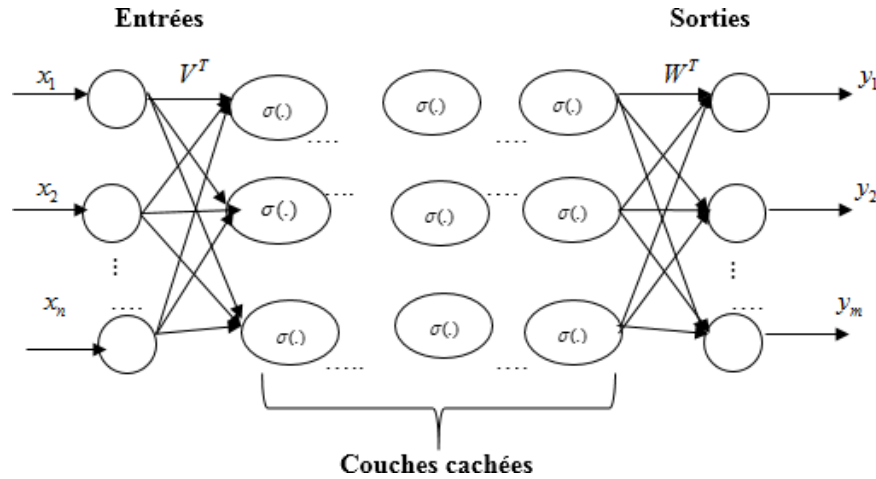


Fig. (4.9) : Représentation d'un réseau de neurones artificiel

La sortie du réseau est la suivante :

$$y_i = \sum_{j=1}^L (w_{ij} \sigma [\sum_{k=1}^n v_{jk} x_k]); \quad (4.24)$$

$$i = 1 \dots, m$$

$X \in R^n$  : vecteur d'entrée avec  $X = [X_1, X_2, \dots, X_n]$ .

$V^T \in R^{1 \times n}$  : matrice des poids (entrée/couche cachée).

$Y \in R^m$  : vecteur de sortie avec  $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_m]$ .

L : nombre de neurones de la couche cachée.

$W^T \in R^{m \times 1}$  : matrice des poids (couche cachée/sortie).

$\sigma(x)$  : Fonction d'activation.

Finalement, l'équation (4.23) peut être écrite sous la forme matricielle suivante :

$$Y = W^T \sigma(V^T X) \quad (4.25)$$

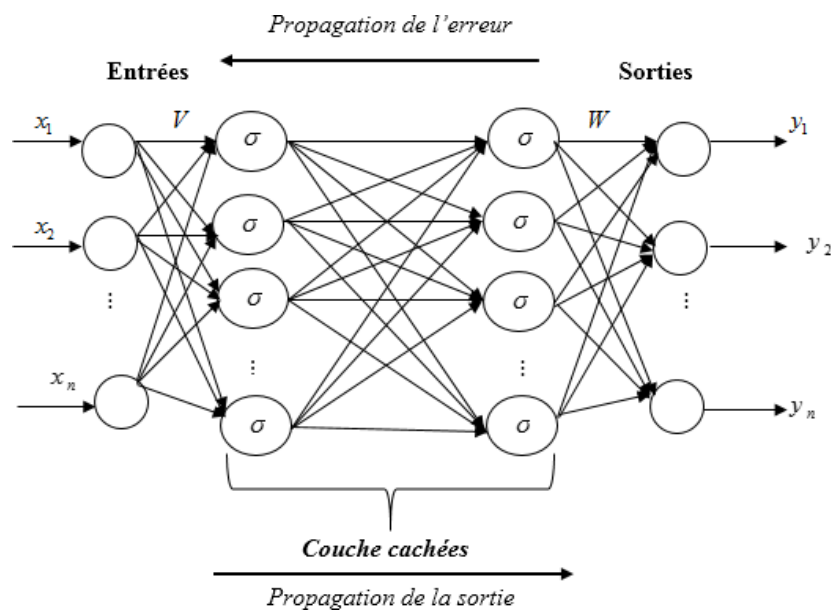
#### IV-3-4 TYPE DE RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Deux grandes familles de RNA sont présentées dans la littérature, à savoir les réseaux à fonction de bas radiales RBF (Radial Basis Function) et les réseaux à perceptron multicouches MLP (Multi layer perceptron) [7]

##### IV-3-4-1 RESEAU 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 (4.10)**. 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.

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 l'erreur. Dans ce cas, uniquement le signal d'erreur est (rétro-propagé) vers les entrées pour mettre à jour les poids des neurones. La fonction d'activation  $\sigma$  est située dans les couches cachées.

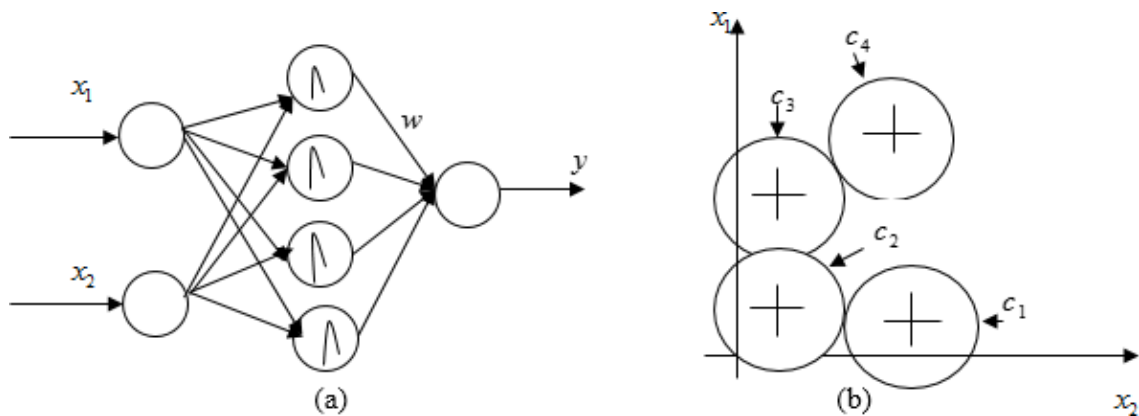


**Fig. (4.10) :** Perceptron multicouche

#### IV-3-4-2 RESEAUX DE NEURONES A FONCTION DE BASE RADIALE (RBF)

L'emploi d'une fonction d'activation sigmoïdale a 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 4.1). La **figure (4.11)** montre, un réseau RBF à deux entrées et avec quatre neurones dans la couche cachée.



**Fig. (4.11) :** 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 :

- 1- Le premier est à centre fixes, mais, l'inconvénient majeur de ce type est la nécessité d'utiliser un nombre très important de neurones cachés pour palier tous l'espace d'état.
- 2- Le deuxième type est les RBFs à centre 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 [7].

### IV-3-5 APPRENTISSAGE DES RESEAUX DE NEURONES

L'apprentissage d'un réseau de neurone 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 [7] :

- **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 performance 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 :

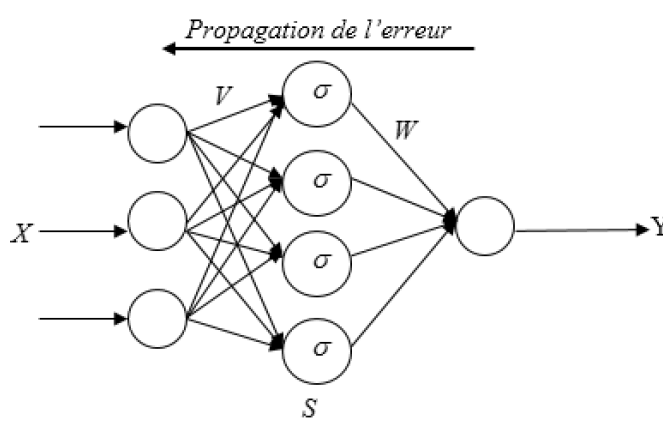
- **Apprentissage hors ligne** : le mode de fonctionnement hors-ligne sépare les phases d'apprentissage et d'utilisation. Dans un premier temps, le système est entraîné d'une manière statique ou incrémentale à partir d'un ensemble d'entraînement. Ensuite, dans un deuxième temps, le système préalablement 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 finale, 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-3-6 ALGORITHME DE RETROPROPAGATION A BASE DU GRADIENT (RN TYPE MLP)

L'algorithme de rétro-propagation (back propagation) 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 (back propagation). 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 [16].

L'algorithme de rétro-propagation d'un réseau de neurone MLP à une seule couche cachée est représenté sur la **figure (4.12)**.



**Fig. (4.12) :** 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 suivante :

$$Y = W\sigma(VX) \quad (4.26)$$

La fonction d'activation de type sigmoïdale qui va être utilisée tout au long de reste de travail et pour l'apprentissage par MLP.

$$e.i : \left( \sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{(-z)}} \right)$$

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 :

$$J = \frac{1}{2} e^2 = \frac{1}{2} (y_d - Y)^2 \quad (4.27)$$

Avec :  $e = y_d - Y$  est l'erreur du neurone de sortie.

$y_d$  : la sortie désirée du neurone de sortie.

$Y$  : la sortie réelle du neurone de sortie

Les lois de la mise à jour des poids estimés sont obtenues par différentiation de (4.27) par rapport à ces poids. L'application de l'algorithme du gradient pour la recherche d'un minimum local de (4.27) donne :

$$\begin{cases} \dot{W} = -\Gamma_w \frac{\partial J}{\partial W} = -\Gamma_w e \frac{\partial e}{\partial W} \\ \dot{V} = -\Gamma_v \frac{\partial J}{\partial V} = -\Gamma_v e \frac{\partial e}{\partial V} \end{cases} \quad (4.28)$$

Avec : ( $\Gamma_w = \delta_w \cdot I > 0$ ) et ( $\Gamma_v = \delta_v \cdot I > 0$ ) : sont des taux d'apprentissage positifs

$e$  : est l'erreur d'approximation

En utilisant (4.26) et (4.27) et la règle des chainages, on obtient l'algorithme de la rétro-propagation pour la mise à jour des poids [16] :

$$\dot{W} = -\Gamma_w (e \sigma(V^T \cdot X)) \quad (4.29)$$

$$\dot{V} = -\Gamma_v (e \cdot X \cdot W^T \cdot \sigma'(V^T \cdot X)) \quad (4.30)$$

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-3-7 THEOREME 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 [16] :

$$\sup_{x \in \Omega} |\hat{f}(x) - f(x)| \leq \varepsilon \quad (4.31)$$

Avec :  $\hat{f}(x)$  est l'approximation neuronale de  $f(x)$

$\varepsilon$  : une petite constante positive définit la borne supérieure de l'erreur d'approximation neuronale.

#### IV-4 COMMANDE PAR RETOUR D'ETAT LINEARISANT BASEE SUR UN OBSERVATEUR NEURONAL

##### IV-4-1 OBSERVATEUR NON LINEAIRE ADAPTATIF AUGMENTE PAR UN RN DE TYPE RBF

Considérons le système non linéaire suivant avec la structure :

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + B1u + f(x, y, u) + B2 \tau \\ y = Cx \end{cases} \quad (4.32)$$

Où :  $A \in \mathfrak{R}^{n \times n}$  : est une matrice connue,

$B1 \in \mathfrak{R}^{n \times m}$  : est une matrice de commande connue,

$u \in \mathfrak{R}^m$  : est le vecteur des entrées, étant supposé connue,

$B2 \in \mathfrak{R}^n$  : est un vecteur connu d'entrée,

$C \in \mathfrak{R}^{p \times n}$  : 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,

$\tau \in L_\infty$  : représente les dynamiques non modélisées ou les perturbations externes inconnues.

Avant de concevoir notre observateur pour la MAS, nous faisons les suppositions suivantes [6] :

**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 supposé borné c.à.d.  $\dot{W} = 0$ .

**Supposition 4 :** Les signaux  $y$  et  $u$  sont des signaux mesurables.

( $y$  : les sorties mesurées pour notre machine sont les courants statoriques).

Celles-ci sont des hypothèses classiques consacrées aux observateurs

Sous ces hypothèses, 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 le couple mécanique de charge. Cet observateur a la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = A \cdot \hat{x} + B_1 u + f(\hat{x}, u, y) + B_2 \hat{t} + L (y - C \hat{x}) \\ \hat{t} = W^T \delta(\bar{x}) \\ \dot{\hat{W}} = \gamma \delta(\bar{x}) F e \end{cases} \quad (4.33)$$

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 :  $B_2$  est un scalaire positif,  $C$  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 :  $A_0 = A - LC$  et par  $P$  et  $Q$  les matrices symétriques et définies positives étant solutions de l'équation matricielle de Lyapunov :

$$A_0^T P + P A_0 = -Q \quad (4.34)$$

Le gain  $F$  est obtenu utilisant la relation suivante [6] :

$$P B_2 = C^T F^T \quad (4.35)$$

#### IV-4-2 ESTIMATION DE LA VITESSE ET DU COUPLE DE CHARGE

Comme le couple de charge est inconnu, et ce type d'information est primordiale, on devrait le mesurer via un capteur, vu que 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 pour l'estimer (via des algorithmes basés sur des contrôleurs flous ou neuronaux). 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  $(d, q)$  (4.1) est :

$$\begin{cases} \dot{i}_{sq} = -\gamma i_{sq} - \hat{\omega}_s i_{sd} - pK\omega \hat{\phi}_{rd} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{sq} \\ \dot{\omega} = \frac{pM}{JL_r} \hat{\phi}_{rd} i_{sq} - \frac{f}{J} \omega - \frac{c_r}{J} \end{cases} \quad (4.36)$$

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

$$\begin{cases} \dot{\hat{\theta}}_s = \hat{\omega}_s = \frac{M i_{sq}}{T_r \hat{\phi}_{rd}} + p \omega \\ \dot{\hat{\phi}}_{rd} = \frac{M}{T_r} \hat{i}_{sd} - \frac{\hat{\phi}_{rd}}{T_r} \end{cases} \quad (4.37)$$

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  $C_r$  est considéré comme une perturbation externe inconnue qui sera estimée en ligne en utilisant les RN de type RBF.

En utilisant l'observateur adaptatif (4.33) et le modèle réduit (4.36) de la MAS, on obtient :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{\hat{i}}_{sq} \\ \dot{\hat{\omega}} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -\gamma & 1 \\ 0 & -\frac{f}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{i}_{sq} \\ \hat{\omega} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\hat{\omega} - \hat{\omega}_s i_{sd} - pK\hat{\omega}\hat{\phi}_{rd} \\ \frac{pM}{JL_r} \hat{\phi}_{rd} i_{sq} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ \sigma L_s \\ 0 \end{bmatrix} V_{sq} + \\ &\begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{1}{J} \end{bmatrix} w^T \delta(\bar{x}) + L(i_{sq} - \hat{i}_{sq}) \end{aligned} \quad (4.38)$$

$$y = i_{sq}$$

Selon la structure d'observateur (4.33), les matrices  $A$ ,  $B_1$  et  $B_2$  sont donc définies par :

$$A = \begin{bmatrix} -\gamma & 1 \\ 0 & -\frac{f}{J} \end{bmatrix}, \quad B_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ \sigma L_s \\ 0 \end{bmatrix}, \quad B_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{1}{J} \end{bmatrix} \quad (4.39)$$

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

$$f(x, y, u) = \begin{bmatrix} -\hat{\Omega} - \hat{\omega}_s i_{sd} - pK\hat{\omega}\hat{\phi}_{rd} \\ \frac{pM}{JL_s} \hat{\phi}_{rd} i_{sq} \end{bmatrix}; \quad \hat{t} = w^T \sigma(\bar{x}) \quad (4.40)$$

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

#### IV-4-3 ANALYSE DE LA STABILITE

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

Considérons la fonction candidate de Lyapunov suivante :

$$L = L_1 + L_2 \quad (4.41)$$

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) :

$$\begin{cases} L_1 = \frac{e_1^2}{2} + \frac{e_2^2}{2} + \frac{e_3^2}{2} + \frac{e_4^2}{2} \\ L_2 = \frac{e_0^T P e_0}{2} + \frac{\tilde{W}^T \tilde{W}}{2\gamma} \end{cases} \quad (4.42)$$

Avec  $e_i$  pour  $i=1,2,3,4$  étant les erreurs de poursuite.

$e_0 = x - \hat{x}$  : l'erreur d'observation.

$\tilde{W} = W - \hat{W}$  : l'erreur d'estimation paramétrique.

En dérivant par rapport au temps l'expression (4.42), on obtient :

$$\dot{L} = \dot{L}_1 + \dot{L}_2 \quad (4.43)$$

Où :

$$\dot{L} = \dot{e}_1 e_1 + \dot{e}_2 e_2 + \dot{e}_3 e_3 + \dot{e}_4 e_4 + \frac{\dot{e}_0^T P e_0}{2} + \frac{e_0^T P \dot{e}_0}{2} + \tilde{W}^T \gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} + \tilde{W}^T \gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} \quad (4.44)$$

L'erreur d'observation est déterminée à partir de (4.33) comme suit :

$$\begin{cases} \dot{e}_0 = A_0 e_0 + B_2 \tilde{W}^T \delta(\bar{x}) \\ \dot{e}_0^T = e_0^T A_0^T + \delta(\bar{x})^T \tilde{W} B_2^T \end{cases} \quad (4.45)$$

La substitution de l'expression (4.21) dans (4.44) donne :

$$\dot{L} = -k_{p1} e_1^2 - k_{p2} e_2^2 - k_{p3} e_3^2 - k_{p4} e_4^2 + \frac{e_0^T P e_0}{2} + \frac{e_0^T P \dot{e}_0}{2} + \tilde{W}^T \gamma^{-1} \tilde{W} + \tilde{W}^T \gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} \quad (4.46)$$

La substitution de l'erreur d'observation (4.45) et de la loi d'adaptation (4.33) dans l'expression (4.46), on obtient :

$$\begin{aligned} \dot{L} = & -k_{p1} e_1^2 - k_{p2} e_2^2 - k_{p3} e_3^2 - k_{p4} e_4^2 + \frac{(e_0^T A_0^T + \delta(\bar{x})^T \tilde{W} B_2^T) P e_0}{2} + \frac{e_0^T P (A_0 e_0 + B_2 \tilde{W}^T \delta(\bar{x}))}{2} - \\ & \frac{\tilde{W}^T \gamma^{-1} (\gamma \delta(e) F e)}{2} - \frac{(\gamma \delta(e) F e) \gamma^{-1} \dot{\tilde{W}}}{2} \end{aligned} \quad (4.47)$$

L'expression précédente peut être simplifiée comme suit :

$$\dot{L} = -k_{p1} e_1^2 - k_{p2} e_2^2 - k_{p3} e_3^2 - k_{p4} e_4^2 - e_0^T Q e_0 \quad (4.48)$$

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

#### IV-4-4 SIMULATION INTERPRETATION DES RESULTATS

Les valeurs utilisées des paramètres de la machine dans cette simulation sont données dans le

**Tableaux 1.1.** Et les paramètres des gains des contrôleurs sont choisis comme suit :

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

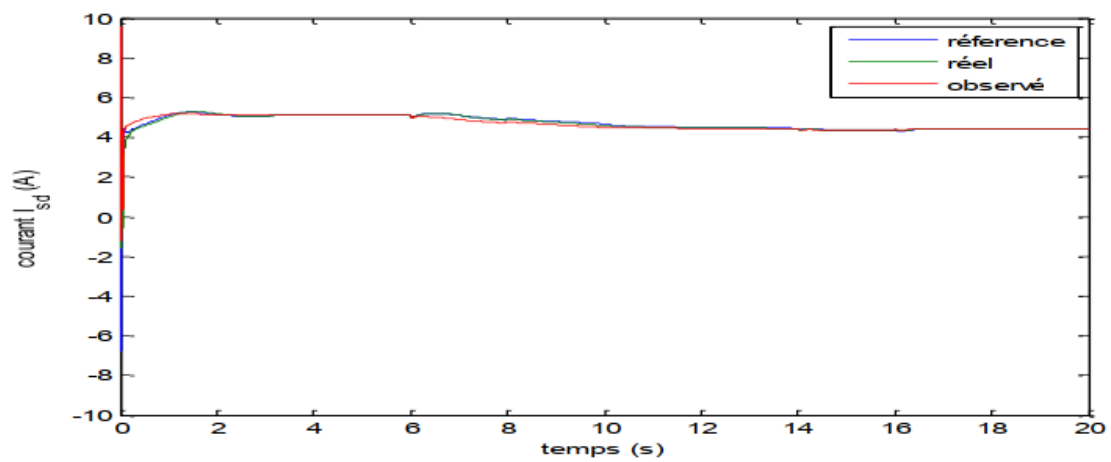
Les paramètres de réseau de neurones et observateur sont :

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

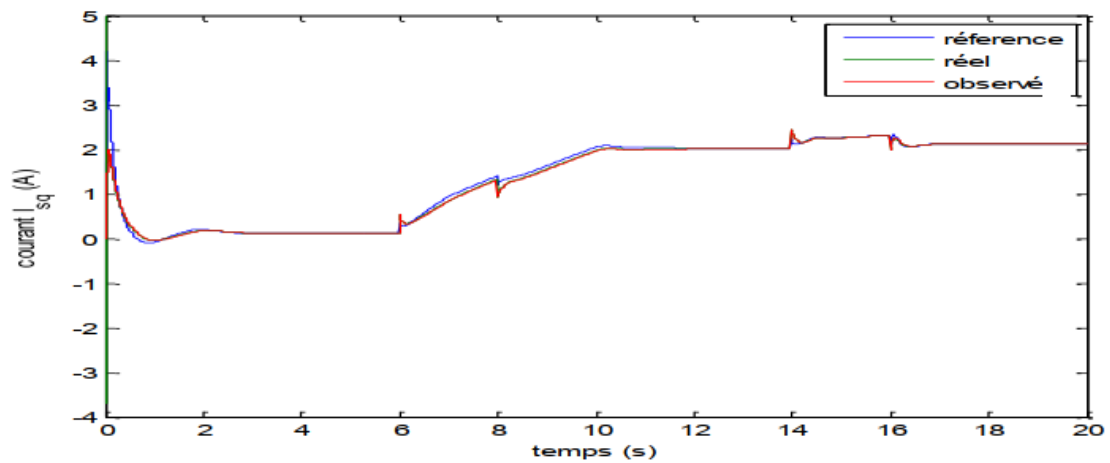
Les résultats de simulation sont donnés dans les Figures (4.13) à (4.19).

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.

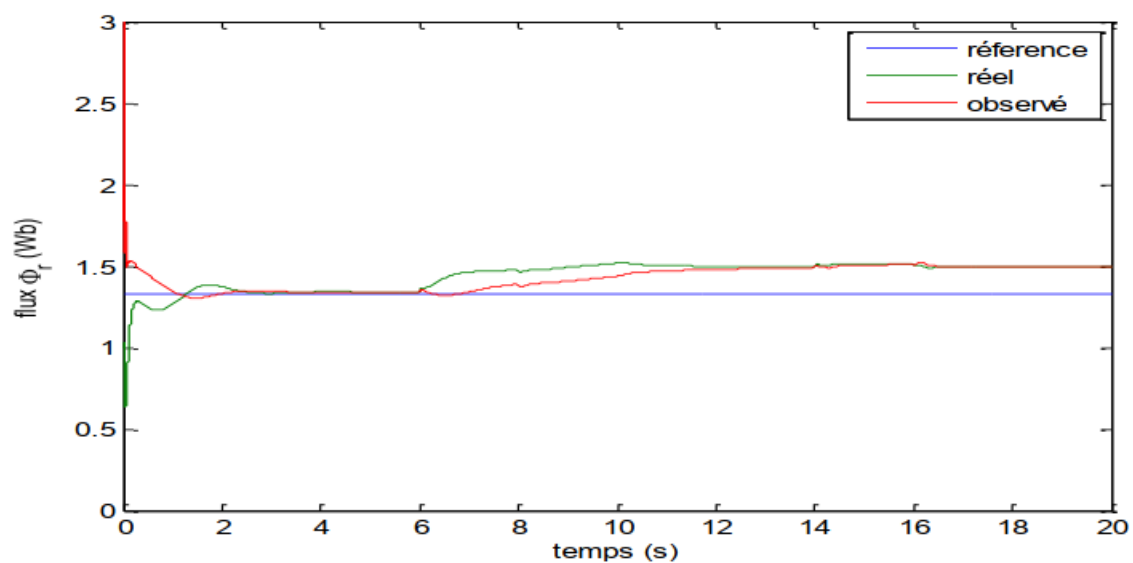
Le contrôleur a boosté les états à suivre leurs références imposées. Les commandes générées sont bornées et restent dans la plage nominale.



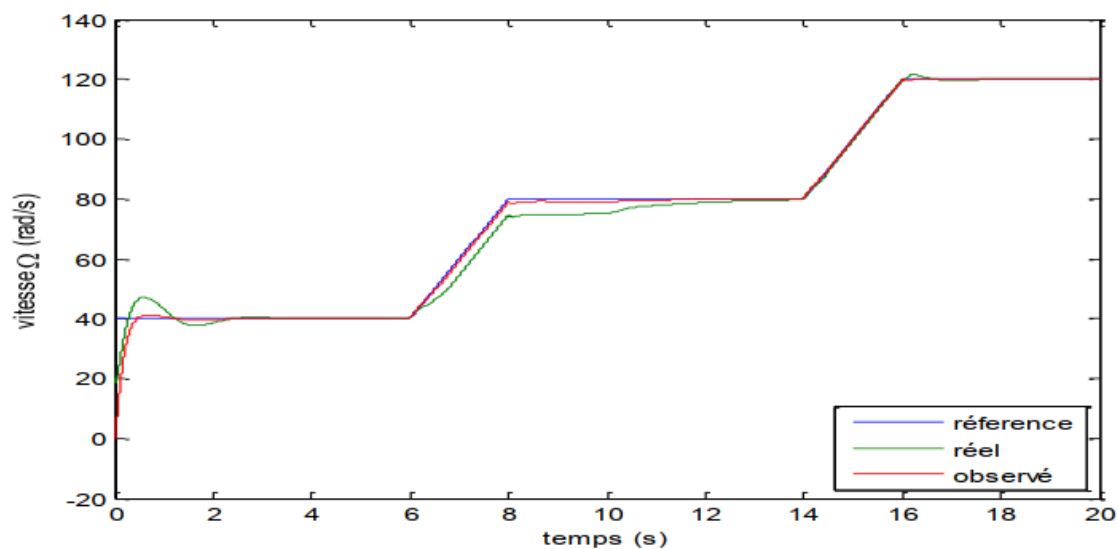
**Fig. (4.13)** : Comparaison entre le courant statorique (selon l'axe  $d$ ) de référence, réel et observé.



**Fig. (4.14)** : Comparaison entre le courant statorique (selon l'axe  $q$ ) de référence, réel et observé.



**Fig. (4.15)** : Comparaison entre le flux rotorique de référence, réel et observé.



**Fig. (4.16)** : Comparaison entre la vitesse de référence, réel et observé.

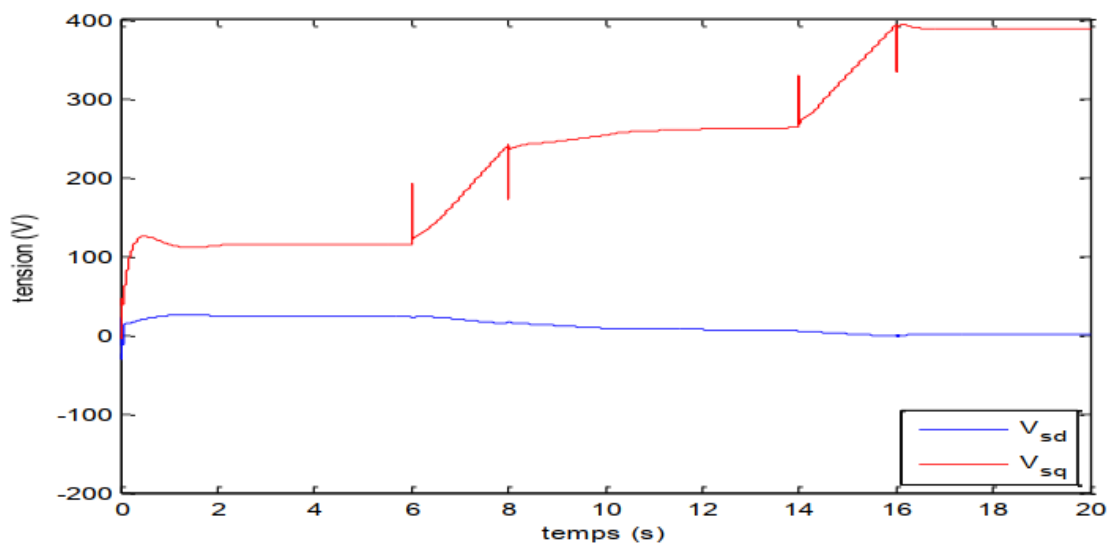


Fig. (4.17) : Commandes  $V_{sd}$  et  $V_{sq}$  .

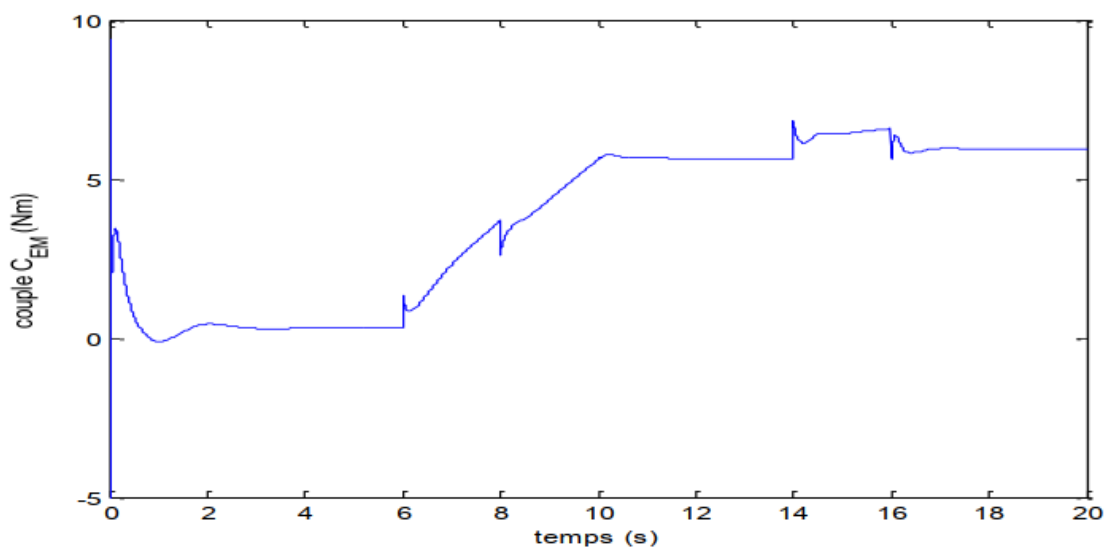
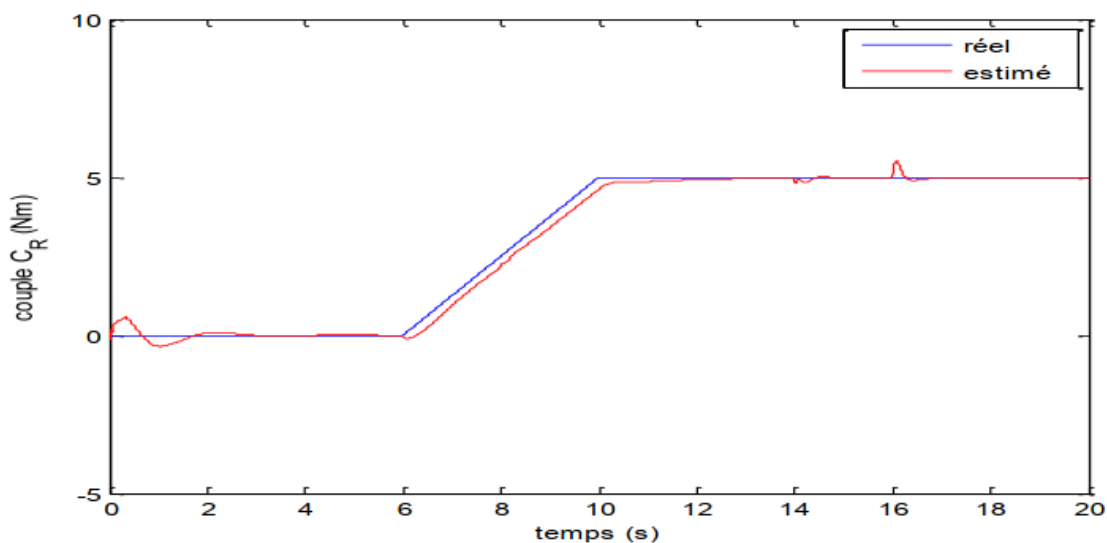


Fig. (4.18) : Couple électromagnétique



**Fig. (4.19)** : Comparaison entre le couple résistant réel et estimé.

#### IV-5 CONCLUSION

Dans ce chapitre, on a conçu une commande linéarisant par retour d'état. Ensuite on a fait relief sur les réseaux de neurones, types biologique, formel et artificiel, les différentes méthodes d'apprentissage pour trouver les poids tout en optimisant une fonction cout (d'erreur).

La commande conçue par retour d'état linéarisant 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 l'étude et développement d'un observateur de type intelligent basé sur les réseaux de neurones pour la commande des machines à induction, d'où une technique de retour d'état linéarisant pour l'estimation des états non mesurables a été intégrée.

Dans le chapitre 1, on a fait tour sur les machines à induction et particulièrement les machines asynchrones qui sont très répandues et ayant une large utilisation en industrie, de la modélisation via des équations mathématiques jusqu'à leur représentation d'état utilisant les transformations de Park et Concordia. La simulation en boucle ouverte de la machine asynchrone a démontré la variation de flux suit la variation de couple.

Dans le chapitre 2, on a détaillé les techniques de commande existantes qui deviennent plus évolutives avec son intégration dans les variateurs de vitesse (FOC, IFOC, DTC, Backstepping, Sliding Mode control ...etc.), conçus par les entreprises reconnues mondialement.

Dans le chapitre 3, on a démontré la nécessité aux observateurs électroniques remplaçant les capteurs physiques qui sont trop chers et parfois irréalisables, et font un grand succès avec l'estimation paramétriques des grandeurs physiques pour la commande et la régulation dans les systèmes linéaires et non-linéaires.



Dans le chapitre 4, on a présenté un aperçu sur les réseaux de neurone et la commande vectorielle par retour d'état linéarisante. Et à partir de ces théories, on a élaboré une commande pour la MAS par une estimation des états augmenté par observateur neuronal.

Des résultats de simulation obtenus ont montré que cette commande est fiable vis-à-vis le contrôle de couple de charge et la vitesse de rotation des moteurs asynchrones qui a suivi parfaitement sa consigne.

Enfin, l'observateur neuronal qui a démontré son efficacité et son aide à la commande, au contrôle et à la régulation.

## RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] P. M. Menghal, A. Jaya Laxmi **Real Time Control Of Induction Motor Using Neural Network** IEEE Conference Paper February **2018**
- [2] : J. Pierre, J.Hautier, J.Faucher. **Modélisatrice et commande de la machine asynchrone.** EDITION TECHNIP Paries .**1995**
- [3] : I.D. Landau , L.Dugard. **Commande adaptative aspects pratique et théoriques.** Edition Masson, New york,**1986**
- [4] : ATTIK Mebarka **Différentes Structures MRAS pour l'Estimation de la vitesse du Moteur Asynchrone.** Thèse du Magister. Université d'Oran.
- [5] : Ramdane Amel. **Commande de la machine à induction par les techniques de l'intelligence artificielle** Thèse Doctorat en sciences en Electrotechnique commande électrique.
- [6] : M. Boufadene et M. Belkheiri. **Adaptive nonlinear observer augmented by radial basis neural network for a nonlinear sensorless control of an induction machine.** Univ. Amar Telidji Laghouat. vol.12, No.1.**2018**
- [7] : C. Bouchocha et A. Sabti. **Commande adaptative neuronale d'un robot mobile non\_Holonome.** PFE. Université de Jijel. Année **2016**
- [8] : M.Msaaf, F.Belmajdoub. **L'application des réseaux de neurone de type (Feed Forward) dans le diagnostic statique.** Xème Conférence Internationale : Conception et Production Intégrées, Tanger, Maroc Dec **2015**
- [9] : A.Halvaei Niasar et Hossein Rahimi **Khoei Sensorless Direct Power Control of Induction Motor Drive Using Artificial Neural Network** Hindawi Conference Paper **2015**

[10] : M. LAMINE, A. TRAORE, **Modélisation et simulation d'une machine Asynchrone à cage à l'aide du logiciel Matlab / Simulink** , pp. 38-45, **2004**.

[12] : J.P CARON, J.P HAUTIER, **Modélisation et commande de la machine asynchrone**, Volume 7, Editions TECHNIP, Paris, **1995**.

[14] : B. ROBYNS, B. FRANÇOIS, P. DEGOBERT, J.P. HAUTIER, **Commande vectorielle de la machine asynchrone**, Edition Technip, Paris, **2007**

15 [25] : A. Aibeche, **Commande vectorielle robuste de la machine asynchrone avec estimation du flux rotorique en temps réel**. Thèse de Magister. Univ. Boumerdes. **2009**.

16 [26] : Amira K et Becheket K. **Commande des machines à induction** Thèse Master, Université de Jijel .**2018-2019**

17 [27] : ALIA Salim et GUEDDA Smail **Commande Vectorielle d'une Machine à Induction** Mémoire Fin d'Etude Master Académique Univ. d'El-Oued **2018**

[18] : Adel MERABET, **Commande non linéaire à modèle prédictif pour une machine asynchrone**, Thèse de doctorat, Université du Québec, Chicoutimi, Mai, **2007**

[19] : M. BAHLOUL, **Commande Directe Du Couple Par Mode Glissant (DTC-SMC) D'un Actionneur Asynchrone Destine Pour Un Bras De Robot**, Thèse de magistère université de Batna, **2009**

[20] : B. K. BOSE, **Modern Power Electronics AC and Drivers**, Prentice Hall, PTR **2002**

[22] : S. Draa et N. Belal. **Commande adaptative avec observateur d'un Quadrotor**. Thèse Master. Université de Jijel. **2017**.

[24] : R. Alvarez Salas. **Développement de lois de commandes avec observateurs pour machine asynchrone**. Thèse de doctorat, INP Grenoble,**2002**.