

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

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

Département d'électrotechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

Projet de fin d'études

*Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état
en Electrotechnique*



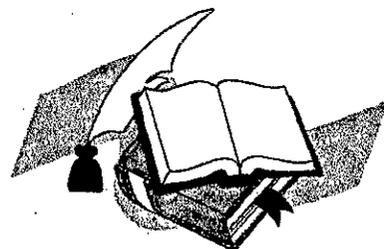
***Commande vectorielle par réseaux de neurones
d'une machine asynchrone alimentée par un
onduleur de tension à trois niveaux.***

Etudié par :

*DJABALI Chabane
GHARBI Cherif*

Proposé et dirigé par :

Mr. B. HEMICI



Promotion : juin 2000

E.N.P. 10, Avenue Hassen-Badi, EL-HARRACH, ALGER.

في هذه المذكرة تطرقنا الى دراسة عدة إستراتيجيات التحكم التلاؤمي عن طريق الشبكات العصبية الإصطناعية (LBF) وتطبيقها لقيادة المحرك اللائزمني (التحريضي). لقد تبيننا بنية لا مركزية في التحكم كون أننا أدخلنا فصلا بين الحقل المغناطيسي والعزم الإلكترومغناطيسي بإستعمال طريقة توجيه الحقل المغناطيسي. الشبكات العصبية (LBF) تمنح إمكانيات جد مفلحة في قيادة الأنظمة نظرا للقدرات التي تمنحها هذه الشبكات في التقريب والتلاؤم والتحكم. إن إستعمال طرق لتدعيم التعلم؛ إستراتيجية المعدل الثانوي يسمح بتحسين قدرات المعدل التلاؤمي عن طريق الشبكات العصبية (LBF).

كلمات مفتاحية:

المحرك لللائزمني ، الشبكات العصبية الإصطناعية ، التحكم التلاؤمي بالشبكات العصبية .

Abstract

In this thesis strategies of neural adaptive controls have been applied in order to pilot an asynchronous motor.

A decentralised form has been adopted thanks to a cut out achieved between the flux and the electromagnetic couple, by adopting a flux orientation.

Neural networks offer favourable possibilities in the conduct of the process through their characteristics that make them universal approximators as well as their performances in terms of adaptations and learning.

The use of helping means in the learning through adding an auxiliary regulator enables the improvement of the adaptive control performances through neural networks.

Key words

Asynchronous motor, Sliding mod, Neural networks, Adaptive control with neural networks.

Résumé

Dans ce mémoire des stratégies de commandes adaptatives neurales (LBF) ont été appliquées à la conduite d'une machine asynchrone.

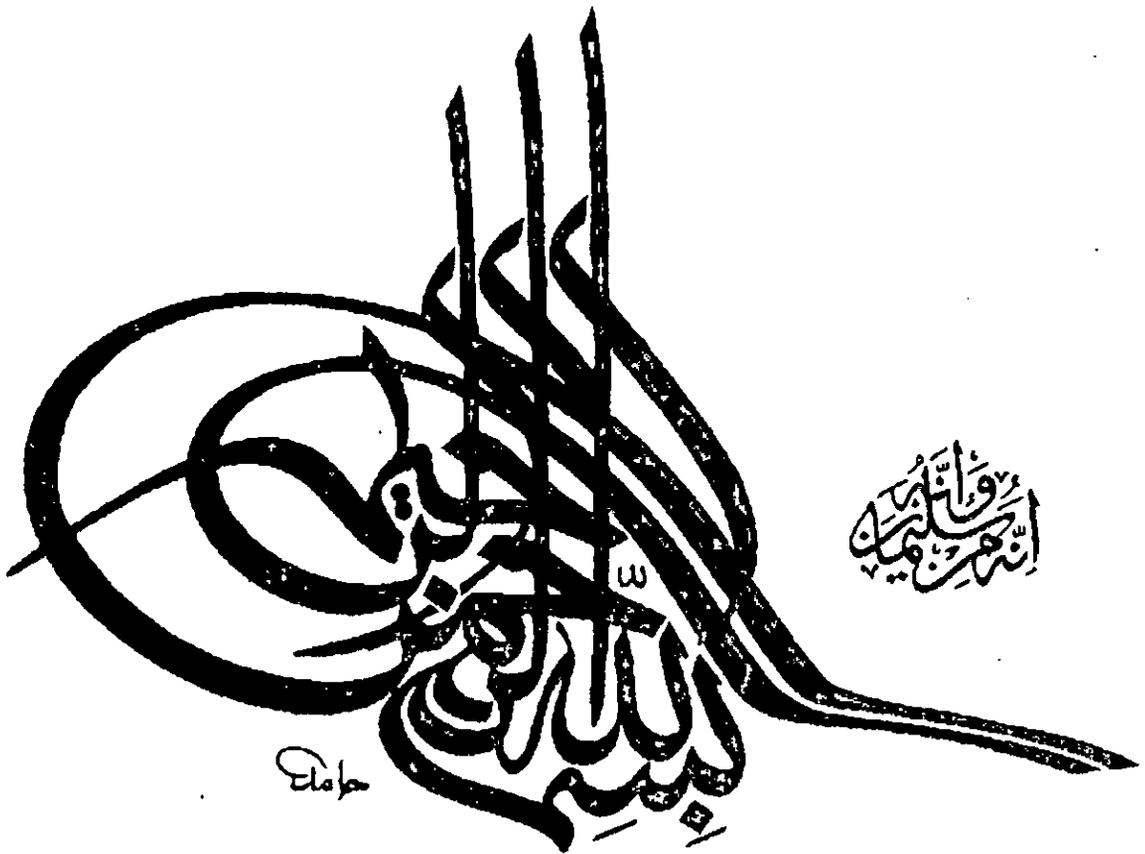
Une forme décentralisée a été adoptée, grâce au découplage réalisé entre le flux et le couple électromagnétique, en adoptant une orientation du flux. Les réseaux de neurones (LBF) offrent des possibilités avantageuses en conduite de processus, vu leurs caractéristiques d'approximateurs universelles et leurs performances en adaptation et en apprentissage.

L'utilisation de moyens d'aide à l'apprentissage, par l'ajout d'un régulateur auxiliaire permet d'améliorer les performances de la commande adaptatives par réseaux de neurones (LBF).

Mot clés

Machine asynchrone, réseaux de neurones artificiels, commande adaptative par réseaux de neurones.

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique



Avant-propos

Le travail présenté dans ce mémoire a été effectué au laboratoire d'électronique de puissance et de commande, au sein du département de génie électrique de l'Ecole Nationale polytechnique.

Nous adressons nos sincères remerciements et notre profonde gratitude à notre promoteur Mr. B. HEMICI pour l'aide qu'il nous a apportée, ses excellents conseils, son attention si aimable et sa grande patience.

Nos remerciements vont également à nos camarades et amis de la promotion et en particulier à ABDERREZAK, DJAMEL et YACINE pour l'aide qu'ils nous ont apportée.

Que tous nos enseignants qui ont contribué à notre formation reçoivent l'expression de notre profonde gratitude.

Nous tenons à remercier tous ceux qui nous ont aidé à élaborer ce modeste travail.

Dédicaces

A :

*Mes très chers parents, en témoignage de
Leur gratitude, leur sacrifice et leur
soutient permanent durant toutes mes
années d'étude et pour les efforts qu'ils ont
consentis pour mon éducation, mon
instruction et ma réussite.*

Mes frères et mes sœurs ;

Ma famille ;

Tous mes amis

Tous ceux Qui me sont chers ;

A Vous ...

Chabane

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à :

Ma très chère mère ;

Mon très cher père ;

Mes frères et mes sœurs ;

Ma famille ;

Tous mes amis et tous ceux que j'aime ;

A Vous ...

Cherif

SOMMAIRE

Notation	
Introduction générale	1

CHPITRE I

Modélisation de la machine asynchrone

Introduction	3
I.1. Hypothèses simplificatrices	3
I.2. Modèle de la machine asynchrone triphasée	4
I.2.1 Equation électrique de la machine asynchrone	4
I.2.2 Equation mécanique	5
I.3. Transformation de PARK	5
I.4. Modélisation de la machine asynchrone dans le repère de PARK	6
I.5. Choix du référentiel	7
I.5.1 Référentiel lié au stator	7
I.5.2 Référentiel lié au rotor	7
I.5.3. Référentiel lié au champ tournant	7
I.6. Mise sous forme d'équation d'état	8
I.7. Simulation et commentaire	10

CHPITRE II

Modélisation de l'alimentation de la machine

Introduction	13
II.1. Modélisation du redresseur	14
II.2. Modélisation du filtre	15
II.3. Modélisation de l'onduleur à trois niveaux	16
II.3.1 Structure de l'onduleur à trois niveaux	17
II.3.2 Modélisation du fonctionnement d'un bras d'onduleur à trois niveaux	18
II.3.2.1 Différentes configurations d'un bras d'onduleur à trois niveaux	18
II.4. Commandabilité des convertisseurs statiques	20
II.5. Stratégies de commandes	23
II.5.1 Commande par hystérésis en courant	23
II.5.1.1 Principe	23

CHPITRE III

Commande vectorielle de la machine asynchrone

Introduction	25
III.1.Principe de la commande du flux orienté	26
Description	27
III.2.Commande indirecte par flux orienté	27
III.3.implatation de la commande vectoriel sur la machine asynchrone Introduction	28
III.3.1.Méthode directe	28
III.3.2.Méthode indirecte	28
III.3.3.Calcul des paramètres du régulateur	30
III.6Simulation et commentaire	31

CHPITRE IV

Introduction aux réseaux de neurones

Introduction	34
IV.1. Les réseaux de neurones artificiels	35
- Définition	35
IV.2. Le modèle neurophysiologique	35
IV.3. Le modèle mathématique	36
IV.3. Composant (le neurone artificiel)	36
IV.3.1.1. Structure	36
IV.3.2. Comportement	37
IV.3.3. Structure d'interconnexion	39
IV.3.3.1.Réseau multicouche	39
IV.3.3.2. Réseau à connexions locales.	40
IV.4. Modèle générale du neurone	40
IV4.1.La fonction discriminant	40
IV4.1.1. La fonction de base linéaire LBF (linéair basis function)	41
IV4.1.2. La fonction de base radiale RBF (radial basis function)	41
IV4.1.3. La fonction de base elliptiques EBF (elliptic basis function)	41
IV4.2. La fonction dynamique linéaire	42
IV4.3. Fonction d'activation	42
IV.5. Stabilité des réseaux de neurones	42
IV.6. Fonction de Lyapunov	43
IV.7. Apprentissage	43
IV.7.1 - Définition	43
IV.7.2. Backpropagation	44
IV.7 - Problèmes d'apprentissage	45

Conclusion	47
------------------	----

CHPITRE V

La commande de la machine asynchrone Par réseaux de neurones

Introduction	48
V.1. Phase d'apprentissage	49
V.2. Choix de la structures du réseau de neurones	49
V. 3. La commande adaptative par modèle de référence	58
V.4. Structure deLightbody/Irwin.....	58
V.5. Structure de Siri/El-sharkawi	60
V.6. Simulation et commentaire	61
Conclusion	62
Conclusion générale.....	65
Annexe A ₁	67
Annexe A ₂	68
Annexe A ₃	69
Bibliographie	

NOTATIONS

Liste des principaux symboles et variables.

f	Fréquence du réseau $f = 50 \text{ Hz}$
a, b, c	Indices correspondants au trois phases du stator
A, B, C	Indices correspondants au trois phases du rotor
s, r	Indices des grandeurs statoriques et rotoriques
d, q	Axes longitudinal et transversal du repère de <i>PARK</i>
R_s, R_r	Résistances d'enroulements statorique et rotorique par phase
M	Inductance mutuelle propre
T_s, T_r	Constante de temps statorique et rotorique
C_{em}	Couple électromagnétique
C_r	Couple résistant
C_f	Couple de frottement
J	Moment d'inertie de la partie tournante
S	Opérateur de <i>LAPLACE</i>
p	Nombre de paires de pôles
Ω	Vitesse mécanique de la machine.
$\omega_e, \omega_s, \omega_m$	Vitesse électrique, statorique et mécanique
ω_{sl}	Vitesse de glissement
$\theta_e, \theta_s, \theta_m$	Angle électrique, statorique et mécanique
ϕ_s, ϕ_r	Flux statorique, rotorique
I_{ds}, I_{qs}	Courants statoriques dans un système d'axes (d, q)
V_{ds}, V_{qs}	Tension statoriques dans un système d'axes (d, q)
I_a, I_b, I_c	Courants statoriques
I_{dr}, I_{qr}	Courants rotoriques dans un système d'axes (d, q)
ϕ_{dr}, ϕ_{qr}	Flux rotoriques dans un système d'axes (d, q)
ϕ_{ds}, ϕ_{qs}	Flux statoriques dans un système d'axes (d, q)
$\Omega_{réf}$	Vitesse mécanique de référence
ϕ^*	Flux rotorique de référence
C_{em}^*	Couple électromagnétique de référence
K_P, K_i	Paramètre de l'action proportionnelle et l'action intégrale

INTRODUCTION GENERALE

L'industrie moderne a besoin de plus en plus de systèmes d'entraînement à vitesse variable dont le domaine d'utilisation ne cesse de s'accroître, et exige toujours de meilleures performances.

La machine à courant continu a fourni le premier actionneur électrique performant pour la variation de vitesse. Ce type d'actionneur a occupé et occupe encore une place privilégiée dans la réalisation des asservissements destinés à l'usage industriel. Ceci est essentiellement dû à la simplicité des lois de contrôles du moteur à courant continu à excitation séparée, grâce au découplage naturel qui existe entre le flux et le couple, où le courant d'induit n'agit que sur le couple et le courant inducteur agit sur le flux.

Cependant, la présence du collecteur mécanique pose de nombreux problèmes. Les machines à courant continu ne peuvent être utilisées dans le domaine de grandes puissances ou vitesse, ni en milieux corrosifs ou explosifs (étincelles).

Face à ces limitations, la machine asynchrone est l'objet de nombreuses études depuis longtemps. Elle présente l'avantage d'être robuste, peu coûteuse et de construction simple. Malheureusement elle présente un inconvénient majeur, sa structure dynamique est fortement non linéaire et les variables internes de la machine tels que le couple électromagnétique et le flux sont fortement couplés, ce qui complique la commande de la machine.

La commande vectorielle permet d'envisager un découplage entre le couple et flux de la machine et d'aboutir à un contrôle comparable à celui des machines à courant continu à excitation séparée. Cette méthode de commande a été réalisée dans les années 70 par *Hass* et *Blaschke*.

L'évolution de la théorie des systèmes de commande a donné naissance à une multitude de techniques qui assure l'asservissement de la machine asynchrone.

La commande adaptative par modèle de référence a pour objectif d'obtenir certaine performance désirée en présence des perturbations et des variations internes propres à la machine, de manière générale ces techniques de commandes adaptatives ont engendré un

grand nombre d'applications dans divers domaines pratiques. L'avantage principal de ces commandes réside dans la possibilité d'implémentation des algorithmes issus des développements théoriques motivés par l'évolution technologique des calculateurs numériques

Cependant, face aux systèmes non-linéaires qui présentent des structures fort complexes, la synthèse des régulateurs exige une étude détaillée de la dynamique du système et en l'absence d'information à priori sur le système à commander, cette tâche est d'autant plus difficile. Car la compensation des incertitudes non structurées n'est plus garantie.

L'utilisation des réseaux de neurones en commande adaptative s'avère un moyen efficace pour pallier ces problèmes, dans ce sens plusieurs travaux ont été développés.

Les réseaux de neurones présentent plusieurs avantages surtout en identification et approximation de fonctions ce qui rend facile leurs utilisations dans la conduite des processus.

Dans ce présent travail, qui porte essentiellement sur la commande vectorielle par réseaux de neurones de types LBF (Linear Basis Function) appliquée à la machine asynchrone.

Dans le premier chapitre, nous présentons un modèle mathématique de la machine asynchrone.

Le deuxième chapitre sera consacré à la modélisation de l'alimentation et la synthèse de la stratégie de commande de l'onduleur de tension à trois niveaux à structure NPC.

Le modèle ainsi obtenu sera utilisé pour décrire la commande à flux orienté au troisième chapitre.

Le quatrième chapitre sera consacré aux différentes notions théoriques concernant les réseaux de neurones artificiels.

Dans le cinquième chapitre, nous remplaçons le bloc (PI + FOC) par un seul réseau de neurones et nous l'appliquons pour la commande de la machine asynchrone (MAS), puis nous étudions la commande adaptative par modèle de référence, ceci en utilisant deux structures, qui sont (Structure de Lightbody/Irwin et Structure de Siri/El-Sherkaoui).

CHAPITRE I

Modélisation de la machine asynchrone

I. Introduction

La machine asynchrone est caractérisée par sa robustesse et sa simplicité de construction, seulement elle présente un système d'équation très complexe à étudier. Il est donc nécessaire de développer un modèle plus simple.

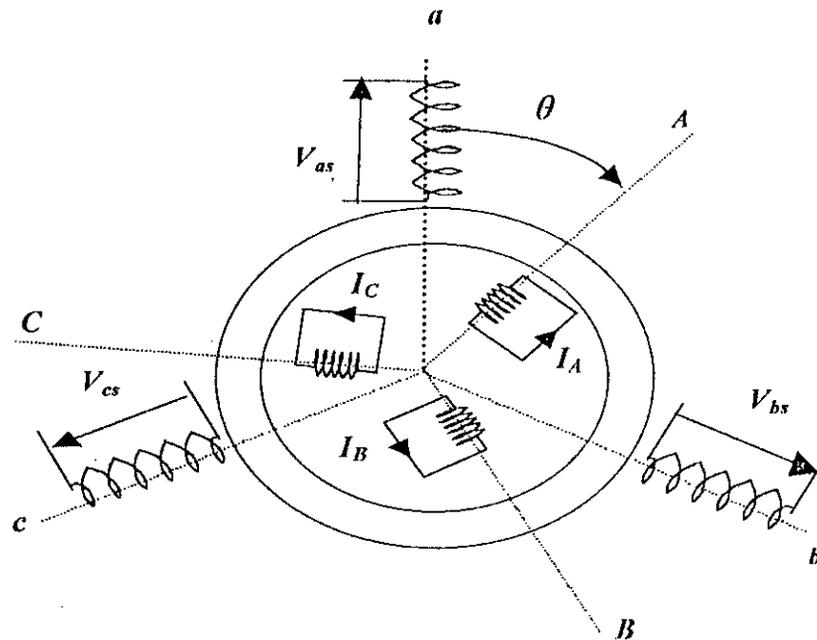
Le modèle mathématique de la machine asynchrone est un système à six équations différentielles. La résolution d'un tel système est difficile même avec l'utilisation de l'outil informatique. L'utilisation de la transformation de PARK permet de détourner cette difficulté.

I. 1. Hypothèses simplificatrices

Afin d'établir un modèle simple de la machine asynchrone, nous adapterons les hypothèses suivantes[1], [2] :

- On néglige la saturation et l'hystérésis du circuit magnétique, ainsi que les pertes par hystérésis et courant de *Foucault* dans celui-ci. Cela permet de définir les inductances propres ou mutuelles des bobinages.
- On suppose que l'enroulement de chaque phase, tant au stator qu'au rotor, crée un flux de répartition sinusoïdale. Cela simplifie l'expression des mutuelles-inductances entre phases du stator et du rotor.
- On ne considère que la première harmonique d'espace de la F.M.M créée par chaque phase du stator et du rotor.
- On néglige l'effet pelliculaire ainsi que celui de la température.

I. 2. Modèle de la machine asynchrone triphasée



Figure(I-1) Représentation de la machine asynchrone

I. 1. 2. Equations électriques de la machine asynchrone

Avec les hypothèses citées ci dessus, les équations des tensions des phases statoriques et rotoriques qui décrivent le fonctionnement de la machine s'écrivent comme suit :

$$\begin{cases} [V_s] = [R_s][I_s] + \frac{d}{dt}[\Phi_s] \\ [0] = [R_r][I_r] + \frac{d}{dt}[\Phi_r] \end{cases} \quad (I-1)$$

Les flux sont donnés par :

$$\begin{cases} [\Phi_s] = [L_{ss}][I_s] + [M_{sr}][I_r] \\ [\Phi_r] = [L_{rr}][I_r] + [M_{rs}][I_s] \end{cases} \quad (I-2)$$

Avec :

$$[V_s] = \begin{bmatrix} V_{as} \\ V_{bs} \\ V_{cs} \end{bmatrix}, \quad [I_s] = \begin{bmatrix} I_a \\ I_b \\ I_c \end{bmatrix}, \quad [I_r] = \begin{bmatrix} I_A \\ I_B \\ I_C \end{bmatrix}$$

$$[L_{ss}] = \begin{bmatrix} l_s & M_s & M_s \\ M_s & l_s & M_s \\ M_s & M_s & l_s \end{bmatrix}; \quad [L_{rr}] = \begin{bmatrix} l_r & M_r & M_r \\ M_r & l_r & M_r \\ M_r & M_r & l_r \end{bmatrix}$$

La matrice des inductances mutuelles (matrice de couplage rotor-stator) s'écrit :

$$[M_{sr}] = M_{sr} \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos\left(\theta + 2\frac{\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - 2\frac{\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta - 2\frac{\pi}{3}\right) & \cos\theta & \cos\left(\theta + 2\frac{\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta + 2\frac{\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - 2\frac{\pi}{3}\right) & \cos\theta \end{bmatrix} \quad (I-3)$$

$$[M_{sr}] = [M_{rs}]'$$

En remplaçant (I-2) dans (I-1) on obtient le système suivant :

$$\begin{cases} [V_s] = [R_s][I_s] + \frac{d}{dt} \{ [L_{ss}][I_s] \} + \frac{d}{dt} \{ [M_{sr}][I_r] \} \\ [\theta] = [R_r][I_r] + \frac{d}{dt} \{ [L_{rr}][I_r] \} + \frac{d}{dt} \{ [M_{rs}][I_s] \} \end{cases} \quad (I-4)$$

I. 2. 2. Equation mécanique

Le couple électromagnétique est donné par l'expression générale suivante :

$$C_{em} = p [I_s]' \cdot \frac{d}{dt} [M_{sr}][I_r] \quad (I-5)$$

Donc, l'équation mécanique de la machine s'écrit

$$\frac{J}{p} \frac{d\omega_m}{dt} = C_{em} - C_r - C_f \quad (I-6)$$

I. 3. Transformation de PARK

La transformation de PARK consiste à transformer les enroulements statoriques et rotoriques en enroulement orthogonal équivalents. Ce passage est rendu possible par la matrice de PARK $A(\theta)$ pour la transformation des grandeurs physiques.

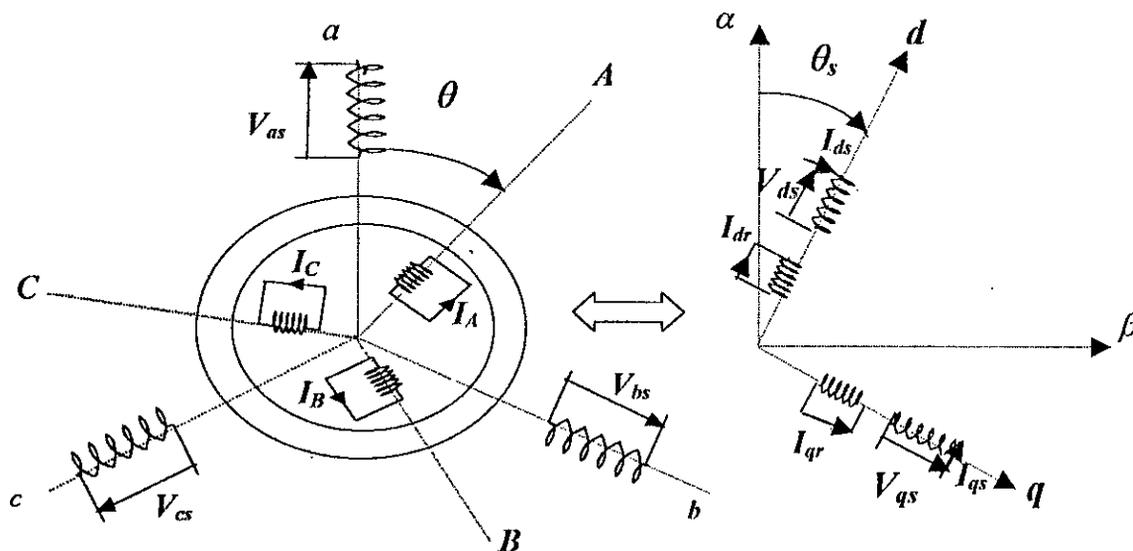


Figure. (I-2) : Passage du triphasé au biphasé

La matrice de PARK est donnée par :

$$[A(\theta)] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (I-7)$$

$$[A(\theta)]^{-1} = [A(\theta)]^T \quad (I-8)$$

I. 4. Modélisation de la machine asynchrone dans le repère de PARK

Les relations entre les flux et les courants sont données par :

$$\begin{cases} \Phi_{ds} = L_s I_{ds} + M I_{dr} \\ \Phi_{qs} = L_s I_{qs} + M I_{qr} \end{cases} \quad \begin{cases} \Phi_{dr} = L_r I_{dr} + M I_{ds} \\ \Phi_{qr} = L_r I_{qr} + M I_{qs} \end{cases} \quad (I-9)$$

tel que :

$L_r = l_r - M_r$: Inductance cyclique rotorique.

$L_s = l_s - M_s$: Inductance cyclique statorique.

$\frac{3}{2} M_{sr} = \frac{3}{2} M_{rs} = M$: Mutuelle cyclique entre rotor-stator.

Les équations électriques sont :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d\phi_{ds}}{dt} - \omega_e \phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d\phi_{qs}}{dt} + \omega_e \phi_{ds} \\ 0 = R_r I_{dr} + \frac{d\phi_{dr}}{dt} - (\omega_e - \omega_m) \phi_{qr} \\ 0 = R_r I_{qr} + \frac{d\phi_{qr}}{dt} + (\omega_e - \omega_m) \phi_{dr} \end{cases} \quad (I-10)$$

avec $\omega_e = \frac{d\theta_e}{dt}$; $\omega_m = \frac{d\theta_m}{dt}$

I. 5. Choix du référentiel

a - Référentiel lié au stator

$$\frac{d}{dt}\theta_e = 0 \Rightarrow \frac{d}{dt}\theta_r = -\frac{d\theta}{dt} = -\omega$$

Ce référentiel est le mieux adapté pour travailler avec les grandeurs instantanées.

b - Référentiel lié au rotor

Dans ce référentiel, la vitesse électrique du repère (d, q) est égale à ω_m .

Il se traduit par la condition :

$$\frac{d\theta_r}{dt} = 0 \Rightarrow \frac{d\theta_e}{dt} = \omega_m$$

c - Référentiel lié au champ tournant

La vitesse de repère (d, q) est égale à ω_s .

$$\frac{d\theta_e}{dt} = \frac{d\theta_s}{dt} \Rightarrow \omega_e = \omega_s$$

Ce référentiel est utilisé dans l'alimentation des moteurs asynchrones à fréquence variable [16].

Le modèle de la machine asynchrone triphasée s'écrit dans le repère de PARK lié au champ tournant comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d\phi_{ds}}{dt} - \omega_s \phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d\phi_{qs}}{dt} + \omega_s \phi_{ds} \\ 0 = R_r I_{dr} + \frac{d\phi_{dr}}{dt} - (\omega_s - \omega_m) \phi_{qr} \\ 0 = R_r I_{qr} + \frac{d\phi_{qr}}{dt} + (\omega_s - \omega_m) \phi_{dr} \end{array} \right. \quad (I.11)$$

Avec :

$$C_{em} = p \frac{M}{L_r} (\phi_{dr} I_{qs} - \phi_{qr} I_{ds})$$

$$\frac{J}{p} \frac{d\omega_m}{dt} = C_{em} - C_r - C_f$$

1. 6. Mise sous forme d'équation d'état

Nous allons choisir dans tout ce qui suivra, le vecteur $[I_{ds}, I_{qs}, \phi_{dr}, \phi_{qr}, \omega_m]^T$, comme vecteur d'état et les grandeurs V_{ds}, V_{qs} comme variables de commande. Et pour cela nous allons exprimer $\{I_{dr}, I_{qr}, \phi_{ds}, \phi_{qs}\}$ en fonction du vecteur que nous avons choisi :

$$\left\{ \begin{array}{l} I_{dr} = \frac{1}{L_r} \phi_{dr} - \frac{M}{L_r} I_{ds} \\ I_{qr} = \frac{1}{L_r} \phi_{qr} - \frac{M}{L_r} I_{qs} \\ \phi_{ds} = L_s \sigma I_{ds} - \frac{M}{L_r} \phi_{dr} \\ \phi_{qs} = L_s \sigma I_{qs} - \frac{M}{L_r} \phi_{qr} \end{array} \right. \quad (I.12)$$

Avec : $\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}$ (coefficient de dispersion)

En remplaçant ϕ_{qs}, ϕ_{ds} , en fonction de ϕ_{qr}, ϕ_{dr} , dans le système (I.11) on aboutit aux équations suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds} = R_s I_{ds} + L_s \sigma \frac{dI_{ds}}{dt} - \frac{M}{L_r} \frac{d\phi_{dr}}{dt} - \omega_s \left[L_s \sigma I_{qs} - \frac{M}{L_r} \phi_{qr} \right] \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + L_s \sigma \frac{dI_{qs}}{dt} - \frac{M}{L_r} \frac{d\phi_{qr}}{dt} + \omega_s \left[L_s \sigma I_{ds} - \frac{M}{L_r} \phi_{dr} \right] \end{array} \right. \quad (I.13)$$

D'après (I.12) on aura :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} \phi_{dr} = -R_r I_{dr} + (\omega_s - \omega_m) \phi_{qr} \\ \frac{d}{dt} \phi_{qr} = -R_r I_{qr} - (\omega_s - \omega_m) \phi_{dr} \end{cases} \quad (\text{I.14})$$

Le modèle mathématique de la machine asynchrone sous les hypothèses simplificatrices et avec une alimentation en tension, en fonction des variables d'état est donné par le système suivant :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} I_{ds} = \frac{1}{\sigma L_s} \left[- \left(R_s + \left(\frac{M}{L_r} \right)^2 R_r \right) I_{ds} + \omega_s \sigma L_s I_{qs} - \frac{M}{L_r T_r} \phi_{dr} + \frac{M}{L_r} \omega_m \phi_{qr} + V_{ds} \right] \\ \frac{d}{dt} I_{qs} = \frac{1}{\sigma L_s} \left[- \omega_s \sigma L_s I_{ds} - \left(R_s + \left(\frac{M}{L_r} \right)^2 R_r \right) I_{qs} - \frac{M}{L_r} \omega_m \phi_{dr} + \frac{M}{L_r T_r} \phi_{qr} + V_{qs} \right] \\ \frac{d}{dt} \phi_{dr} = \frac{M}{T_r} I_{ds} - \frac{1}{T_r} \phi_{dr} + (\omega_s - \omega_m) \phi_{qr} \\ \frac{d}{dt} \phi_{qr} = \frac{M}{T_r} I_{qs} - (\omega_s - \omega_m) \phi_{dr} - \frac{1}{T_r} \phi_{qr} \\ \frac{d}{dt} \omega_m = \frac{p^2 M}{J L_r} (\phi_{dr} I_{qs} - \phi_{qr} I_{ds}) - \frac{p}{J} C_r - \frac{K}{J} \omega_m \end{cases} \quad (\text{I.15})$$

I. 7. Simulation et commentaire

◆ A vide

Lors du démarrage de la machine asynchrone alimentée en tension, on constate un fort appel du courant statorique I_s , égale à 25A, comme on peut le constater sur les courbes associées de la figure (I-3). Ils peuvent être à l'origine de la destruction de la machine en cas de répétition excessive d'où la nécessité d'une limitation de ces courants. Le régime permanent est atteint au bout de 0.20 secondes, les courants I_{ds} et I_{qs} se stabilisent respectivement à 4A et 1A.

◆ En charge

Avec l'application d'une charge constante de valeur de 10 N.m entre $t=1s$ et $t=2s$, on remarque une légère diminution de la vitesse de rotation et une augmentation des courants statoriques. Ceci se répercute sur le couple électromagnétique qui augmente afin de compenser le couple de charge et les pertes de frottement.

De même pour les flux rotorique, on constate une diminution de Φ_{dr} à l'instant de l'application de la charge et une augmentation, de Φ_{qr} à cette même instant, chose qui explique le couplage naturel existant entre le flux et le couple.

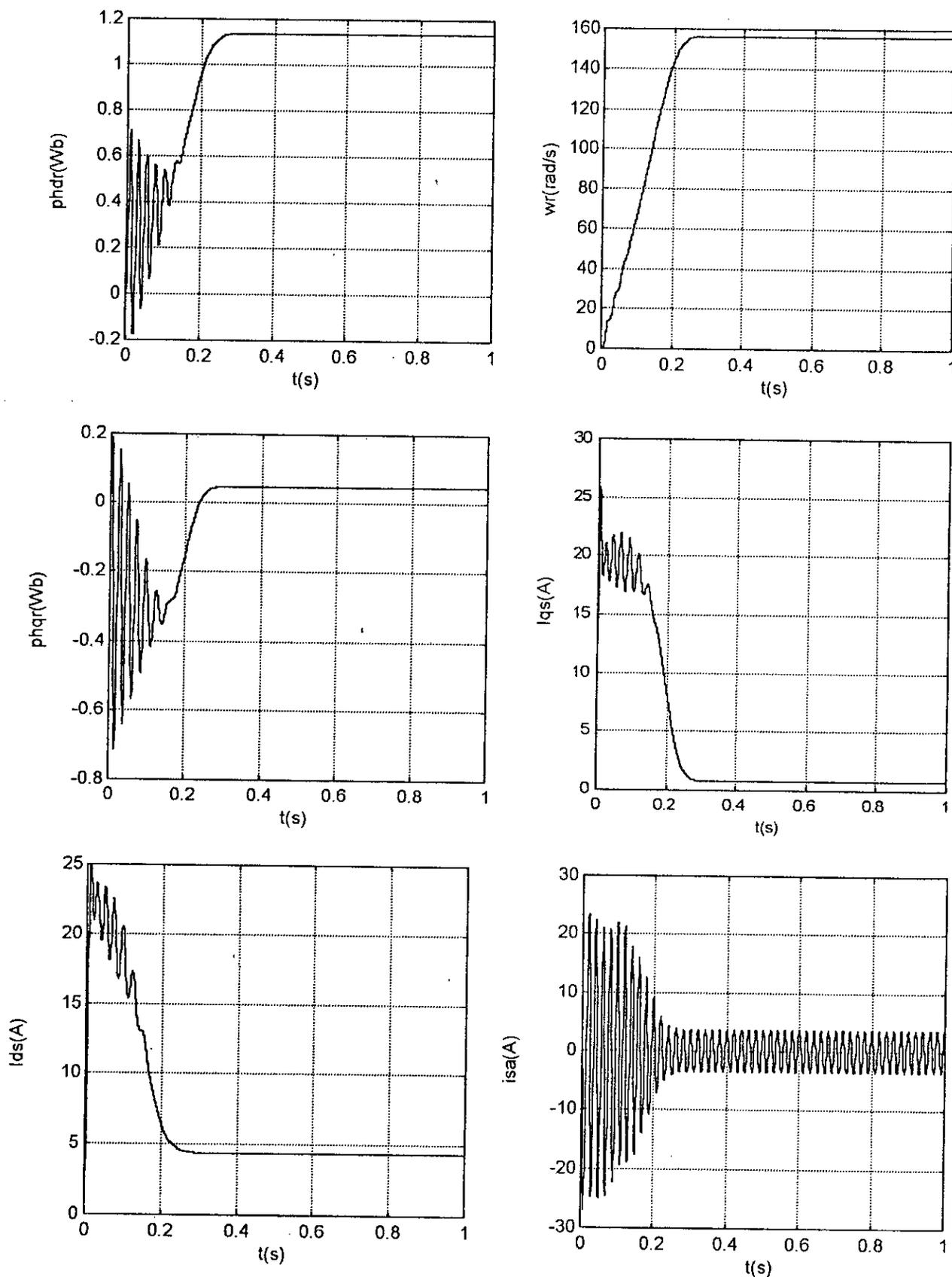


Figure (I-3) simulation de la machine asynchrone alimentée en tension avec un démarrage à vide

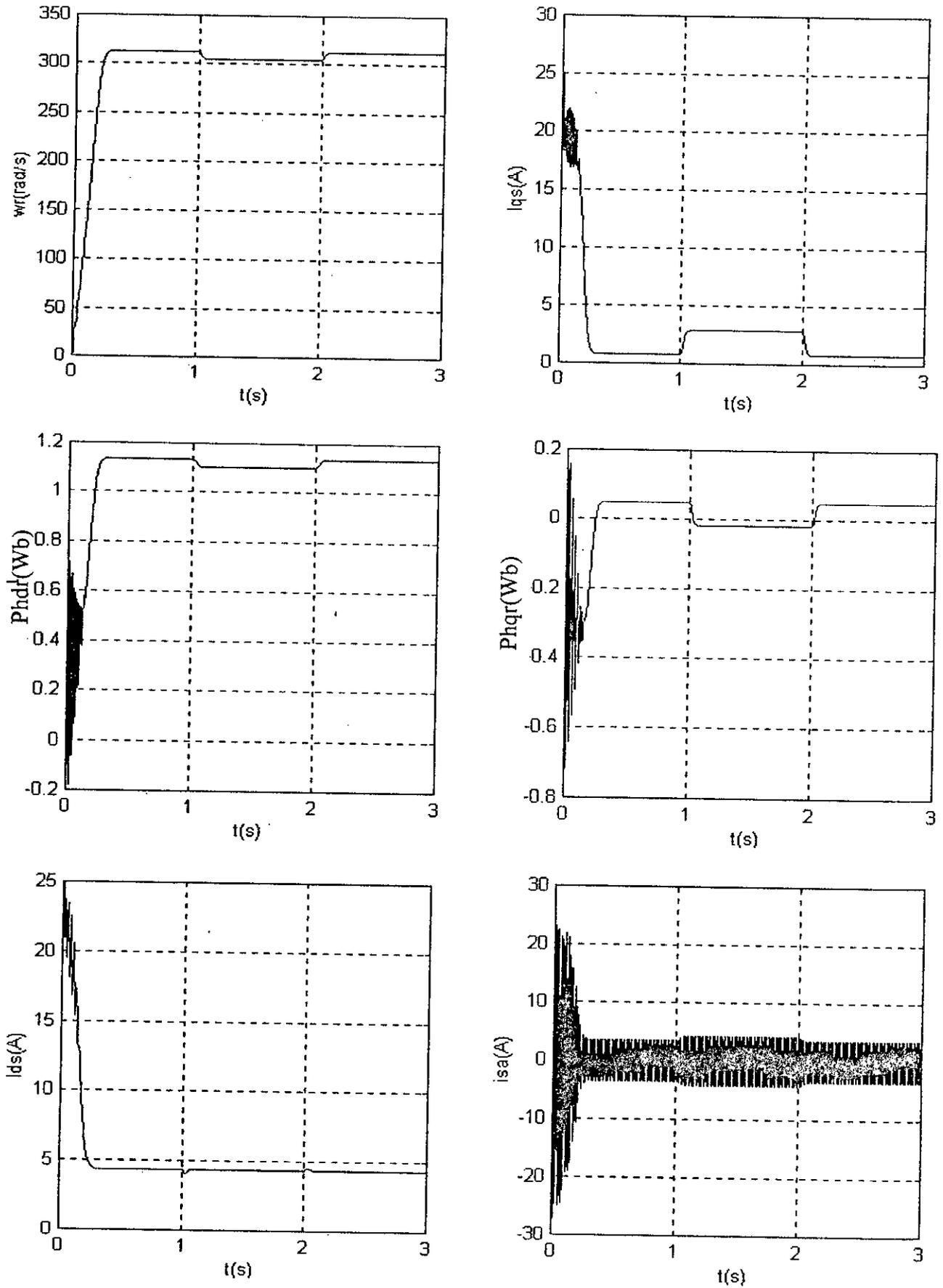


Figure (I-4) Simulation de la machine asynchrone alimentée en tension avec application d'une charge ($C_r=10\text{N.m}$)

CHAPITRE III

Modélisation de l'alimentation de la machine asynchrone

II. Introduction

Le réglage de la vitesse de la machine asynchrone se réalise par action sur la fréquence de la tension ou le courant statorique.

Par conséquent, pour ce donner les moyens de cette action, il faut disposer d'une source d'alimentation capable de délivrer une tension à fréquence variable.

L'alimentation est un convertisseur constitué de trois étages, un redresseur connecté au réseau, un filtre qui permet de réduire les ondulations du courant et de la tension, et un onduleur de tension type modulation de largeur d'impulsion (*MLI*).

La *MLI* est une méthode qui présente deux avantages importants :

- Elle repousse vers les fréquences plus élevées les harmoniques de la tension de sortie, ce qui facilite le filtrage.
- Elle permet de faire varier la valeur du fondamental de la tension de sortie.

II.1. Modélisation du redresseur

Le redresseur est un pont de *Graetz* à diodes, schématisé par la figure (II-1)

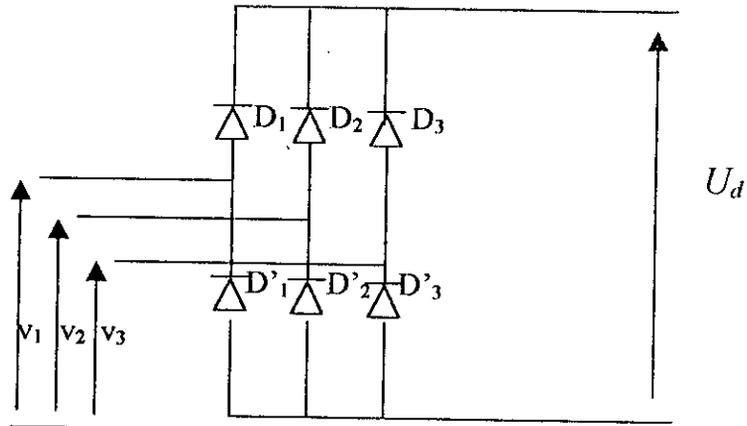


Figure (II-1) Redresseur à diodes

La séquence de conduction des diodes :

D_i conduit si $V_i = \max(V_j)$ $i=1, 2, 3$ $j=1, 2, 3$.

D'_i conduit si $V'_i = \min(V_j)$ $i=1, 2, 3$ $j=1, 2, 3$.

La tension redressée U_d est :

$$U_d = V_i - V_j$$

D_i, D'_j : les diodes en conduction

V_i : la tension à l'anode de D_i

V'_j la tension à la cathode de D'_j

$$U_d = V_m 3\sqrt{3} / \pi$$

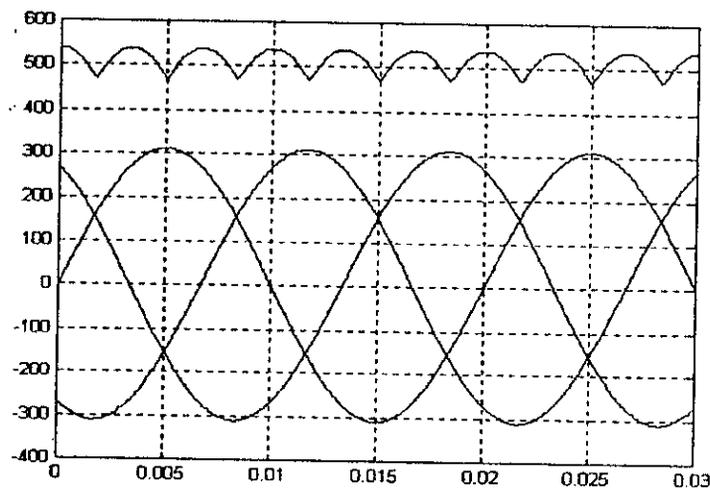


Figure (II-2) La tension redressée

II. 2. Modélisation du filtre

On insère entre le redresseur et l'onduleur de tension un filtre passe bas pour éliminer les hautes fréquences.

Le schéma représentatif est donné par la figure (II-3)

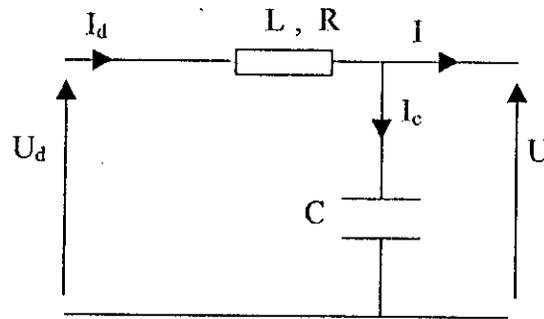


Figure (II-3)

Les équations du filtre sont :

$$\frac{di_d}{dt} = \frac{1}{L}(U_d - U - RI_d)$$

$$\frac{dU}{dt} = \frac{1}{C}(I_d - I)$$

Le rôle de la capacité C est d'assurer le caractère de source de tension à l'entrée de l'onduleur, de fournir l'énergie réactive à la machine, et d'absorber le courant négatif restitué par la charge. Le rôle de l'inductance L est de lisser le courant I_d à travers la source de tension.

Le filtre est de deuxième ordre dont la fréquence de coupure est :

$$\omega_c = 2\pi.f_c$$

Le critère de minimisation des harmoniques de I_d et U conduit aux conditions suivantes sur le choix de L et C .

$$\omega_c \ll \omega \quad \Rightarrow \quad \sqrt{LC}.\omega \gg 1$$

$$i \ll i_c \quad \Rightarrow \quad C\omega \gg \frac{I}{U}$$

avec :

I : la valeur moyenne du courant ;

U : la valeur moyenne de la tension ;

ω : la pulsation de la tension.

Et on a :

$$L = 50 \text{ mH} ;$$

$$C = 500 \text{ } \mu\text{F} ;$$

$$R = 0.2 \text{ } \Omega$$

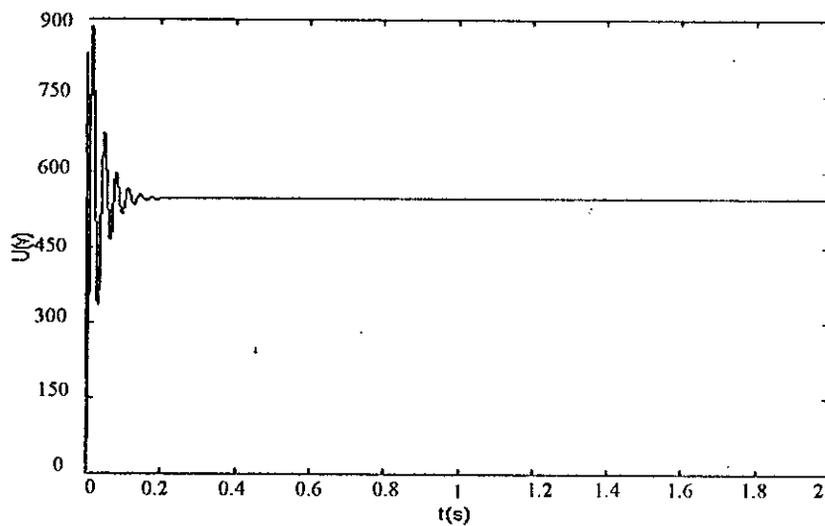


Figure (II-4) La tension filtrée

II. 3. Modélisation de l'onduleur a trois niveaux

Introduction

Les études faites sur les onduleurs monophasés et triphasés à trois niveaux à structure NPC ont montré que l'onduleur à trois niveaux peut être considéré comme l'association en série de deux onduleurs à deux niveaux [3].

Ces études ont montré que les onduleurs à trois niveaux offrent une grande amélioration sur la qualité des tensions de sortie.

Ces améliorations peuvent être plus importantes par l'insertion des différentes stratégies de commande. Ces stratégies ont pour objectif d'éliminer certains rangs d'harmoniques, ainsi que la réduction des perturbations conduites par les convertisseurs statiques[13].

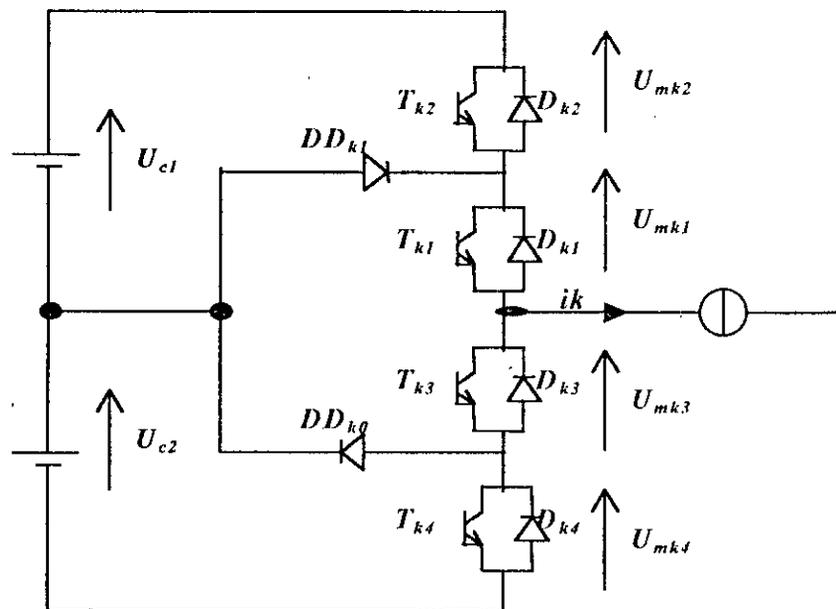
La stratégie de commande peut être faite par :

- La commande par hystérésis en courant.
- La commande triangulo-sinusoidale à échantillonnage naturel à une seule porteuse.
- La commande triangulo-sinusoidale à échantillonnage naturel à deux porteuses.

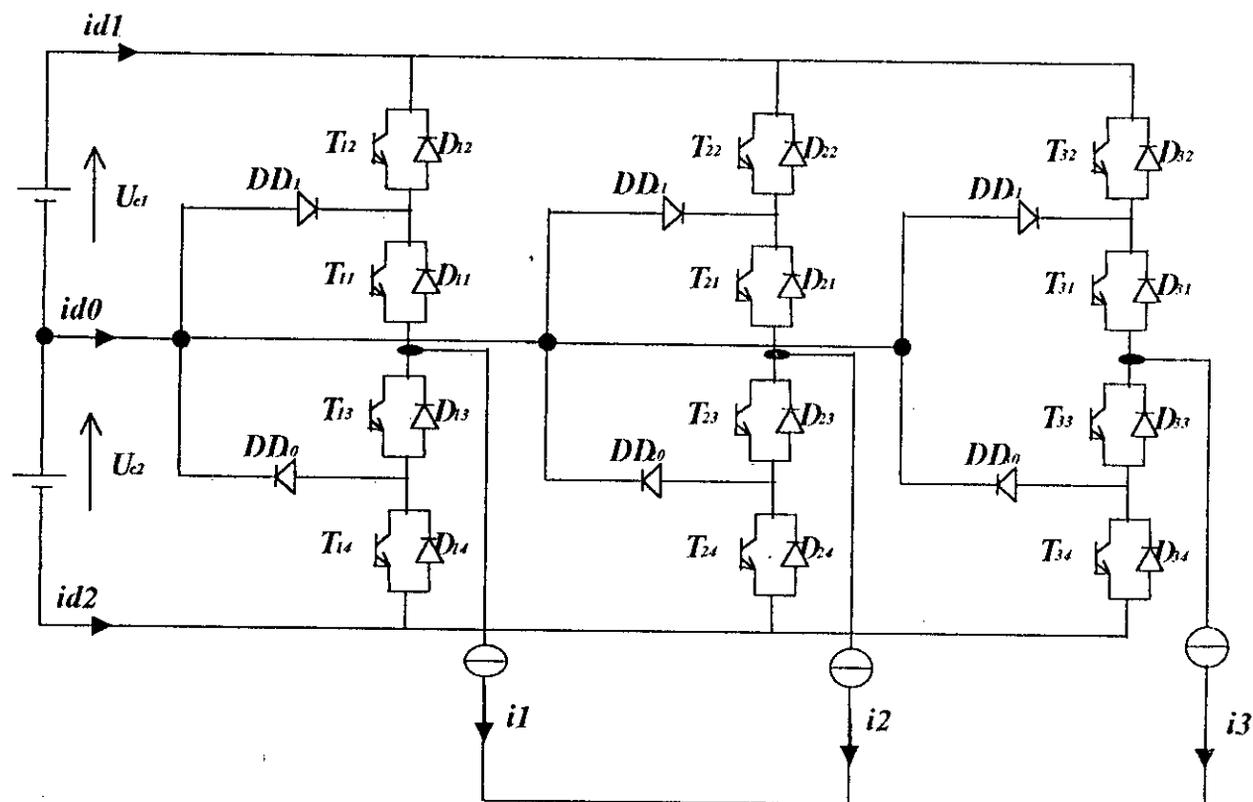
II. 3. 1. Structure de l'onduleur à trois niveaux

Plusieurs structures sont possibles pour l'onduleur à trois niveaux.

La structure que nous allons utiliser dans ce mémoire est celle dont un bras est présenté à la figure (II-5).



Figure(II-5) Structure d'un bras d'onduleur à trois niveaux à structure NPC



Figure(II-6) L'onduleur triphasé à trois niveaux à structure NPC

II. 3. 2. Modélisation du fonctionnement d'un bras d'onduleur à trois niveaux

La symétrie des onduleurs à trois niveaux permet leur modélisation par bras. Ainsi, on commencera par définir un modèle global d'un bras sans a priori sur la commande. On montrera ensuite comment déduire celui d'un onduleur complet.

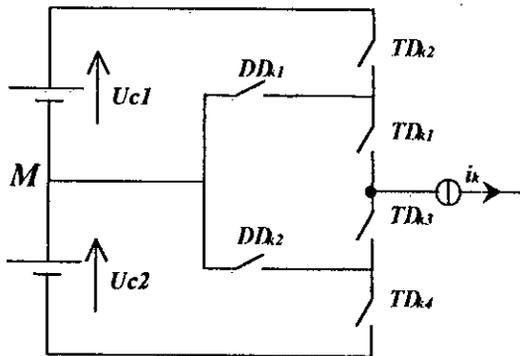
II. 3. 2. 1. Différentes configurations d'un bras d'onduleur à trois niveaux

Une analyse topologique d'un bras montre cinq configurations possibles pour ce dernier qui sont présentées par la figure (II-7).

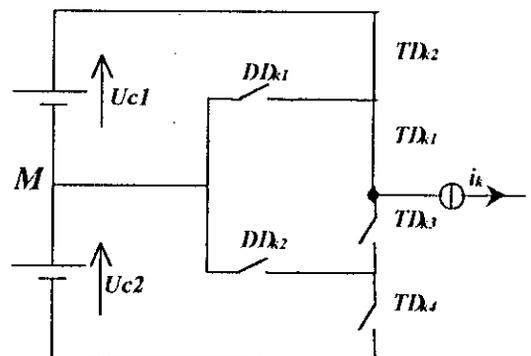
Les grandeurs électriques caractérisant chacune de ces configurations sont données dans le tableau (II.1).

La configuration	La grandeur électrique qui la caractérise
E ₀	$I_k=0$
E ₁	$V_k=U_{c1}=U_c$
E ₂	$V_k=0$
E ₃	$V_k=-U_{c2}=-U_c$
E ₄	$V_k=0$

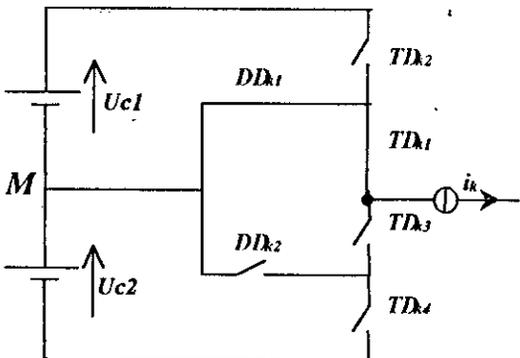
Tableau.II.1. Grandeurs électriques caractérisant chaque configuration possible d'un bras k d'onduleur triphasé à trois niveaux.



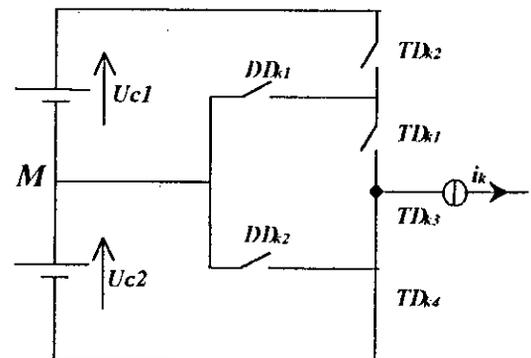
La configuration E0



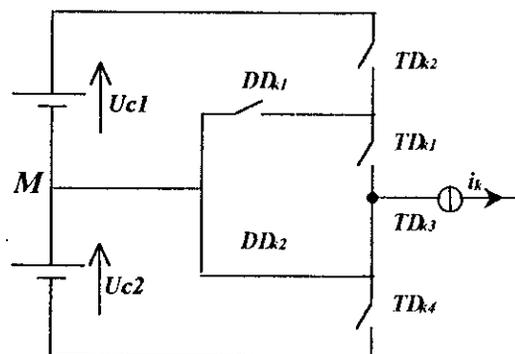
La configuration E1



La configuration E2



La configuration E3



La configuration E4

Figure(II-7) Les cinq configurations possibles d'un bras d'onduleur triphasé à trois niveaux

II. 4. Commandabilité des convertisseurs statiques

Un convertisseur est dit en mode commandable si les transitions entre ses différentes configurations dépendent uniquement de la commande externe et par suite une conduction continue de ce convertisseur.

Pour un onduleur triphasé à trois niveaux en mode commandable, on définit la commande complémentaire suivante :

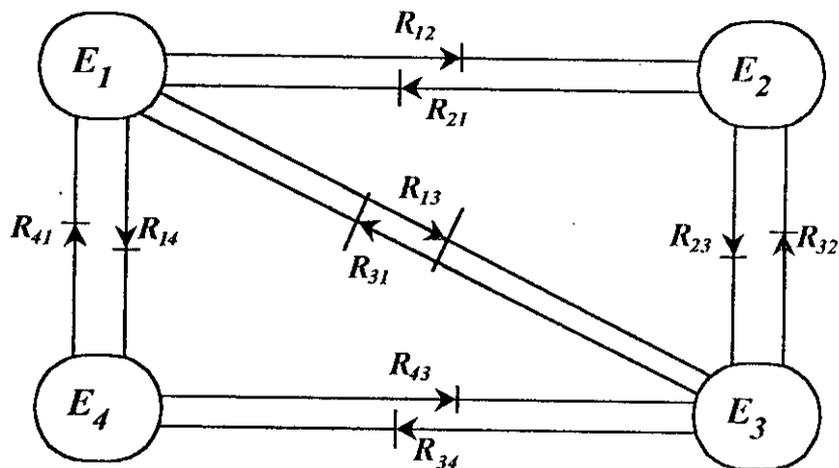
$$\begin{cases} B_{k1} = \overline{B_{k4}} \\ B_{k2} = \overline{B_{k3}} \end{cases} \quad (\text{II-4})$$

Avec B_{ks} la commande du transistor T_{ks} du bras k .

En traduisant cette commande complémentaire par les fonctions de connexion des interrupteurs du bras k , on trouve :

$$\begin{cases} F_{k1} = 1 - F_{k4} \\ F_{k2} = 1 - F_{k3} \end{cases} \quad (\text{II-5})$$

En mode commandable, le réseau de Pétri de l'onduleur se réduit à la figure (II-8) ci-dessous.



Figure(II-8) Réseau de Pétri de l'onduleur

La commande complémentaire est exprimée pour les trois bras comme suit :

$$\begin{cases} F_{11} = 1 - F_{14} \\ F_{12} = 1 - F_{13} \end{cases} \quad \begin{cases} F_{21} = 1 - F_{24} \\ F_{22} = 1 - F_{23} \end{cases} \quad \begin{cases} F_{31} = 1 - F_{34} \\ F_{32} = 1 - F_{33} \end{cases} \quad (II-6)$$

On définit en plus les fonctions de connexions des demi-bras en fonction des fonctions de connexions des interrupteurs comme suivent :

$$F_{km}^b \begin{cases} k = \text{numéro du bras.} \\ m = 0 \text{ le demi bras bas, (la paire } T_{k3}, T_{k4}) \\ m = 1 \text{ le demi bras haut, (la paire } T_{k1}, T_{k2}) \end{cases}$$

$$\text{D'où} \quad \begin{cases} F_{k1}^b = F_{k1} \cdot F_{k2} \\ F_{k0}^b = F_{k3} \cdot F_{k4} \end{cases}$$

En utilisant la fonction de connexion des demi-bras F_{km}^b , On obtient :

$$\begin{bmatrix} U_{AB} \\ U_{BC} \\ U_{CA} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \left\{ \begin{bmatrix} F_{11}^b \\ F_{21}^b \\ F_{31}^b \end{bmatrix} U_{C1} - \begin{bmatrix} F_{10}^b \\ F_{20}^b \\ F_{30}^b \end{bmatrix} U_{C2} \right\} \quad (II-7)$$

Pour passer aux tensions simples V_A, V_B, V_C , on utilise les relations entre elles et les tensions composées :

$$\begin{bmatrix} V_A \\ V_B \\ V_C \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_{11}^b - F_{10}^b \\ F_{21}^b - F_{20}^b \\ F_{31}^b - F_{30}^b \end{bmatrix} U_C \quad (II-8)$$

Les courants d'entrée i_{d1} et i_{d2} en fonction des courants de charge i_1, i_2 et i_3 sont donnés par le système (II-9) ci-dessous :

$$\begin{cases} i_{d1} = F_{11}^b i_1 + F_{21}^b i_2 + F_{31}^b i_3 \\ i_{d2} = F_{10}^b i_1 + F_{20}^b i_2 + F_{30}^b i_3 \end{cases} \quad (\text{II-9})$$

Cette relation (II-9) montre une analogie du point de vue des courants d'entrée des onduleurs à trois niveaux et deux niveaux. Ainsi, pour l'onduleur à trois niveaux, tous se passe comme si le courant i_{d1} était le courant d'entrée de l'onduleur à deux niveaux du haut, et i_{d2} celui de l'onduleur à deux niveaux du bas.

D'après la figure(II-6) et en appliquant la loi des nœuds, on aura :

$$i_{d0} = i_1 + i_2 + i_3 - i_{d1} - i_{d2} \quad (\text{II-10})$$

On définit les relations de conversion simples comme suit :

$$\begin{bmatrix} V_A \\ V_B \\ V_C \\ i_{d1} \\ i_{d2} \\ i_{d0} \end{bmatrix} = [N(t)] \begin{bmatrix} U_{c1} \\ U_{c2} \\ i_1 \\ i_2 \\ i_3 \end{bmatrix} \quad (\text{II-11})$$

Avec :

$$N(t) = \begin{bmatrix} \left(\frac{2F_{11}^b - F_{21}^b - F_{31}^b}{3} \right) & \left(\frac{2F_{10}^b - F_{20}^b - F_{30}^b}{3} \right) & 0 & 0 & 0 \\ \left(\frac{-F_{11}^b + 2F_{21}^b - F_{31}^b}{3} \right) & \left(\frac{-F_{10}^b + 2F_{20}^b - F_{30}^b}{3} \right) & 0 & 0 & 0 \\ \left(\frac{-F_{11}^b - F_{21}^b + 2F_{31}^b}{3} \right) & \left(\frac{-F_{10}^b - F_{20}^b + 2F_{30}^b}{3} \right) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & F_{11}^b & F_{21}^b & F_{31}^b \\ 0 & 0 & F_{10}^b & F_{20}^b & F_{30}^b \\ 0 & 0 & (1-F_{11}^b - F_{10}^b) & (1-F_{21}^b - F_{20}^b) & (1-F_{31}^b - F_{30}^b) \end{bmatrix} \quad (\text{II-12})$$

On appellera $[N(t)]$ la matrice de conversion simple.

De même, on définit les relations de conversion composées comme suit :

$$\begin{bmatrix} U_{AB} \\ U_{BC} \\ U_{CA} \\ i_{d1} \\ i_{d2} \\ i_{d0} \end{bmatrix} = [M(t)] \begin{bmatrix} U_{C1} \\ U_{C2} \\ i_1 \\ i_2 \\ i_3 \end{bmatrix} \quad (\text{II-13})$$

avec :

$$M(t) = \begin{bmatrix} \begin{pmatrix} F_{11}^b - F_{21}^b \\ F_{21}^b - F_{31}^b \\ F_{31}^b - F_{11}^b \end{pmatrix} & -\begin{pmatrix} F_{10}^b - F_{20}^b \\ F_{20}^b - F_{30}^b \\ F_{30}^b - F_{10}^b \end{pmatrix} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & F_{11}^b & F_{21}^b & F_{31}^b \\ 0 & 0 & F_{10}^b & F_{20}^b & F_{30}^b \\ 0 & 0 & (1-F_{11}^b - F_{10}^b) & (1-F_{21}^b - F_{20}^b) & (1-F_{31}^b - F_{30}^b) \end{bmatrix} \quad (\text{II-14})$$

Où $M(t)$ est la matrice de conversion composée.

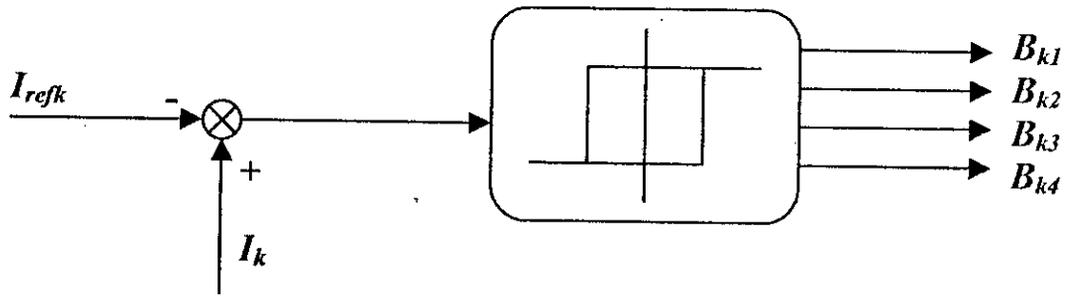
II. 5. Stratégies de commandes

II. 5. 1. Commande par hystérésis en courant

II. 5. 1. 1. Principe

La commande par hystérésis est basée sur la comparaison d'un courant de référence I_{ref} au courant réel et à partir de l'écart entre ces deux courants, on déduit la commande des interrupteurs de l'onduleur.

La figure (II-9) explique le principe de la stratégie de commande par hystérésis en courant.



Figure(II-9) Principe de la stratégie de commande par hystérésis en courant

Cette stratégie de commande permet une réaction rapide à des variations de la consigne ou des paramètres de la partie puissance.

Les performances de cette stratégie sont fortement liées à la largeur de la bande d'hystérésis.

Le choix de la valeur minimale d'hystérésis sera lié aux possibilités de commutation des interrupteurs de l'onduleur : durée de commutation au blocage et à l'amorçage.

L'algorithme de la commande par hystérésis en courant se résume pour un bras k de l'onduleur triphasé à trois niveaux par le système (II-15).

$$\begin{cases} \text{Si } [(\varepsilon_k \geq \Delta i) \ \& \ (\varepsilon_k \leq 2\Delta i)] \text{ ou } [(\varepsilon_k \leq -\Delta i) \ \& \ (\varepsilon_k \geq -2\Delta i)] \Rightarrow B_{k1}=1, B_{k2}=0; \\ \text{Si } \varepsilon_k \geq 2\Delta i \Rightarrow B_{k1}=0, B_{k2}=0; \\ \text{Si } \varepsilon_k \leq -2\Delta i \Rightarrow B_{k1}=1, B_{k2}=1; \end{cases} \quad (\text{II-15})$$

Où ε_k est l'écart entre le courant de référence et le courant réel défini par $\varepsilon_k = I_k - I_{refk}$.

Tel que les courants de référence de l'onduleur sont donnés par le système (II-16).

$$\begin{cases} I_{ref1} = I_{eff} \sqrt{2} \sin(\omega t - \varphi) \\ I_{ref2} = I_{eff} \sqrt{2} \sin(\omega t - \varphi - 2\pi/3) \\ I_{ref3} = I_{eff} \sqrt{2} \sin(\omega t - \varphi - 4\pi/3) \end{cases} \quad (\text{II-17})$$

CHAPITRE III

Commande vectorielle de la machine asynchrone

III. Introduction

La difficulté pour commander la machine asynchrone réside dans le fait qu'il existe un couplage complexe entre les variables d'entrée, les variables de sortie et les variables internes de la machine comme le flux, le couple, la vitesse ou la position.

Une méthode de commande classique ou commande scalaire, appelée commande $V/f=cte$ consiste à contrôler le couple par la fréquence du glissement et le flux par le rapport tension fréquence statorique. Cette commande pose des problèmes à basse vitesse, car le maintien du couple est impossible aux basses fréquences et en particulier à l'arrêt [4].

En effet, la commande vectorielle (commande par orientation du flux), permet d'envisager un découplage entre le couple et le flux de la machine. Dans ce chapitre on s'intéresse à la présentation du principe de cette commande.

III. 1. Principe de la commande du flux orienté

La commande par flux orienté est une expression qui apparaît de nos jours dans la littérature traitant les techniques de contrôle des moteurs électriques, et dont l'étymologie nous ramène à une notion élémentaire, mais très importante de l'électromagnétisme. A savoir la force exercée sur un conducteur parcouru par un courant placé dans un champ magnétique est égale au produit vectoriel du vecteur courant par le vecteur champ. Il en résulte évidemment que l'amplitude de cette force sera maximale pour les intensités du courant et du champ données quand le vecteur courant sera perpendiculaire au vecteur champ [5].

Appliquée aux moteurs électriques, cette propriété est utilisée pour obtenir le mode de fonctionnement recherché en positionnant d'une manière optimale les vecteurs courants et les vecteurs flux résultants [6].

Pour réaliser un contrôle similaire à celui des machines à courant continu à excitation, séparée, il est nécessaire d'orienter le flux en quadrature avec le couple, d'où le nom de la méthode du flux orienté. On dissocie ainsi le courant statorique en deux composants I_{ds} et I_{qs} en quadrature de telle sorte que le courant I_{ds} soit orienté suivant l'axe du flux rotorique.

A flux rotorique constant, le couple dépend alors uniquement de courant I_{qs} .

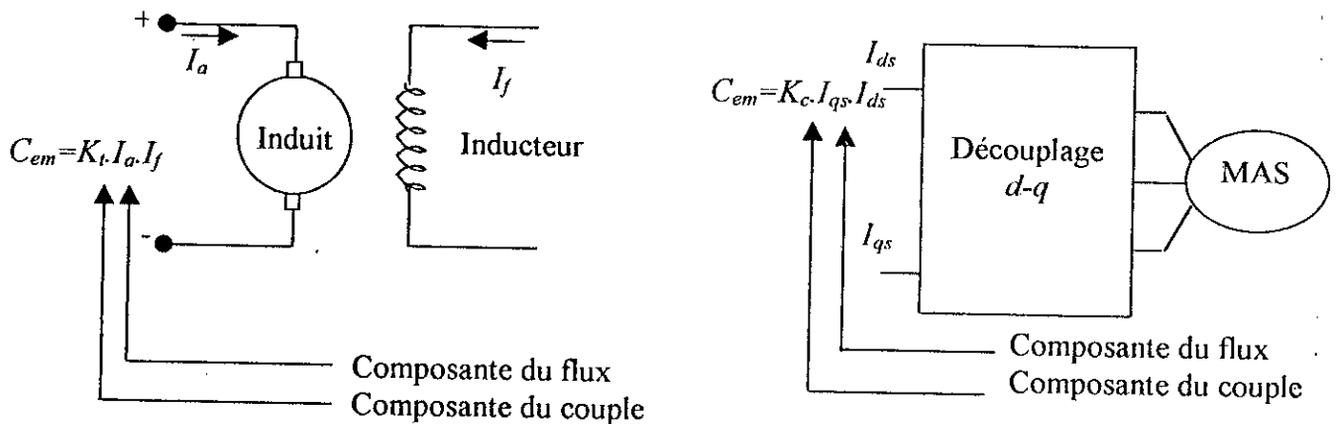
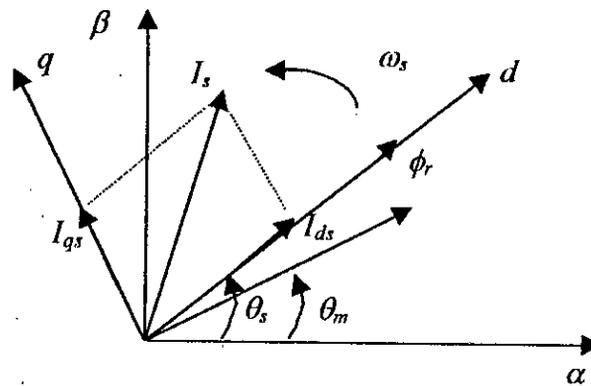


Figure (III-1) Principe de la commande vectorielle

Description

Le choix du référentiel se fait de telle manière que le flux rotorique soit aligné avec l'axe (d) permet d'avoir une expression du couple dans lequel deux courants orthogonaux (I_{ds} , I_{qs}) intervenant, le premier générateur de flux et l'autre générateur de couple.



Orientation du flux

avec : $\phi_{dr} = \phi_r$ et $\phi_{qr} = 0$

L'expression du couple électromagnétique est donnée par :

$$C_{em} = \left(\frac{PM}{L_r} \right) \cdot \phi_{dr} \cdot I_{qs} \quad (\text{III-1})$$

III.2. Commande indirecte par flux orienté

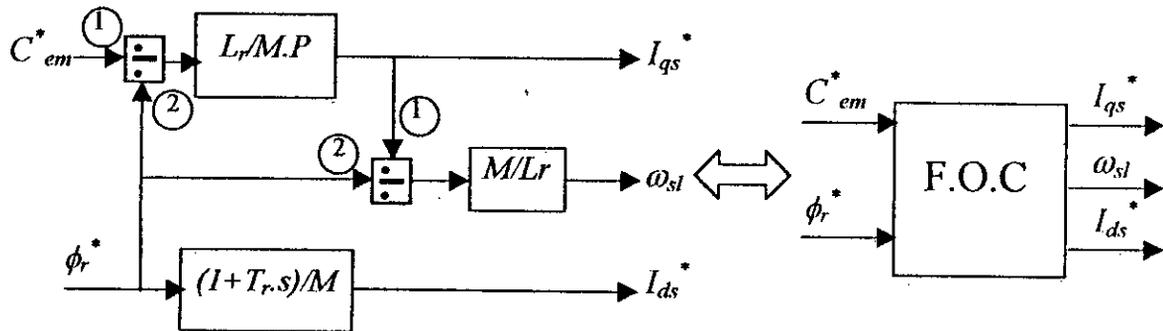
Le principe de cette méthode consiste à ne pas utiliser l'amplitude du flux rotorique mais seulement sa position.

Le descriptif "méthode indirecte" signifie qu'on peut éliminer un estimateur du flux mais elle exige la présence d'un capteur de vitesse (ou de position) du rotor.

Considérons le flux rotorique Φ_r et le couple C_{em} comme référence de commande.

$$\begin{cases} I_{ds} = \frac{1}{M} \left(T_r \cdot \frac{d\phi_r}{dt} + \phi_r \right) \\ I_{qs} = \frac{L_r}{pM} \cdot \frac{C_e}{\phi_r} \\ \omega_{sl} = \frac{M}{L_r} \cdot \frac{I_{qs}}{\phi_r} \end{cases} \quad (\text{III-2})$$

Le schéma bloc de la structure de commande est le suivant :



Figure(III-2) Schéma bloc de la structure de commande en courant par orientation du flux rotorique (*Field Oriented Control*)

III. 3. Implantation de la commande vectorielle sur la machine asynchrone

Introduction

L'étude de la commande en vitesse de la machine asynchrone triphasée se fait par deux méthodes.

III. 3. 1. Méthode directe

Pour cette méthode le module et la phase du flux sont mesurés électriquement en utilisant un modèle dynamique ou un capteur physique du flux [20].

III. 3. 2. Méthode indirecte

Dans la commande indirecte, la pulsation statorique est calculée directement à l'aide des grandeurs mesurées ou estimées.

La commande vectorielle indirecte permet le contrôle de la vitesse par contre réaction et le couple du module du flux par réaction.

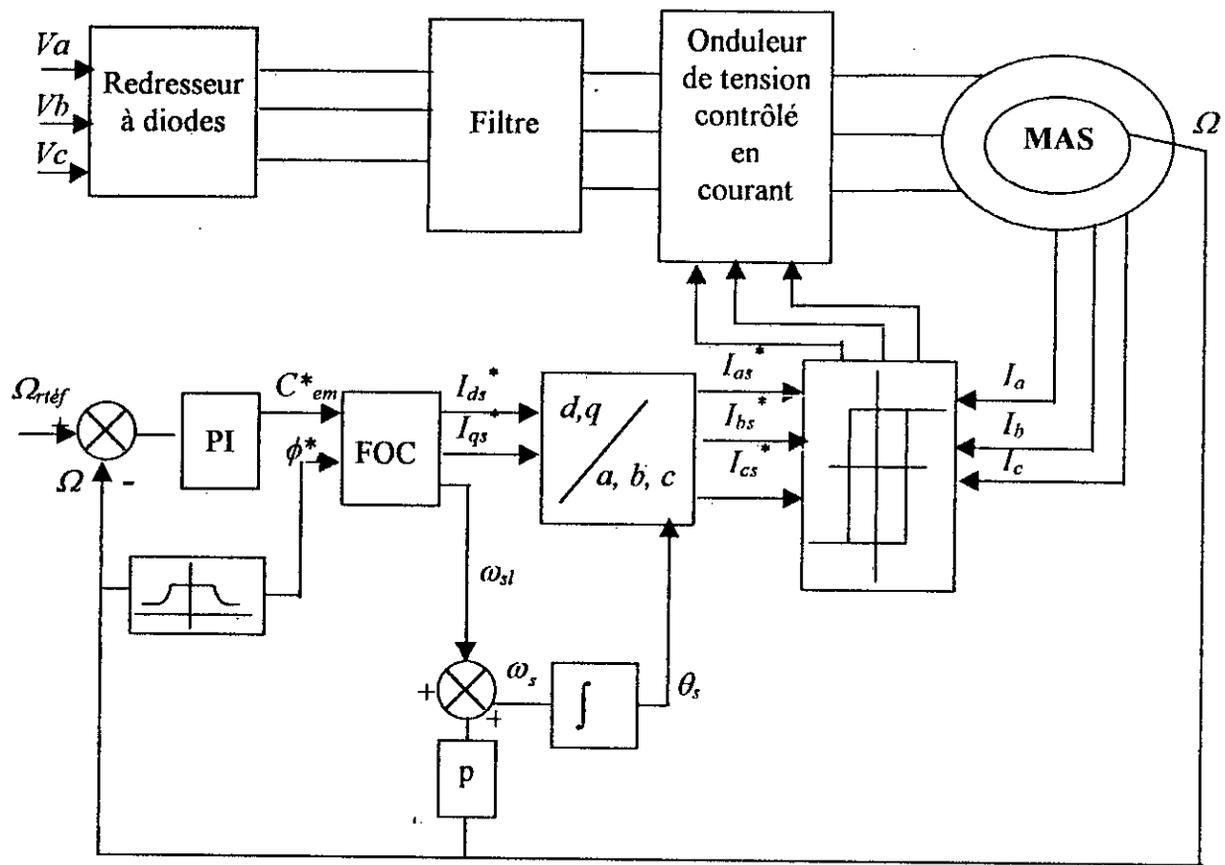


Figure (III-3) : schéma bloc de la commande découplée

Le schéma bloc de la commande découplée permet de réaliser un découplage automatique entre le couple et le flux. Ce résultat remarquable à entraîne une utilisation systématique de ce schéma de commande dans des processus industriels. A cet effet, pour obtenir une variation de vitesse il suffit d'adjoindre à la boucle ouverte un régulateur de la vitesse, il est donc possible de faire sa régulation par contre réaction. Par contre, le flux ne peut pas être mesuré directement et son contrôle le plus simple est de type réaction.

$$\phi^* = \begin{cases} \phi_n & \text{si } |\Omega| < \Omega_n \\ \frac{\phi_n \cdot \Omega_n}{\Omega} & \text{si } |\Omega| > \Omega_n \end{cases} \quad (III-3)$$

III. 3. 3. Calcul des paramètres du régulateur

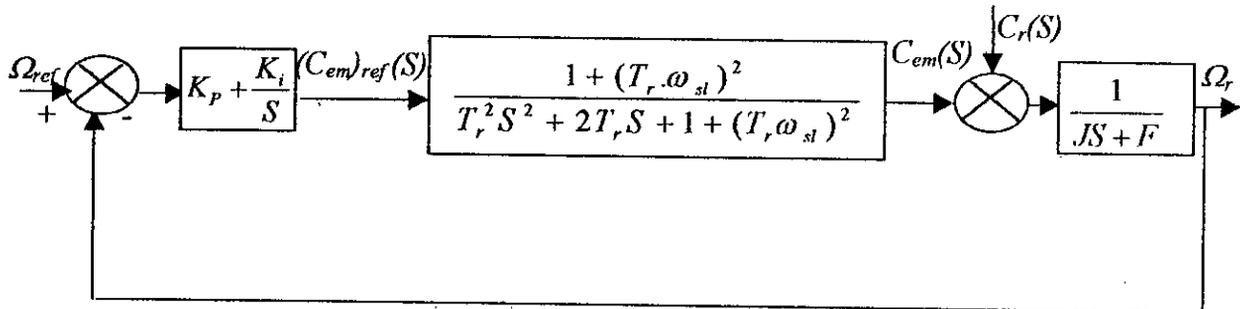
Nous proposons une méthode analytique de calcul des paramètres du régulateur *PI* qui permet d'avoir une bonne précision, une rapidité et une stabilité du système. La fonction de Transfert du régulateur est donnée par [5] :

$$F(S) = \frac{K(1+TS)}{TS}$$

Ou : $F(S) = K_p + \frac{K_i}{S}$ avec $\begin{cases} K_p = K \\ K_i = \frac{K}{T} \end{cases}$

La détermination des paramètres (K, T) du régulateur fait intervenir des méthodes classiques de calcul des régulateurs. Cette stratégie permet l'application de l'ensemble des outils de l'automatique linéaire au problème de régulation.

Le schéma bloc de régulation de vitesse à l'aide d'un *PI* est le suivant :



D'où l'équation caractéristique de système suivant :

$$P(S) = JT^2_r \left(S^4 + \left(\frac{f}{J} + \frac{2}{T_r} \right) S^3 + \left(\frac{2f}{JT_r} + \frac{1}{T_r^2} + \omega_{sl}^2 \right) S^2 + \frac{(f + K_p)(1 + (T_r \omega_{sl})^2)}{JT^2_r} S + \frac{K_i(1 + (T_r \omega_{sl})^2)}{JT^2_r} \right)$$

Pour que le système a une réponse optimale, il faut que :

$$\frac{(f + K_p)((T_r \omega_{sl})^2 + 1)}{JT^2_r} = \left(\frac{f}{J} + \frac{2}{T_r} \right) \omega_0^2$$

$$\frac{K_i(1+(T_r\omega_{sl})^2)}{JT_r^2} = \omega_0^4$$

En imposant :

$$\omega_0 = \sqrt{\omega_{sl}^2 + \frac{1}{T_r^2}}$$

Nous avons donc :

$$K_p = \frac{2J}{T_r} \quad \text{et} \quad K_i = \frac{J}{T_r^2}$$

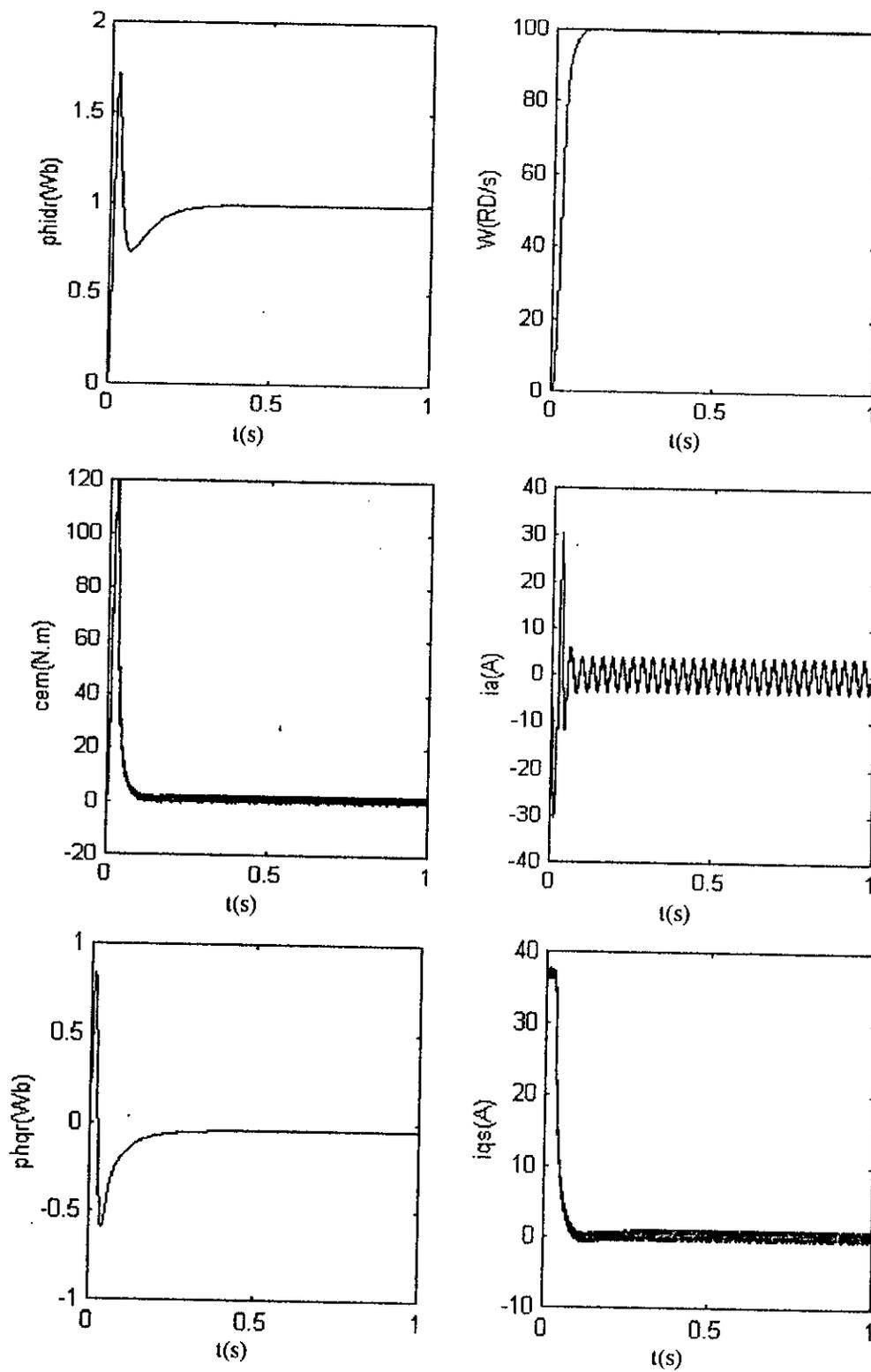
III. 4. Interprétations et commentaires

Les résultats de simulation montrent que les performances de conduite de la machine asynchrone alimentée par un onduleur à trois niveaux, dont les paramètres sont indiqués dans l'annexe A₁, avec régulation de la vitesse.

La figure (III-4) montre que :

- La vitesse réelle suit la référence après un temps de repense de 0.15secondes.
- Le couple se stabilise à une valeur de 0.5N.m qui compense les pertes par frottements et atteint la valeur maximale de 50N.m .

On remarque que le couple est bien proportionnel au courant I_{qs} , et le flux se stabilise à 1Wb.



Figure(III-4) Les performances de l'asservissement de vitesse de la machine asynchrone triphasée alimentée par un onduleur à trois niveaux à vide

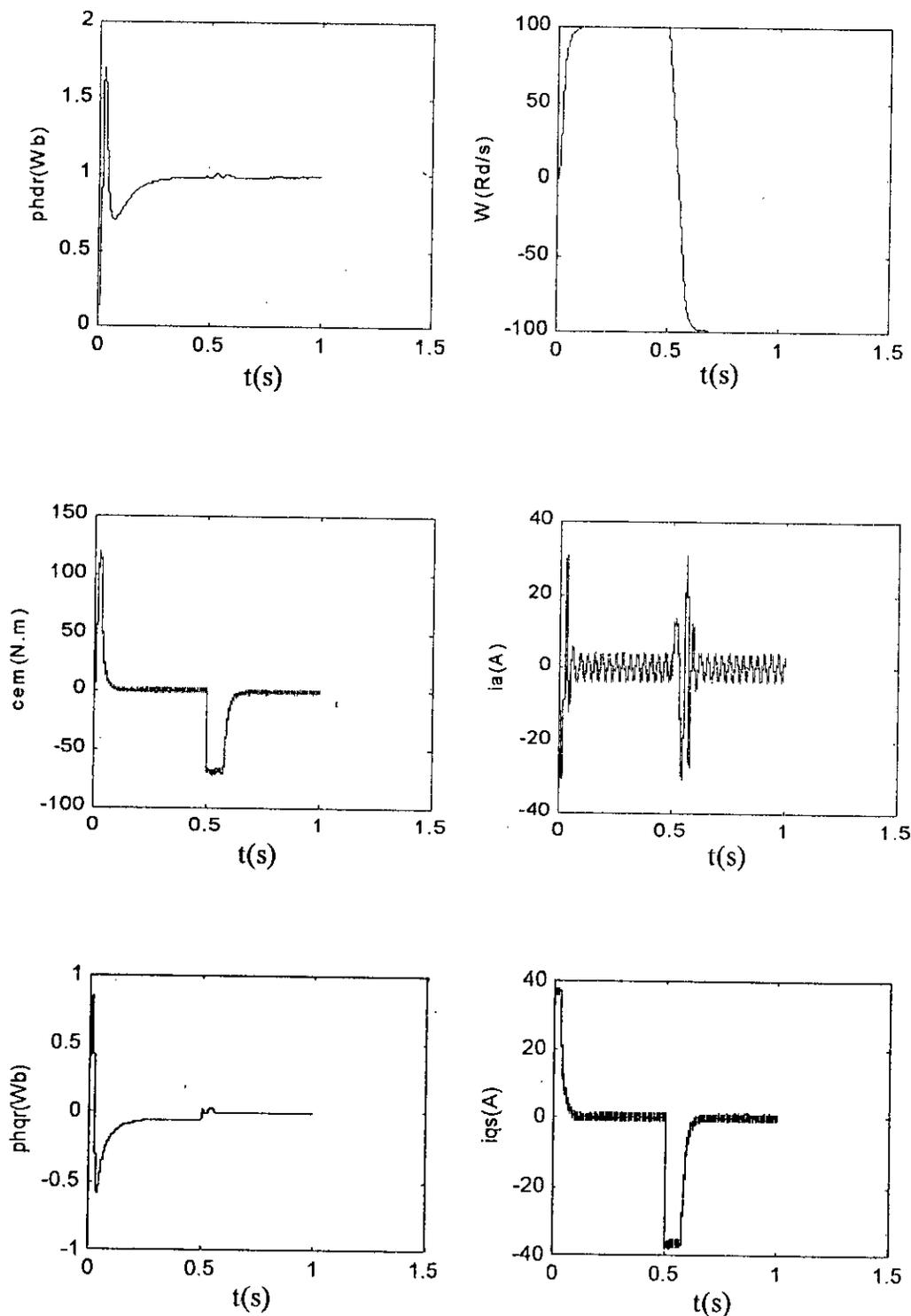


Figure (III-5) Les performances de l'asservissement de vitesse de la MAS alimentée par un onduleur à trois niveaux utilisant la commande vectorielle indirecte avec inversion de vitesse à $t = 0.5$ s

CHAPITRE IV

Introduction aux réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels sont "nés" il y a une cinquantaine d'années, des efforts combinés de scientifiques issus d'horizons divers et aux motivations variées. Leur histoire est jalonnée d'un certain nombre de publications clés, livres ou articles d'intérêt essentiellement historique, associées aux étapes décisives de leur développement.

Tout commence en 1943, lorsque deux bio-physiciens de l'université de Chicago McCulloch et Pitts, s'inspirant des récentes découvertes en neurobiologie, conçoivent le premier modèle du neurone biologique, baptisé neurone formel ou automate à seuil. Un peu plus tard, un neurophysiologiste renommé, Donald Hebb, propose en 1949 une formulation du mécanisme d'apprentissage, sous la forme d'une règle de modification des connexions synaptiques qui porte encore son nom. Finalement, c'est en 1958 que Rosenblatt, combinant les idées de ses prédécesseurs, conçoit le Perception, un réseau de neurones artificiels inspiré du système visuel, possédant une couche de neurones "perceptive" et une couche de neurones "décisionnelle". Ce réseau, qui parvient à apprendre à identifier des formes simples et à calculer certaines fonctions logiques, constitue le premier système artificiel exhibant une faculté jusque là réservé au vivant, la capacité d'apprendre par l'expérience; Le premier réseau de neurones artificiel proprement dit.

Il faut attendre le début des années 80 pour voir un regain d'intérêt pour les réseaux de neurones artificiels. Celui-ci s'explique tout d'abord par les résultats des travaux de Hopfield qui démontre, en 1982, l'utilité des réseaux complètement connectés (les réseaux récurrents, avec "feed-back", qui constituent la deuxième grande classe de réseaux avec les réseaux de type perception, aussi qualifiés de "feed-forward").

Dans la compréhension et la modélisation des processus de la mémoire et rend manifeste la relation existant, sur le plan formel, entre ce type de réseaux et des systèmes physiques (tels que les verres de spin) pour lesquels la physique statistique fournit un cadre théorique parfaitement approprié. Parallèlement aux travaux de Hopfield, Werbos conçoit un mécanisme d'apprentissage pour les réseaux multicouches de type perception : c'est l'algorithme d'apprentissage par "Back-propagation" (rétropropagation de l'erreur) qui fournit un moyen simple d'entraîner les neurones des couches cachées.

IV. 1. Les réseaux de neurones artificiels

Définition

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau [8].

IV. 2. Le modèle neurophysiologique

Le cerveau se compose d'environ 10^{12} neurones (mille milliards), avec 1000 à 10000 synapses (connexions) par neurone.

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. Celles-ci sont parfois si nombreuses que l'on parle alors de chevelure dendritique ou d'arborisation dendritique. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma, corps du neurone.

L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone (unique) pour être transmise aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angströms (10^{-9} m) entre l'axone du neurone afférent et les dendrites du neurone efférent. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse.

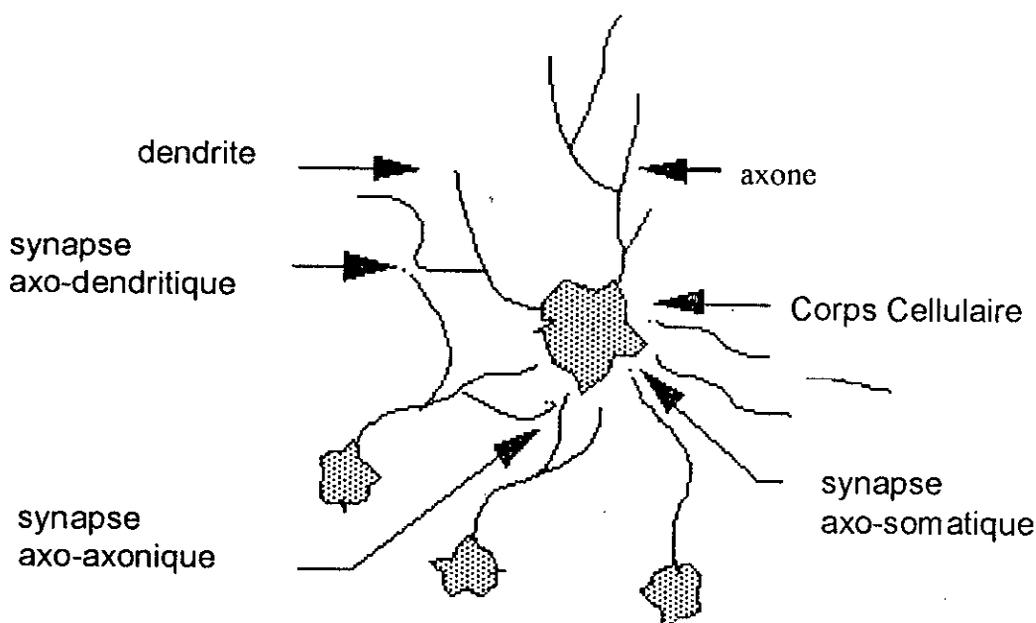


Figure (IV-1) Un neurone avec son arborisation dendritique

IV. 3. Modèle mathématique

Les réseaux de neurones biologiques réalisent facilement un certain nombre d'applications telles que la reconnaissance de formes, le traitement du signal, l'apprentissage par l'exemple, la mémorisation, la généralisation. Ces applications sont pourtant, malgré tous les efforts déployés en algorithmique et en intelligence artificielle, à la limite des possibilités actuelles. C'est à partir de l'hypothèse que le comportement intelligent émerge de la structure et du comportement des éléments de base du cerveau que les réseaux de neurones artificiels se sont développés. Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles, à ce titre ils peuvent être décrits par leurs composants, leurs variables descriptives et les interactions des composants [9].

IV. 3. 1. Composant (le neurone artificiel)

IV. 3. 1. 1. Structure

La figure (IV-3) montre la structure d'un neurone artificiel. Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones amonts. A chacune de ces entrées est associée un poids W abréviation de weight représentatif de la force de la connexion.

Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals. A chaque connexion est associée un poids.

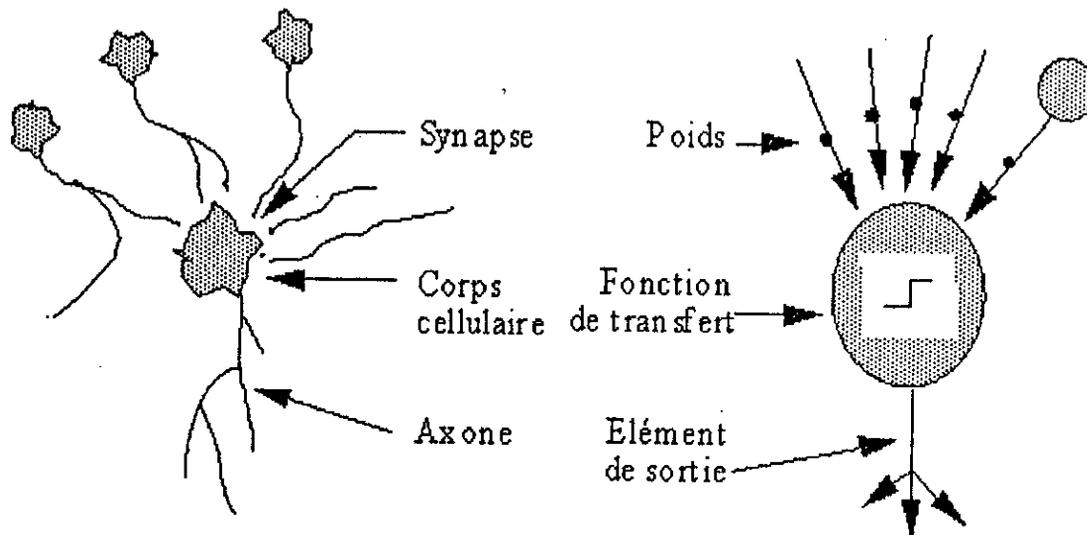
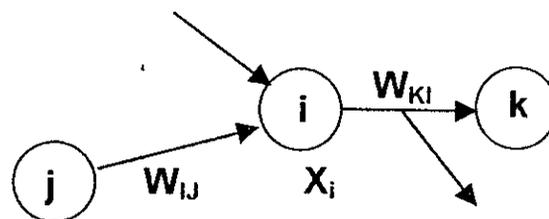


Figure (IV-2) Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel



Figure(IV-3) Structure d'un neurone artificiel

Pour le neurone d'indice i , les entrées sur celui-ci sont de poids w_{ij} alors que les connexions avals sont de poids W_{ki} .

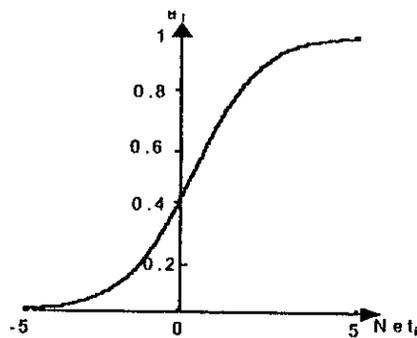
IV. 3. 2. Comportement

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

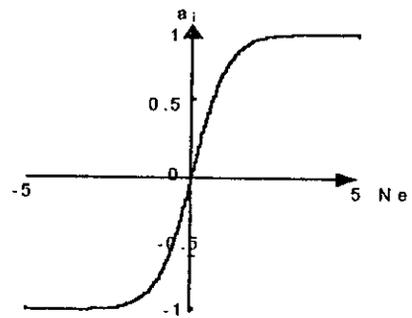
$$a = \sum_i^n W_i \cdot e_i \quad (IV-1)$$

n : Nombre de neurone dans la couche aval

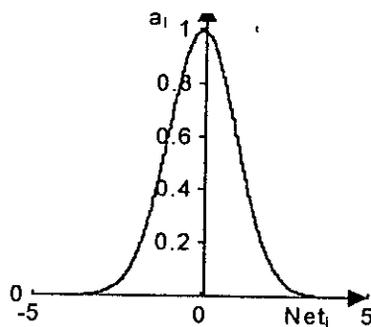
A partir de cette valeur, une fonction d'activation calcule la valeur de l'état du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones aval. Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction d'activation. Les plus courantes sont présentées sur la figure (IV-4). On remarquera qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions d'activation sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ (ou $[-1, +1]$).



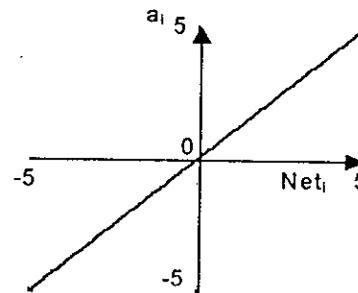
fonction stochastique ($T=1$)



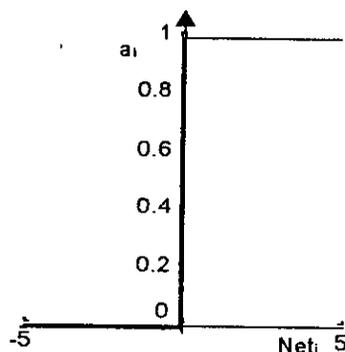
fonction sigmoïde tangentielle



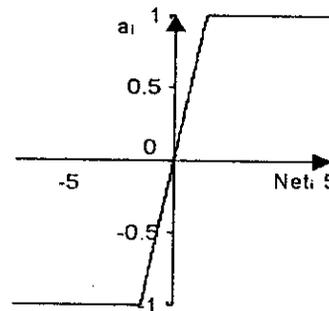
fonction gaussienne ($\delta=1$)



fonction linéaire ($\lambda=1$)



fonction seuil ($\theta=0$)



fonction linéaire bornée

Figure (IV-4) Différents types de fonctions d'activations pour le neurone artificiel.

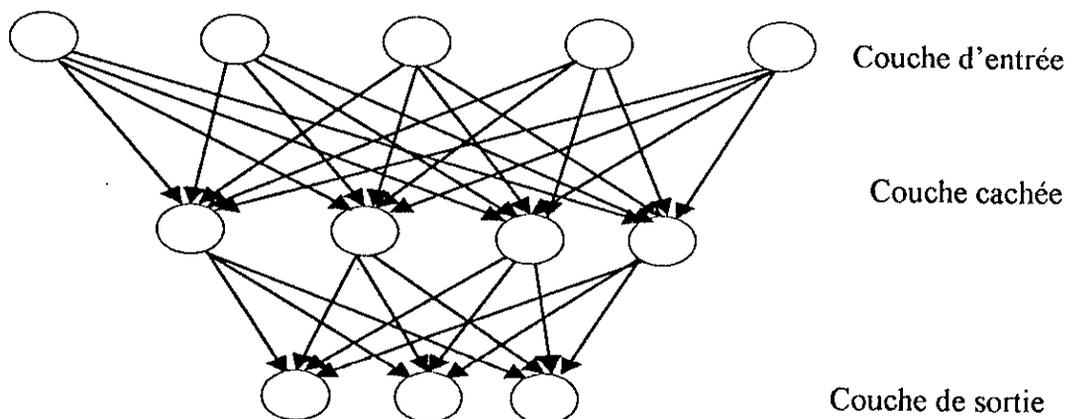
Nous constatons que les équations décrivant le comportement des neurones artificiels n'introduisent pas la notion de temps. En effet, et c'est le cas pour la plupart des modèles actuels de réseaux de neurones, nous avons affaire à des modèles à temps discret, synchrone, dont le comportement des composants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

IV. 3. 3. Structure d'interconnexion

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la "topologie du modèle". Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité [8].

IV. 3. 3. 1. Réseau multicouche

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones de couches avales. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées.



Figure(IV-5) Définition des couches d'un r réseau multicouches

IV. 3. 3. 2. Réseau à connexions locales

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui à l'image de la rétine conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.

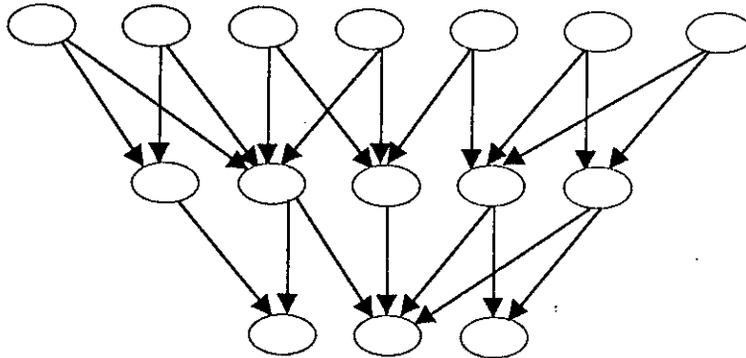
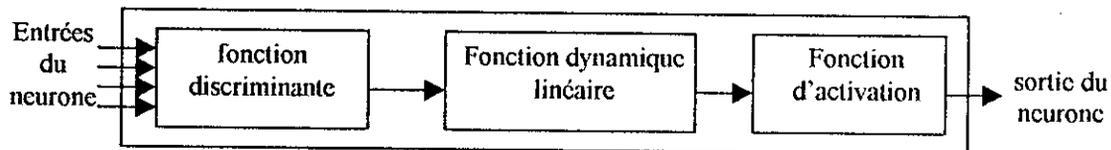


Figure (IV-6) Réseau à connexions locales

IV. 4. Modèle général du neurone

La Figure (IV-7) montre un modèle général du neurone formel :



Figure(IV-7) Modèle général du neurone

IV. 4. 1. La fonction discriminante

Cette fonction, appelée aussi fonction de base, définit l'activité du neurone. Dans le cas du perception c'est la fonction de base linéaire qui est utilisée, c'est le cas pour les réseaux multicouches et d'une manière générale les réseaux LBF (Linear Basis Function).

Afin d'améliorer les performances des réseaux, d'autres formes de fonction discriminantes non linéaire ont été élaborées ces dernières années, offrant ainsi de meilleures possibilités dans certains domaines et un large champ d'application, ces techniques nécessitent néanmoins des calculs compliqués [10].

IV. 4. 1. 1. La fonction de base linéaire LBF (Linear Basis Function)

Cette fonction est une sommation pondérée des entrées vers le neurone, sa forme est en générale définie par :

$$H(X,W) = X^T W \quad (\text{IV-2})$$

Avec :

W : le vecteur des poids synaptiques d'entrée du neurone i $W=[W_{i1} \dots W_{in}]^T$

X : les entrées du neurone

IV. 4. 1. 2. La fonction de base radiale RBF (Radial Basis Function)

La forme de cette fonction est définie par :

$$H(X,W) = \frac{\|X - W\|^2}{2} \quad (\text{IV-3})$$

Dans les réseaux utilisant cette fonction de base, les poids W sont présentés comme étant les centrioles de chaque classe de l'espace d'entrée, le discriminant calcul alors le rayon entre les entrées X et le centre de chaque classe.

En effet, cette fonction sert à effectuer un échantillonnage de l'espace des entrées, ou chaque groupe de poids synaptiques représente une concentration de données.

IV. 4. 1. 3. La fonction de base elliptique EBF (Elliptic Basis Function)

La fonction de ce discriminant est une généralisation de la fonction de base radiale :

$$H(X, X) = \sum_{K=1}^n \alpha_K (X - W)^2 + \theta \quad (\text{IV-4})$$

Cette fonction est modulée par des paramètres α_K et dotée d'un biais θ . Ces paramètres font qu'elle ne soit pas forcément symétrique.

IV. 4. 2. La fonction dynamique linéaire

Dans le cas général, cette fonction est régie par l'équation différentielle du premier ordre suivante :

$$\alpha_1 u_i(t) + \alpha_0 u_i(t) = v_i(t) \quad (\text{IV-5})$$

Avec :

$u_i(t)$: Représente l'activité du $i^{\text{ème}}$ neurone.

$V_i(t)$: représente l'entrée du système dynamique décrit par (IV-5)

Cette équation reflète l'activité électrique réelle du neurone, à savoir la charge et décharge de potentiel. C'est J.Hopfield qui, pour la première fois, en 1982 a modélisé un réseau de neurone par un circuit électrique régi par cette équation, traduisant ainsi son comportement dynamique [11].

Le réseau statique est un cas particulier de l'équation (IV-5) où la première dérivée est tout simplement nulle, celle-ci ne devient donc qu'une simple fonction linéaire.

IV. 4. 3. Fonction d'activation

Cette fonction a pour objectif de rendre l'activité du neurone bornée, pour refaire, une non-linéarité qui est nécessaire. La première fonction non linéaire qui a été proposée est la fonction seuil (Thresholding), or cette fonction qui délivre une sortie binaire n'est mathématiquement pas adaptée à certaines opérations notamment la différentiation qui est nécessaire pour l'amélioration des paramètres internes du réseau. Pour cela, la fonction d'activation doit être continue, dérivable et monotone.

IV. 5. Stabilité des réseaux de neurones

Il est connu que tout système dynamique est confronté au problème de stabilité. Dans ce sens, les réseaux de neurones notamment ceux d'architecture entièrement connectée, doivent vérifier les conditions de stabilité.

En effet, dans ce genre d'architecture, une fois simulé, le réseau de neurones entre dans une phase de circulation massive d'information entre les neurones. D'une manière générale, à chaque instant les neurones peuvent calculer leurs activations et envoyer leurs sorties vers les autres neurones ou vers l'extérieur. Il est donc important, pour que le réseau fonctionne correctement, de vérifier que ce régime de circulation d'informations s'arrête en atteignant la stabilité net et de prévoir où il s'arrêtera [11].

IV. 6. Fonction de Lyapunov

Vérifier la stabilité d'un réseau de neurone, c'est établir que lorsque écarté de son état initial, celui vers un autre d'équilibre. Pour ce faire, un théorème utilisant le formalisme de Lyapunov est utilisé.

Si on peut trouver une fonction $V(X_1, X_2 \dots X_N)$, de l'espace des états d'un système dynamique quelconque vers R , tel que n'importe quelle variation des états de ce système conduit à la décroissance de cette fonction, ce système a donc une solution stable.

La fonction V vérifiant ces conditions, est dite de Lyapunov ou fonction d'énergie, cette fonction doit donc vérifier que :

$$\begin{cases} V(X) \geq 0 \\ \dot{V}(X) < 0 \end{cases} \quad \forall X \quad (IV-6)$$

Il est à noter que trouver une telle fonction pour un système dynamique est une condition suffisante mais pas nécessaire pour établir sa stabilité [10].

IV. 7. Apprentissage.

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux de neurones. Elle ne concerne cependant pas tous les modèles, mais les plus utilisés.

IV. 7. 1. Définition

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement [9].

Dans le cas des réseaux de neurones artificiels, on ajoute souvent à la description du modèle l'algorithme d'apprentissage. Le modèle sans apprentissage présente en effet peu d'intérêt. Dans la majorité des algorithmes actuels, les variables modifiées pendant l'apprentissage sont les poids des connexions. L'apprentissage est la modification des poids du réseau dans l'optique d'accorder la réponse du réseau aux exemples et à l'expérience. Il est souvent impossible de décider a priori des valeurs des poids des connexions d'un réseau pour une application donnée. A l'issue de l'apprentissage, les poids sont fixés : c'est alors la phase d'utilisation. Certains modèles de réseaux sont improprement dénommés à apprentissage permanent. Dans ce cas il est vrai que l'apprentissage ne s'arrête jamais, cependant on peut toujours distinguer une phase d'apprentissage (en fait de remise à jour du comportement) et une phase d'utilisation. Cette technique permet de conserver au réseau un comportement adapté malgré les fluctuations dans les données d'entrées.

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il a été défini deux grandes classes selon que l'apprentissage est dit supervisé ou non supervisé. Cette distinction repose sur la forme des exemples d'apprentissage. Dans le cas de l'apprentissage supervisé, les exemples sont des couples (Entrée, Sortie associée) alors que l'on ne dispose que des valeurs (Entrée) pour l'apprentissage non supervisé. Remarquons cependant que les modèles à apprentissage non supervisé nécessitent avant la phase d'utilisation une étape de labélisation effectuée l'opérateur, qui n'est pas autre chose qu'une part de supervision.

IV. 7. 2. Backpropagation

C'est Werbos qui, en 1972, a le premier mis en œuvre cet algorithme avec notamment, son fondement mathématique. Il avait appelé cette méthode *the Dynamic Algorithm Feed-back*.

En 1986, un groupe de chercheurs de l'université de Stanford aux États-Unis, Rumelhart, Hinton et Williams, l'ont développé et l'ont complètement adapté aux réseaux multicouches. Cet algorithme a été publié dans leur ouvrage sur les processus distribués parallèles (*Parallel Distributed Processing*) [11]. Ils ont appelé la méthode Backpropagation en référence à l'erreur qui se «rétro-propage» à travers les couches du réseau Figure (IV-8).

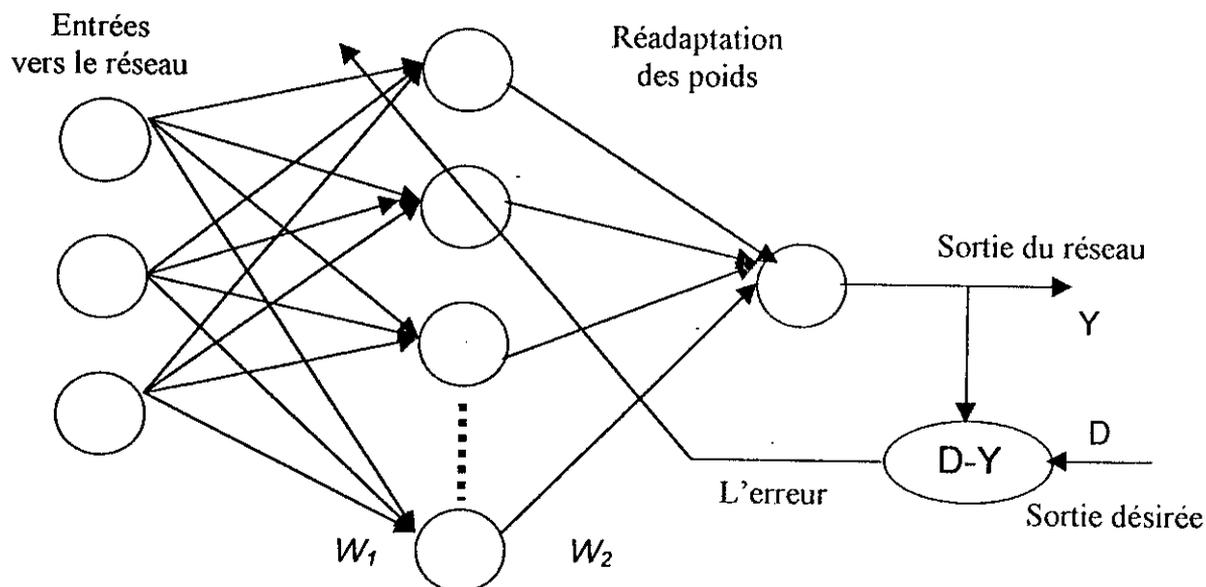


Figure (IV-8) principe de l'entraînement du réseau par rétro-propagation de l'erreur.

Cette méthode n'est rien d'autre que l'application de l'algorithme de descente de gradient sur ces réseaux de neurones. Contrairement au Madline, pour ces réseaux seuls les poids synaptiques directement connectés aux neurones de sortie ont un lien direct avec l'erreur à minimiser. Le problème qui se pose donc est le calcul du Jacobien de la sortie du réseau par rapport aux poids synaptiques des couches de neurones qui ne lui sont pas directement liés.

D.E.Rumelhart et G.E.Hinton ont proposé d'utiliser un enchaînement de différentiations calculant des dérivés partielles successives à partir de la couche de sortie jusqu'aux poids synaptiques en question. La solution de P.J.Werbos, plus rigoureuse mathématiquement, utilise par contre les Dérivés Ordonnés (Ordered Derivatives) afin de calculer les dérivés de l'erreur par rapport à tous poids synaptique du réseau.

IV. 8. Problèmes d'apprentissage

Ainsi, il est clair qu'un grand nombre de choix s'impose à celui qui voudrait entraîner un réseau de neurones. Chaque choix compte plus d'un écueil potentiel, dont par exemple [12] :

- Insuffisance de la règle d'apprentissage. Plusieurs réseaux sont capables en principe de calcul élaboré. En revanche, rien nous garantit que la règle d'apprentissage sera capable de tirer profit de plein potentiel du réseau.
- Minima locaux. La majorité des apprentissages supervisés procédant par descente du gradient. Or, nous avons vu que ce type de technique peut conduire à une solution sous optimale. En pratique, ce type de problème est particulièrement difficile à éviter, notamment parce que la surface d'erreur n'est généralement pas connue. Sachant que les poids initiaux du réseau conditionnent en partie les résultats de l'apprentissage, plusieurs chercheurs relancent l'apprentissage à partir du choix des poids initiaux différents pour se préserver de ce problème.
- Mauvais choix de paramètres. Le comportement du réseau est gouverné par un ensemble de paramètres architecturant, pour lesquels un mauvais choix de valeurs peut compromettre l'apprentissage. Parmi ceci considérant par exemple le nombre de neurones cachés du réseau. Cette valeur est particulièrement importante parce qu'elle détermine le nombre de variables libres (c'est à dire de poids) du réseau, et parce qu'elle détermine les capacités de calcul de réseau. Ainsi, un nombre insuffisant de neurones cachés peut compromettre la capacité du réseau à résoudre la tâche donnée. Inversement, trop de neurones cachés permettent au réseau d'apprendre les particularités de corpus d'apprentissage (d'apprendre les corpus par cœur), au détriment des performances de généralisation.

Les paramètres propres à la règle d'apprentissage sont souvent aussi difficiles à choisir que ceux de réseau. Par exemple, la plupart des règles d'apprentissage comprennent un pas d'apprentissage, valeur qui affecte la taille du vecteur de correction. Une fois de plus, le bon choix de ce paramètre peut relever de l'exploit : un pas trop petit empêche le réseau de se stabiliser sur une solution, tandis qu'un pas trop grand augmente inutilement la quantité de calculs à effectuer.

- Surapprentissage. Quand l'apprentissage d'un réseau est prolongé, son choix de poids reflètent de trop près les particularités de corpus d'apprentissage, au détriment de la tâche réelle.
- Mauvais échantillonnage. Les corpus d'apprentissage ne reflètent pas toujours adéquatement la tâche, soit par mauvais échantillonnage, soit tout simplement parce qu'il est trop petit. Il en résulte que le réseau généralise mal et se comporte incorrectement quand il est mis en situation réelle.

- Oubli et interférence. Certains patrons peuvent interférer avec l'apprentissage d'autres patrons. Cela est particulièrement vrai lorsque le corpus d'apprentissage est grand, ou que le comportement à apprendre comprend plusieurs cas exceptionnels. Ces derniers sont alors difficiles à apprendre par le réseau et peuvent nécessiter un traitement particulier.
- Mauvais codage. Il se peut que la technique de codage choisie accule ou rende inutilement obscure l'information nécessaire à la résolution du problème.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons introduit les concepts fondamentaux sur les réseaux de neurones, plusieurs points sont abordés dans ce chapitre tel que la structure du neurone, l'architectures des réseaux de neurones et l'apprentissage.

Les réseaux de neurones sont conçus pour la résolution des problèmes de contrôles, de reconnaissances de forme ou de mots, de décision, de mémorisation comme une alternance à l'intelligence artificielle, et en relation plus ou moins étroite avec la modélisation de processus cognitifs réels et des réseaux biologiques.

En pratique, les réseaux de neurones ont d'ors et déjà donné lieu à des très nombreuses applications, notamment dans la commande des systèmes dynamiques, On particulier son incapacité à résoudre les problèmes non linéairement séparables.

CHAPITRE V

Commande par réseau de neurones de la machine asynchrone

V. Introduction

La technique des réseaux de neurones, qui est bien particulière par rapport aux autres méthodes automatiques, ne peut certes pas résoudre toutes les difficultés rencontrées. Son principe basée sur la reconstitution d'une relation entrée – sortie à partir d'un ensemble de fonction quelconques et de poids associés , la rend cependant apte à traiter les problèmes non linéaires .

Le réseau de neurone artificiel (RNA) est connu par sa capacité d'apprendre a travers des exemples, et il est capable de traiter plusieurs données pour formuler une décision.

Ce chapitre comporte deux parties, dont la première consiste à utiliser les caractéristique du réseaux de neurones pour identifier le comportement du système (régulateur classique du vitesse de type PI plus le bloc d'orientation du flux robotique FOC), et le remplacer par un seul réseau de neurones artificiel. La deuxième partie sera consacrée à la commande adaptative par modèle de référence, qui à pour objectif de faire suivre la vitesse du système à une référence donner . Pour cela deux structures sont proposées :

- Structure de Lightbody/Irwin
- Structure de Siri/ El-Sharkawi

V. 1. Phase d'apprentissage

D'abord le réseau de neurone est capable d'apprendre n'importe quelle relation non linéaire, c'est son premier avantage face aux méthodes classiques. Ensuite, il n'est pas nécessaire d'avoir un modèle de la relation à identifier, il suffit d'en posséder des échantillons, qui peuvent être générés de manière expérimentale.

Dans cette phase, on entraîne le réseau pour qu'il puisse reproduire la loi de commande, c'est à dire la sortie du bloc (régulateur + FOC).

Nous allons effectuer l'apprentissage sous les conditions suivantes :

- Les conditions initiales sont nulles.
- Les entrées et les sorties du système « régulateur + FOC » sont regroupées dans une matrice prototype .
- Les échantillons sont présentés dans un ordre séquentiel au réseau.

L'apprentissage est obtenu en présentant 5000 exemples au réseau de neurone avec une erreur de 1%, en donnant des informations sur la variation de la consigne de vitesse de référence.

V.2. Choix de la structures du réseau de neurone

Le choix du nombre de neurones dans les différentes couches dépend du type de problèmes à traiter .

- **Premier essai**

Nous avons pris l'architecture [2 10 3].

2 : nombre de neurone dans la couche d'entrée.

10 : nombre de neurone dans la couche cachée.

3 : nombre de neurone dans la couche de sortie.

Les entrées du réseau sont :

- $e(t)$: l'erreur entre la vitesse de rotation et celle de la consigne.
- $e(t-1)$: l'erreur précédente qui permet d'avoir une bonne représentation d'un système non linéaire .

Les sorties de commandes sont :

- Le courant statorique en quadrature de référence « i_{qsref} ».
- Le courant statorique directe de référence « i_{dsref} ».
- La vitesse du glissement « ω_{sl} ».

Les résultats d'apprentissage obtenue dans la figure (V-2) montre que les sorties du réseau (ω_{slm} , i_{dsrefm} , i_{qsrefm}) ne suivent pas les sorties désiré (ω_{sld} , i_{dsrefd} , i_{qsrefd}).

• Deuxième essai

Nous avons pris cinq neurones dans la couche cachée et en gardant le même nombre de neurones dans la couche d'entrée et la couche de sortie .

La figure (V-3) montre que les sorties du réseau (ω_{slm} , i_{dsrefm} , i_{qsrefm}) suivent les sorties désirées (ω_{sld} , i_{dsrefd} , i_{qsrefd}) .On à utilisé ces résultats pour commander la machine asynchrone, cela permet d'obtenir des bonnes performances représentées dans la figure (V-4), mais le problème majeur c'est qu'en peut pas contrôler le flux .

Troisième essai

Nous proposons l'architecture [2 10 3]

Les trois entrées sont :

- Le flux de référence pour contrôler le flux rotorique.
- $e(t)$: l'erreur entre la vitesse de rotation et celle de la consigne.
- $e(t-1)$: l'erreur précédente

Les sorties de commandes sont :

- Le courant statorique en quadrature de référence « i_{qsref} ».
- La vitesse du glissement « ω_{sl} ».

Cet essai prend beaucoup de temps au niveaux d'apprentissage, alors il faut minimisée le nombre de neurone dans la couche cachée.

Quatrième essai

- Cet essai est obtenu en utilisant l'architecture représentée dans la figure (V-1)

Les résultats d'apprentissage obtenus dans la figure (V-6) montre que les sorties du réseau et les sorties désirées sont confondues. Le réseau obtenu a été utilisé pour commander la machine asynchrone. Les résultats de simulation sont représentés dans la figure (V-7) :

- ✓ La vitesse réelle suit sa référence.
- ✓ Le découplage entre le couple et le flux est assuré.

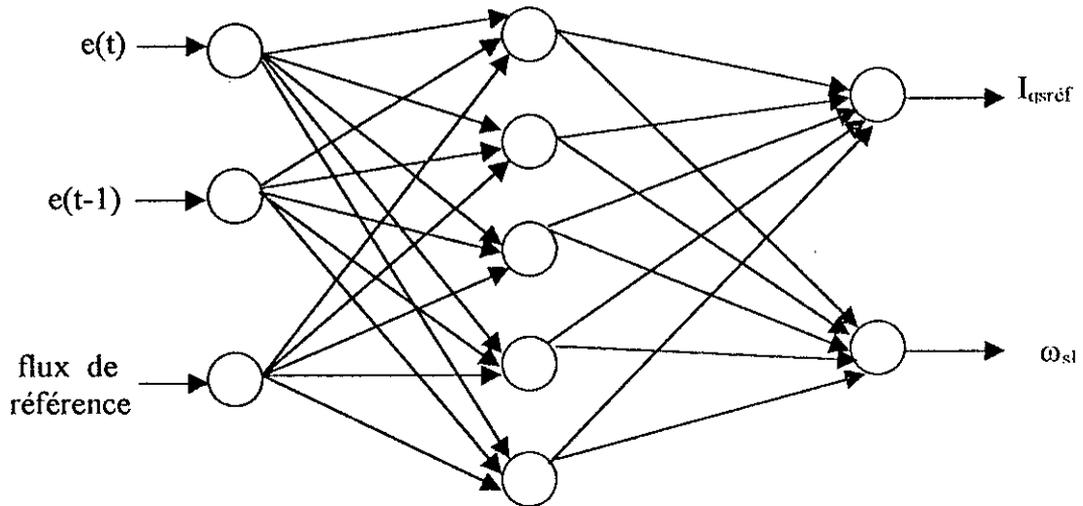


Figure (V-1) : L'architecture du réseau de neurone

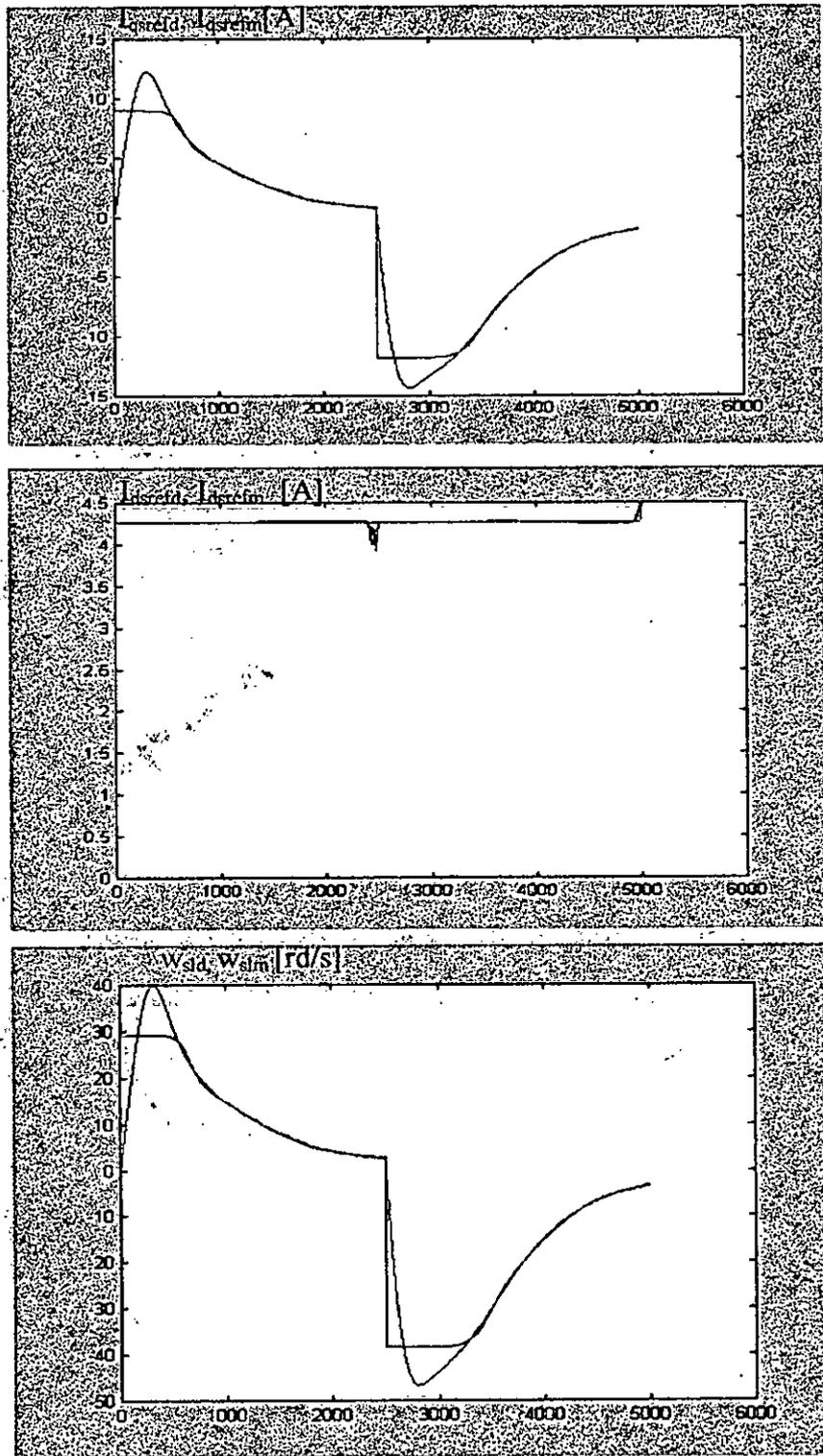


Figure (V-2) La phase d'apprentissage avec l'architecture [2 10 3]

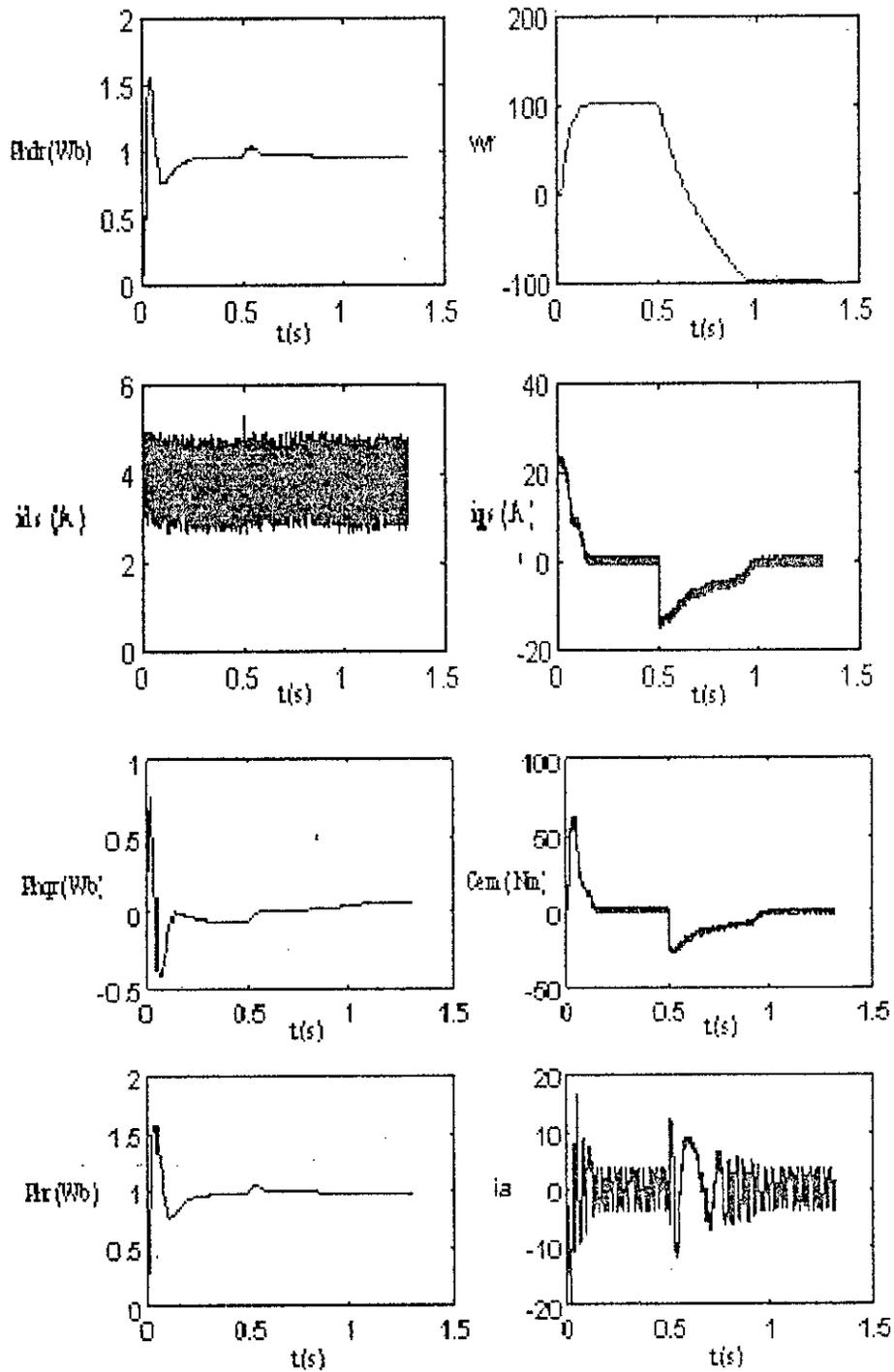


Figure (V-4) commande supervisée de la machine asynchrone par réseau de neurones avec l'architecture [2 5 3]

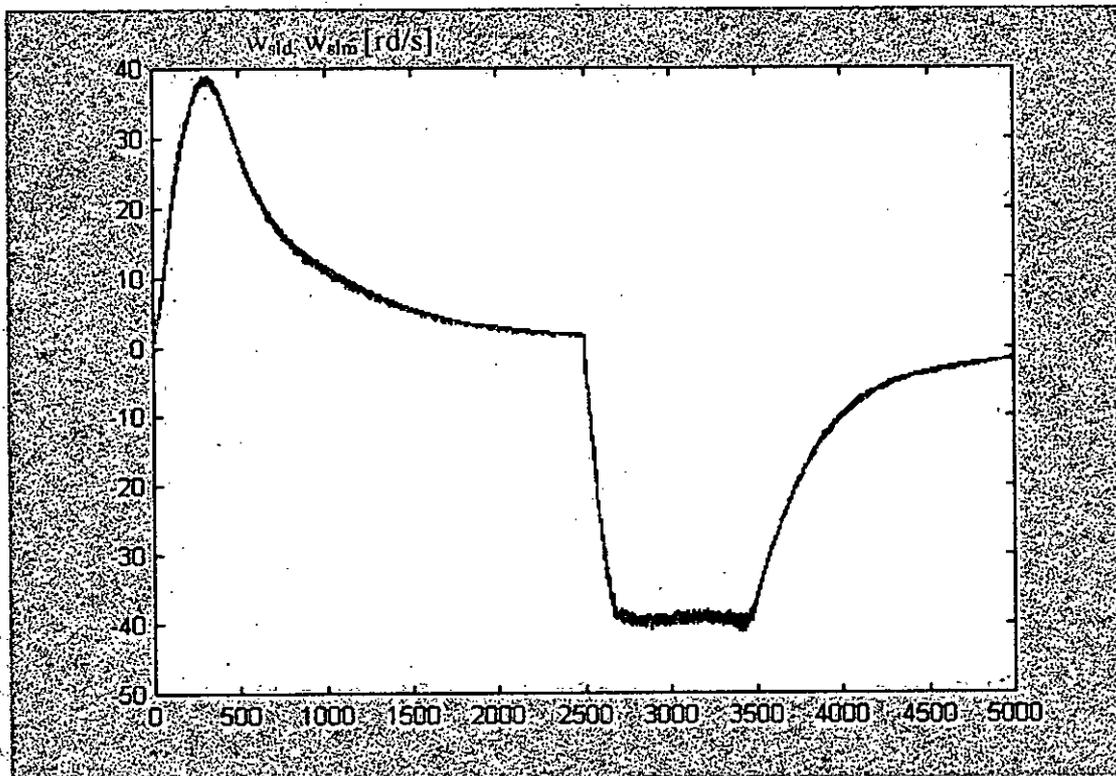
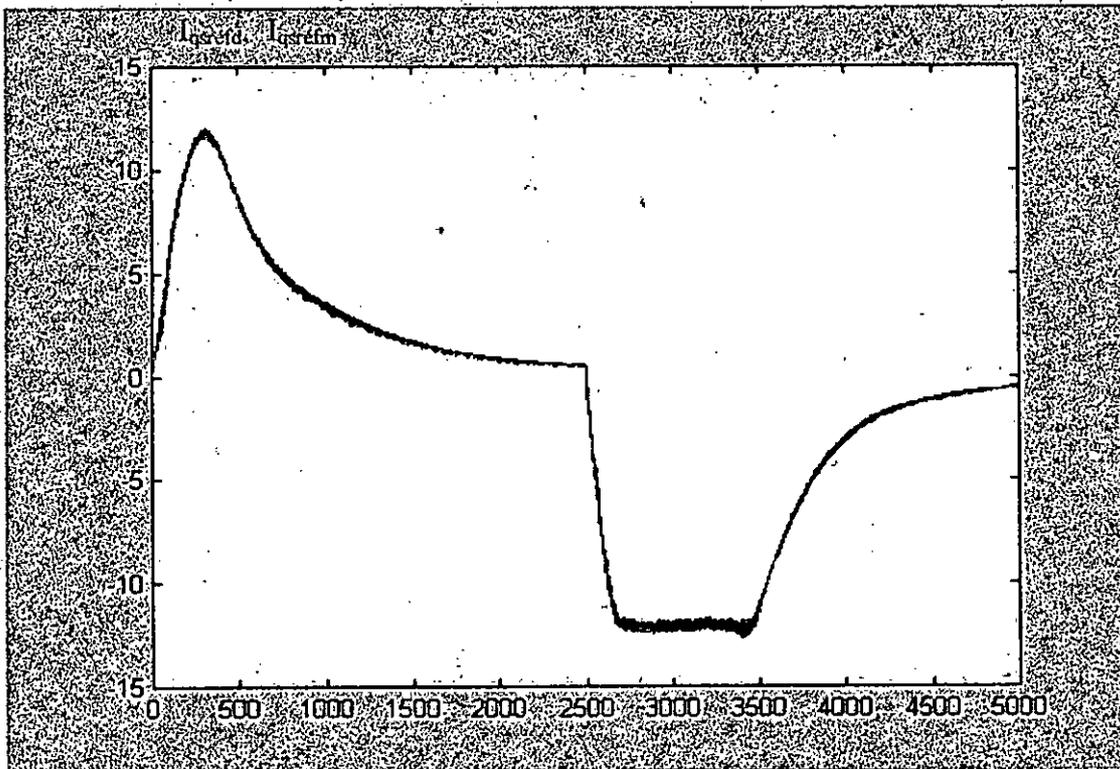


Figure (V-5) La phase d'apprentissage avec l'architecture [3 10 2]

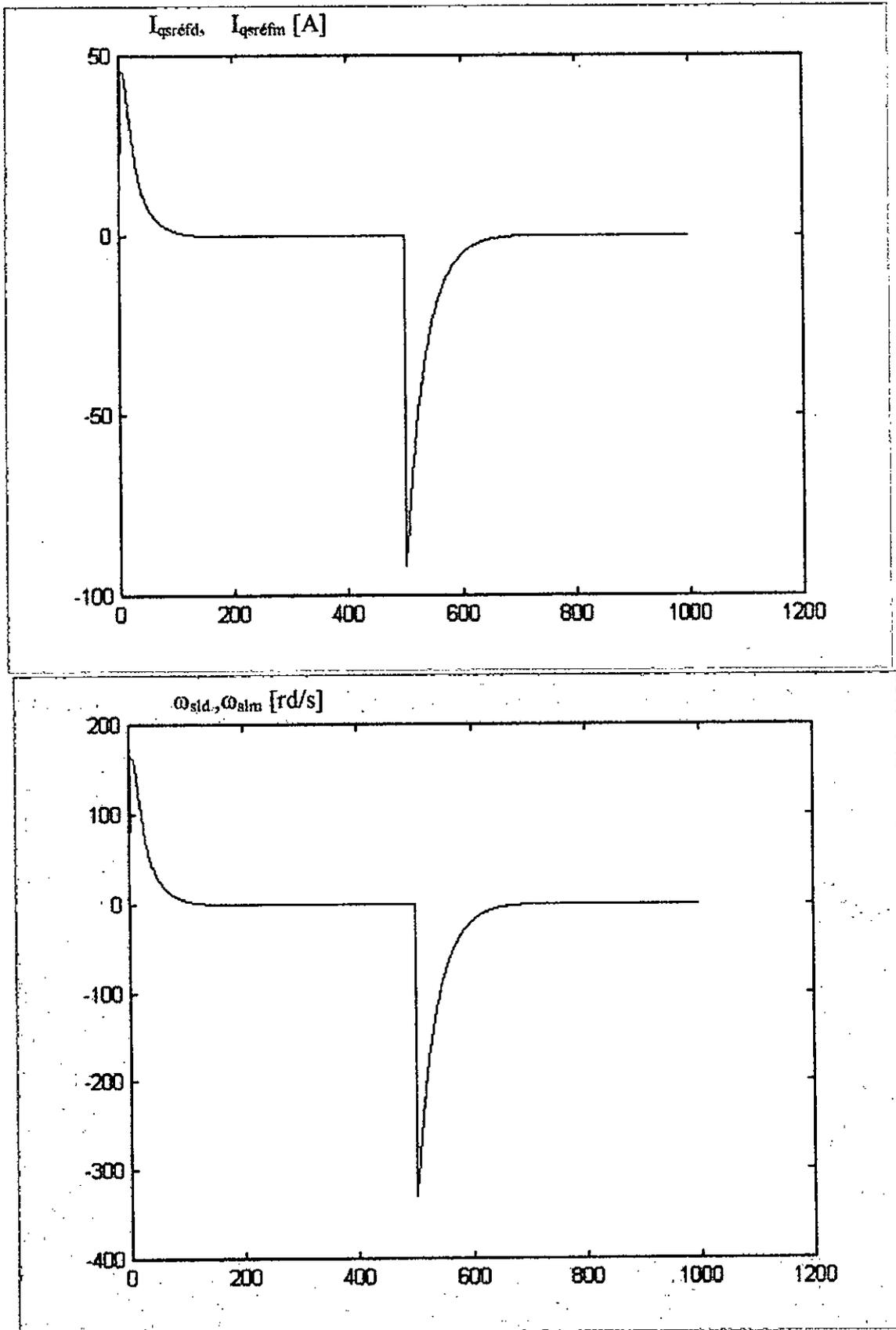


Figure (V-6) La phase d'apprentissage avec l'architecture [3 5 2]

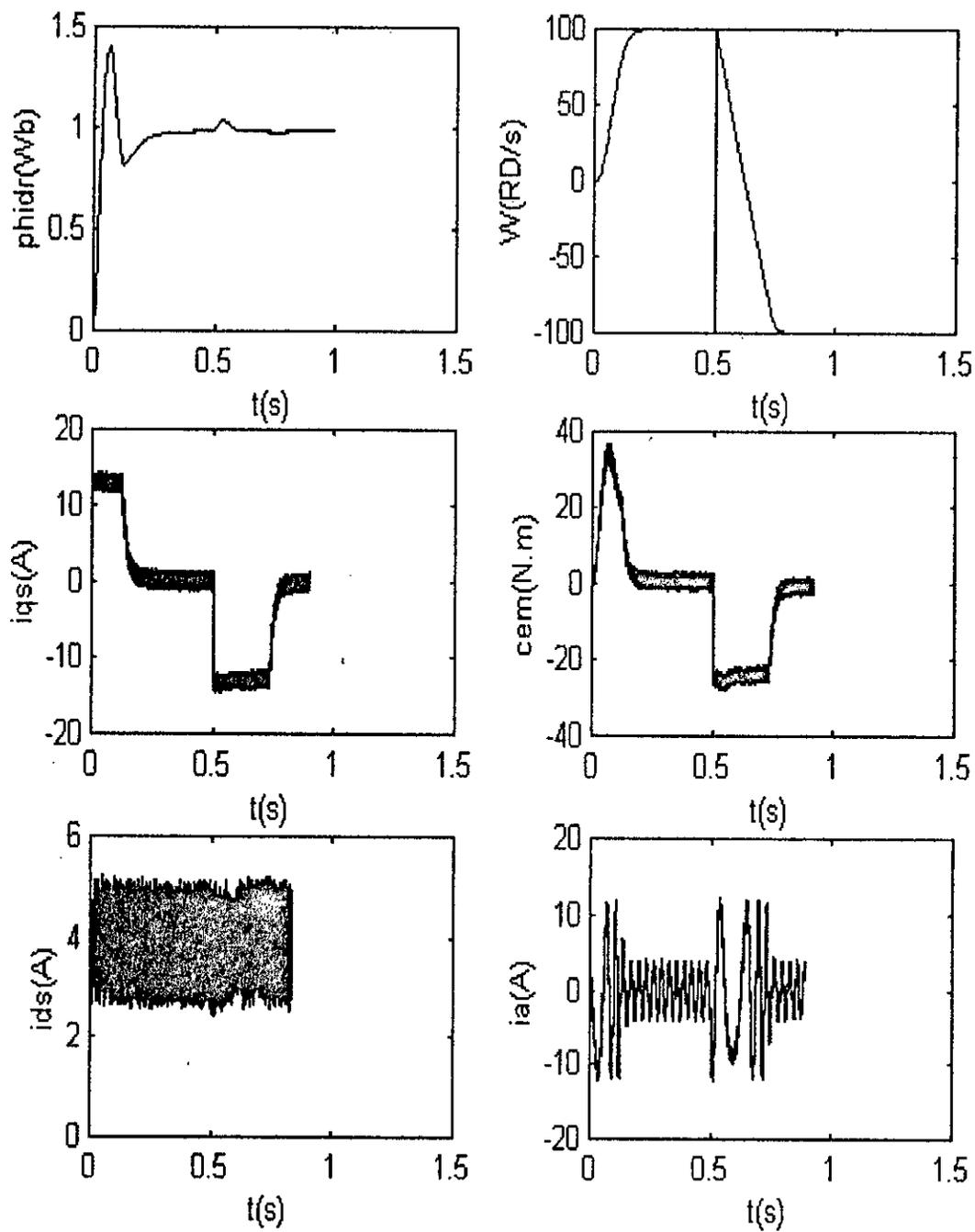


Figure (V-7) commande supervisée de la machine asynchrone par réseau de neurones avec l'architecture [3 5 2]

V. 3. La commande adaptative par modèle de référence :

La commande adaptative par modèle de référence (Model Reference Adaptive Contrôle), est une méthode largement utilisée. Dans cette technique, on essaie de faire suivre à notre processus une dynamique bien spécifiée. Il existe plusieurs techniques pour le choix du modèle de référence.

Le schéma de la commande par modèle de référence a été originalement proposé par Whitker (1958) . Le modèle de référence n'est autre qu'une réalisation de la fonction de transfert désirée du système de commande en boucle fermée. La différence entre la sortie du système et la sortie du modèle de référence est une mesure de la différence entre les performance réelles et ceux désirées [14]. Cette information est utilisée par le RNA pour ajuster les poids ensuite produire la loi de commande. L'un des schémas de commande est présenté par la figure (V-8)

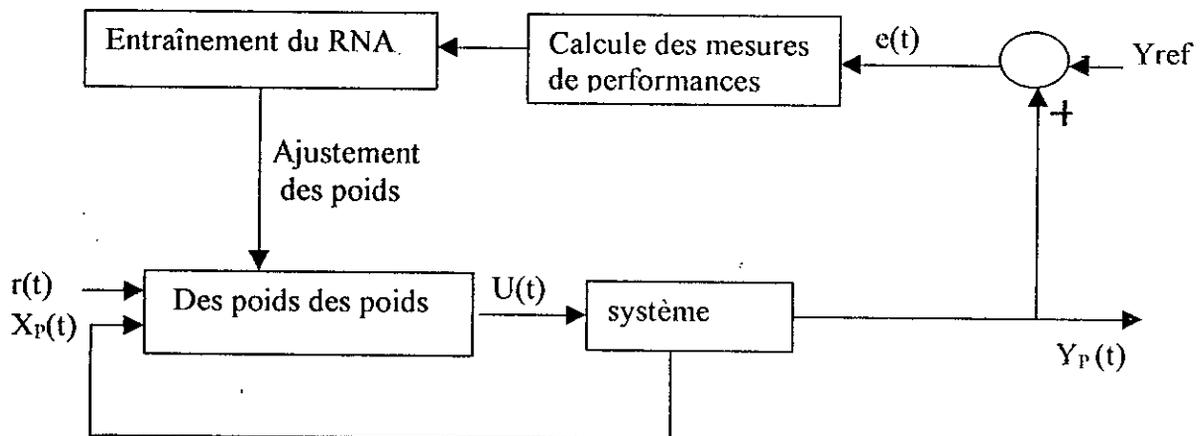


Figure (V-8) Schéma générale de MRAC par RNA

V. 4. Structure de Lightbody/Irwin (Méthode directe)

Pour utiliser le schéma de la figure (V-8), il faut d'abord un apprentissage pour avoir la loi de commande désirée, De cette manière, il y'aura une instabilité dans la commande neurale [15]. Pour améliorer notre commande un autre schéma est proposé, en ajoutant un bloc de gain fixe qui sert à stabiliser le système et à produire la commande.

Etant donné que notre objectif est d'asservir la vitesse rotorique, alors cette loi de commande ne peut être que le courant I_{qs} qui est donnée par l'équation (V.1) :

$$i_{qs}(t) = K_r r(t) - K^T X_p(t) + U_{net}(t) \tag{V.1}$$

avec:

$$U_{net}(t) = f(X_p(t), X_m, r(t))$$

f : Fonction d'activation des neurones de la couche de sortie.

X_m : Les variables d'état du modèle de référence.

X_p : Les variables d'état du système.

K_r, k se sont des gains fixes.

Le schéma de commande est le suivant:

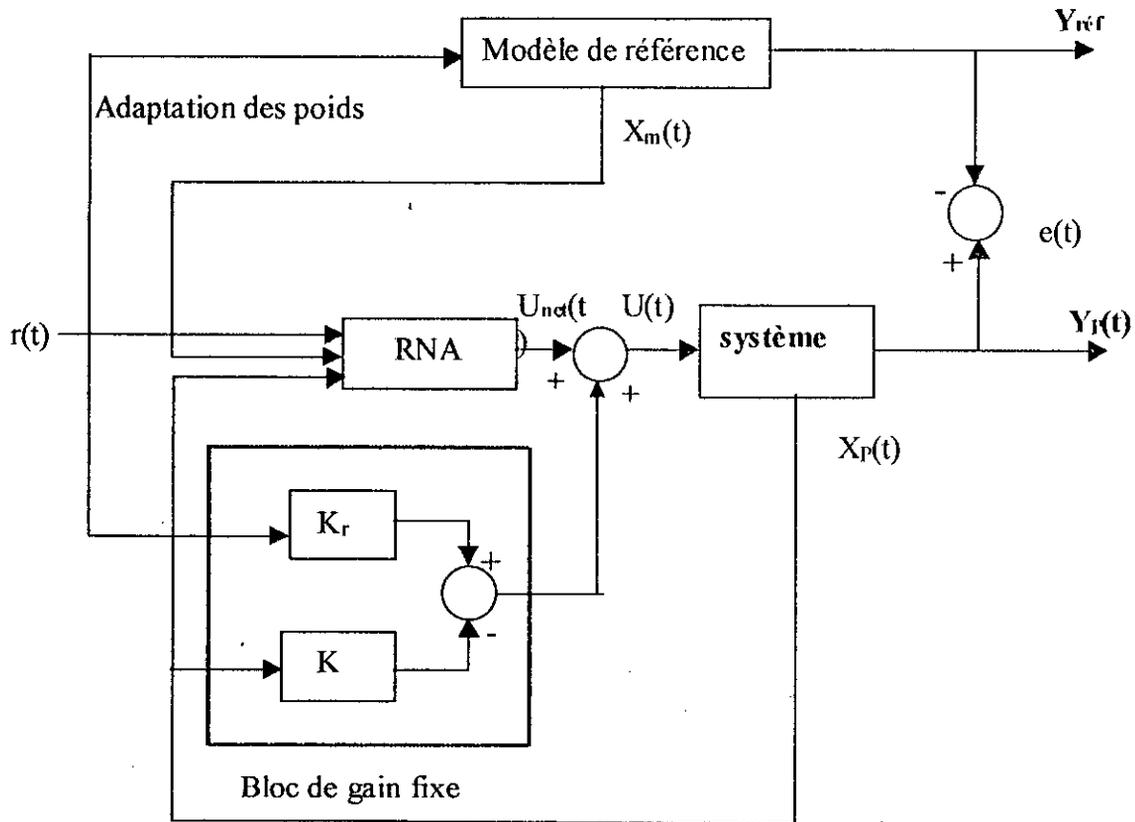


Figure (V-9) Structure de MRAC par RNA

Le réseau utilisé est un réseau statique avec une seule couche cachée. La fonction d'activation des neurones de la couche de sortie est la fonction linéaire.

Les poids sont adaptés afin de minimiser l'erreur $J(w(k))$ entre la sortie désirée et la sortie du réseau ($J(w(K)) = 1/2(y_p(K) - y_{ref}(K))^2 = 1/2(e(K))^2$), en utilisant l'algorithme de descente du gradient:

$$g(k) = \frac{\delta J(w(K))}{\delta w(K)}$$

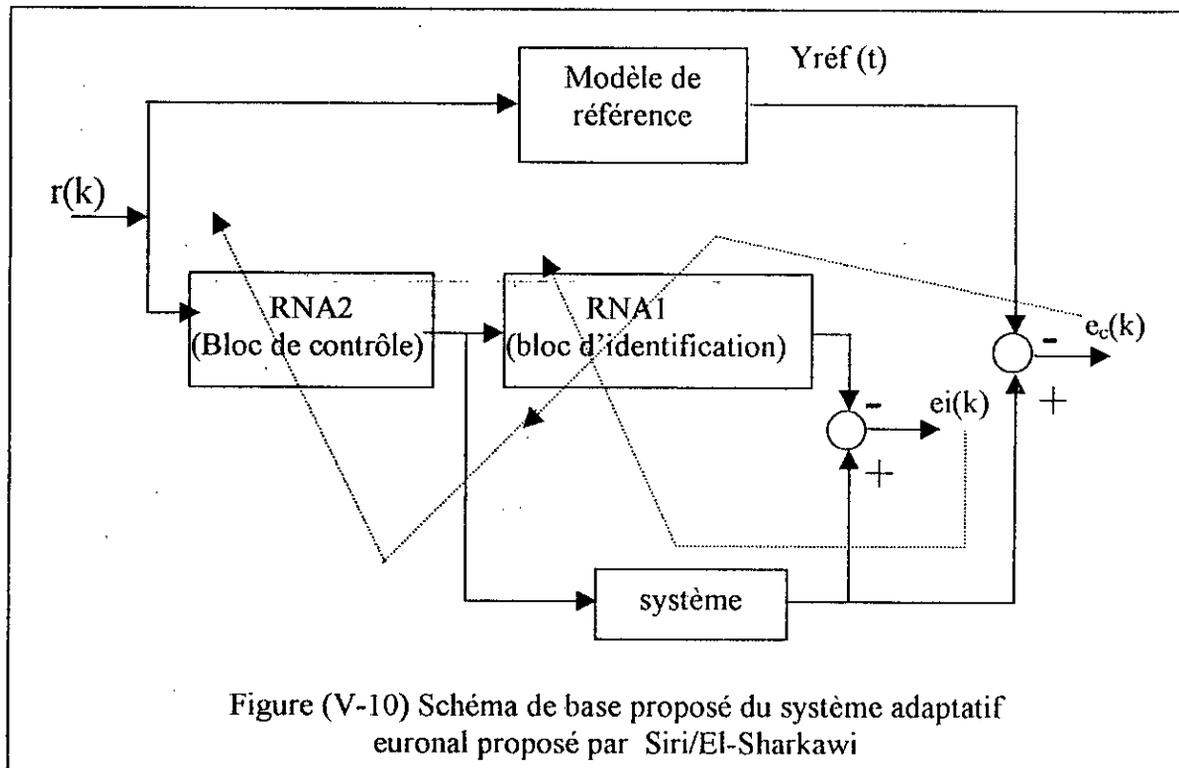
Puisque le système à commander est situé entre le réseau et l'erreur, il est nécessaire de développer une technique qui permet à l'erreur de se propager à travers le système.

Les poids sont ajustés par:

$$w(K+1) = w(K) - \eta \left[\frac{\partial y_p(K)}{\partial U_{net}(K)} e(K) \right] \frac{\partial U_{net}(K)}{\partial w(K)}$$

V. 5. Structure de Siri/EI-Sharkawi (Méthode indirecte)

Nous donnons d'abord le schéma général de l'identification de commande d'un système à la figure (V-10) qui est développé par Siri/EI-Sharkawi pour la commande d'un moteur à courant continu. C'est la même structure que nous avons utilisé pour la simulation de la machine asynchrone.



La figure (V-10) présente la structure de l'identification et de commande de la machine asynchrone. Les deux réseaux sont des réseaux statiques dont les poids sont adaptés par l'algorithme de Back propagation.

La machine est en premier lieu identifiée par un RNA, les poids obtenus après ajustement sont alors utilisés par le réseau de commande qui produira le couple de référence qui permettra à la vitesse du système de suivre la trajectoire désirée. L'expression du couple de référence est donnée par :

$$U(K) = [I - f(y_p(K), y_p(K-1))] + K_1 y_p(K) + K_2 y_p(K-1) + r(K) / \varepsilon$$

Avec $r(k)$ l'erreur du modèle de référence, tirée de l'équation:

$$y_m(K+1) = K_1 y_m(K) + K_2 y_m(K-1) + r(K)$$

V. 6. Interprétation et commentaires

a- Méthode de Lightbody/Irwin

Les résultats des simulations obtenus montre que :

- La vitesse de la MAS suit bien sa référence de consigne avec une erreur de (4% à 5%) qui s'annule après un régime transitoire de (2s).
- La composante directe du flux rotorique prend la valeur de (0.95Wb) après (1s) de démarrage et la composantes en quadratique qui s'annule après (1s)
- Les variations de la résistance rotorique (R_r) de 50 %, de l'inductance rotorique (L_r) de 20 % [16], nous permet de conclure que la vitesse de rotation n'est pas influencée, seul le flux rotorique chute à la valeur (0.9 Wb) .

b- Méthode de Siri/El-Sharkawi

- Le flux et la vitesse atteignent leurs valeurs de référence rapidement (0.15 s et 0.2s respectivement)
- Les variations des paramètres de la machine montrent que la vitesse du rotor suit à chaque instant la consigne, la composante directe du flux rotorique est légèrement influée par

la variation de la résistance rotorique (50% de R_r) et la composante en quadrature est influée par la variation de l'inductance cyclique rotorique (20 % de L_r).

- Ces variations sont tellement légères qu'on puisse les accepter. Cela nous permet de considérer que cette structure de commande est robuste vis-à-vis des variations paramétriques de la machine.

Conclusion

L'utilisation des réseaux de neurones pour le réglage de la vitesse de la machine asynchrone permet de réduire le nombre des blocs de commande.

L'application de la structure de commande de Siri/El-Sharkawi permet d'avoir des bonnes performances sur le plan de régulation de poursuite de référence de vitesse de la machine asynchrone, mais les résultats obtenus par la méthode de Lightbody/Irwin sont un peu sensibles aux variations des paramètres de la machine.

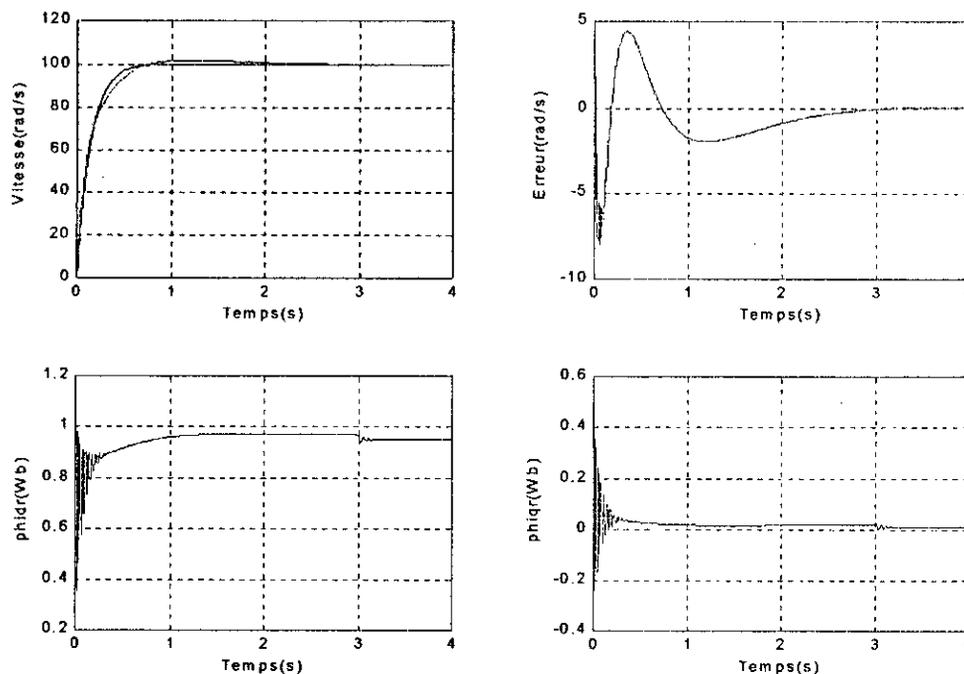


Figure (V-11) Performances de la MAS avec une variation de 50 % de la résistance rotorique R_r à $t=1s$ (structure de Lightbody/Irwin)

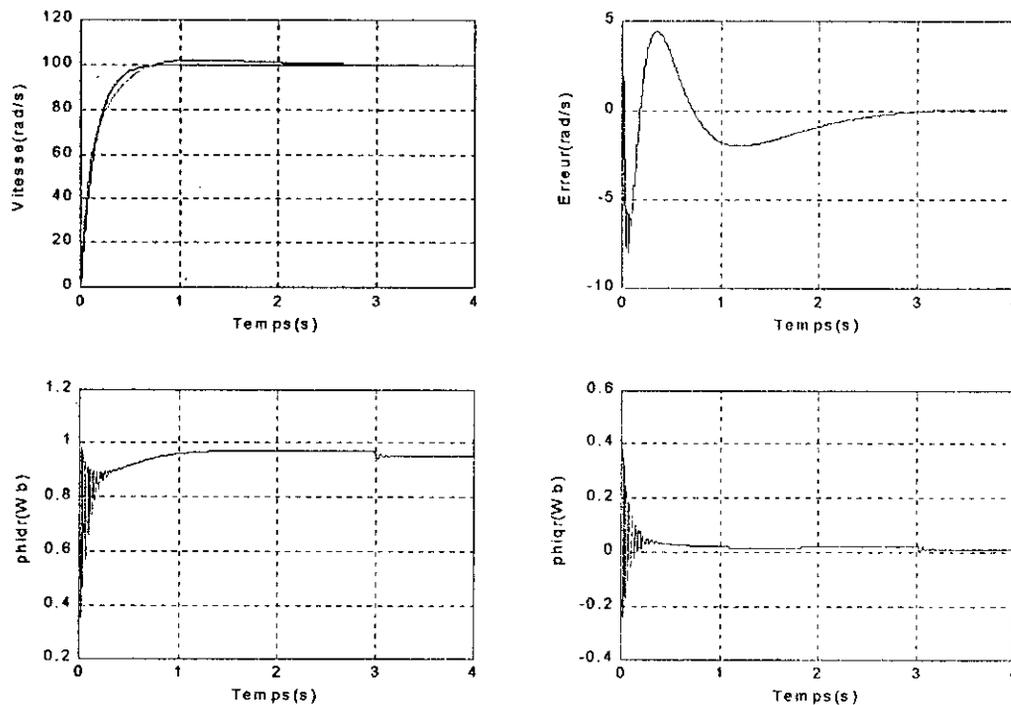


Figure (V-12) Performances de la MAS avec une variation de 20% de l'inductance rotorique L_r à $t=1s$ (structure de Lightbody/Irwin)

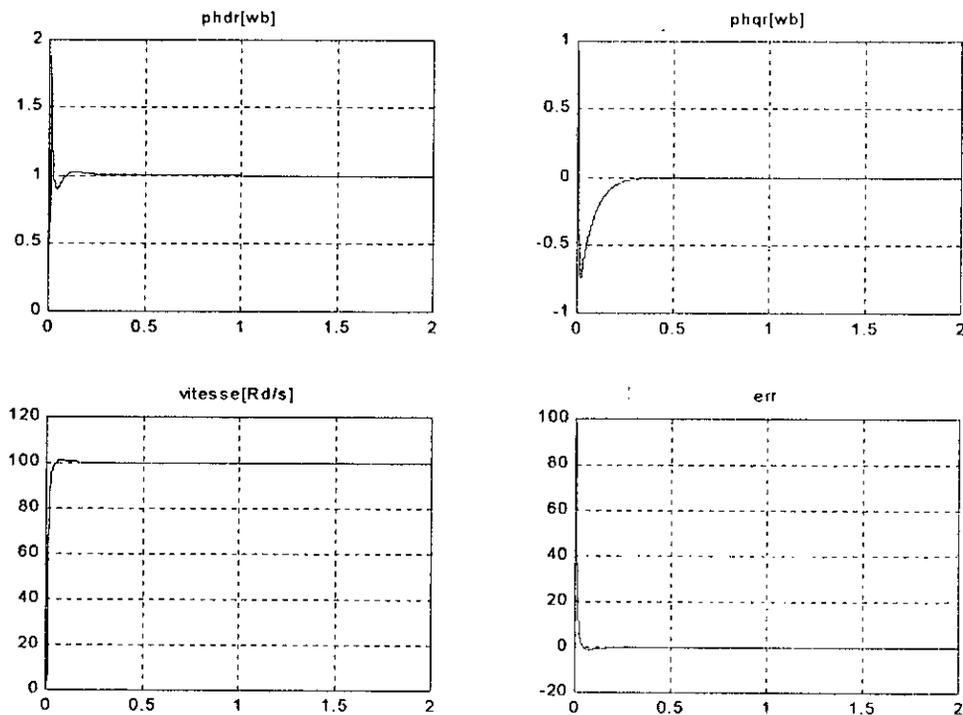


Figure (V-13) Performances de la MAS avec une variation de 50 % de la résistance rotorique R_r à $t=1s$ (structure de Siri/El- Sherkawi)

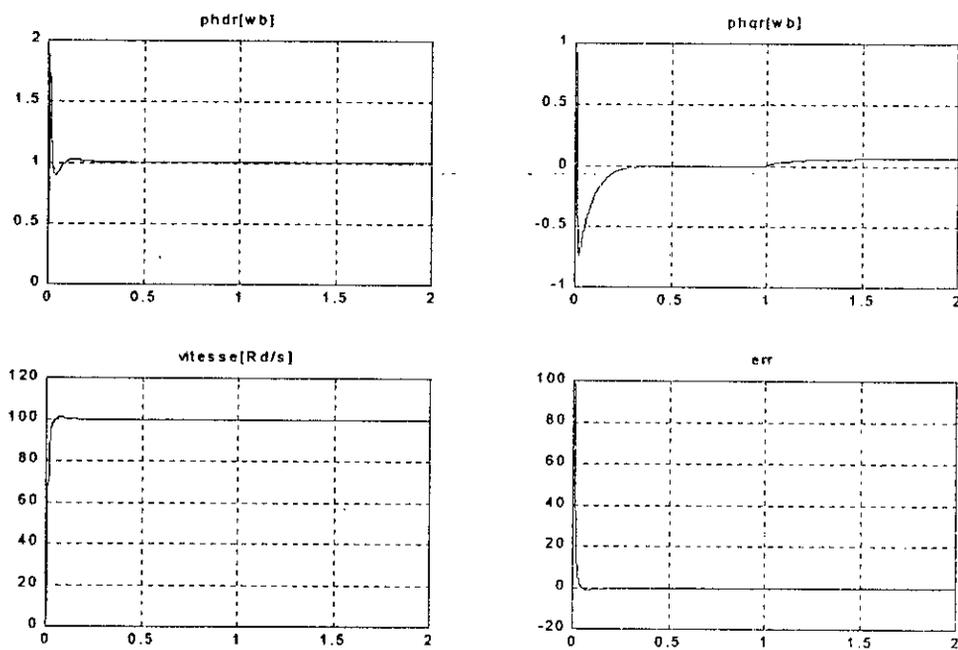


Figure (V-14) Performances de la MAS avec une variation de 20 % de la l'inductance rotorique L_r à $t=1s$ (structure de Siri/El- Sherkawi)

CONCLUSION GENERALE

Dans ce travail, nous avons étudié la commande vectorielle par réseaux de neurones d'une machine asynchrone alimentée par onduleur de tension à trois niveaux à structure NPC.

Premièrement, nous avons étudié la modélisation de la machine asynchrone triphasée en élaborant son modèle mathématique. L'importance de la transformation de PARK utilisée dans cette partie réside dans la réduction du système d'état de la machine de six à quatre équations.

Pour une alimentation réelle de la machine, nous avons proposé dans le deuxième chapitre un convertisseur statique continu-alternatif destiné aux fortes puissances et hautes tensions : c'est l'onduleur de tension à trois niveaux à structure NPC.

Nous avons présenté le principe de la commande vectorielle indirecte par orientation du flux rotorique de la machine asynchrone triphasée. Grâce à cette commande, la machine asynchrone devient commandable comme une machine à courant continu. Puis, nous avons étudié le réglage de la vitesse par un régulateur classique PI.

Nous avons également remplacé le bloc (PI + FOC) pour la commande supervisée de la MAS, par un seul réseau de neurones, ce dernier a pu approximer avec succès le comportement du régulateur (PI) et du bloc de l'orientation du flux (FOC), donnant en sortie les vecteurs de commande de la MAS.

Nous avons ainsi réduit le nombre de blocs dans le schéma de commande, et diminuer, de ce fait, l'effet de l'interaction des blocs.

Nous avons analysé les performances de la commande de vitesse de la MAS triphasée alimentée par l'onduleur de tension à trois niveaux à structure NPC en utilisant :

- Un régulateur PI
- Réseau de neurones
- La commande adaptative par réseau de neurones.

La commande supervisée nous a permis d'améliorer les performances dynamiques et statiques. Le découplage est donc assuré entre le flux et le couple électromagnétique.

L'utilisation de la commande adaptative neuronal pour l'asservissement de la machine asynchrone est justifiée, vu les variations que subissent ses paramètres internes lors du fonctionnement et la difficultés à les estimer, chose qui rend les stratégies de commande classiques linéaires ou non linéaires sensibles et perdent de leur robustesse à partir d'un certain seuil.

Les capacités des réseaux de neurones ; telle que l'approximation, et la rapidité de calcul ont été approuvées. Néanmoins la nécessité de faire plusieurs séries d'essais pour déduire l'architecture optimale nécessite beaucoup de temps, surtout la phase d'apprentissage, qui dans plusieurs cas, conduit à la divergence. Cela est lié aux algorithmes d'apprentissages utilisés qui souffrent du problème des minimums locaux.

ANNEXE A1

Paramètres de la machine asynchrone

La machine asynchrone utilisée pour l'étude par simulation numérique, est une machine à cage d'écureuil.

Sa plaque signalétique est :

- ❖ Puissance nominale : 1.1 kW.
- ❖ Intensité nominale : 3.64 / 6.31 A.
- ❖ Tension : 220 / 380 V.
- ❖ Nombre de paires de pôles : P = 2.
- ❖ Vitesse nominale : 1420 tr/mn.

Paramètres électriques

$$R_s = 4.850 \Omega$$

$$L_s = 0.274 H$$

$$R_r = 3.805 \Omega$$

$$L_r = 0.274 H$$

$$M = 0.258 H$$

Les paramètres mécaniques

$$J = 0.031 \text{ Kg.m}^2.$$

$$K = 0.001136 \text{ Kg.m}^2/\text{s}.$$

ANNEXE A2

Algorithme de la méthode de LEVENBERG-MARQUARDT

La méthode de LEVENBERG-MARQUARDT est l'une des méthodes plus utilisées, elle consiste à considérer la surface de l'erreur quadratique, en se basant sur la fonction d'énergie qui est de la forme suivante :

$$E(k+1) = E(k) + \dot{E}(k)\Delta W(k) + \frac{1}{2}\Delta W(k)^T \ddot{E}(k)\Delta W(k). \quad (1)$$

Soit F_i^l les vecteurs des dérivées de l'erreur à la sortie du réseau par rapport à ces vecteurs poids W_i^l pour $l=1, \dots, L, i=1, \dots, n_l$.

Tel que i : représente le $i^{\text{ème}}$ neurone.

L : représente le $l^{\text{ème}}$ couche.

A la présentation de la $p^{\text{ème}}$ entrée, on a :

$$F_i^L = \sum_{p=1}^M \sum_{i=1}^{n_i} (d_i^p - y_i^L) \left(-\frac{\partial y_i^L}{\partial W_i^L} \right) \quad (2)$$

Avec M : le nombre d'exemples d'entraînement.

n_l : le nombre de neurones dans la couche l .

y_i^L : la $i^{\text{ème}}$ sortie du réseau.

d_i^p : la sortie désirée pour la $p^{\text{ème}}$ entrée.

W_i^L : le vecteur de poids lui parvenant des neurones qui le précède et qui inclus en plus le biais

$$W_i^L = [W_{i1}^L, W_{i2}^L, \dots, W_{i_{n_{L-1}}}^L, \theta_i^L]$$

A fin de trouver le vecteur de poids W_i^L , en résolvant le système linéaire (2) pour l'erreur globale par la méthode de Gauss-seidel [11].

ANNEXE A3

Algorithme de Backpropagation

Au début, il faut toujours initialiser les poids synaptiques à de petites valeurs aléatoires comprises en général entre -1 et 1 .

1. Présenter un nouvel exemple X^p à l'entrée du réseau.
2. Calculer la sortie du réseau et l'erreur en sortie :

$$E_p = \sum_{i=1}^{n_L} (d_i^p - y_i^L)$$

3. calcul les valeurs de réadaptation des poids :

$$[\Delta w_u^l]_p = \eta f'(u_i^l(t)) \delta_i^l y_j^l$$

Où η est le paramètre qui contrôle le vitesse de l'apprentissage appelé *Taux d'apprentissage*.

$$\text{avec : } \delta_i^l = \begin{cases} (d_i^p - y_i^l) & \text{pour les neurones de la couche de sortie.} \\ \sum_{k=1}^{n_{l+1}} \delta_k^{l+1} w_{ki}^{l+1} & \text{pour les neurones des autres couches.} \end{cases}$$

4. - s'il s'agit d'un data learning (FFN pattern), réadapter les poids :

- poser $\Delta w_{ij}^l(t) = \sum_{p=1}^{p=M} [\Delta w_{ij}^l]_p$

- aller à 5

- s'il s'agit d'un block learning (FFN Batch)

- Si $p \neq M$ (M étant le nombre d'exemples d'entraînement), retourner à 1.

- Si non : $\Delta w_{ij}^l(t) = \sum_{p=1}^{p=M} [\Delta w_{ij}^l]_p$

5. réadapter les poids

$$w_{ij}^l(t+1) = w_{ij}^l(t) + \Delta w_{ij}^l(t)$$

6. répéter de 1 à 5 autant de fois que nécessaire jusqu'à convergence vers le seuil d'erreur fixé.

Bibliographie

- [1] J. CHATELAIN, "*Machine électrique*", vol. 2, Edition Dunod, 1983.
- [2] SAINT JEANS, "*Electrotechnique et machines électriques*".
- [3] E.M. BERKOUK, "*Contribution à la conduite des machines asynchrone monophasée et triphasée alimentées par des convertisseurs directes indirecte : application aux grenadeurs et onduleurs multiniveaux*", Thèse de Doctorat d'état, Paris 1995.
- [4] A. FAIDALAH, "*Contribution à l'identification et à la commande vectorielle des machines asynchrones*", Thèse de Doctorat de L'INPI, France 1995.
- [5] L.BARAZANE, "*Commande vectorielle d'un moteur asynchrone alimenté en courant*", Thèse de magister, ENP 1993
- [6] S.BARKATI, "*Commande robuste par retour d'état d'une machine asynchrone*", Thèse de magister, ENP 1997.
- [7] M.O.MAHMOUDI, "*Sur la commande de la machine asynchrone alimentée en tension. Etude de l'étage d'alimentation de la machine asynchrone ; commande par mode de glissement avec orientation du champ*", Thèse de doctorat d'état en Génie Electrique, ENP 1999.
- [8] C.TOUZET, "*Les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionisme*", Edition Hermes, Mayenne, Juillet 1992.
- [9] D.YATHLEY, "*Backpropagation neural networks for nonlinéair self-tuning adaptive control*", IEEE contrôle systems magazine, pp.44.99, January 1990.
- [10] B.KOSKOB, "*Neural networks and fuzzy systemes.Adymical machine.Approch to machines systemes*", Printice Hall International, 1992.
- [11] YEDOU, "*Etude de synthèse sur les réseaux de neurones et leurs applications*", Thèse de magister, ENP 1998.
- [12] E.AILAM, A.BENZAIOI, "*Identification des défauts dans un réseaux électrique par la technique des réseaux de neurones*", P.F.E, Dépt. De Génie Electrique, ENP 1999.
- [13] M.I.KROUMA, Y. ABDELLI, "*Filtrage active parallèle à trois niveaux. Principe, réglage et stabilisation*", P.F.E, Dépt. De Génie Electrique, ENP 1999.
- [14] SIRI. EL-SHARKAWI M.A. WERASOORIYA, "*Identification and control of DC motor using Back propagation Neural Net works*", IEEE Trans on energy conversion, 1991
- [15] G.LIGHTBODY.Prof.GW, "*Direct neural modelreference adaptive control*", IEEE.proc-control theory appe, vol.142,N0.1 january, 1995.
- [16] R. Krishnan, Franc C. Doran, "*Study of Parameter Sensitivity in High-Performance Inverter-Fed Induction Motor Drive Systems*", IEEE Trans. Indust. Applic., 1987.