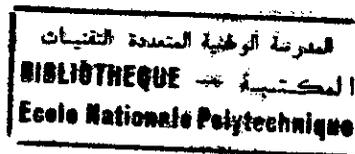


**ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE**

Direction du Génie Electrique et de l'Informatique  
Spécialité Automatique

A. Sed  
ea



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات  
Ecole Nationale Polytechnique

**Projet de fin d'études**  
Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état  
en Automatique

**THEME**

**Commande par réseaux de neurones de la  
vitesse d'une machine asynchrone:  
Adaptation des paramètres**

Proposé et dirigé par :

**M. B. HEMICI**

Présenté par :

**M. BENSLIMANI Abderrahmane  
M. DOUADI Lounis**

Année Universitaire 2000/2001

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE 10 , AVENUE HASSEN BADI EL-HARRACH ALGER

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

**ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE**  
Direction du Génie Electrique et de l'Informatique  
Spécialité Automatique

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات  
المكتبة — BIBLIOTHEQUE  
Ecole Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات  
Ecole Nationale Polytechnique

**Projet de fin d'études**  
Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état  
en Automatique

**THEME**

**Commande par réseaux de neurones artificiels  
de la vitesse d'une machine asynchrone :  
Adaptation des paramètres**

**Proposé et dirigé par :**

**Mr. B. HEMICI**

**Présenté par :**

**Mr. BENSLIMANI Abderrahmane  
Mr. DOUADI Lounis**

**Promotion: juin 2001**

**ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE 10 , AVENUE HASSEN BADI EL-HARRACHI ALGER**

# Dédicaces

*Je dédie ce modeste travail  
A mes chers parents à qui je ne rendrais jamais assez.  
A mes chères frères et sœurs : à qui je souhaite la réussite  
dans leurs vie et surtout dans leurs études.  
A toute ma grande famille.  
A tous mes amis(es).*

*Abderrahmane*

*A mes parents...  
Et aux personnes qui me sont chères.*

*Lounis*

*A tous nos collègues de la promotion, sans oublier Riad.*

# Sommaire

<b>INTRODUCTION GENERALE</b>	1
<b>CHAPITRE I : MODELISATION DE LA MAS</b>	
I.1 INTRODUCTION	3
I.2 DESCRIPTION DE LA MACHINE	3
I.3 HYPOTHESES DE TRAVAIL	3
I.4 MODELISATION DE LA MAS	4
I.4.1 Mise en équations	4
I.4.2 Transformation de PARK	7
I.4.3 Modélisation de la MAS dans le repère de PARK	9
I.4.4 Choix du référentiel	10
I.5 MODELE EN TENSION DE LA MAS	14
I.6 MODELE EN COURANT DE LA MAS	19
<b>CHAPITRE II : MODELISATION DE L'ALIMENTATION DE LA MAS</b>	
II.1 INTRODUCTION	23
II.2 MODELISATION DU REDRESSEUR	23
II.3 MODELISATION DU FILTRE	24
II.4 MODELISATION DE L'ONDULEUR A TROIS NIVEAUX	25
II.4.1 Introduction	25
II.4.2 Structure de l'onduleur triphasé NPC à trois niveaux	26
II.4.3 Modélisation du fonctionnement d'un bras d'onduleur NPC à trois niveaux	27
II.4.4 Différentes configurations d'un bras d'onduleur NPC à trois niveaux	27
II.5 COMMANDABILITE DES CONVERTISSEURS STATIQUES	30
II.6 STRATEGIE DE COMMANDE	34
<b>CHAPITRE III : COMMANDE VECTORIELLE DE LA MAS</b>	
III.1 INTRODUCTION	35
III.2 DESCRIPTION DE LA TECHNIQUE	36
III.3 DIFFERENTES METHODES D'ORIENTATION DU FLUX	37
III.3.1 Méthode directe	37
III.3.2 Méthode indirecte	37
III.4 STRUCTURE DE COMMANDE PAR ORIENTATION DU FLUX	38
III.5 REGLAGE DE LA VITESSE PAR LA COMMANDE VECTORIELLE INDIRECTE	39
III.5.1 Bloc de contrôle du flux orienté (FOC : Field Oriented Control)	39
III.5.2 Réglage de la boucle externe de la vitesse	40
III.6 SIMULATIONS ET COMMENTAIRES	42
<b>CHAPITRE IV : THEORIE DES RESEAUX DE NEURONES</b>	
IV.1 INTRODUCTION	50
IV.1 LE NEURONE BIOLOGIQUE	50
IV.3 LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS	52
IV.3.1 Le modèle formel d'un neurone	52
IV.3.2 Modélisation générale d'un neurone	53
IV.3.3 La règle de Hebb	54
IV.3.4 Modèle mathématique général du neurone	54
IV.4 LES PROPRIETES DES RESEAUX DE NEURONES	59
IV.5 CLASSIFICATION DES RESEAUX DE NEURONES	60
IV.6 CHAMPS DE NEURONES	60

<b>IV.7 ARCHITECTURE DES RESEAUX DE NEURONES</b>	60
IV.7.1 Réseaux statiques	61
IV.7.2 Réseaux dynamiques	62
IV.7.3 Réseaux à architecture évolutive et réseaux auto – organisés	62
<b>IV.8 STABILITE DES RESEAUX DE NEURONES</b>	62
IV.8.1 Fonction de LYAPUNOV	62
IV.8.2 Stabilité du réseau de Grossberg	63
<b>IV.9 L'APPRENTISSAGE DES RESEAUX DE NEURONES</b>	64
IV.9.1 La procédure d'apprentissage	64
IV.9.2 Les techniques d'apprentissage	65
<b>IV.10 DIFFERENTS TYPES D'APPRENTISSAGE</b>	65
IV.10.1 Apprentissage non supervisé	65
IV.10.2 Apprentissage supervisé	66
IV.10.3 Apprentissage semi – supervisé (par renforcement)	67
<b>IV.11 ALGORITHMES D'APPRENTISSAGE</b>	67
IV.11.1 Algorithme de Back – Propagation	67
IV.11.2 Algorithme de Back – Propagation avec momentum	67
<b>IV.12 TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE</b>	68
IV.12.1 La technique du descente de gradient	68
IV.12.2 Méthodes d'optimisation du second ordre	68
IV.12.2.a Méthode du gradient conjugué	69
IV.12.2.b Méthode de Levenberg Marquard	69
<b>IV.13 PROBLEMES D'APPRENTISSAGE</b>	70
<b>IV.14 APPRENTISSAGE ET GENERALISATION</b>	71
<b>IV.15 REALISATIONS</b>	71
<b>IV.16 APPLICATIONS INDUSTRIELLES</b>	72
<b>IV.17 CONCLUSION</b>	73
<b>CHAPITRE V : COMMANDE SUPERVISEE DE LA MAS</b>	
<b>V.1 INTRODUCTION</b>	74
<b>V.2 MISE EN ŒUVRE D'UN REGULATEUR NEURONAL</b>	74
V.2.1 Choix du réseau	74
V.2.2 Création des exemples	74
V.2.3 Phase d'apprentissage	75
<b>V.3 APPLICATION A LA MACHINE ASYNCHRONE</b>	75
V.3.1 Architecture du réseau neuronal	75
V.3.2 Phase d'apprentissage	75
<b>V.4 CONCLUSION</b>	78
<b>CHAPITRE VI : ADAPTATION DES PARAMETRES</b>	
<b>VI.1 SENSIBILITE DE LA COMMANDE VECTORIELLE AUX VARIATIONS DES PARAMETRES</b>	83
VI.1.1 Identification de Tr en temps réel	83
VI.1.2 Position du problème	83
VI.1.3 Choix des grandeurs pour l'estimation de Tr	84
VI.1.4 Estimation de Tr par la puissance réactive	84
<b>VI.2 Synthèse de l'estimateur de Garces par un réseau de neurones artificiel</b>	88
VI.2.1 Architecture du réseau de neurones	88
VI.2.2 Phase d'apprentissage	89
Simulations et commentaires	89
<b>CONCLUSION GENERALE</b>	96
<b>ANNEXE A</b>	
<b>ANNEXE B</b>	
<b>ANNEXE C</b>	
<b>REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES</b>	

## INTRODUCTION GENERALE

La machine asynchrone (MAS) est la machine électrique la plus utilisée dans l'industrie ; elle est peu coûteuse et est fabriquée en grande série. Elle est robuste et sûre : son fonctionnement ne génère pas d'étincelles, comme c'est le cas pour la machine à courant continu (MCC).

Ce type de machines équipe la quasi-totalité des machines outils classiques (Scies, raboteuse, bobineuse, tapis roulant, pompes, tours, fraiseuse, etc.). Elle fonctionne directement sur le secteur alternatif, sans transformation préalable de l'énergie électrique qui l'alimente, c'est le moteur industriel par excellence qui ne possède pas d'organes délicats comme le collecteur de la MCC. Lorsque l'on n'a pas d'exigence très marquée sur la constance de la vitesse d'un moteur, et lorsqu'il n'est pas nécessaire de faire varier celle-ci de manière continue, dans de larges proportions, c'est la MAS que l'on utilise. Sa vitesse varie un peu quand on la charge, on dit qu'elle glisse, mais ce glissement ne dépasse pas en général quelques centièmes de la vitesse à vide. Le démarrage des MAS ne pose pas de problèmes pour les unités de petite puissance, par contre, pour celles de forte puissance, il faut démarre sous tension réduite pour éviter un appel de courant trop élevé.

Avec tous ces avantages, la MAS a été cependant délaissée à cause de la complexité de son asservissement, au profit de la MCC, surtout dans des applications à vitesse constante ou lorsqu'il s'agit de faire varier celle-ci de manière continue. Cependant, depuis quelques années, le contrôle des machines électriques a acquis une importance considérable avec l'apparition des convertisseurs statiques (onduleurs, hacheurs, gradateurs, etc.) utilisant des semi-conducteurs et la technologie des microprocesseurs.

La difficulté pour commander la MAS réside dans le fait que son modèle mathématique est non linéaire, multivariable et fortement couplé.

L'apparition de la commande vectorielle introduite par KOVACS en 1959 et reprise par BLASCHKE en 1972, constitue une révolution pour le contrôle de la MAS, en effectuant une linéarisation asymptotique et un découplage entre le flux et le couple de la machine.

L'évolution de la théorie des systèmes de commande a donné naissance à une multitude de techniques qui assure l'asservissement de la MAS, à savoir (la commande par logique floue, par mode de glissement, les réseaux de neurones, etc.).

Actuellement, une des techniques précédentes susceptibles de prendre en charge les non-linéarités des systèmes, est la commande par réseaux de neurones.

Dans ce travail, nous proposons d'étudier cette technique afin d'évaluer d'une part, sa capacité à traiter la non-linéarité du modèle de la MAS, et d'autre part, tester sa robustesse vis à vis des perturbations externes et des dérives paramétriques.

Ce mémoire porte sur la commande vectorielle supervisée par réseaux de neurones de la machine asynchrone et il est structuré en six chapitres comme suit :

Dans le premier chapitre, nous donnons une modélisation de la MAS dans différents référentiels avec son alimentation en tension et en courant.

Le deuxième chapitre est consacré à la modélisation de l'alimentation de la MAS qui consiste en convertisseur statique.

Dans le troisième chapitre, nous appliquons le principe de la commande vectorielle à la MAS par la technique du flux orienté.

Le quatrième chapitre est consacré à l'exposition des principes de base des réseaux de neurones, avec leurs architectures et leurs algorithmes d'apprentissage.

Dans le cinquième chapitre, nous nous intéressons à la substitution des deux blocs (PI+FOC) par un régulateur neuronal et cela après identification et apprentissage.

Dans le sixième chapitre, nous adaptons la constante de temps rotorique, et cela par la méthode de Garces en premier lieu, et implémenter cette dernière par un réseau de neurones artificiel.

## CHAPITRE I

# MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE

## I.1 INTRODUCTION

La simplicité de commander la machine à courant continu a permis à cette dernière d'être le meilleur variateur de vitesse. Mais elle nécessite une maintenance souvent trop coûteuse pour les performances désirées, à cause de la présence du collecteur mécanique.

Afin d'élaborer une structure de commande, il est important de disposer d'un modèle mathématique représentant fidèlement les caractéristiques de la machine asynchrone. Ce modèle ne doit pas être trop simple pour ne pas s'éloigner de la réalité physique, et ne doit être trop complexe pour simplifier l'analyse et la synthèse des structures de commande.

La machine asynchrone présente plusieurs avantages tel que :

- Faible coût.
- Entretien réduit.
- Facilité de construction.
- Grande plage de puissance.
- Robustesse.

Néanmoins, on trouve des difficultés pour la commander qui résident dans :

- La Non-linearité du modèle dynamique.
- Les deux composantes du flux rotorique sont deux variables d'état non mesurables.

## I.2 DESCRIPTION DE LA MACHINE

Une machine asynchrone comporte une partie fixe, dite stator, constituée par un empilage de tôles à faible taux de perte, supportant des bobinages symétriques triphasés, alimentées en alternatif triphasé. La partie mobile, dite rotor, n'est pas alimentée, elle est en court circuit et peut être de deux types :

- Bobiné (à bagues), muni d'un enroulement généralement triphasé connecté à des bagues isolées sur lesquelles frottent des ballais en charbon.
- A cage d'écureuil, formée d'un ensemble de barres conductrices reliées entre elles à chaque extrémité par des anneaux.

## I.3 HYPOTHESES DE TRAVAIL

La modélisation est facilitée en prenant compte des hypothèses simplificatrices suivantes :

- La machine asynchrone est symétrique ayant  $p$  paires de pôles.
- Les axes de phase statorique et rotorique sont décalés identiquement d'un angle électrique de  $120^\circ$ .
- La saturation du circuit magnétique, l'hystérésis et les courants de Foucault peuvent être négligés.
- La force magnétomotrice créée par chacune des phases du stator et du rotor est à répartition sinusoïdale.

- Les résistances des enroulements sont constantes :  $R_A = R_B = R_C = R_r$  et  $R_a = R_b = R_c = R_s$ .

## I.4 MODELISATION DE LA MAS

### I.4.1 Mise en équations :

La machine est représentée par les trois phases statoriques a b c, et par les trois phases rotoriques A B C. L'angle  $\theta_e$  définit la position relative entre une phase statorique et une autre rotorique. Voir figure (I.1).

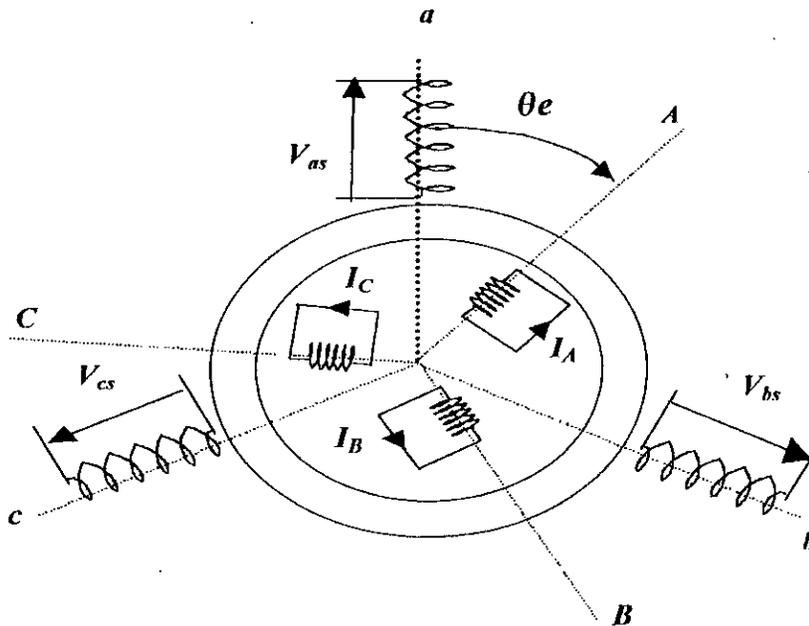


Figure (I.1) : Représentation schématique d'une machine asynchrone.

#### a. Equations électriques

Avec les hypothèses simplificatrices précédentes, les équations des tensions statoriques et rotoriques sous forme matricielle :

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

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 :

$$[V_s] = \begin{bmatrix} V_{as} \\ V_{bs} \\ V_{cs} \end{bmatrix} ; [I_s] = \begin{bmatrix} I_a \\ I_b \\ I_c \end{bmatrix} ; [I_r] = \begin{bmatrix} I_A \\ I_B \\ I_C \end{bmatrix} ; [\Phi_s] = \begin{bmatrix} \Phi_a \\ \Phi_b \\ \Phi_c \end{bmatrix} ; [\Phi_r] = \begin{bmatrix} \Phi_A \\ \Phi_B \\ \Phi_C \end{bmatrix}$$

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

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

$$[M_{sr}] = M_{sr} \begin{bmatrix} \cos \theta_e & \cos \left( \theta_e + \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left( \theta_e - \frac{2\pi}{3} \right) \\ \cos \left( \theta_e - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \theta_e & \cos \left( \theta_e + \frac{2\pi}{3} \right) \\ \cos \left( \theta_e + \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left( \theta_e - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \theta_e \end{bmatrix} \quad (1.3)$$

En remplaçant l'équation (1.2) dans (1.1) on obtient le système suivant :

$$\begin{cases} [V_s] = R_s [I_s] + \frac{d}{dt} \{ [L_{ss}] [I_s] \} + \frac{d}{dt} \{ [M_{sr}] [I_r] \} \\ [V_r = 0] = R_r [I_r] + \frac{d}{dt} \{ [L_{rr}] [I_r] \} + \frac{d}{dt} \{ [M_{rs}] [I_s] \} \end{cases} \quad (1.4)$$

avec :

$V_s$  : vecteur des tensions de phases statoriques a, b, c.

$V_r = 0$  : vecteur des tensions de phases rotoriques A, B, C. (elles sont nulles, car le rotor est en court-circuit).

$I_s$  : vecteur des courants de phases statoriques.

$I_r$  : vecteur des courants de phases rotoriques.

$R_s$  : résistance d'un enroulement statorique.

$R_r$  : résistance d'un enroulement rotorique.

$\Phi_s$  : vecteur du flux couplé statorique.

$\Phi_r$  : vecteur du flux couplé rotorique.

**Remarque**

Vu que nous avons supposé, que la machine possède un entrefer constant, et que ses deux armatures sont triphasées et symétriques, alors les inductances propres et mutuelles entre enroulements d'une même armature sont constantes et égales :

$$L_a = L_b = L_c = L_s$$

$$L_A = L_B = L_C = L_r$$

$$M_{AB} = M_{AC} = M_{BA} = M_{BC} = M_{CA} = M_{CB} = M_r$$

$$M_{ab} = M_{ac} = M_{ba} = M_{bc} = M_{ca} = M_{cb} = M_s$$

$L_s$  : inductance propre des enroulements statorique.

$L_r$  : inductance propre des enroulements rotorique.

$M_s$  : inductance mutuelle entre les différentes phases du stator.

$$M_s = -\frac{1}{2} L_s$$

$M_r$  : inductance mutuelle entre les différentes phases du rotor.

$$M_r = -\frac{1}{2} L_r$$

Les matrices  $[M_{sr}]$  et  $[M_{rs}]$  dans (1.4) représentent les inductances mutuelles entre stator- rotor, elles sont dites aussi matrices de couplage entre stator et rotor.

$$M_{sr} = \frac{N_s}{N_r} L_s$$

$N_s$  : nombre de spires dans chaque enroulement statorique.

$N_r$  : nombre de spires dans chaque enroulement rotorique.

$\theta_e$  : l'angle électrique entre l'axe de référence du stator et du rotor.(c'est l'avance trigonométrique de l'axe a sur l'axe A).

$$\theta_e = P \cdot \theta_m$$

avec  $\theta_m$  angle géométrique réel et  $P$  nombre de paires de pôles.

On remarque que :

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

**b. Equation mécanique :**

L'équation mécanique de la machine s'écrit comme suit :

$$\frac{J}{P} \frac{d\omega_m}{dt} = C_{em} - C_r - C_f \quad (1.5)$$

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

$$C_{em} = P \cdot [I_s]^T \frac{d}{dt} [M_{sr}] [I_r] \quad (1.6)$$

Avec :

$C_r$  : couple résistant (de charge).

$C_f = f_{vf} \omega_m$  avec  $f_{vf}$  : coefficient de frottement visqueux.

$J$  : moment d'inertie.

$\omega_m$  : vitesse mécanique du rotor.

$$\omega_m = \frac{d\theta_m}{dt} = \frac{1}{P} \frac{d\theta_e}{dt} \quad (1.7)$$

La matrice des inductances mutuelles est en fonction de  $\theta_e$ , mais cette dernière est variable, ce qui rend la résolution du système précédent très délicate.

A ce niveau, nous remarquons que l'étude du système tel qu'il est réellement pose beaucoup de problèmes, du fait que nous avons un système d'équations à coefficients variables. D'où la nécessité de trouver un modèle mathématique équivalent au modèle réel, où les coefficients seraient constants. Le recours à certaines transformations usuelles est obligatoire. Dans notre travail, nous utilisons la transformation de PARK.

#### 1.4.2 Transformation de PARK

La transformation de PARK consiste à transformer par projection sur des axes fictifs (d, q) les enroulements triphasés du stator et du rotor. C'est à dire, au lieu de considérer les trois phases statoriques d'axes fixes a, b, c, nous considérons l'enroulement équivalent formé de deux bobinages d'axes perpendiculaires  $d$  et  $q_s$  tournant à la vitesse  $\omega_s$  par rapport au stator.

De même pour le rotor, aux enroulements A, B, C, nous substituons deux enroulements d'axes perpendiculaires  $d_r$  et  $q_r$  tournant à la vitesse  $\omega_r$  par rapport au rotor. (voir figure(1.2)).

$$\omega_s = \frac{d\theta_s}{dt}$$

$$\omega_r = \frac{d\theta_r}{dt}$$

$\theta_s$  : désigne le décalage de l'axe  $d_s$  par rapport à celui de a.

$\theta_r$  : désigne le décalage de l'axe  $d_r$  par rapport à celui de A.

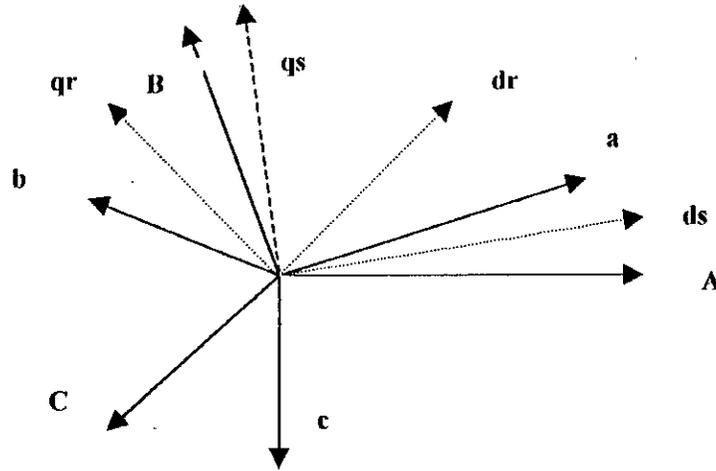


Figure (1.2): La Transformation de PARK.

Cette transformation doit tenir compte de l'égalité des énergies électriques et magnétiques instantanées et de l'égalité des tensions en régime permanent. Ce passage est donné par les relations suivantes :

$$\begin{aligned}
 [I_{dqoS}] &= [A(\theta_s)][I_s] & , & & [I_{dqor}] &= [A(\theta_r)][I_r] \\
 [V_{dqoS}] &= [A(\theta_s)][V_s] & , & & [V_{dqor}] &= [A(\theta_r)][V_r] \\
 [\Phi_{dqoS}] &= [A(\theta_s)][\Phi_s] & , & & [\Phi_{dqor}] &= [A(\theta_r)][\Phi_r]
 \end{aligned} \tag{1.8}$$

Avec :

$$\begin{aligned}
 [I_{dqoS}] &= \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ I_{os} \end{bmatrix}, & [I_{dqor}] &= \begin{bmatrix} I_{dr} \\ I_{qr} \\ I_{or} \end{bmatrix}, & [V_{dqoS}] &= \begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ V_{os} \end{bmatrix}, \\
 [V_{dqor}] &= \begin{bmatrix} V_{dr} \\ V_{qr} \\ V_{or} \end{bmatrix}, & [\Phi_{dqoS}] &= \begin{bmatrix} \Phi_{ds} \\ \Phi_{qs} \\ \Phi_{os} \end{bmatrix}, & [\Phi_{dqor}] &= \begin{bmatrix} \Phi_{dr} \\ \Phi_{qr} \\ \Phi_{or} \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

et  $A(\theta)$  est la matrice de passage de PARK donnée par :

$$[A(\theta)] = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ -\sin \theta & -\sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \tag{1.9}$$

### 1.4.3 Modélisation de la MAS dans le repère de PARK

En utilisant la matrice de passage  $A(\theta)$ , on obtient à partir des équations (1.4) les nouvelles équations suivantes :

$$\begin{aligned} [Vsdqo] &= R_s.[Isdqo] + [A(\theta_s)][L_s]\left(p.[A(\theta_s)]^{-1}[Isdqo]\right) + [A(\theta_s)]p.\left([Msr][A(\theta_s)]^{-1}[Irdqo]\right) \\ [Vrdqo] &= R_r.[Irdqo] + [A(\theta_r)][L_r]\left(p.[A(\theta_r)]^{-1}[Irdqo]\right) + [A(\theta_r)]p.\left([Mrs][A(\theta_r)]^{-1}[Isdqo]\right) \end{aligned} \quad (1.10)$$

avec :  $p = \frac{d}{dt}$

En supposant les tensions d'alimentation sinusoïdales et équilibrées, les tensions et courants homopolaires,  $V_{so}, V_{ro}, i_{so}, i_{ro}$  sont nulles, par conséquent les équations sous forme matricielle deviennent :

$$\begin{bmatrix} Vsd \\ Vsqr \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + l_{ss}.p & -l_{ss} \frac{d\theta_s}{dt} & E13 & E14 \\ l_{ss} \frac{d\theta_s}{dt} & R_s + l_{ss}.p & E23 & E24 \\ E31 & E32 & R_r + l_{rr}.p & -l_{rr} \frac{d\theta_r}{dt} \\ E41 & E42 & l_{rr} \frac{d\theta_r}{dt} & R_r + l_{rr}.p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Isd \\ Isqr \\ Ird \\ Irqr \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

où :

$$\begin{aligned} E13 &= lsr \left( - \left( P.\omega_m + \frac{d\theta_r}{dt} \right) \sin \alpha + \cos \alpha.\lambda \right); E23 = lsr \left( \left( P.\omega_m + \frac{d\theta_r}{dt} \right) \cos \alpha + \sin \alpha.\lambda \right) \\ E14 &= -lsr \left( \left( P.\omega_m + \frac{d\theta_r}{dt} \right) \cos \alpha + \sin \alpha.\lambda \right); E24 = lsr \left( - \left( P.\omega_m + \frac{d\theta_r}{dt} \right) \sin \alpha + \cos \alpha.\lambda \right) \\ E31 &= lsr \left( \left( -P.\omega_m + \frac{d\theta_{sr}}{dt} \right) \sin \alpha + \cos \alpha.\lambda \right); E41 = lsr \left( \left( -P.\omega_m + \frac{d\theta_{sr}}{dt} \right) \cos \alpha - \sin \alpha.\lambda \right) \\ E32 &= -lsr \left( \left( -P.\omega_m + \frac{d\theta_{sr}}{dt} \right) \cos \alpha - \sin \alpha.\lambda \right); E42 = lsr \left( \left( -P.\omega_m + \frac{d\theta_s}{dt} \right) \sin \alpha + \cos \alpha.\lambda \right) \end{aligned}$$

Avec :

$\alpha = P.\theta_m + \theta_r - \theta_s$  ; c'est le décalage entre l'axe  $dr$  et l'axe  $ds$ .

L'expression du couple électromagnétique devient :

$$C_{em} = [I_s d q_0]^T [A(\theta_s)]^{-1} \left[ \frac{dM_{sr}}{d\theta_m} \right] [A(\theta_r)]^{-1} [I_r d q_0] \quad (1.12)$$

#### 1.4.4 Choix du référentiel

##### a- Référentiel lié au stator (d'axes $\alpha, \beta$ )

Ce système utilise un référentiel dont les axes du stator et du rotor sont fixes par rapport au stator, donc les axes directs  $ds$  et  $dr$  sont confondus avec l'axe de la phase A, nous avons alors :

$$\theta_s = 0, \quad \theta_r = -P\theta_m \quad \alpha = 0$$

$$\text{D'ou} \quad \omega_s = 0 \quad \omega_r = -P\omega_m$$

En remplaçant dans (1.11), on aura

$$\begin{aligned} V_{\alpha s} &= R_s I_{\alpha s} + \frac{d}{dt} \Phi_{\alpha s} \\ V_{\beta s} &= R_s I_{\beta s} + \frac{d}{dt} \Phi_{\beta s} \\ 0 &= R_r I_{\alpha r} + \frac{d}{dt} \Phi_{\alpha s} + p\omega_m \Phi_{\beta r} \\ 0 &= R_r I_{\alpha r} + \frac{d}{dt} \Phi_{\beta r} - p\omega_m \Phi_{\alpha r} \end{aligned} \quad (1.13)$$

Les expressions des flux, sont données par :

$$\begin{aligned} \Phi_{\alpha s} &= l_{ss} I_{\alpha s} + M I_{\alpha r} \\ \Phi_{\beta s} &= l_{ss} I_{\beta s} + M I_{\beta r} \\ \Phi_{\alpha r} &= l_{rr} I_{\alpha r} + M I_{\beta s} \\ \Phi_{\beta r} &= l_{rr} I_{\beta r} + M I_{\alpha s} \end{aligned} \quad (1.14)$$

L'expression du couple électromagnétique est donnée par :

$$C_{em} = \frac{P.M}{L_r} (\Phi_{\alpha r} I_{\beta s} - \Phi_{\beta r} I_{\alpha s}) \quad (1.15)$$

### Mise sous forme d'équations d'état

En choisissant comme variables d'états de la machine, les éléments du vecteur suivant :  $[\alpha_s \ \beta_s \ \Phi_{\alpha r} \ \Phi_{\beta r} \ \omega_m]^T$ , et à partir de (I.13) et (I.14), nous aboutissons à la forme d'état suivante :

$$\begin{aligned}
 \dot{x}_1 &= -\gamma \cdot x_1 + \frac{M}{\sigma \cdot L_s \cdot L_r \cdot T_r} x_3 + \frac{M}{\sigma \cdot L_s \cdot L_r} p \cdot x_5 \cdot x_4 + \frac{1}{\sigma \cdot L_s} V_{as} \\
 \dot{x}_2 &= -\gamma \cdot x_2 + \frac{M}{\sigma \cdot L_s \cdot L_r \cdot T_r} x_4 - \frac{M}{\sigma \cdot L_s \cdot L_r} p \cdot x_5 \cdot x_3 + \frac{1}{\sigma \cdot L_s} V_{bs} \\
 \dot{x}_3 &= \frac{-1}{T_r} x_3 - p \cdot x_5 \cdot x_4 + \frac{M}{T_r} x_1 \\
 \dot{x}_4 &= \frac{-1}{T_r} x_4 + p \cdot x_5 \cdot x_3 + \frac{M}{T_r} x_2 \\
 \dot{x}_5 &= \frac{P \cdot M}{J \cdot L_r} (x_2 \cdot x_3 - x_1 \cdot x_4) - \frac{C_f}{J} - \frac{C_r}{J}
 \end{aligned} \tag{I.16}$$

Avec :

$$\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s \cdot L_r}, \quad \gamma = \frac{M^2 \cdot R_r + L_r^2 \cdot R_s}{\sigma \cdot L_s \cdot L_r^2}, \quad T_r = \frac{L_r}{R_r}$$

#### b- Référentiel lié au rotor

Ce référentiel utilise un système d'axes, dont les axes du rotor et du stator tournent à la vitesse de rotation du rotor, nous aurons alors :

$$\theta_r = 0, \quad \theta_s = P \cdot \theta_m \quad \alpha = 0$$

D'où :

$$\omega_s = P \cdot \omega_m \quad \text{et} \quad \omega_r = 0$$

En remplaçant dans (I.11) on aura :

$$\begin{aligned}
 V_{ds} &= R_s \cdot I_{ds} + \frac{d}{dt} \Phi_{ds} - \omega_s \Phi_{qs} \\
 V_{qs} &= R_s \cdot I_{qs} + \frac{d}{dt} \Phi_{qs} + \omega_s \Phi_{ds} \\
 0 &= R_r \cdot I_{dr} + \frac{d}{dt} \Phi_{qr} \\
 0 &= R_r \cdot I_{qr} + \frac{d}{dt} \Phi_{qr}
 \end{aligned} \tag{I.17}$$

Les expressions des flux sont données par :

$$\begin{aligned}
 \Phi_{ds} &= L_s I_{ds} + M I_{dr} \\
 \Phi_{qs} &= L_s I_{qs} + M I_{qr} \\
 \Phi_{dr} &= L_r I_{dr} + M I_{ds} \\
 \Phi_{qr} &= L_r I_{qr} + M I_{qs}
 \end{aligned} \tag{1.18}$$

L'expression du couple électromagnétique sera donnée par :

$$C_{em} = \frac{P.M}{L_r} (\Phi_{dr} I_{qs} - \Phi_{qr} I_{ds}) \tag{1.19}$$

### Mise sous forme d'équations d'états

En choisissant comme variables d'états de la machine, les éléments du vecteur suivant :  $[I_{ds} \ I_{qs} \ \Phi_{dr} \ \Phi_{qr} \ \omega_m]^T$ , et à partir de (1.17) et (1.18), nous aboutissons à la forme d'état suivante :

$$\begin{aligned}
 \dot{x}_1 &= -\gamma x_1 + P x_5 x_2 + \frac{M}{\sigma L_s L_r T_r} x_3 + \frac{M}{\sigma L_s L_r} P x_5 x_4 + \frac{1}{\sigma L_s} V \alpha_s \\
 \dot{x}_2 &= -\gamma x_2 - P x_5 x_1 + \frac{M}{\sigma L_s L_r T_r} x_4 - \frac{M}{\sigma L_s L_r} P x_5 x_3 + \frac{1}{\sigma L_s} V \beta_s \\
 \dot{x}_3 &= \frac{-1}{T_r} x_3 + \frac{M}{T_r} x_1 \\
 \dot{x}_4 &= \frac{-1}{T_r} x_4 + \frac{M}{T_r} x_2 \\
 \dot{x}_5 &= \frac{P.M}{J.L_r} (x_2 x_3 - x_1 x_4) - \frac{C_f}{J} - \frac{C_r}{J}
 \end{aligned} \tag{1.20}$$

### c- Référentiel lié au champ tournant :

La commande vectorielle est liée étroitement à ce référentiel, l'essentiel de cette commande est de découpler la commande du flux de celle du couple électromagnétique. Les axes statoriques et rotoriques  $(d_s, q_s), (d_r, q_r)$  tournent à la vitesse du champ tournant, vitesse de synchronisme, d'où la disposition de  $\Phi_r$  sur l'axe  $d_r$ , nous avons :

$$\begin{aligned}
 \omega_s &= \omega_{syn} \\
 \omega_r &= P \omega_{gl} = P (\omega_{syn} - \omega_m) = \omega_{ind} \\
 \alpha &= 0
 \end{aligned}$$

Avec :

$\omega_{syn}$  : vitesse de synchronisme.

$\omega_{gl}$  : vitesse de glissement.

$\omega_{ind}$  : pulsation des courants rotoriques.

En remplaçant dans (I.11), nous aurons :

$$\begin{aligned}
 V_{qs} &= R_s I_{qs} + \frac{d\Phi_{qs}}{dt} + \omega_{syn} \Phi_{ds} \\
 V_{ds} &= R_s I_{ds} + \frac{d\Phi_{ds}}{dt} - \omega_{syn} \Phi_{qs} \\
 0 &= R_r I_{qr} + \frac{d\Phi_{qr}}{dt} + P(\omega_{syn} - \omega_m) \Phi_{dr} \\
 0 &= R_r I_{dr} + \frac{d\Phi_{dr}}{dt} - P(\omega_{syn} - \omega_m) \Phi_{qr}
 \end{aligned} \tag{I.21}$$

Les expressions des flux sont données par :

$$\begin{cases} \Phi_{ds} = L_s I_{ds} + M I_{dr} \\ \Phi_{qs} = L_s I_{qs} + M I_{qr} \end{cases} \quad \text{et} \quad \begin{cases} \Phi_{dr} = L_r I_{dr} + M I_{ds} \\ \Phi_{qr} = L_r I_{qr} + M I_{qs} \end{cases} \tag{I.22}$$

Et celle du couple électromagnétique par :

$$C_{em} = \frac{P.M}{L_r} (\Phi_{dr} I_{qs} - \Phi_{qr} I_{ds}) \tag{I.23}$$

### Mise sous forme d'équations d'état

On choisira dans ce cas le vecteur d'état suivant :  $[I_{ds}, I_{qs}, \Phi_{dr}, \Phi_{qr}, \omega_m]^T$ , et à partir de (I.20) et (I.21), nous aurons la forme d'état suivante :

$$\begin{aligned}
 \dot{x}_1 &= -\gamma x_1 + P \omega_{syn} x_2 + \frac{M}{\sigma L_r L_s T_r} x_3 + \frac{M}{\sigma L_s L_r} P x_5 x_4 + \frac{1}{\sigma L_s} V_{ds} \\
 \dot{x}_2 &= -\gamma x_2 - P \omega_{syn} x_1 + \frac{M}{\sigma L_r L_s T_r} x_4 - \frac{M}{\sigma L_s L_r} P x_5 x_3 + \frac{1}{\sigma L_s} V_{qs} \\
 \dot{x}_3 &= \frac{M}{T_r} x_1 - \frac{1}{T_r} x_3 + P(\omega_{syn} - x_5) x_4 \\
 \dot{x}_4 &= \frac{M}{T_r} x_2 - \frac{1}{T_r} x_4 - P(\omega_{syn} - x_5) x_3 \\
 \dot{x}_5 &= \frac{P.M}{J.L_r} (x_3 x_2 - x_4 x_1) - \frac{C_f}{J} x_5 - \frac{C_r}{J}
 \end{aligned} \tag{I.24}$$

### 1.5 MODELE EN TENSION DE LA MAS

On prend comme vecteur d'état le vecteur :  $X = [I_{ds} \ I_{qs} \ \Phi_{dr} \ \Phi_{qr} \ \omega_m]^T$  et le vecteur  $[V_{ds} \ V_{qs}]^T$  comme vecteur de commande et le vecteur  $[\Phi_{dr}, \ \omega_m]^T$  comme vecteur de sortie. Et pour cela nous allons exprimer les variables  $\{I_{dr}, I_{qr}, \Phi_{ds}, \Phi_{qs}\}$  en fonction du vecteur que nous avons choisi :

$$\begin{cases} I_{dr} = \frac{1}{L_r} \Phi_{dr} - \frac{M}{L_r} I_{ds} \\ I_{qr} = \frac{1}{L_r} \Phi_{qr} - \frac{M}{L_r} I_{qs} \\ \Phi_{ds} = L_s \sigma \cdot I_{ds} - \frac{M}{L_r} \Phi_{dr} \\ \Phi_{qs} = L_s \sigma \cdot I_{qs} - \frac{M}{L_r} \Phi_{qr} \end{cases} \quad (1.24)$$

En remplaçant  $\Phi_{ds}, \Phi_{qs}$  en fonction de  $\Phi_{qr}, \Phi_{dr}$  dans le système (1.21) nous aboutissons aux équations suivantes :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + L_s \sigma \cdot \frac{dI_{ds}}{dt} - \frac{M}{L_r} \frac{d\Phi_{dr}}{dt} - \omega_s \left[ L_s \sigma \cdot I_{qs} - \frac{M}{L_r} \Phi_{qr} \right] \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + L_s \sigma \cdot \frac{dI_{qs}}{dt} - \frac{M}{L_r} \frac{d\Phi_{qr}}{dt} - \omega_s \left[ L_s \sigma \cdot I_{ds} - \frac{M}{L_r} \Phi_{dr} \right] \end{cases} \quad (1.25)$$

D'après (1.21) on aura :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} \Phi_{dr} = -R_r I_{dr} + (\omega_s - \omega_m) \Phi_{qr} \\ \frac{d}{dt} \Phi_{qr} = -R_r I_{qr} - (\omega_s - \omega_m) \Phi_{dr} \end{cases} \quad (1.26)$$

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 :

$$\left[ \begin{aligned}
 \frac{d}{dt} I_{ds} &= \frac{1}{\sigma L_s} \left[ - \left( R_s + \left( \frac{M}{L_r} \right)^2 R_r \right) I_{ds} + \omega_{syn} \cdot \sigma L_s I_{qs} - \frac{M}{L_r T_r} \Phi_{dr} + \frac{M}{L_r} \omega_m \cdot \Phi_{qr} + V_{ds} \right] \\
 \frac{d}{dt} I_{qs} &= \frac{1}{\sigma L_s} \left[ - \omega_{syn} \cdot \sigma L_s I_{ds} - \left( R_s + \left( \frac{M}{L_r} \right)^2 R_r \right) I_{qs} - \frac{M}{L_r} \omega_m \cdot \Phi_{dr} + \frac{M}{L_r T_r} \Phi_{qr} + V_{qs} \right] \\
 \frac{d}{dt} \Phi_{dr} &= \frac{M}{T_r} I_{ds} - \frac{1}{T_r} \Phi_{dr} + (\omega_s - \omega_m) \Phi_{qr} \\
 \frac{d}{dt} \Phi_{qr} &= \frac{M}{T_r} I_{qs} - (\omega_s - \omega_m) \Phi_{dr} - \frac{1}{T_r} \Phi_{qr} \\
 \frac{d}{dt} \omega_m &= \frac{P^2}{J} \frac{M}{L_r} (\Phi_{dr} I_{qs} - \Phi_{qr} I_{ds}) - \frac{P}{J} C_r - \frac{K}{J} \omega_m
 \end{aligned} \right. \quad (I.27)$$

### SIMULATION ET COMMENTAIRES :(caractéristiques de la machine :Annexe A)

Trois types d'essais ont été appliqués à la MAS alimentée en tension, où nous avons simulé les grandeurs suivantes :  $\Phi_{dr}$ ,  $\Phi_{qr}$ ,  $I_{ds}$ ,  $I_{qs}$ , le couple électromagnétique  $C_{em}$ , la vitesse de rotation  $\omega_r$ .

- Démarrage à vide, figure (I.3) : Après un régime transitoire oscillant qui dure 0.25 s, toutes les grandeurs se stabilisent. La vitesse de rotation atteint une valeur de 157 rad/s, le couple électromagnétique atteint une valeur maximale de 45N.m en régime transitoire puis se stabilise à une valeur très faible pour compenser les pertes par frottement. Le courant  $I_{ds}$  se stabilise à 4A et le courant  $I_{qs}$  prend une valeur de 1A. le flux rotorique  $\Phi_r$  se stabilise à 1.2Wb et le courant de phase est sinusoïdal, il atteint une valeur maximale de 25A avant de se stabiliser à 4A.
- Démarrage à vide avec application d'un couple résistant, figure (I.4) : On remarque que la machine répond à cette perturbation. Le couple électromagnétique la compense instantanément. La vitesse de rotation et le courant de phase ont pour valeurs nominales (150 rad/s et  $6.4/\sqrt{2}$  A), alors que le flux chute de 0.1Wb.
- Démarrage en charge nominale, figure (I.5) : nous constatons une augmentation du temps de réponse à 0.4s.

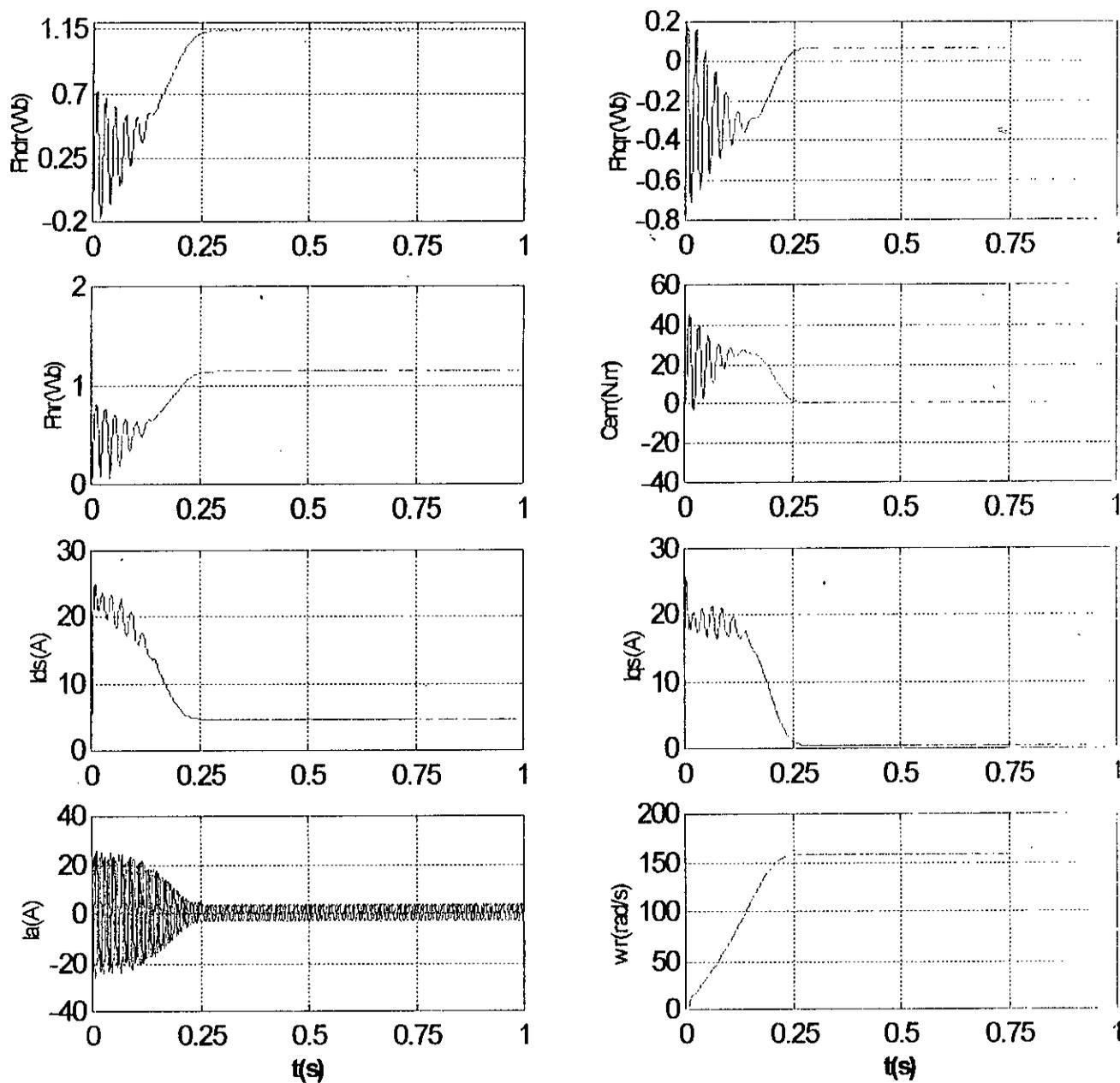


Figure (I.3) : Simulation de la MAS alimentée en tension avec un démarrage à vide

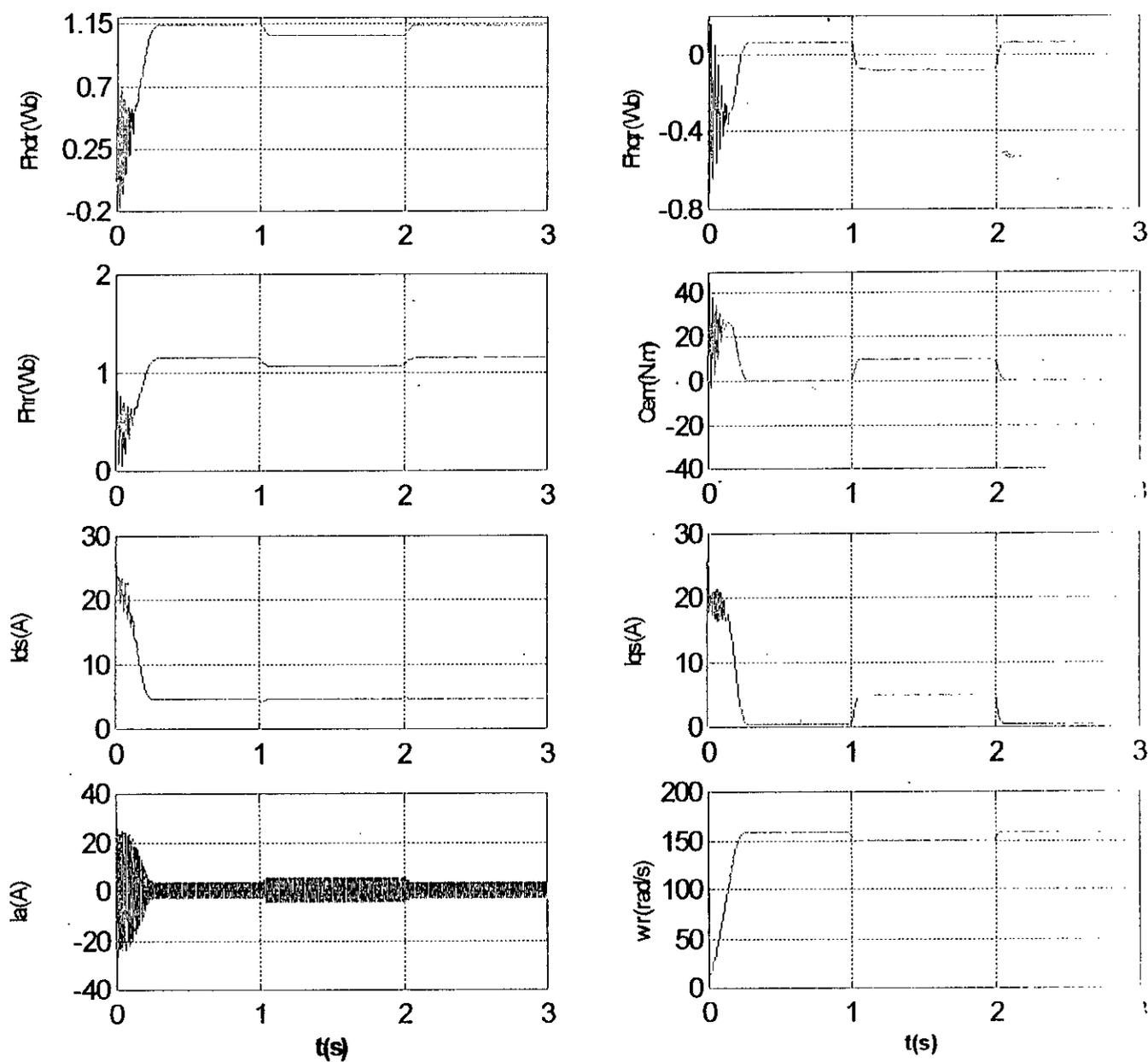


Figure (I.4) : Simulation de la MAS alimentée en tension avec application du couple nominale,  $C_r=10$  N.m de  $t=1$ s à  $t=2$ s.

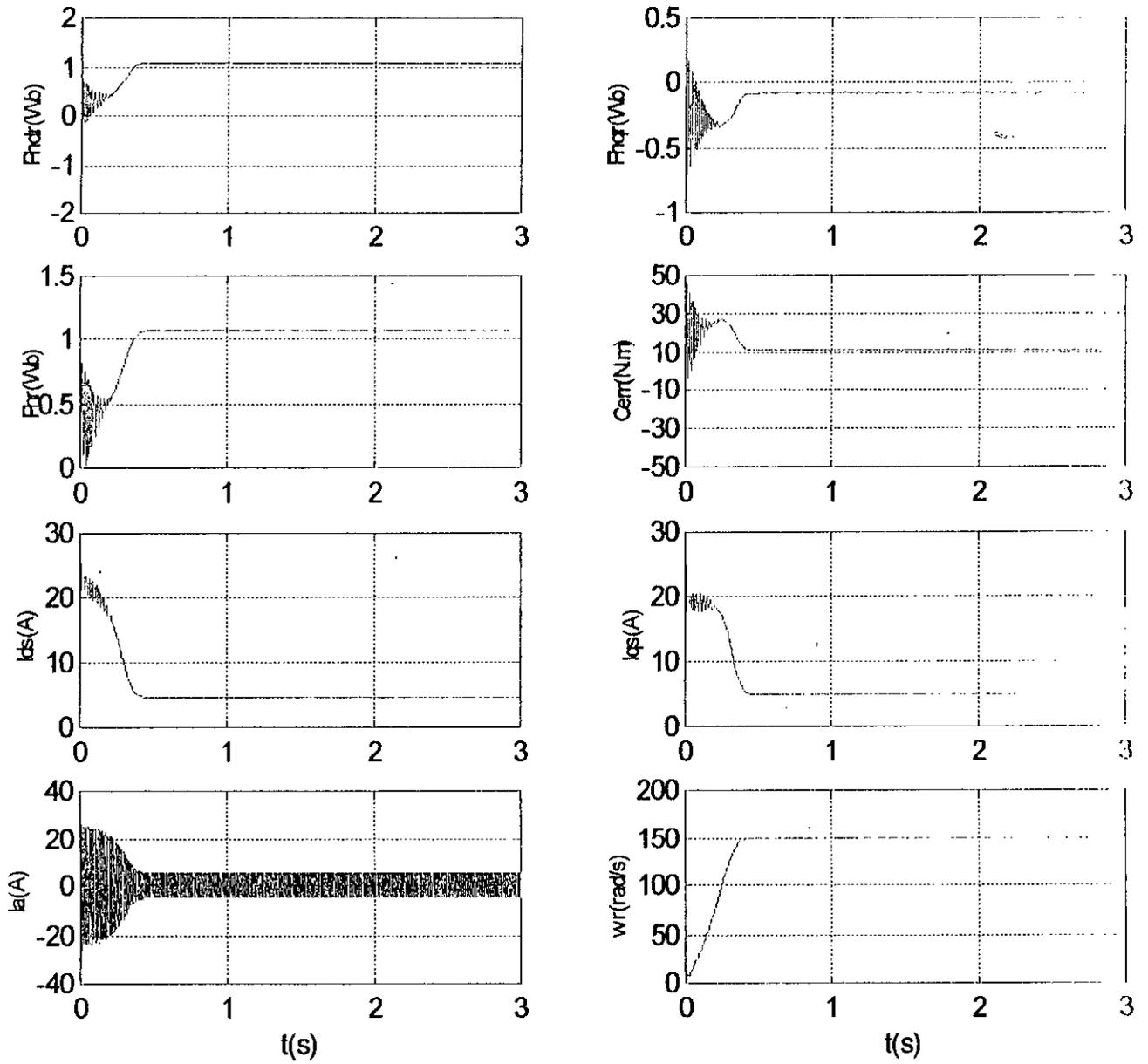


Figure (I.5) : Simulation de la MAS alimentée en tension avec un démarrage en charge nominale,  $Cr=10 N.m$

## 1.6 MODELE EN COURANT DE LA MAS

Toujours en choisissant le même référentiel lié au champ tournant, et en considérant un nouveau vecteur d'état et un nouveau vecteur d'entrée, nous obtenons le modèle en courant de la MAS.

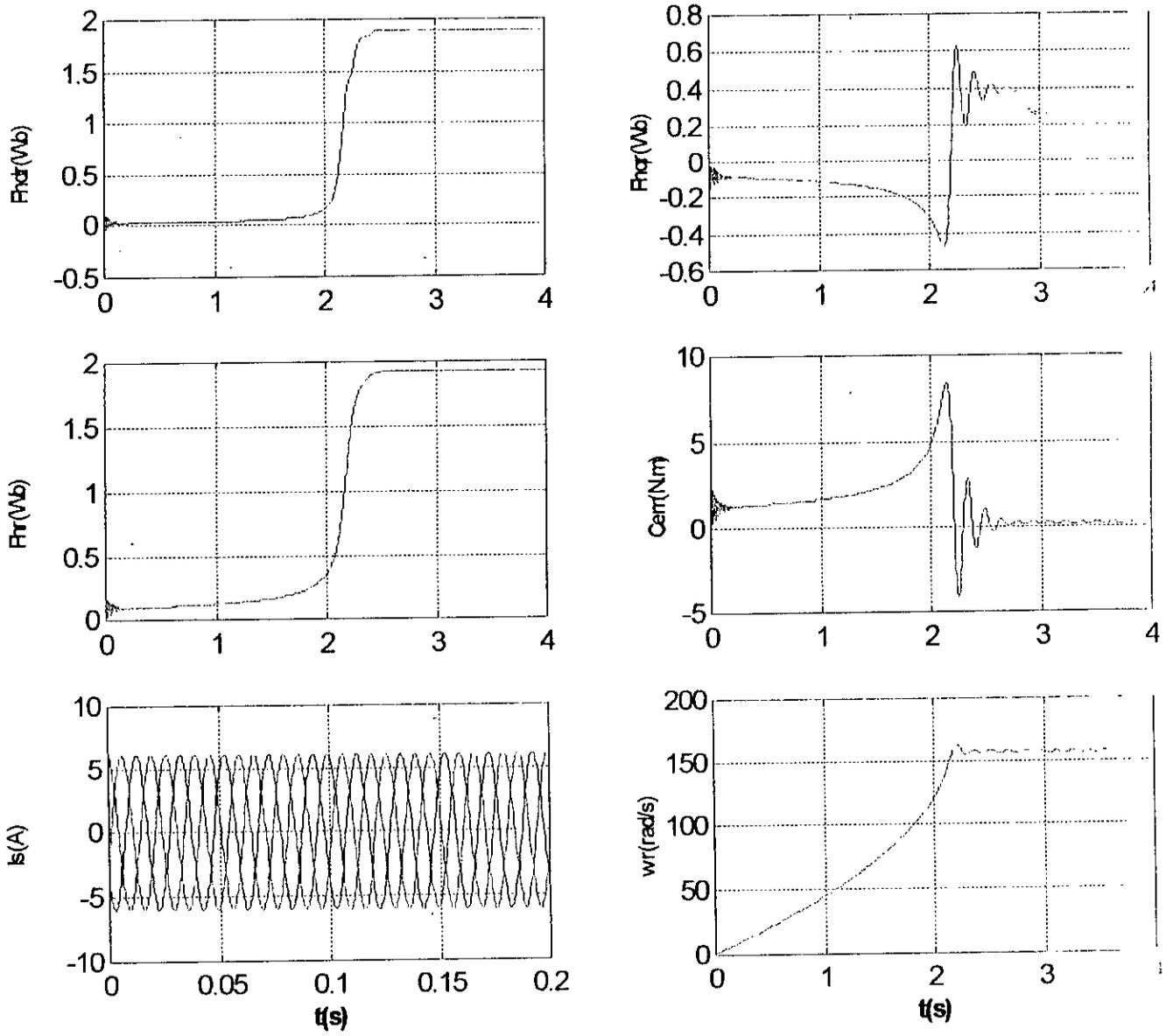
- Le vecteur d'état :  $[\Phi_{dr}, \Phi_{qr}, \omega_m]^T$ .
- Le vecteur d'entrée :  $[I_{ds}, I_{qs}]^T$ .

$$\begin{cases} \frac{d\Phi_{dr}}{dt} = \frac{-1}{T_r} \Phi_{dr} + P \cdot \omega_{syn} \cdot \Phi_{qr} - P \cdot \Phi_{qr} \cdot \omega_m + \frac{M}{T_r} \cdot I_{ds} \\ \frac{d\Phi_{qr}}{dt} = -P \cdot \omega_{syn} \cdot \Phi_{dr} - \frac{1}{T_r} \Phi_{qr} + P \cdot \Phi_{dr} \cdot \omega_m + \frac{M}{T_r} \cdot I_{qs} \\ \frac{d\omega_m}{dt} = \frac{P \cdot M}{J \cdot L_r} (\Phi_{dr} \cdot I_{qs} - \Phi_{qr} \cdot I_{ds}) - \frac{C_r}{J} \omega_m - \frac{C_r}{J} \end{cases} \quad (1.28)$$

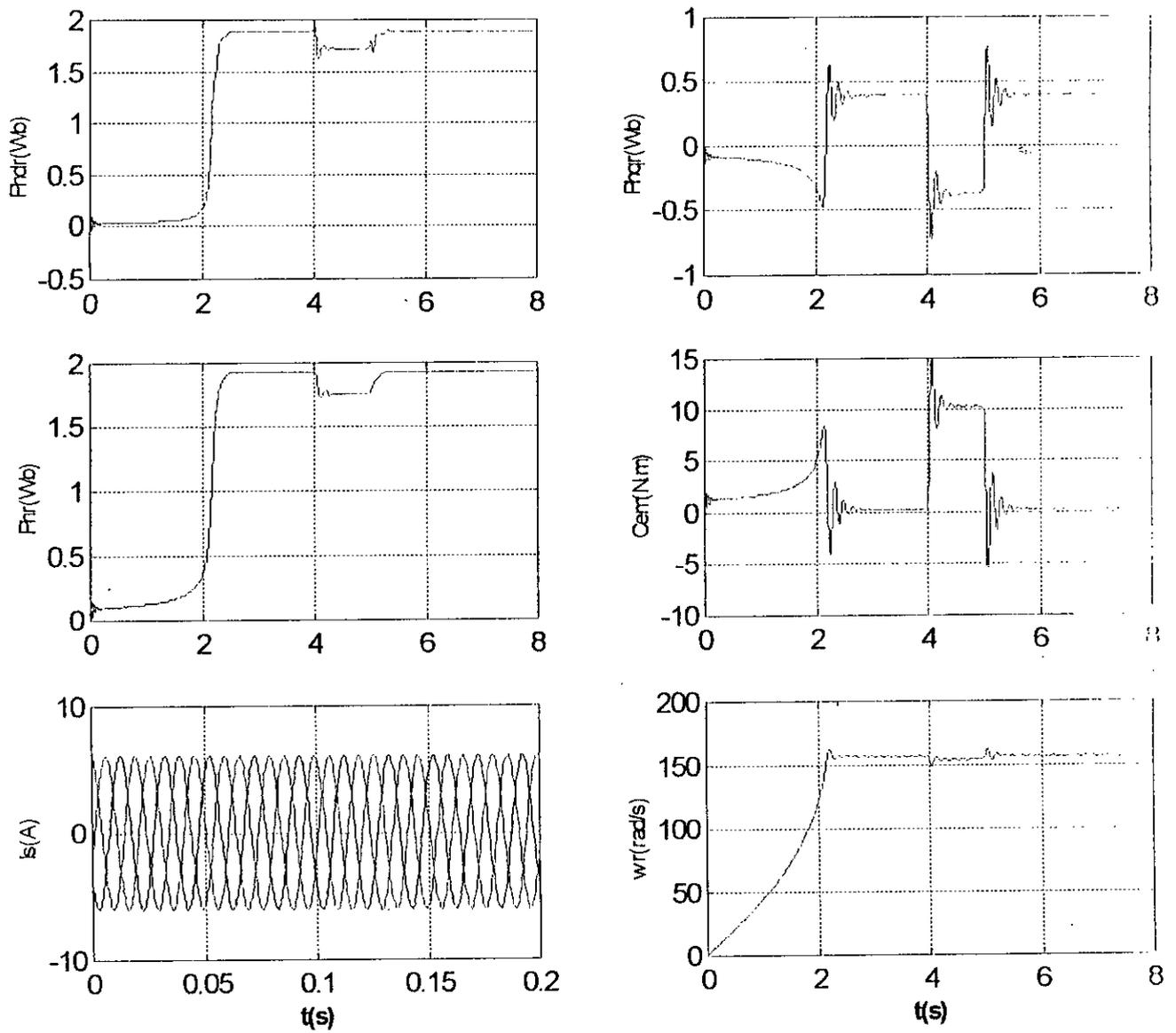
## SIMULATIONS ET COMMENTAIRES

Les mêmes essais ont été appliqués à la MAS alimentée en courant.

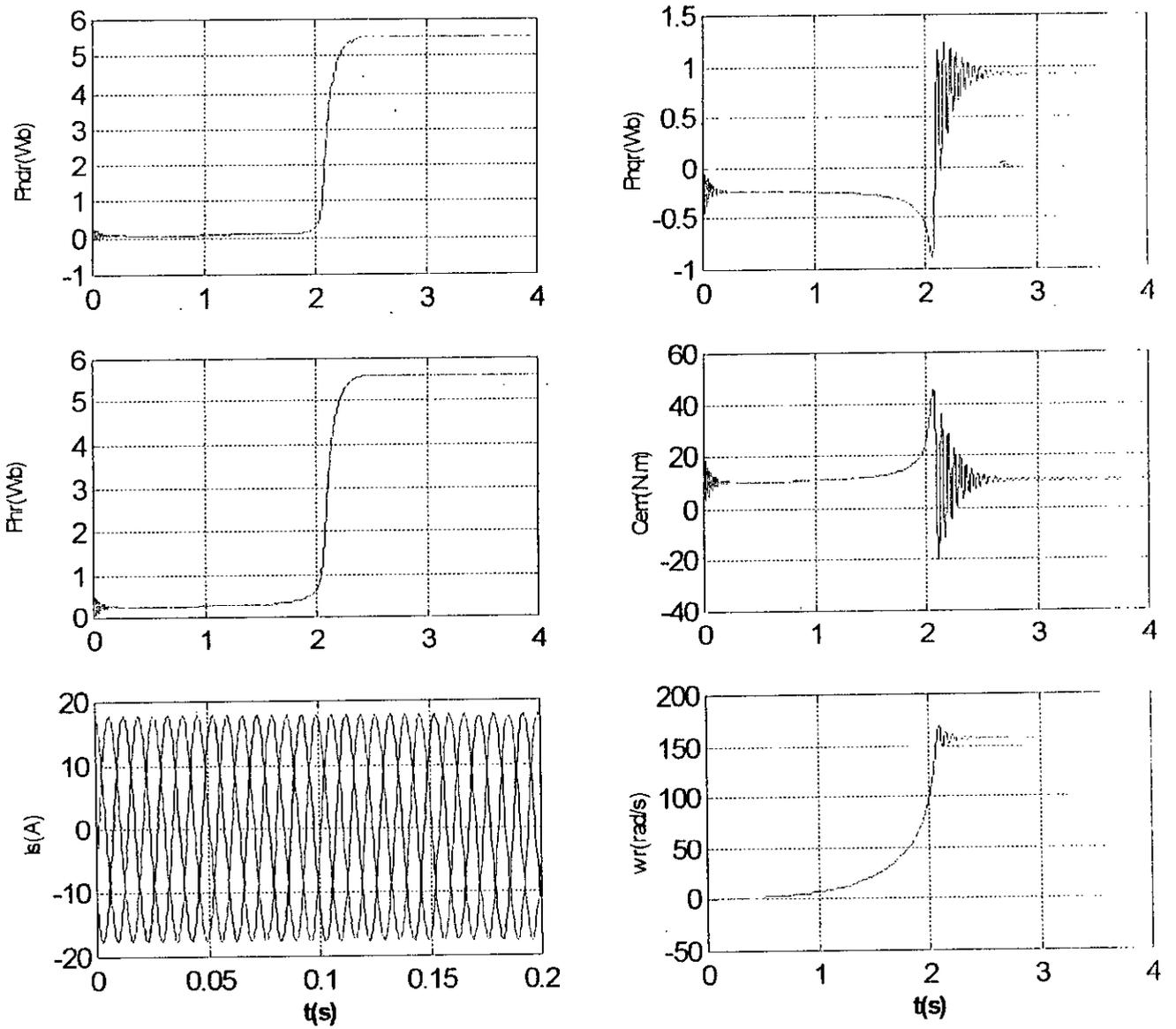
- Démarrage à vide, figure (I.6) : la machine démarre très lentement relativement à son démarrage à vide alimentée en tension (2.5s), la vitesse atteint 157rad/s, le couple électromagnétique a une valeur maximale de 8N.m avant de se stabiliser à 0.8N.m, le flux rotorique prend une valeur de 1.9Wb et le courant de phase est sinusoïdal.
  - Démarrage à vide avec application d'un couple résistant, figure (I.7) : Le couple électromagnétique compense cette perturbation après le régime oscillatoire, la vitesse chute de 2% et le flux rotorique diminue de 0.15Wb.
  - Démarrage en charge nominale, figure (I.8) : Nous constatons que le courant de phase est égal à trois fois de celui du démarrage à vide, pour conserver la dynamique de la MAS. Le couple électromagnétique atteint une valeur maximale de 45N.m avant de se stabiliser à 10N.m, le flux rotorique augmente à 5.6Wb.
- Ces résultats de simulation ne tiennent pas compte de la saturation de la MAS. En réalité, le flux rotorique ne dépasse pas 1 Wb.



**Figure(I.6) : Simulation de la MAS alimentée en courant à vide avec  $I_{ds}=7.3A$  et  $I_{qs}=1.55A$**



**Figure(I.7) : Simulation de la MAS alimentée en courant avec application du couple nominale de  $t=4s$  à  $t=5s$  avec  $I_{ds}=7.3A$  et  $I_{qs}=1.55A$**



**Figure(I.8) : Simulation de la MAS alimentée en courant avec un démarrage en charge nominale  $C_r=10N.m$  avec  $I_{ds}=21.2A$  et  $I_{qs}=4.5A$ .**

## **CHAPITRE II**

# **MODELISATION DE L'ALIMENTATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE**

## II.1 INTRODUCTION

Régler la vitesse de la machine asynchrone revient à agir, sur la fréquence de la tension, ou du courant statorique. Il nous faut donc disposer d'une source d'alimentation capable de délivrer une tension à fréquence variable.

Pour cela, l'alimentation de la machine consistera en un convertisseur à trois étages :

- Un redresseur connecté au réseau triphasé.
- Un filtre permettant de réduire les ondulations du courant.
- Un onduleur de tension à trois niveaux de type MLI.

## II.2 MODELISATION DU REDRESSEUR

Nous utiliserons un redresseur, qui est un pont de *Graetz* à diodes, représenté sur la figure (II.1) :

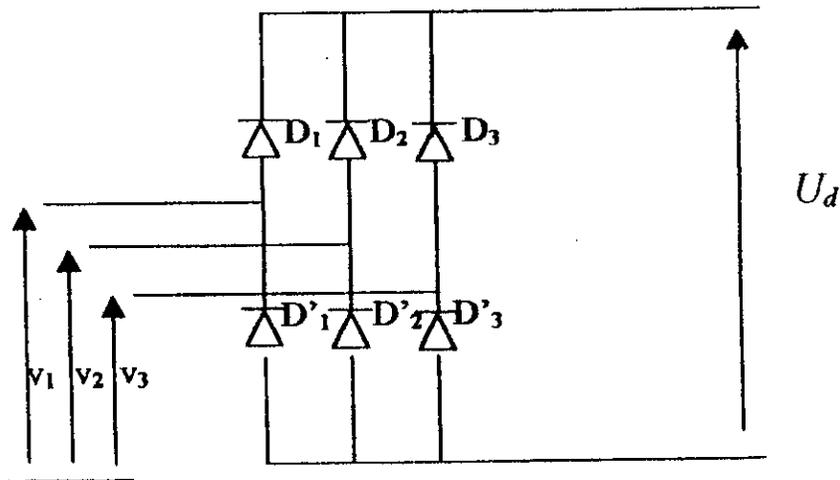


Figure (II.1) : Redresseur à diodes.

Les diodes conduisent selon la séquence suivante :

$$\begin{array}{ll} D_i \text{ conduit si} & V_i = \max(V_j) ; i=1,2,3 \text{ et } j=1,2,3 \\ D'_i \text{ conduit si} & V'_i = \min(V_j) ; i=1,2,3 \text{ et } j=1,2,3 \end{array}$$

A la sortie du redresseur, on obtient la tension redressée  $U_d$  :

$$U_d = V_i - V'_j \quad \text{tel que : } D_i \text{ et } D'_j \text{ sont les diodes en conduction.}$$

$V_i$  : la tension à l'anode de  $D_i$ .  
 $V'_j$  : la tension à la cathode de  $D'_j$ .

$$U_d = V_m \cdot 3 \cdot \sqrt{3} / \pi \quad (\text{II.1})$$

La figure (II.2) représente les tensions d'entrée du réseau et la tension de sortie du redresseur :

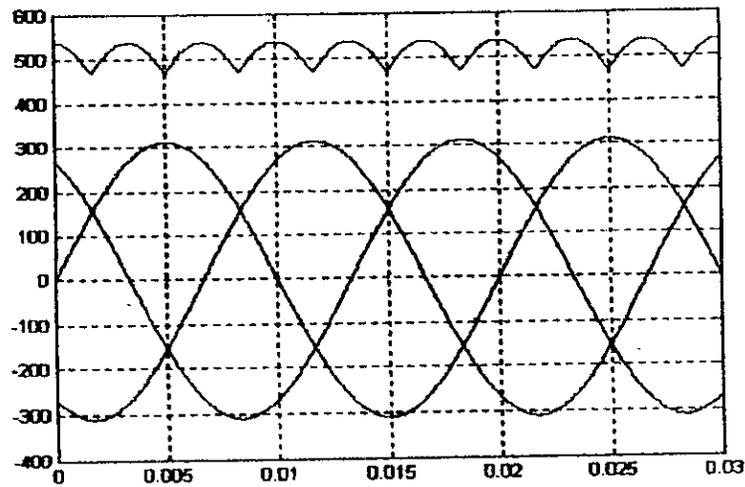


Figure (II.2) : La tension redressée.

### II.3 MODELISATION DU FILTRE

On insère entre le redresseur et l'onduleur de tension, un filtre passe bas pour éliminer les hautes fréquences. Le schéma représentatif du filtre est donné par la figure (II.3) :

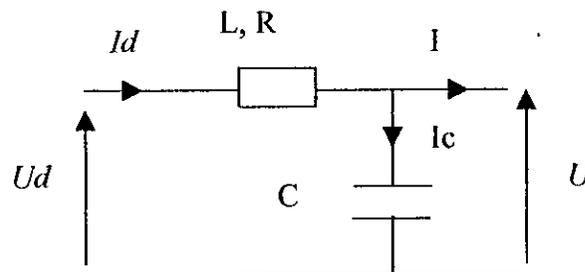


Figure (II.3) : Schéma représentatif du filtre.

Les équations du filtre sont :

$$\begin{aligned} \frac{dI_d}{dt} &= \frac{1}{L} (U_d - U - R \cdot I_d) \\ \frac{dU}{dt} &= \frac{1}{C} (I_d - I) \end{aligned} \quad (II.2)$$

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 :

$$\omega_c = 2.\pi.f_c \quad (II.3)$$

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

$$\omega_c \langle \langle \omega \Rightarrow \sqrt{L.C.\omega} \rangle \rangle I$$

$$i \langle \langle i_c \Rightarrow C.\omega \rangle \rangle \frac{I}{U}$$

Avec :

- $I$  : la valeur moyenne du courant.
- $U$  : la valeur moyenne de la tension.
- $\omega$  : la pulsation de la tension.

Et on a :  $L = 50 \text{ mH}$ ;  $C = 500 \text{ } \mu\text{F}$ ;  $R = 0.2 \text{ } \Omega$

La tension filtrée est représentée sur la figure (II.4) :

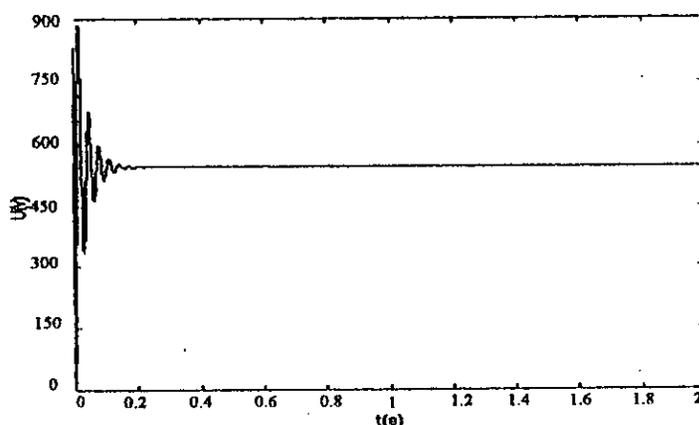


Figure (II.4) : La tension filtrée.

## II.4 MODELISATION DE L'ONDULEUR A TROIS NIVEAUX

### II.4.1 Introduction

Pour des fortes puissances et hautes tensions, on utilise généralement des groupements d'onduleur à deux niveaux. Pour remédier aux problèmes de ces groupements, une nouvelle structure d'onduleurs est proposée, à savoir l'onduleur à trois niveaux à structure NPC [Lou 98].

Plusieurs études sont faites sur les onduleurs de tensions à deux niveaux, aussi bien du point de vue modélisation que stratégies de commande, et presque tous les travaux développés sur les onduleurs de tensions multiniveaux sont partis à l'origine des résultats connus sur les onduleurs de tensions à deux niveaux [Ber 95]. Dans ce mémoire, nous utilisons le mot onduleur au lieu d'onduleur de tension.

**II.4.2 Structure de l'onduleur triphasé NPC à trois niveaux**

L'onduleur triphasé à trois niveaux à structure NPC (Neutral Point Clamping) utilisé, se décompose en trois bras et deux sources de tension continue. Chaque bras est composé de quatre interrupteurs en série, et deux diodes. Chaque interrupteur comporte un transistor et une diode montés en tête bêche. Le point milieu de chaque bras est relié à une alimentation continue. La figure (II. 6) donne une représentation schématique de cet onduleur[Lou.98].

Pour simplifier la complexité de l'onduleur à trois niveaux, on présente chaque paire transistor ( $T_{ks}$ ) - diode ( $D_{ks}$ ) par un seul interrupteur bidirectionnel ( $TD_{ks}$ ) figure (II.5), et vu la symétrie de sa structure, on fait le raisonnement sur un seul bras (figure (II.7)).

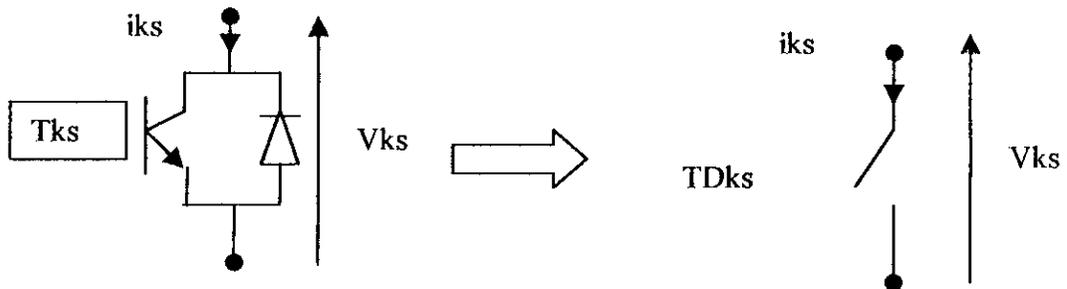


Figure (II.5) : Interrupteur bidirectionnel équivalent de la paire transistor – diode.

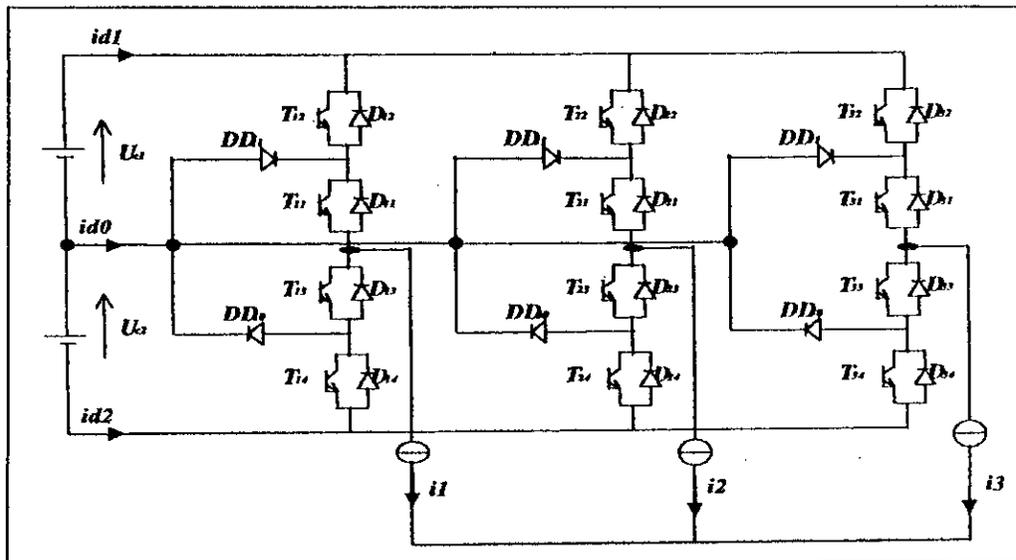


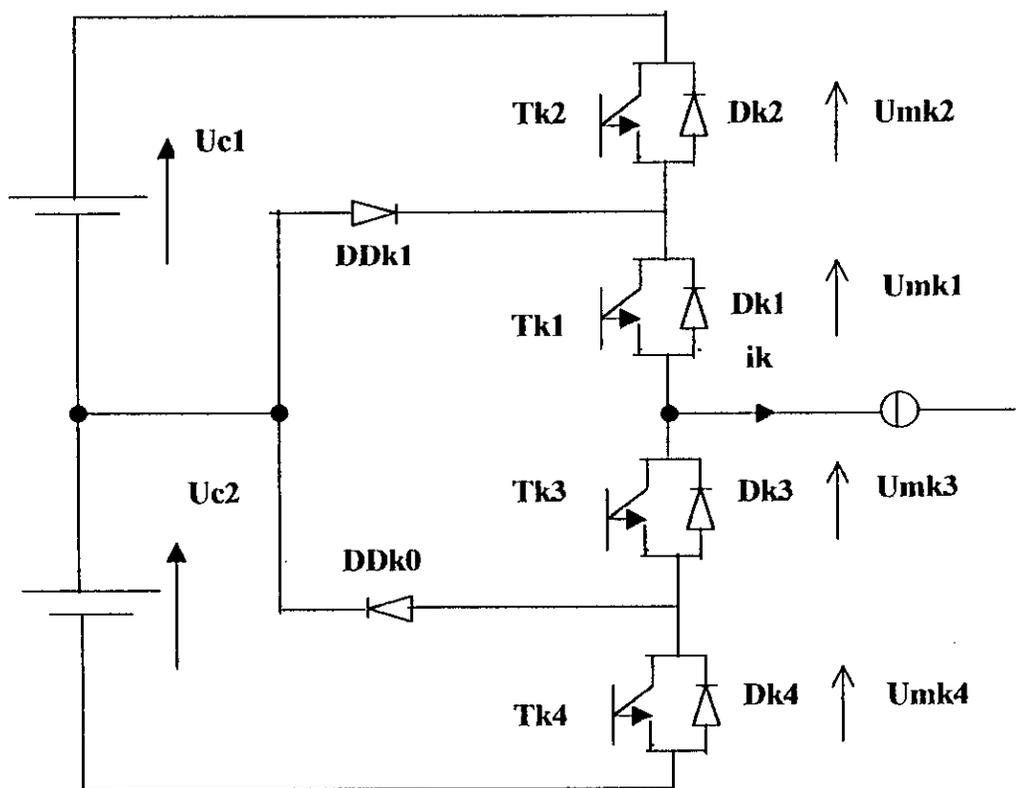
Figure (II.6) : Onduleur triphasé à trois niveaux à structure NPC

**II.4.3 Modélisation du fonctionnement d'un bras d'onduleur NPC à trois niveaux**

Comme nous avons déjà vu, l'onduleur triphasé à trois niveaux est symétrique. Grâce à cette symétrie, on procède par bras (Figure (II.7)). Ainsi, on définit en premier lieu un modèle global d'un bras sans a priori sur la commande, ensuite on déduit celui de l'onduleur complet.

**II.4.4 Différentes configurations d'un bras d'onduleur NPC à trois niveaux**

Une analyse topologique d'un bras montre cinq configurations possibles pour ce dernier. Ces différentes configurations sont représentées par les figures (II.8.\*). Le tableau (II.1) donne les grandeurs électriques caractérisant chacune de ces configurations (avec M origine des potentiels et  $V_{km}$  le potentiel du nœud k).



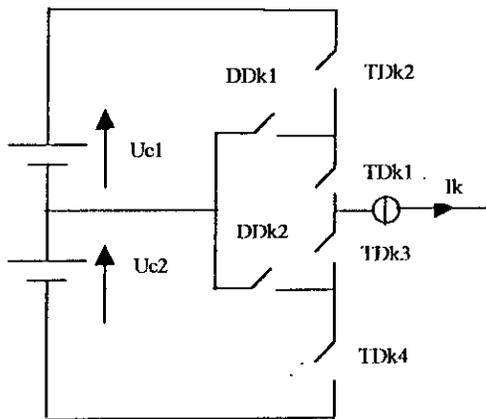
Figure(II.7) :Structure d'un bras d'onduleur à trois niveaux à structure NPC.

Les réceptivités de transition entre les différentes configurations d'un bras sont fonctions logiques entre :

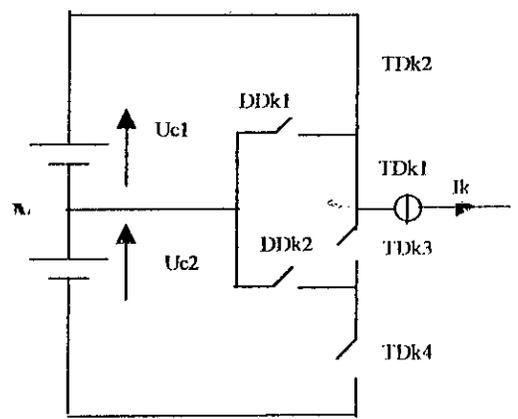
- Une commande externe  $B_k$  (l'ordre d'amorçage ou de blocage du semi-conducteur bidirectionnel TDks).
- Une commande interne définie par les signes du courant du bras et des tensions aux bornes du semi-conducteur.

La configuration	La grandeur électrique qui la caractérise
E0	$i_k=0$
E1	$V_k=U_c1=U_c$
E2	$V_k=0$
E3	$V_k=-U_c2=-U_c$
E4	$V_k=0$

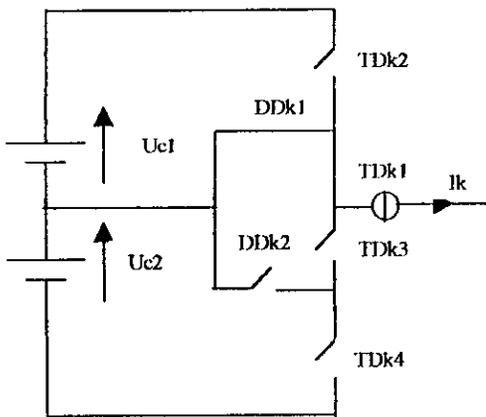
**Tableau (II.1) : Grandeurs électriques pour chacune des configurations d'un bras  $k$ .**



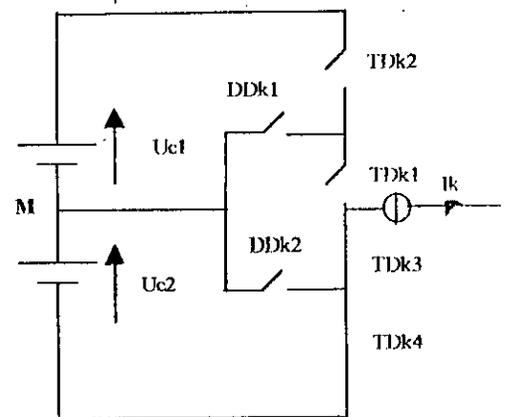
La configuration E0



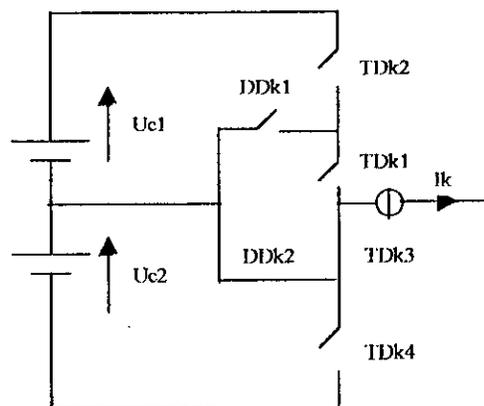
La configuration E1



La configuration E2



La configuration E3



La configuration E4

Figure (II.8. \*) : Les différentes configurations possibles pour un bras k de l'onduleur.

## II.5 COMMANDABILITE DES CONVERTISSEURS STATIQUES

Un convertisseur est 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 :

$$\begin{aligned} B_{K1} &= \overline{B_{K4}} \\ B_{K2} &= \overline{B_{K3}} \end{aligned} \quad (II.4)$$

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 :

$$\begin{aligned} F_{K1} &= 1 - F_{K4} \\ F_{K2} &= 1 - F_{K3} \end{aligned} \quad (II.5)$$

En mode commandable, le réseau de Pétri de l'onduleur se traduit par la figure (II.9) :

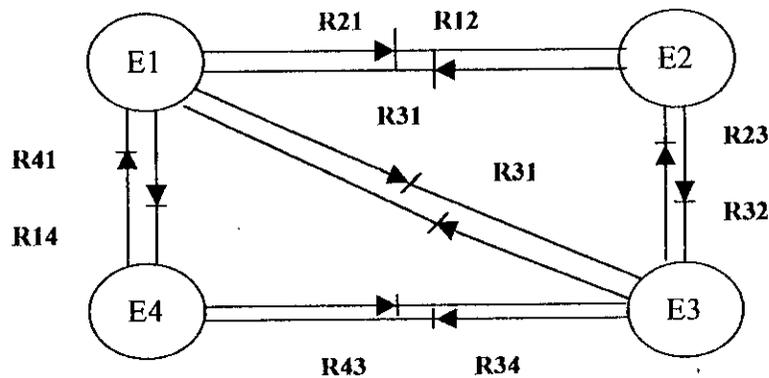


Figure (II.9) : Réseau de Pétri de l'onduleur.

Avec :

$$R12 = Bk1 \& \overline{Bk2} \& (Ik > 0)$$

$$R21 = Bk1 \& Bk2$$

$$R32 = Bk1 \& \overline{Bk2} \& (Ik > 0)$$

$$R23 = Bk1$$

$$R13 = \overline{Bk1} \& \overline{Bk2}$$

$$R31 = Bk1 \& Bk2$$

$$R43 = \overline{Bk1} \& \overline{Bk2}$$

$$R34 = Bk1 \& \overline{Bk2} \& (Ik > 0)$$

$$R41 = Bk2$$

$$R14 = Bk1 \& \overline{Bk2} \& (Ik > 0)$$

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

$$\begin{cases} F11 = 1 - F14 \\ F12 = 1 - F13 \end{cases} \quad \begin{cases} F21 = 1 - F24 \\ F22 = 1 - F23 \end{cases} \quad \begin{cases} F31 = 1 - F34 \\ F32 = 1 - F33 \end{cases} \quad (II.6)$$

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

$$F_{KM}^B \begin{cases} k = \text{numéro du bras.} \\ M = 0 \text{ le demi bras bas, (la paire Tk3, Tk4)} \\ M = 1 \text{ le demi bras haut, (la paire Tk1, Tk2)} \end{cases} \quad (II.7)$$

$$\text{D'où} \quad \begin{cases} F_{K1}^b = F_{K1} \cdot F_{K2} \\ F_{K0}^b = F_{K3} \cdot F_{K4} \end{cases} \quad (II.8)$$

En utilisant la fonction de connexion des demi-bras  $F_{KM}^b$ , on obtient :

$$\begin{bmatrix} U_{AB} \\ U_{BC} \\ U_{CA} \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \left\{ \begin{bmatrix} F_{11}^b \\ F_{21}^b \\ F_{31}^b \end{bmatrix} U_{C1} - \begin{bmatrix} F_{10}^b \\ F_{20}^b \\ F_{30}^b \end{bmatrix} U_{C2} \right\} \quad (II.9)$$

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

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

Les courants d'entrée  $i_{d1}$  et  $i_{d2}$  en fonction des courants de charge  $i_1, i_2, i_3$  sont donnés par l'équation (II.11) :

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

L'équation (II.11) montre une analogie du point de vue des courants d'entrée des onduleurs à trois niveaux et de deux niveaux. Ainsi, pour l'onduleur à trois niveaux, tout 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, nous aurons :

$$i_{d0} = i_1 + i_2 + i_3 - i_{d1} - i_{d2} \quad (II.12)$$

On définit les relations de conversion simple comme suit :

$$\begin{bmatrix} V_A \\ V_B \\ V_C \\ i_{d1} \\ i_{d2} \\ i_{d0} \end{bmatrix} = [N(t)] \begin{bmatrix} U_{c1} \\ U_{c2} \\ i_1 \\ i_2 \\ i_3 \end{bmatrix} \quad (II.13)$$

Avec :

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

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

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

$$\begin{bmatrix} U_{AB} \\ U_{BC} \\ U_{CA} \\ i_{d1} \\ i_{d2} \\ i_{d0} \end{bmatrix} = [M(t)] \begin{bmatrix} U_{c1} \\ U_{c2} \\ i_1 \\ i_2 \\ i_3 \end{bmatrix} \tag{II.14}$$

Avec :

$$[M(t)] = \begin{bmatrix} (F_{11}^b - F_{21}^b) & -(F_{10}^b - F_{20}^b) & 0 & 0 & 0 \\ (F_{21}^b - F_{31}^b) & -(F_{20}^b - F_{30}^b) & 0 & 0 & 0 \\ (F_{31}^b - F_{11}^b) & -(F_{30}^b - F_{10}^b) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & F_{11}^b & F_{21}^b & F_{31}^b \\ 0 & 0 & F_{10}^b & F_{20}^b & F_{30}^b \\ 0 & 0 & (1 - F_{11}^b - F_{10}^b) & (1 - F_{21}^b - F_{20}^b) & (1 - F_{31}^b - F_{30}^b) \end{bmatrix}$$

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

## II.6 STRATEGIE DE COMMANDE

### Principe de la commande par hystérésis en courant

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.10) schématise le principe de stratégie de commande par hystérésis en courant.

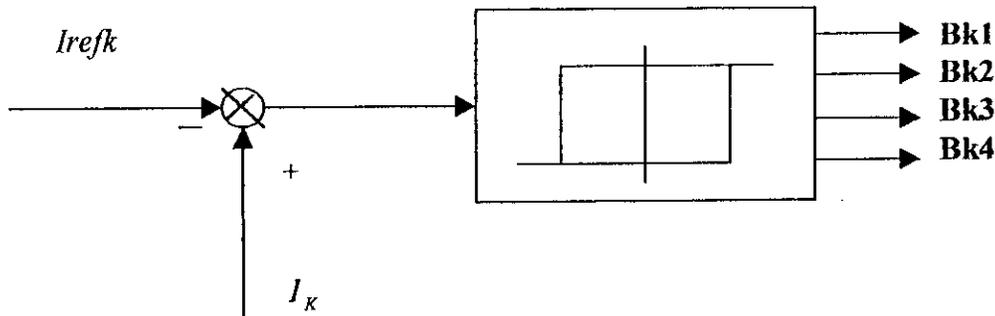


Figure (II.10) : Principe de la stratégie de commande par hystérésis en courant.

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) :

$$\begin{cases} \text{Si } [(\varepsilon_k \geq \Delta i) \text{ ET } (\varepsilon_k \leq 2\Delta i)] \text{ OU } [(\varepsilon_k \leq -\Delta i) \text{ ET } (\varepsilon_k \geq -2\Delta i)] \Rightarrow B_{K1} = 1; B_{K2} = 0 \\ \text{Si } (\varepsilon_k \geq 2\Delta i) \Rightarrow B_{K1} = 0; B_{K2} = 0 \\ \text{Si } (\varepsilon_k \leq -2\Delta i) \Rightarrow B_{K1} = 1; B_{K2} = 1 \end{cases} \quad (\text{II.15})$$

Où  $\varepsilon_k$  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).

$$\begin{cases} I_{ref1} = I_{eff} \cdot \sin(\omega.t - \Phi) \\ I_{ref2} = I_{eff} \cdot \sin(\omega.t - \Phi - 2 \cdot \frac{\pi}{3}) \\ I_{ref3} = I_{eff} \cdot \sin(\omega.t - \Phi - 4 \cdot \frac{\pi}{3}) \end{cases} \quad (\text{II.16})$$

## **CHAPITRE III**

# **COMMANDE VECTORIELLE DE LA MACHINE ASYNCHRONE**

### III.1 INTRODUCTION

En 1972, Blaschke a proposé une nouvelle théorie de la commande, connue sous le nom du « flux orienté » qui rend le comportement de la MAS semblable à celui de la machine à courant continu. Cette technique de commande permet de régler le flux rotorique avec le courant  $I_{ds}$  séparément du couple électromagnétique qui est réglé par le courant  $I_{qs}$ .

L'étymologie nous ramène à une notion élémentaire, mais très importante, de l'électromagnétisme ; à 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, que l'amplitude de cette force sera maximale pour des intensités de courant et de champ donnés, quand le vecteur courant sera perpendiculaire au vecteur champ.

Appliquée aux moteurs électriques, cette propriété est utilisée pour obtenir le couple désiré et le mode de fonctionnement recherché en positionnant, d'une manière optimale, les vecteurs courant et les vecteurs flux résultants. Si ce principe est naturellement appliqué pour les machines à courant continu, il n'en n'est pas de même pour les machines à courants alternatifs, par conséquent : la commande par flux orienté des machines alternatives est une commande par orientation de ces deux grandeurs (vecteur courant et vecteur flux).

Le principe de cette technique est d'éliminer le problème de couplage entre l'induit et l'inducteur, en dissociant le courant statorique en deux composantes en quadrature dans un repère de référence lié au flux, de telle sorte que l'une des composantes commande le couple et l'autre commande le flux. Ceci permet de ramener le fonctionnement de la MAS à un fonctionnement comparable à celui d'une machine à courant continu à excitation séparée, où le courant inducteur commande le flux et le courant induit le couple. Figure (III.1)



Figure (III.1) : Principe de la commande vectorielle.

### III.2 DESCRIPTION DE LA TECHNIQUE

Dans le modèle de la machine asynchrone représentée dans un référentiel lié au champ tournant, le vecteur flux peut être décomposé en une composante directe selon l'axe d, et une composante transversale selon l'axe q.

L'orientation du flux consiste à maintenir la composante directe constante et à annuler la composante en quadrature. Ceci est possible si l'axe d coïncide avec la direction désirée du flux.

La commande par orientation du flux peut se faire par l'orientation de l'un de ces trois flux :

Par le flux rotorique  $\Phi_r$  avec les conditions :  $\Phi_{dr} = \Phi_r$  ,  $\Phi_{qr} = 0$ .

Par le flux statorique  $\Phi_s$  avec les conditions :  $\Phi_{ds} = \Phi_s$  ,  $\Phi_{qs} = 0$ .

Par le flux d'entrefer  $\Phi_g$  avec les conditions :  $\Phi_{dg} = \Phi_g$  ,  $\Phi_{qg} = 0$ .

Dans ce travail, nous nous considérons une orientation à flux rotorique.

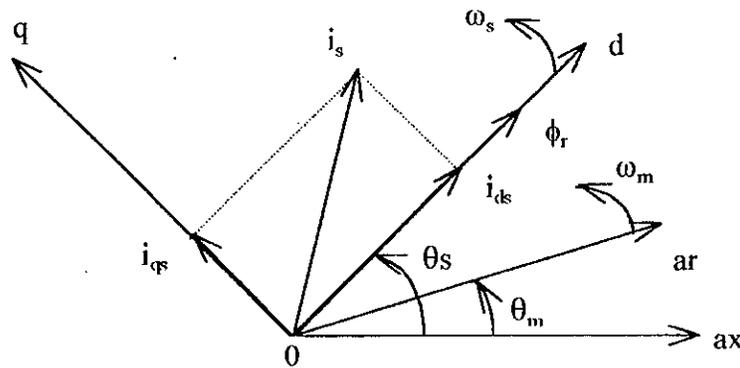


Figure (III.2): Principe de l'orientation du flux rotorique.

Avec cette technique de commande, on veut éliminer le couplage existant entre le couple  $C_{em}$  et le flux  $\Phi_r$ , et commandé séparément  $\Phi_r$  par  $I_{ds}$ , et le couple  $C_{em}$  par  $I_{qs}$ .

Nous avons donc:  $\Phi_{dr} = \Phi_r$  et  $\Phi_{qr} = 0$ , et l'expression du couple électromagnétique sera donnée par :

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

Et l'expression de la dynamique de  $\Phi_{dr}$  sera alors :

$$\frac{d\Phi_{dr}}{dt} = \frac{M}{T_r} I_{ds} - \frac{1}{T_r} \Phi_{dr} \quad (III.2)$$

Aussi d'après l'équation liée à  $\Phi_{qr}$ , on a l'expression de la pulsation de synchronisme :

$$\omega_s = \omega_m + \frac{M}{P \cdot Tr} \frac{I_{qs}}{\Phi_r} \quad (\text{III.3})$$

### III.3 DIFFERENTES METHODES D'ORIENTATION DU FLUX

Pour réaliser la commande par orientation du flux, il est nécessaire de connaître à chaque instant certaines grandeurs, à savoir : (selon le type de la commande)

1. La position du flux, nécessaire pour les transformations de coordonnées biphasé-triphasé et inversement.
2. Le module du flux, nécessaire pour la régulation du flux.
3. La composante  $I_{qs}$  du courant statorique, nécessaire pour la régulation de la vitesse.

Les principales méthodes d'orientation du flux sont :

#### III.3.1 Méthode directe :

Cette méthode consiste à déterminer la position et le module du flux. Elle s'avère très difficile car ces deux grandeurs ne sont pas mesurables directement, c'est pour cette raison qu'on utilise deux procédés :

##### a. Utilisation de capteurs de flux :

Afin d'accéder au flux, on place des capteurs dans l'entrefer de la machine. Ces capteurs donnent des valeurs locales du flux. Le flux global est obtenu après traitement de ces valeurs.

##### b. Modèle dynamique du flux :

Pour contourner les difficultés liées à l'utilisation des capteurs, les chercheurs ont pensé à développer des modèles dynamiques du flux. En utilisant directement les équations de la machine dans le référentiel au flux rotorique.

#### III.3.2 Méthode indirecte :

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. La phase du flux est alors déterminée en utilisant un modèle mathématique qui peut être intégré dans la structure de commande.

Malgré les avantages que peuvent offrir les techniques de mesure en utilisant des modèles dynamiques adéquats, ce type de méthode s'avère inefficace dans le cas d'un système variant dans le temps, c'est le cas pour la MAS qui après un certain temps de fonctionnement subit des variations sur ces paramètres ( $R_s$ ,  $R_r$ ,  $L_s$ ,  $L_r$ , etc.). En effet, la constante de temps du rotor  $Tr$  est difficilement mesurable dans le cas d'un moteur à cage

d'écureuil, de plus en régime dynamique, la température du rotor n'est jamais constante, et comme la résistance des barres rotoriques dépend de la température, la constante de temps varie en permanence.

### III.4 STRUCTURE DE COMMANDE PAR ORIENTATION DU FLUX

La structure de commande est donnée par les équations suivantes :

$$\begin{cases} I_{ds}^* = \frac{1}{M} \left( Tr \frac{d\Phi_r^*}{dt} + \Phi_r^* \right) \\ I_{qs}^* = \frac{L_r}{PM} \frac{C_{em}^*}{\Phi_r^*} \\ \omega_{sl}^* = \frac{M}{L_r} \frac{I_{qs}^*}{\Phi_r^*} \end{cases} \quad (III.4)$$

Avec (\*) : les grandeurs désirées.

Ces équations se traduisent par le schéma bloc suivant : (structure de commande)

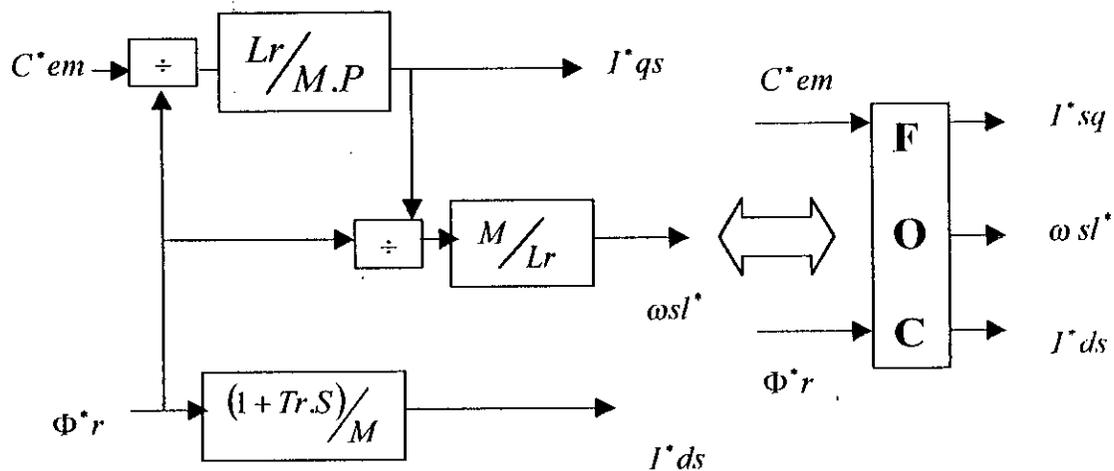


Figure (III.3) : Schéma bloc de la structure de commande en courant par orientation du flux rotorique (Field Oriented Control).

**III.5 REGLAGE DE LA VITESSE PAR LA COMMANDE VECTORIELLE INDIRECTE :**

Cette méthode élimine donc le besoin d'utiliser un capteur de flux (capteur physique ou modèle dynamique), mais nécessite l'utilisation d'un capteur de la vitesse rotorique.

La figure (III.4) montre un schéma d'une commande indirecte appliquée sur la machine asynchrone.

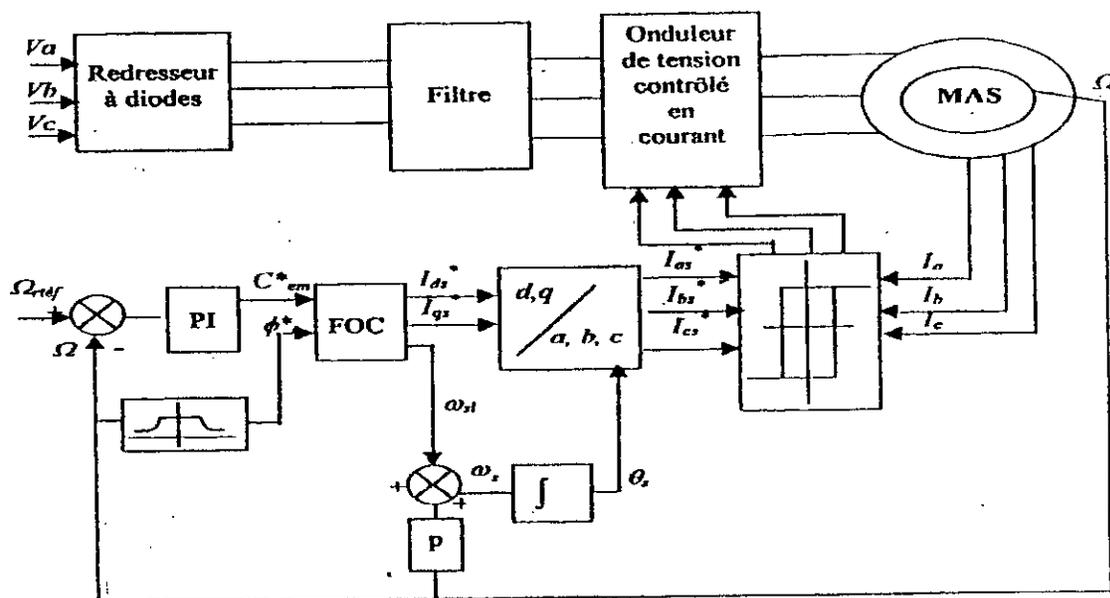


Figure (III.4) : Schéma bloc de la commande vectorielle indirecte.

**III.5.1 Bloc de contrôle du flux orienté (FOC : Field Oriented Control) :**

Le FOC (Field Oriented Control) est un bloc de calcul qui possède deux entrées ( $\phi_r^*$ ,  $C_{em}^*$ ) et génère les trois grandeurs de commande de l'onduleur ( $I_{ds}^*$ ,  $I_{qs}^*$  et  $\omega_{sl}^*$ ). Il est défini en considérant que le flux rotorique et le couple électromagnétique sont maintenus constants égaux à leur valeurs de référence.

Cette commande consiste à contrôler la composante directe  $I_{ds}$  et en quadrature  $I_{qs}$  du courant statorique de façon à obtenir le couple électromagnétique et le flux souhaités dans la machine.

**III.5.2 Réglage de la boucle externe de vitesse :**

Le schéma bloc de la commande découplée permet de réaliser un découplage automatique entre le couple et le flux. Ce résultat remarquable permet une utilisation systématique de ce schéma bloc de commande dans des processus industriels. A cet effet, pour faire varier la vitesse, il suffit de rajouter à la boucle ouverte un régulateur de vitesse. D'autre part, le flux ne peut être mesuré directement et son contrôle sera de type réaction (Bloc de défluxage).

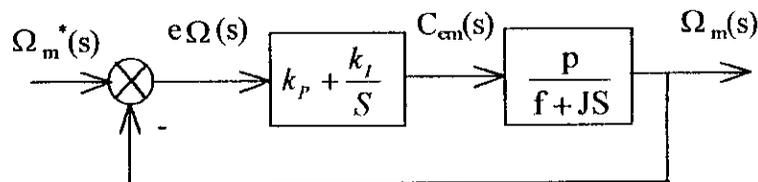
$$\Phi^* = \begin{cases} \Phi_n & \text{si } |\Omega| < \Omega_n \\ \frac{\Phi_n \Omega_n}{\Omega} & \text{si } |\Omega| > \Omega_n \end{cases} \quad (III.4)$$

Le régulateur de vitesse permet de déterminer le couple de référence, afin de maintenir la vitesse de référence.

L'équation mécanique donne :

$$\frac{\Omega_m(S)}{C_{em}(S)} = \frac{P}{f + JS} \quad (III.5)$$

En associant à cette fonction un régulateur PI, il arrive:



**Figure (III.5): Schéma fonctionnel de régulation de vitesse.**

La fonction de transfert en boucle fermée, calculée à partir du schéma précédent, est donnée par:

$$\frac{\Omega_m(S)}{\Omega_m^*(S)} = \frac{(k_p S + k_i) P}{P(S)} \quad (III.6)$$

L'équation caractéristique P(S) est:

$$P(S) = S^2 + \frac{f + k_p P}{J} S + \frac{k_i P}{J} = 0 \quad (III.7)$$

En imposant deux pôles complexes conjugués  $S_{1,2} = \rho(-1 \pm j)$  en boucle fermée et, par identification avec la nouvelle équation caractéristique désirée, on arrive sans difficulté à :

$$k_i = \frac{2J\rho^2}{p} \quad \text{et} \quad k_p = \frac{2\rho J - f}{p} \quad (\text{III.8})$$

Le tableau suivant présente plusieurs valeurs des paramètres du régulateur selon  $\rho$  :

Pôles imposés	Ki	Kp
$18.8 \pm 18.8j$	10.975	0.95
$35 \pm 35j$	37.975	1.081
$36 \pm 36j$	40.176	1.112
$40 \pm 40j$	49.6	1.236
$45 \pm 45j$	62.775	1.391
$50 \pm 50j$	77.5	1.546
$60 \pm 60j$	111.6	1.856
$100 \pm 100j$	310	3.096

Dans ce travail, nous avons pris les paramètres du régulateur qui sont :

$$K_i = 10.975 \quad \text{et} \quad K_p = 0.95$$

## SIMULATIONS ET COMMENTAIRES

- Alimentation par l'onduleur :
  - En charge nominale (figure III.6) : la vitesse suit la trajectoire désirée (inversion de vitesse à  $t=1.5s$ ) et atteint son régime permanent au bout de  $0.28s$ , on remarque que les deux composantes directe et en quadrature du flux s'éloignent de leurs valeurs de consigne. Ce problème est résolu par l'introduction d'une correction de l'angle de charge  $\theta = \text{Arctg}\left(\frac{I_{qs}}{I_{ds}}\right)$ . Figure (III.7)  
Le couple électromagnétique oscille autour de la valeur  $10N.m$  compensant le couple résistant et atteint la valeur maximale de  $38 N.m$ .
  - Démarrage à vide avec application de la charge nominale entre les instants  $t=1s$  et  $t=2s$  figure (III.8) : nous constatons lors de l'application de la charge, que le courant  $I_{qs}$  oscille autour de la valeur de  $5.1A$  et le couple électromagnétique autour de la valeur de  $10N.m$ . la valeur de la composante en quadrature du flux augmente pour atteindre la valeur de consigne (zéro). Une légère fluctuation aux instants de l'application et de la suppression de charge est visible.
- Alimentation en courant :
  - En charge nominale (figure III.9) : dans cet essai, la vitesse suit la trajectoire désirée (inversion de la vitesse à  $t=1.5s$ ). Le régime permanent est atteint au bout de  $0.28s$ . Le découplage entre le flux et le couple électromagnétique est assuré. Ce dernier se stabilise à la valeur de  $10.05N.m$ , ce qui compense le couple résistant et les pertes par frottement et atteint la valeur maximale de  $35 N.m$ .
  - Démarrage à vide avec application de la charge nominale figure (III.10) : dans cet essai, nous avons appliqué une charge de valeur  $10N.m$  entre les instants  $t=1s$  à  $t=2s$ , nous remarquons que le découplage est toujours assuré. Une légère fluctuation de la vitesse est observable aux instants de l'application et de la suppression de la charge, ce qui prouve le rejet de perturbations. Le courant  $I_{qs}$  prend la valeur de  $5.5A$  et le couple électromagnétique celle  $10.05N.m$  compensant le couple résistant et les pertes par frottement.
  - Variation paramétrique figures (III.11) et (III.12) : dans cet essai, nous avons fait subir à la MAS une chute de  $50\%$  de la constante de temps rotorique à  $t=1.5s$ , nous remarquons une perte de découplage, les composantes du flux changent de valeurs de consigne. Par contre, la vitesse n'est pas influée, ce qui explique le rejet de perturbations. La plage de variation du couple électromagnétique augmente.

## CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons asservi la vitesse de la MAS par la commande vectorielle qui permet le découplage entre le flux et le couple électromagnétique. Ce découplage est malheureusement perdu lors d'une variation paramétrique.

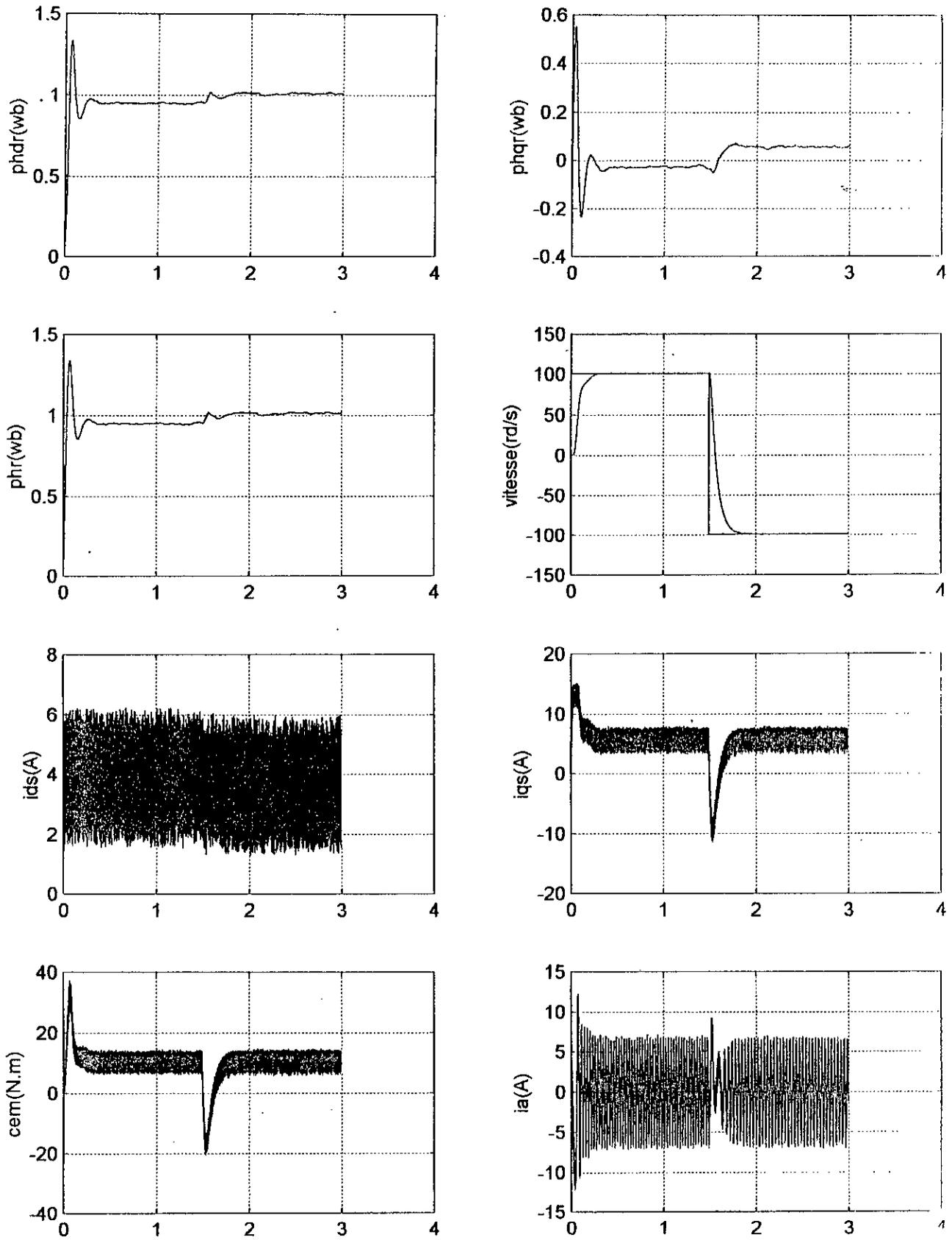
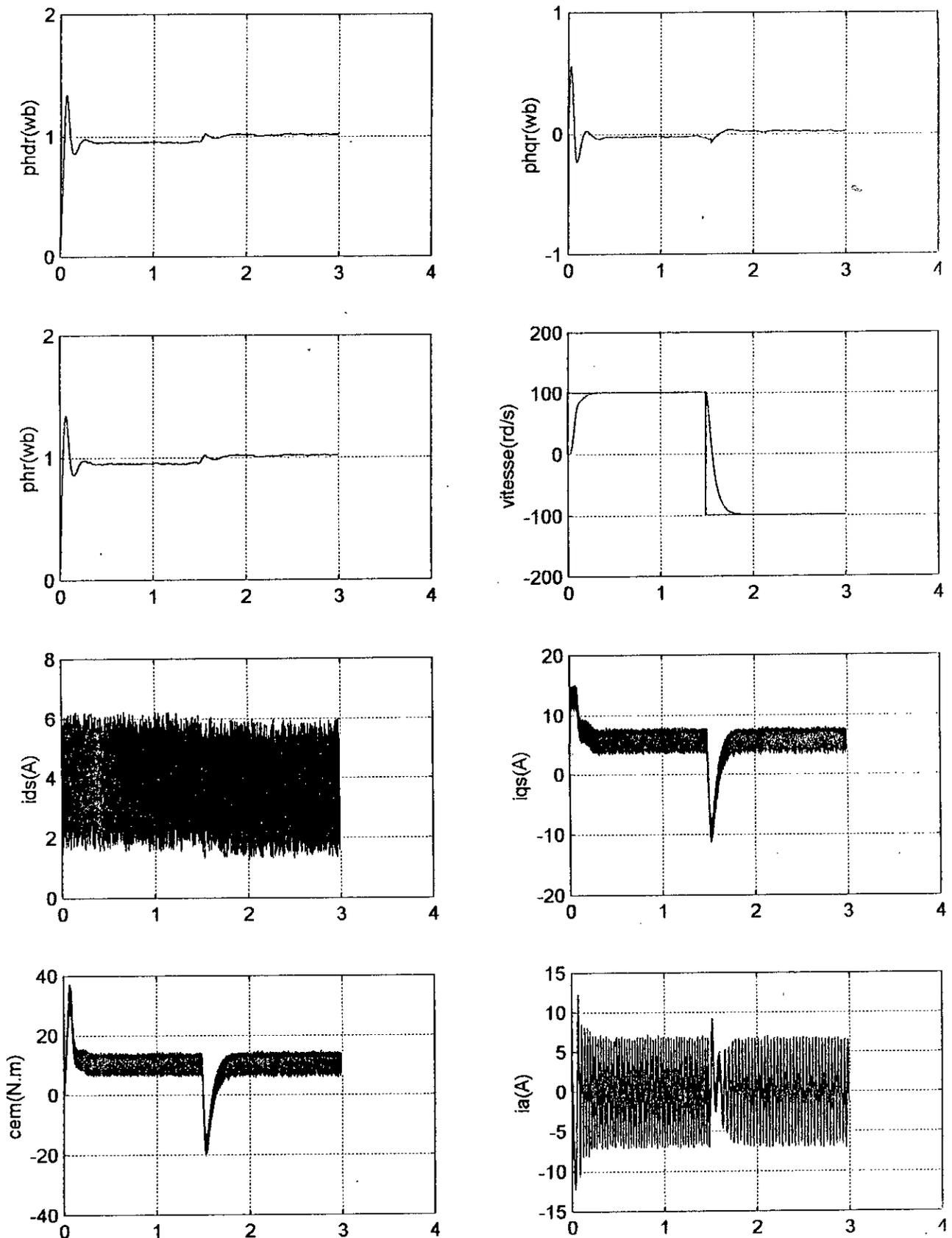
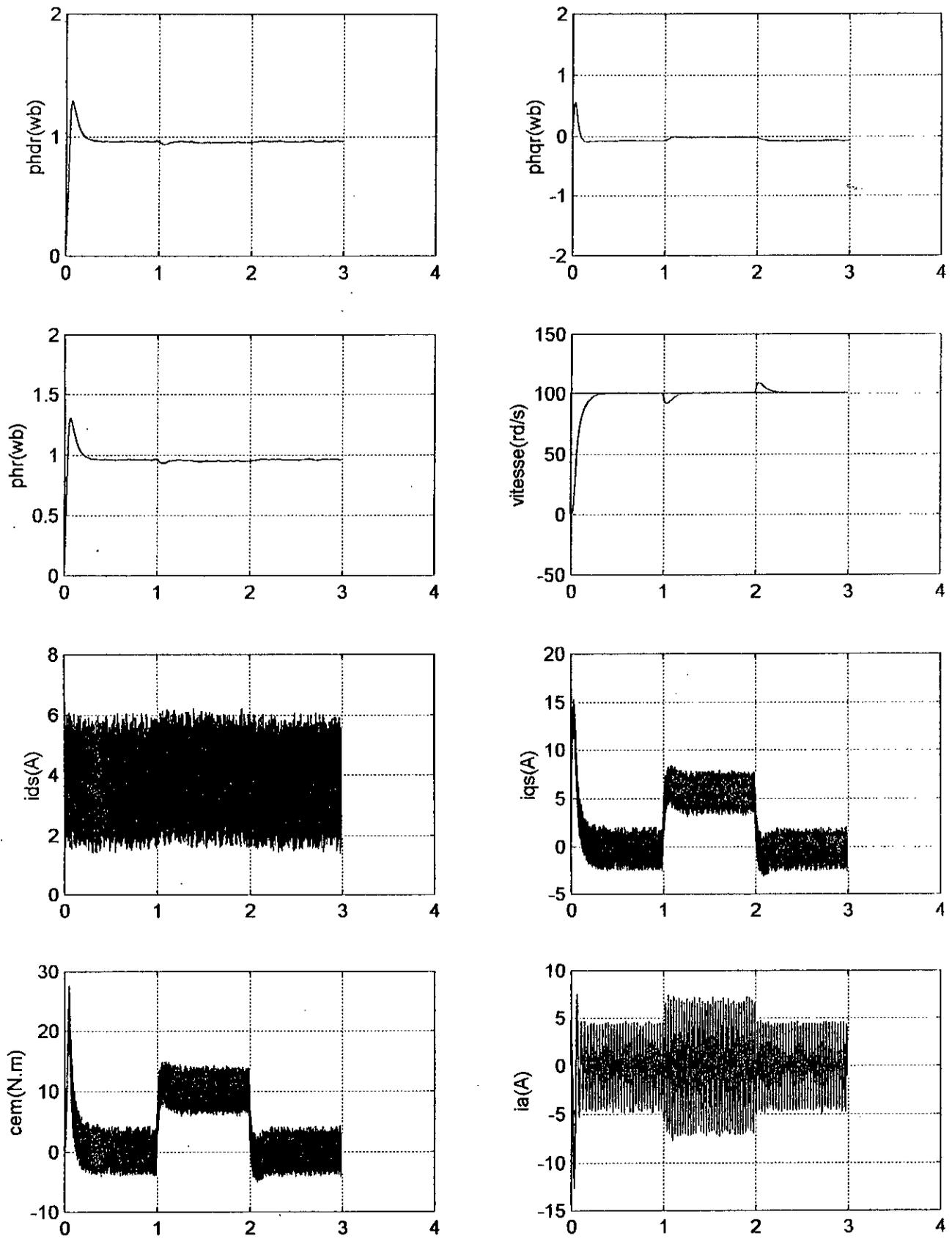


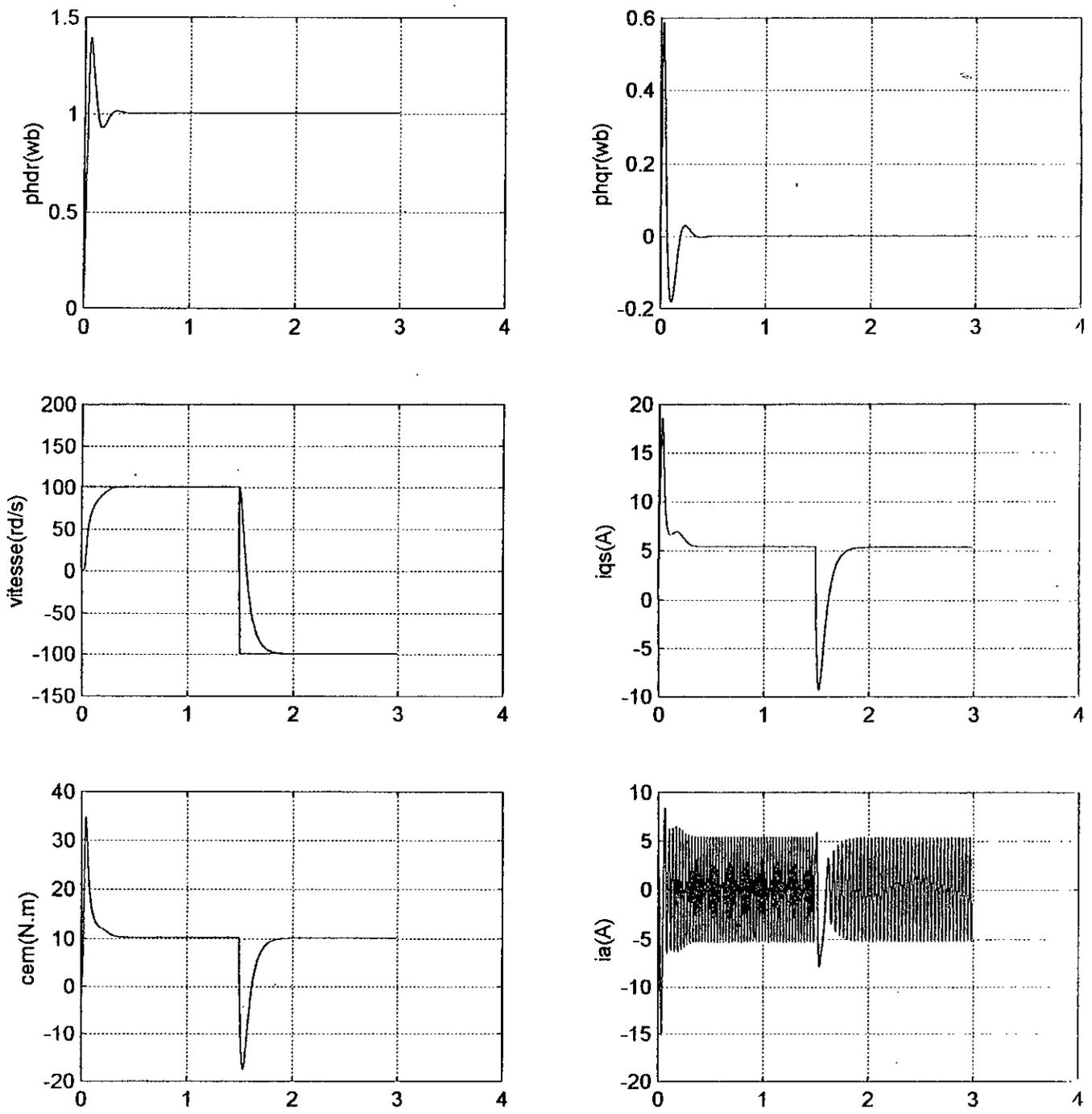
Figure (III.6) : Commande vectorielle de la MAS en charge nominale alimentée par l'onduleur, avec inversion de vitesse à  $t=1.5$ s.



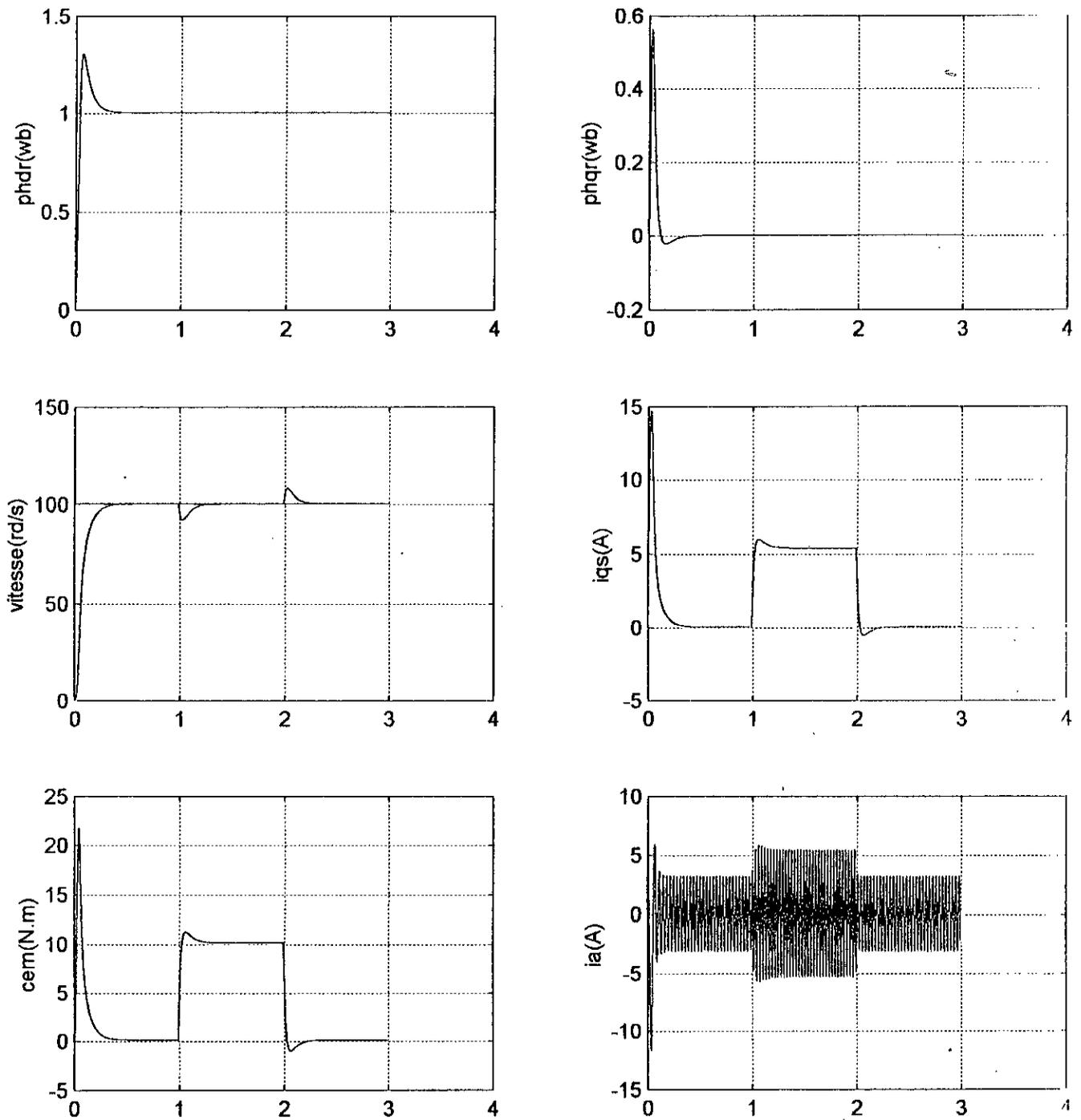
Figure(III.7) :Commande vectorielle de la MAS en charge nominale alimentée par l'onduleur, avec inversion de vitesse à  $t=1.5s$  et correction de l'angle de charge



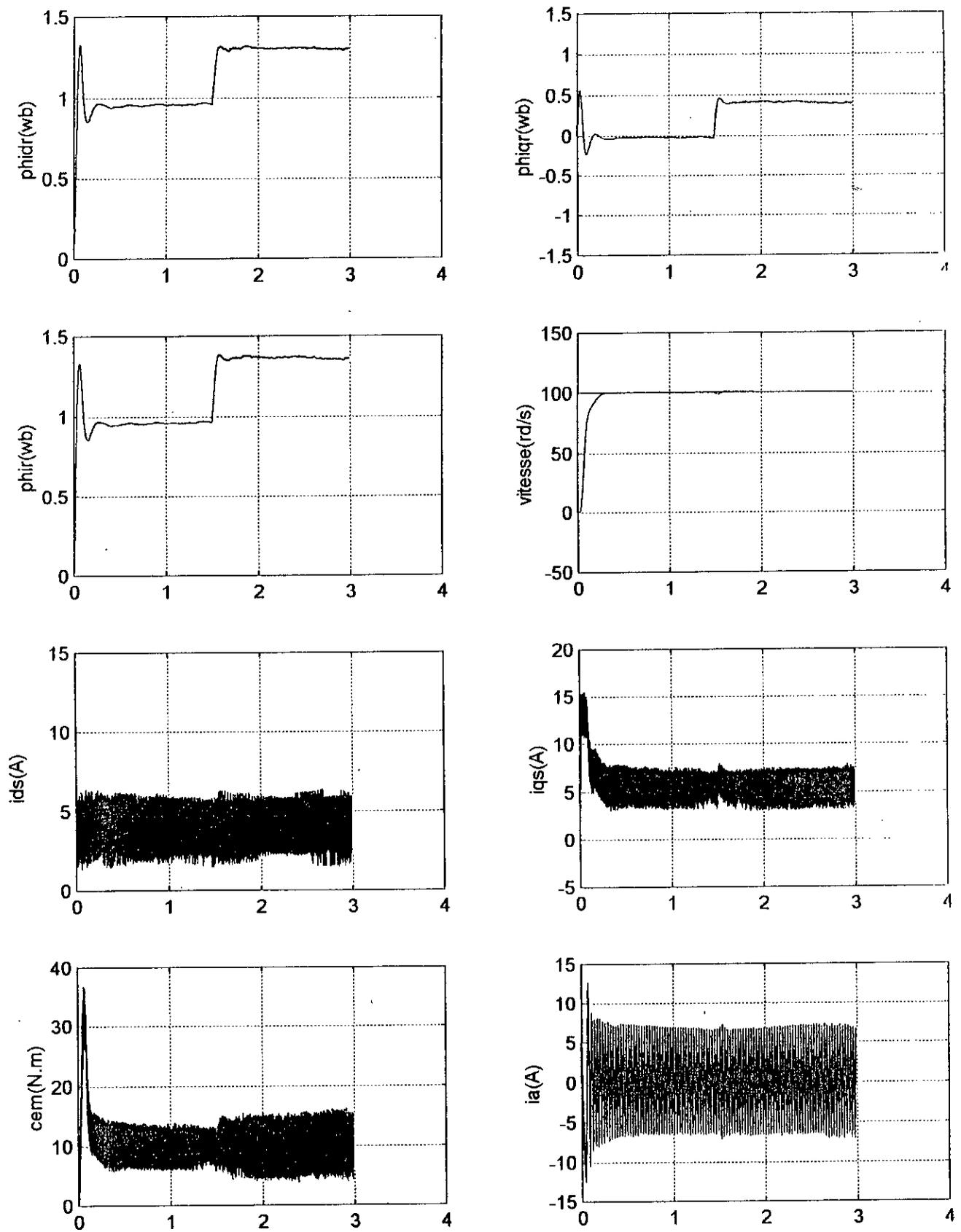
Figure(III.8) :Commande vectorielle de la MAS alimentée par l'onduleur, avec application de la charge nominale entre  $t=1s$   $t=2s$ .



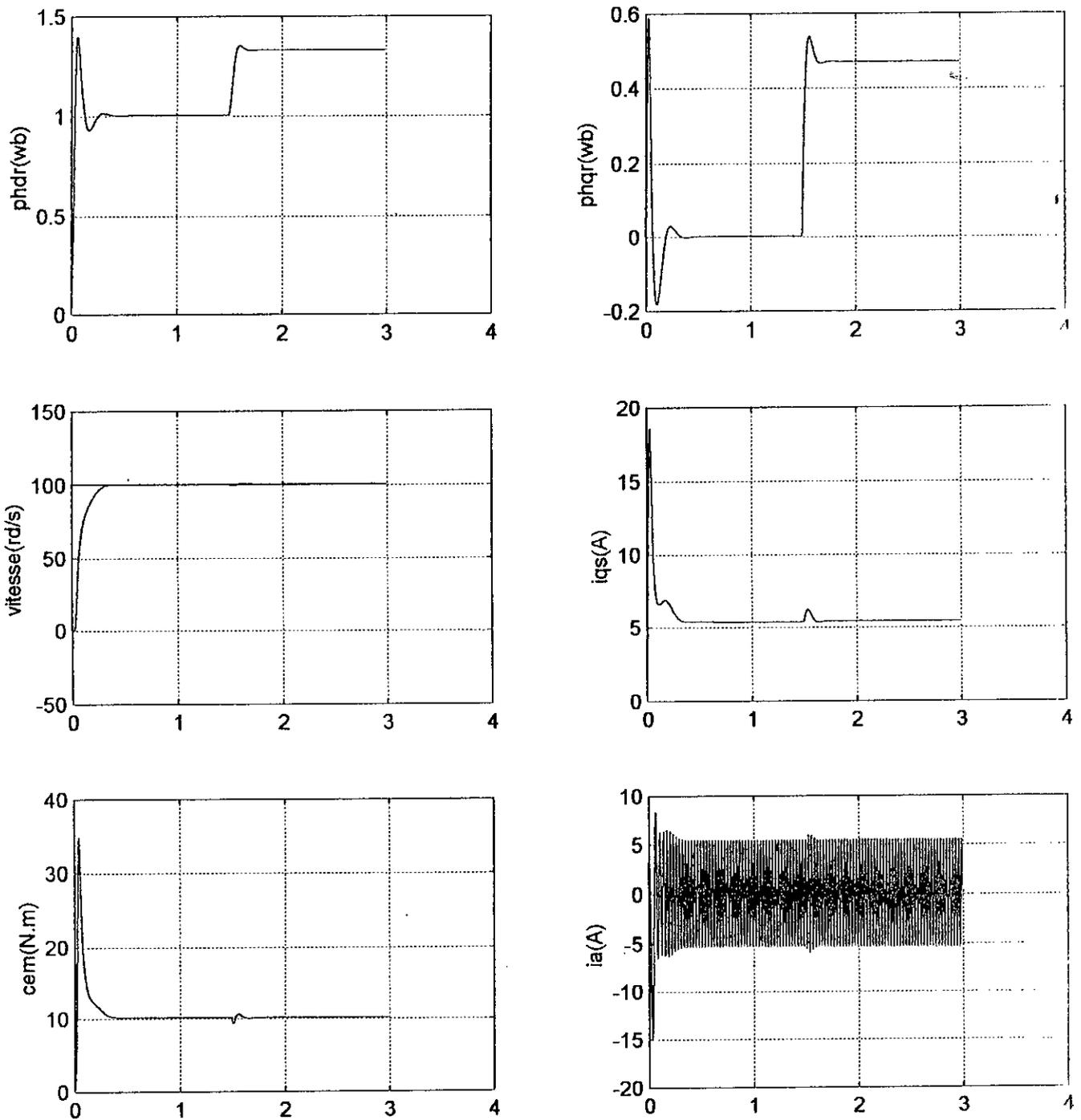
**Figure(III.9) :Commande vectorielle de la MAS en charge nominale(sans onduleur), Avec inversion de vitesse à  $t=1.5s$ .**



Figure(III.10) :Commande vectorielle de la MAS (sans onduleur), avec application de la charge nominale entre  $t=1s$  et  $t=2s$ .



Figure(III.11) :Commande vectorielle de la MAS en charge nominale alimentée par l'onduleur, avec variation de 50% de Tr à  $t=1.5s$



Figure(III.12) :Commande vectorielle de la MAS en charge nominale(sans onduleur), avec variation de 50% de  $T_r$  à  $t=1.5s$

## CHAPITRE IV

# THEORIE DES RESEAUX DE NEURONES

## IV.1 INTRODUCTION :

L'étude des réseaux de neurones date des années 40. Ces réseaux sont des assemblages fortement connectés des neurones.

Le premier modèle de neurone est dû aux deux neurobiologistes américains, Warren McCulloch et Walter Pitts qui supposèrent que l'impulsion nerveuse était le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone et grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurones interconnectés que née la pensée.

Au même moment Donald Hebb proposait une hypothèse qui associait l'activité des neurones à l'efficacité des synapses qui les relie [Jod 94 ].

Les travaux sur les réseaux de neurones formels ont connu des débuts promoteurs vers la fin des années 50, mais un certain manque d'approfondissement de la théorie, et le mouvement concurrent de l'intelligence artificielle, ont conduit à une période de relative inactivité sur le connexionisme. Assez peu d'articles furent publiés entre 70 et 80 en raison de la faible quantité de chercheurs intéressés.

Depuis les débuts des années 80, le connexionisme connaît un regain d'activité qui est dû à plusieurs facteurs dont :

- La découverte du modèle neuromimétique de John Hopfield.
- La découverte du modèle neuromimétique capable de dépasser les limites du perceptron, de l'Adaline et de la machine de Boltzman.
- Le développement extraordinaire de l'outil informatique.

Aujourd'hui les réseaux de neurones font l'objet principal d'étude et outils appréciatifs, ils jouent un rôle dans la recherche et dans l'industrie. Leurs avantages résident en leurs capacités de résoudre des problèmes pratiques.

## IV.2 LE NEURONE BIOLOGIQUE

Le neurone est l'élément de base du système nerveux. Ce dernier possède à peu près 100 à 1000 milliards de neurones. C'est une cellule constituée de trois parties (voir figure IV.1) :

- Le corps cellulaire.
- Les dendrites.
- L'axone.

### *Le corps cellulaire :*

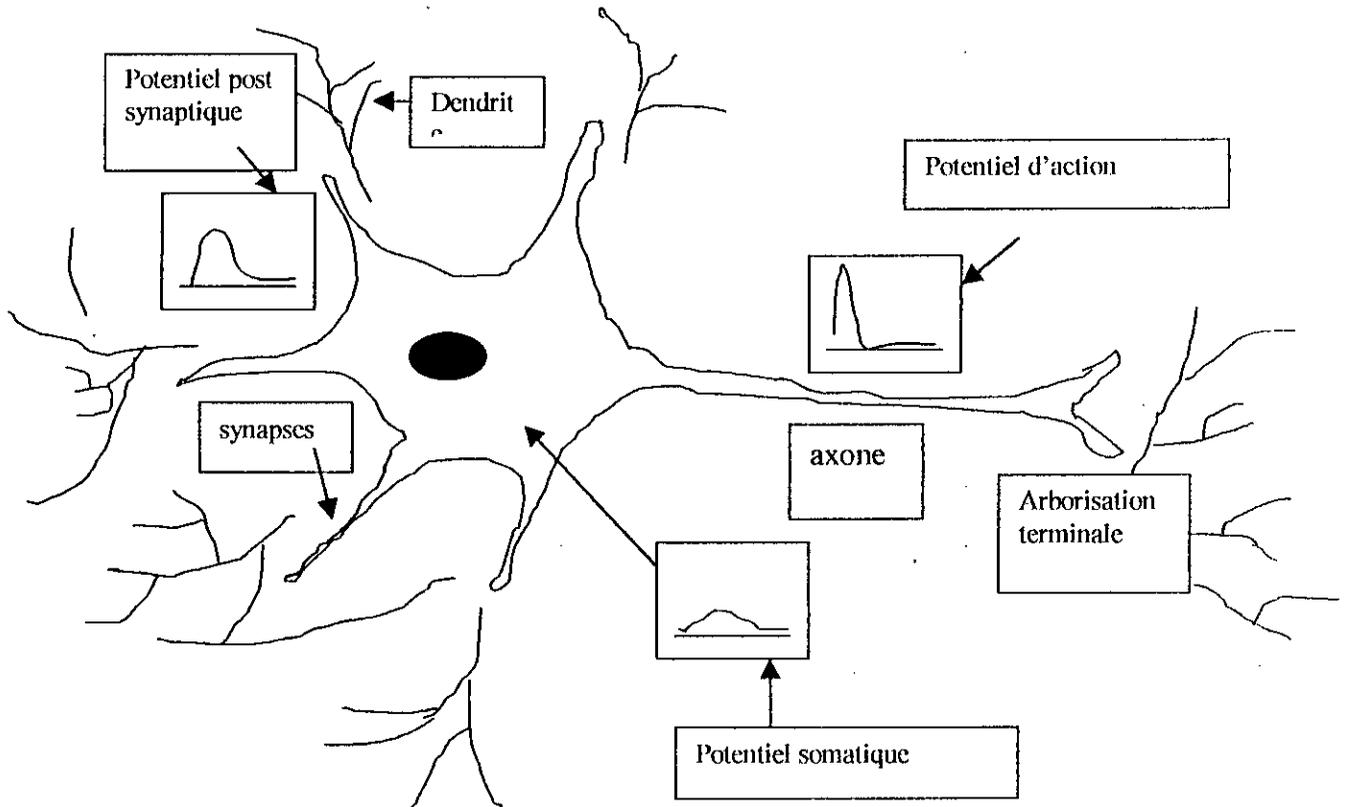
On l'appelle aussi *Soma*. Il fait quelques microns de diamètre, contient *le noyau* de neurone, sa forme est pyramidale ou sphérique.

**Les dendrites :**

Ce sont des extensions tubulaires de quelques dizaines de microns de longueur et de quelques dixièmes de microns de diamètre. Leurs rôles sont de recevoir les signaux.

**L'axone :**

C'est la *fibre nerveuse*, son diamètre est de l'ordre de quelques millièmes de millimètres, c'est un moyen de transport pour les signaux émis par les neurones.



**Figure (IV.1) : Le neurone biologique.**

Le neurone reçoit des signaux de neurones voisins, il intègre ces signaux, engendre un influx nerveux, le conduit et le transmet à un autre neurone qui peut le recevoir. L'influx nerveux est une impulsion électrique, et les signaux dendritiques et somatiques sont des variations de potentiel électrique. La transmission entre deux neurones se fait à l'aide d'un médiateur chimique appelé *neurotransmetteur*.

Le Soma recueille l'ensemble des informations reçues par des les dendrites et fait leur somme. Si le potentiel somatique dépasse un certain seuil, il y'aura émission d'un potentiel d'action. Ce signal très bref (1ms) est transmis le long de l'axone sans atténuation, et réparti sur les synapses des neurones cibles grâce à l'arborisation terminale[Her 94].

En général, le système nerveux est formé par des neurones qui sont connectés les uns aux autres suivant des répartitions spatiales complexes. Les connexions entre deux neurones se font en des endroits appelés *synapses* où ils sont séparés par un petit espace synaptique de l'ordre d'un centième de microns.

### IV.3 LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

#### IV.3.1 Le modèle formel d'un neurone [Her 94], [Jod 94], [Fuk 92] :

Un réseau de neurones est un graphe orienté et pondéré. Les nœuds de ce graphe sont des automates simples nommés neurones, et dotés d'un état interne, *l'activation*. Cette dernière se propage dans le graphe le long d'arcs pondérés appelés *liens synaptiques*. La règle qui détermine l'activation d'un neurone est appelée *fonction d'activation*.

Le modèle théorique du neurone trouve ces origines dans la neurobiologie. C'est en 1943 que McCulloch et Pitts ont émis l'idée simplificatrice du neurone formel, c'est-à-dire un opérateur binaire interconnecté à ses semblables par des synapses excitatrices ou inhibitrices. Une assemblée de tels opérateurs a des propriétés collectives, capable de faire certains calculs que chacun d'eux est incapable de l'exécuter séparément.

Le neurone formel est modélisé par deux opérateurs (figure IV.2) :

- *Opérateur de sommation* :

Il calcule un potentiel  $P$  qui est la somme de ses entrées pondérées par des coefficients appelés *poids synaptiques*.

$$P = \sum_{i=1} W_i X_i \quad (IV.1)$$

- *Fonction de seuil (ou d'activation)* :

C'est un opérateur qui calcule la sortie  $Y$  du neurone en fonction de son potentiel  $P$ .

$$Y = f(P) \quad (IV.2)$$

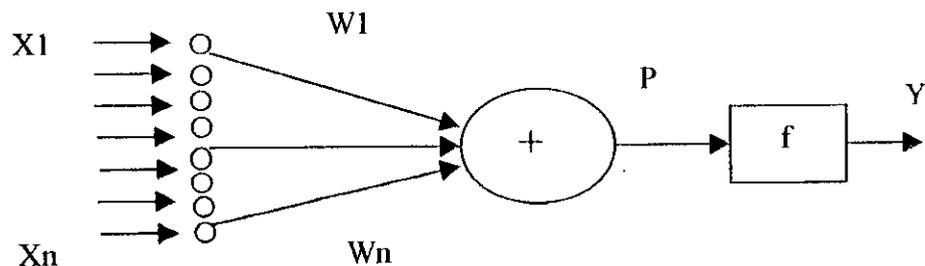


Figure (IV.2) : Modèle formel d'un neurone.

Avec 
$$f(P) = \begin{cases} 1 & \text{si } P \geq \beta \\ 0 & \text{si } P < \beta \end{cases} \quad (IV.3)$$

$\beta$  : seuil de la fonction d'activation.

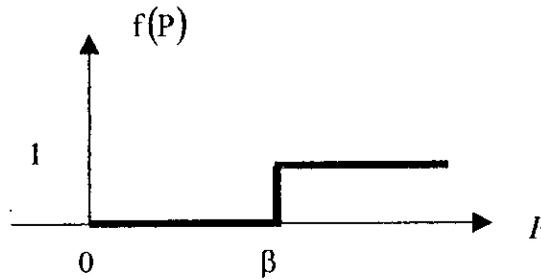


Figure (IV.3) : Fonction d'activation du neurone.

IV.3.2 Modélisation générale d'un neurone : ( voir figure IV.4)

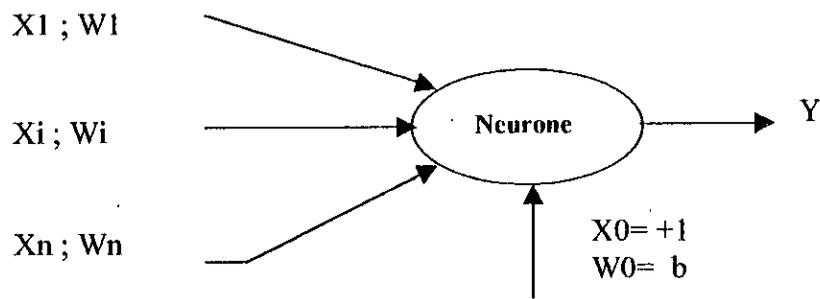


Figure (IV.4) : Neurone formel avec biais.

Avec

( X ) : les entrées du neurone.

( W ) : les poids synaptiques du neurone.

On note  $P = H (X_0, X_2, \dots, X_i, \dots, X_n )$  : entrée totale du neurone, dans la majorité des cas :

$$H = \sum_{i=0}^n W_i X_i \quad (IV.4)$$

$b$  : est appelé *biais* du neurone,  $W_0=b$  ;  $X_0=+1$ .

**IV.3.3 La règle de Hebb**

Hebb à proposé en 1949 une règle qui montre que le renforcement synaptique intervient lorsqu'il y'a activité du neurone pré-synaptique (*cause*) et activité du neurone post-synaptique (*effet*).

Cette règle est la suivante :

$$W_{ij}(t + \delta t) = W_{ij}(t) + \eta \cdot A_i \cdot A_j \quad \eta > 0 \quad (IV.5)$$

$W_{ij}(t)$  : poids de la connexion entre le neurone j et le neurone i.

$A_i \cdot A_j$  : les activations des neurones i et j.

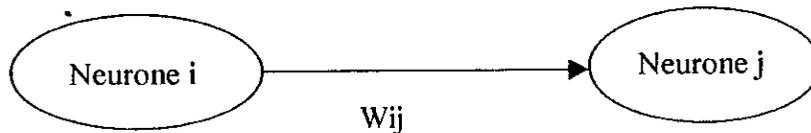
$\eta$  : paramètre reflétant l'intensité de l'apprentissage.

La plus part des modèles de neurones sont capables de modifier leurs poids synaptiques automatiquement, ils sont dotés de *règles d'apprentissage*.

En général, on affecte les indices :

J : indice correspondant au neurone cible.

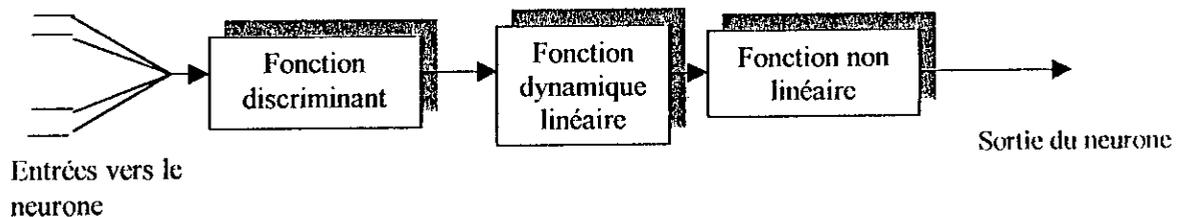
I : indice correspondant au neurone émetteur.



*Figure (IV.5) : Notation des poids entre deux neurones.*

**IV.3.4 Modèle mathématique général du neurone**

La figure (IV.6) présente un modèle d'un neurone formel



*Figure (IV.6) : Schéma des différentes fonctions mathématiques à l'intérieur d'un neurone formel*

### Fonction Discriminant

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

D'autres formes de fonctions *discriminant* non linéaires ont été élaborées, et élargissant par ceci le champ d'application. Nous résumons dans ce qui suit les fonctions de bases utilisées.

- **A. La fonction de base linéaire LBF ( Linear Basis Function )**

Cette fonction est une sommation pondérée des entrées vers le neurone. Sa forme est en général définie par :

$$f(X, W) = X^T \cdot W \quad (IV.6)$$

W : matrice des poids.

X : vecteur des entrées du neurone.

En plus de son efficacité, cette fonction est la plus simple à implémenter.

- **B. La fonction de base radiale RBF (Radial Basis Function )**

La forme de cette fonction est inspirée des réseaux de neurones utilisés pour la classification notamment les ART.

$$f(X, W) = -\frac{\|X - W\|^2}{2} \quad (IV.7)$$

En utilisant cette fonction de base, les poids W sont présentés comme étant les centroïdes de chaque classe de l'espace d'entrée. Le *discriminant* calcule le rayon entre les entrées et le centre de chaque classe. Cette fonction sert à effectuer un échantillonnage de l'espace des entrées, où chaque groupe de poids synaptiques représente une concentration de données.

- **C. La fonction de base Elliptique EBF (Elliptic Basis Function )**

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

$$f(X, W) = \sum_{k=1}^n \alpha_k (X - W)^2 + \theta \quad (IV.8)$$

Cette fonction est modulée par des paramètres  $\alpha_k$  et dotée d'un biais  $\theta$ . Cette fonction conserve les mêmes caractéristiques que la précédente, mais elle est très dépendante

de ces paramètres qui déterminent les formes de zones de regroupement de données dans l'espace des entrées.

### Fonction dynamique linéaire :

Ce bloc détermine la dynamique du réseau. Dans le cas général, cette fonction est régie par l'équation différentielle de premier ordre suivante :

$$\alpha_0 \dot{u}_i(t) + \alpha_1 u_i(t) = v_i(t) \quad (IV.9)$$

$u_i$  : représente l'activité du neurone  $i$ .

$v_i$  : représente l'entrée du système dynamique décrit par cette dernière équation.

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 neurones par un circuit électrique régi par cette équation.

Un réseau statique, représente un cas particulier de l'équation précédente où la première dérivée est tout simplement nulle.

### Fonction non dynamique non linéaire ( ou fonction d'activation) [Jod 94][Ham 95][Hun 92] :

Après une représentation, on va voir la fonction d'activation qui est responsable du comportement du neurone, elle transforme le signal  $X_i$  non borné à l'instant  $t$  en un signal borné.

#### Les caractéristiques de la fonction d'activation :

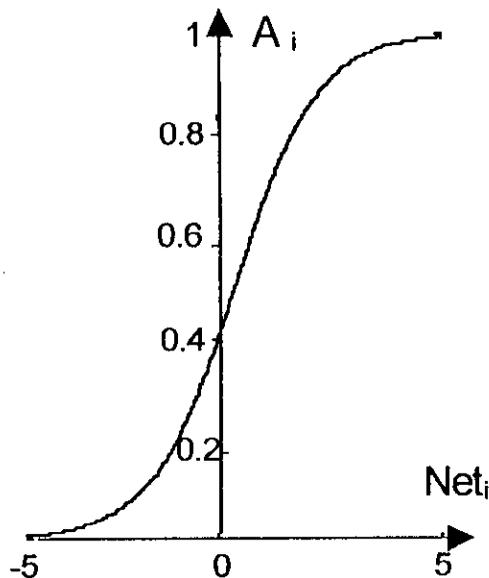
- La fonction d'activation peut être à valeurs continues ou discrètes, voir binaires : les fonctions d'activation continues sont les plus utilisées, car le réseau traite plus d'informations à la fois dans un seul neurone, ceci augmente la puissance de calcul du réseau, en plus, des fois, la dérivation des fonctions des fonctions continues est utile.
- La fonction d'activation est en général monotone, croissante : le fait que la fonction soit monotone implique que les neurones sont semis- linéaires. Si on choisit la fonction linéaire, les calculs seront plus faciles, mais l'inconvénient est que ce type de neurones n'est pas robuste. Par contre, si la fonction est non linéaire, le réseau peut alors approcher des fonctions complexes mais l'analyse sera aussi plus complexe.
- La fonction d'activation peut être dérivable, c'est le cas des fonctions lisses et non dérivables pour les fonctions dures, elle est souvent dérivable, ceci est nécessaire pour les fonctions d'apprentissage.
- Fonction à mémoire ou sans mémoire ( une fonction d'activation peut ou non tenir compte de ses valeurs passées pour le calcul de ses valeurs futures).
- Fonction déterministe ou fonction stochastique.

- *Seuil* : la fonction d'activation possède une valeur, au-delà de laquelle les autres valeurs sont négligeables, ceci donne au neurone une certaine résistance au bruit.
- *Saturation* : la fonction d'activation peut avoir une valeur maximale au-dessus de laquelle sa réponse sera fixe. Ceci évite la propagation des grandes valeurs dans le réseau.

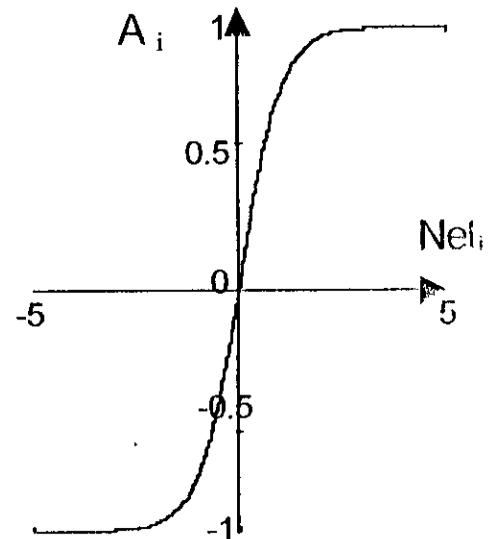
Si la fonction d'activation possède des valeurs importantes loin de l'origine, c'est celle ressemble à un échelon. Dans le cas contraire c'est à dire qu'elle possède des valeurs importantes autour de zéro, elle ressemblera à un pic.

Si la fonction d'activation est positive, elle variera donc entre 0 et 1, si par contre varie entre -1 et +1 sa moyenne est nulle.

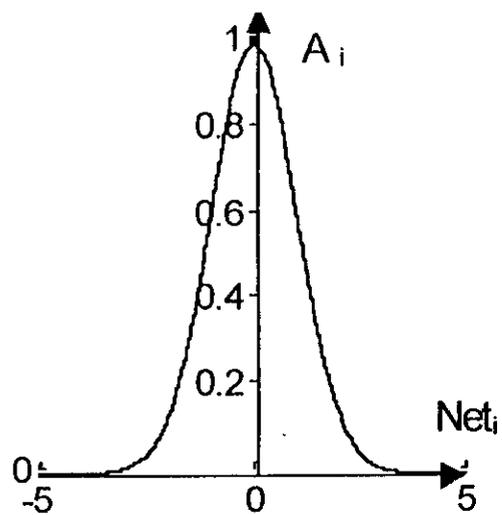
#### Exemples de fonctions d'activation :



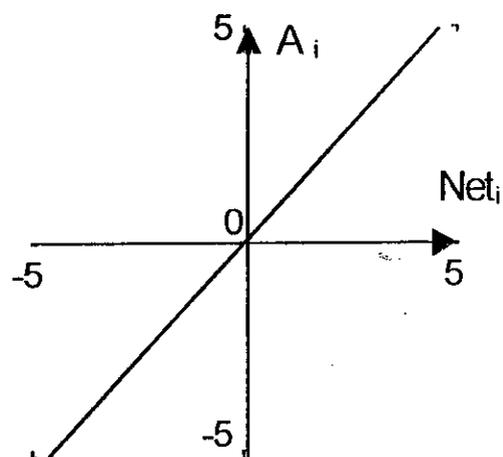
fonction stochastique (T=1)



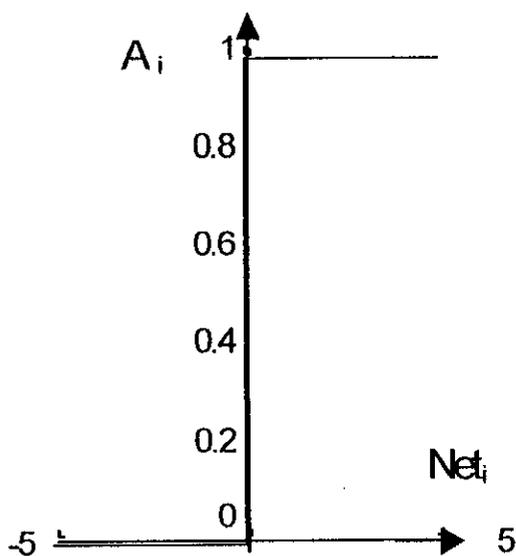
fonction sigmoïde tangentielle



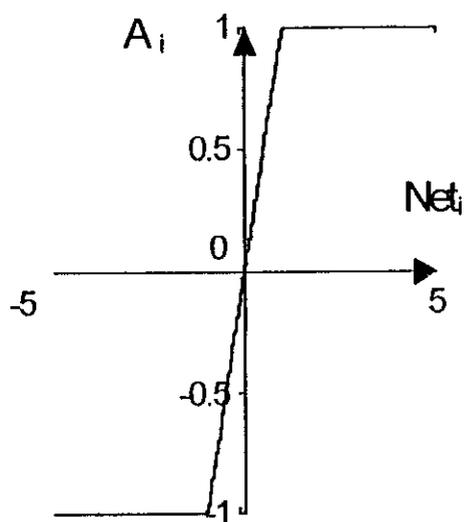
fonction gaussienne ( $\delta=1$ )



fonction linéaire ( $\lambda=1$ )

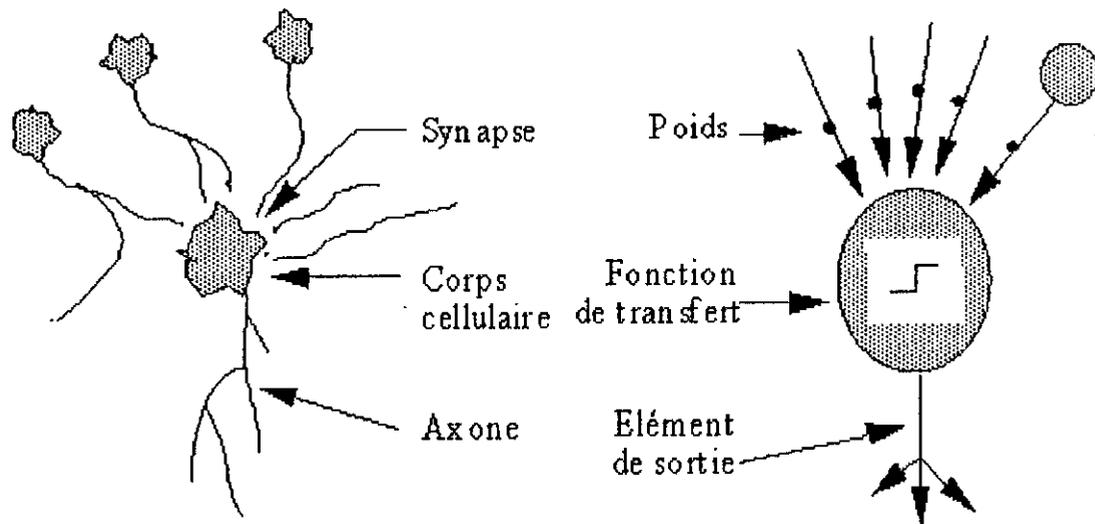


fonction seuil ( $\theta=0$ )



fonction linéaire bornée

Figure (IV.7) : Différents types de fonctions d'activation pour le neurone artificiel.



*Figure (IV.8) : Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel.*

#### IV.4 LES PROPRIETES DES RESEAUX DE NEURONES [Hun 92] :

L'intérêt qu'a le réseau de neurones est dû aux propriétés qu'il possède telles que :

- **Le parallélisme** : Le réseau de neurones permet le traitement en parallèle des problèmes, il permet aussi une rapidité de calcul du fait des interconnexions de plusieurs neurones.
- **Capacité d'application** : C'est la capacité d'apprentissage qui permet au réseau de prendre en considération des nouvelles données et d'approcher n'importe quelle fonction. Les réseaux de neurones sont multivariables et sont applicables aux systèmes MIMO.

#### IV.5 CLASSIFICATION DES RESEAUX DE NEURONES :

La figure (IV.9) résume les trois différentes possibilités suivant lesquelles on peut classifier les réseaux de neurones.

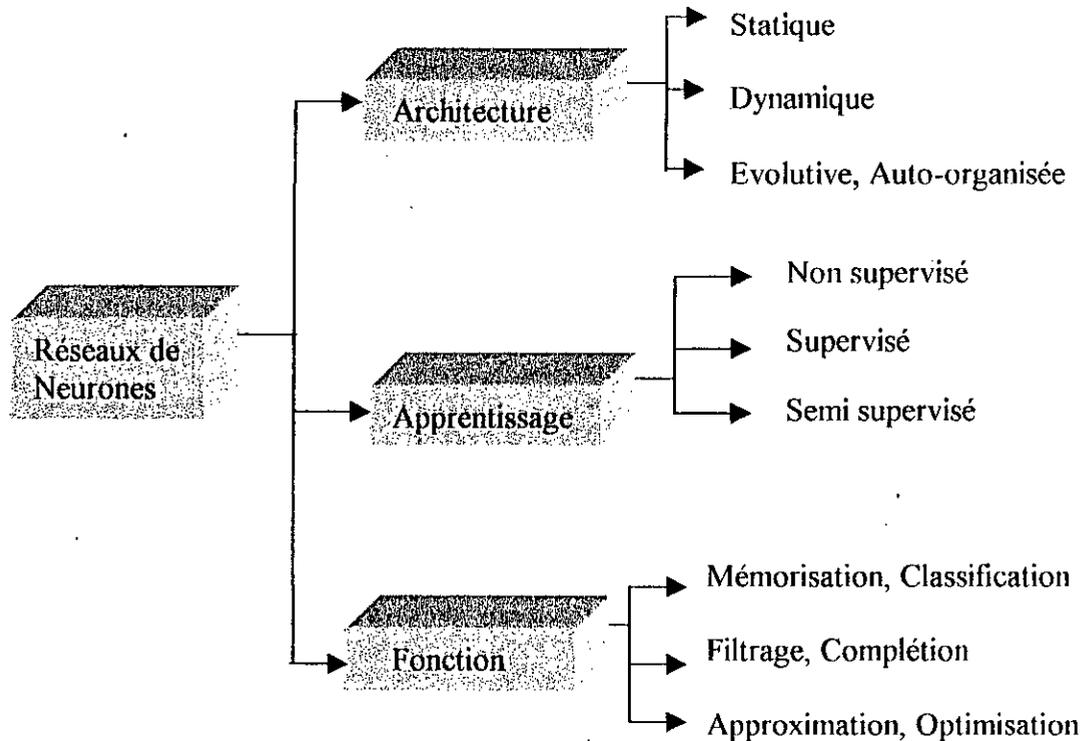


Figure (IV.9) : Les différentes possibilités de classification des réseaux de neurones.

#### IV.6 CHAMPS DE NEURONES :

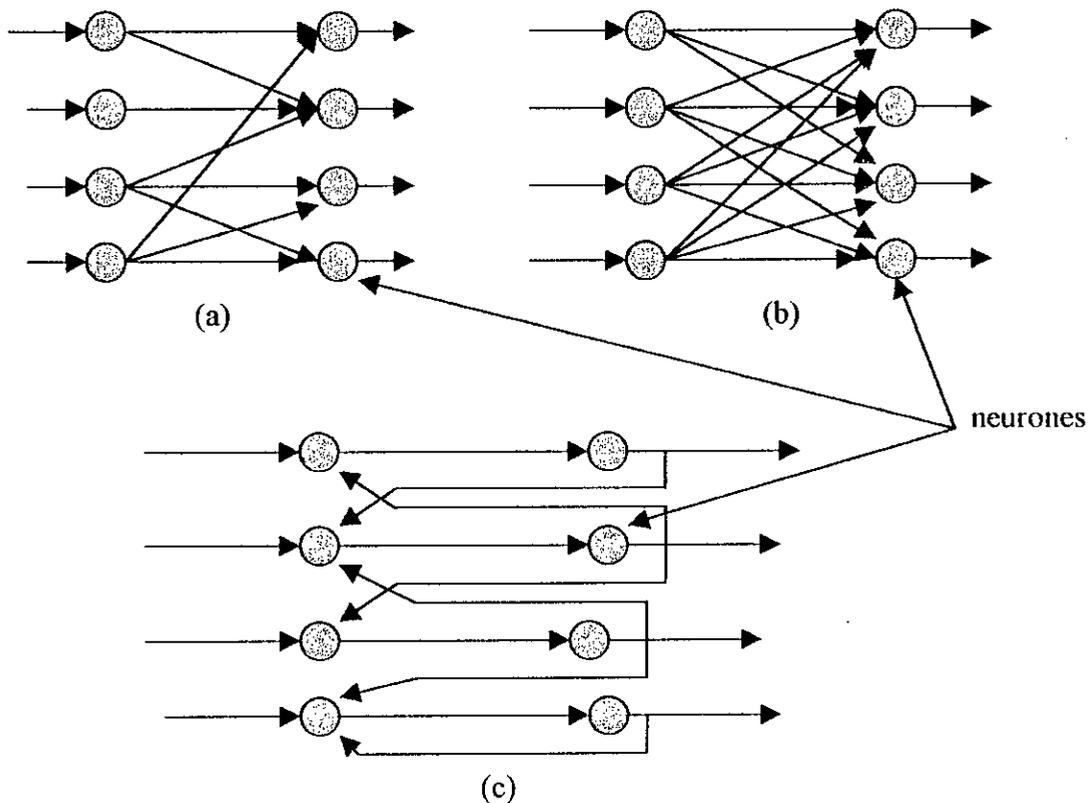
Le neurone lui-même, en tant qu'unité autonome élémentaire n'a aucun pouvoir. La force et l'efficacité du cerveau résident en effet, dans le regroupement de ces neurones et le partage des tâches entre eux. Ce groupement est appelé un *champ de neurones* où chaque élément reçoit et envoie de l'information. L'organisation de plusieurs champs de neurones entre eux, constitue ce qu'on appelle des *couches*, ces dernières forment à leur tour un réseau de neurones, dont les unités à l'intérieur doivent travailler ensemble pour remplir une tâche bien déterminée. Chaque réseau est organisé en plusieurs couches qui sont des *couches d'entrées*, *couches cachées* et *couches de sortie*. La topologie de cette organisation détermine l'architecture du réseau.

#### IV.7 ARCHITECTURE DES RESEAUX DE NEURONES :

L'architecture du réseau de neurone est définie par la structure de ses neurones et de ses connexions. Les neurones sont disposés avec trois types d'interconnexions :

- Les connexions intra-couches (connexions directes) : ce sont des liaisons entre unités d'une même couche.
- Les connexions inter-couches (connexion totales) : Elles forment des liaisons entre des unités de couches différentes.
- Les connexions récurrentes : le signal peut être bouclé (feed back) ou non bouclé (feed-forward).

Ces connexions sont illustrées par la figure (IV.10) :



**Figure (IV.10) : Exemples de structures des connexions : Directes, b) totales entre deux couches, c) récurrentes.**

**IV.7.1 Réseaux statiques :**

Ce type de réseaux est organisé généralement en couches de neurones. Chaque neurone d'une couche reçoit ces entrées à partir des neurones de la couche précédente ou tout simplement de l'entrée du réseau. Dans de tels réseaux, il n'existe pas de feed-back (retour) d'information. Ces réseaux peuvent être utilisés pour les problèmes de classification ou d'approximation de fonctions non linéaires complexes.

### IV.7.2 Réseaux dynamiques :

L'introduction du feed-back entre les neurones rend le réseau dynamique. Cette structure dynamique est modélisée par le deuxième bloc de la figure (IV.6) et régie par l'équation (IV.9). Dans ce type d'architecture, chaque neurone est relié à tous les autres neurones et il a même un retour sur lui-même. L'évolution de ces réseaux est dépendante du temps.

Un réseau dynamique peut donner une sortie différente en lui présentant la même entrée à des instants différents. Ceci dépend des entrées qui étaient présentées précédemment. Ces réseaux sont utilisés pour l'identification ou la commande des systèmes dynamiques.

### IV.7.3 Réseaux à architecture évolutive et réseaux Auto-Organisés :

Les réseaux Auto-Organisés sont des réseaux de neurones qui changent leurs structures interne pendant l'utilisation. Ainsi les neurones se regroupent suivant la représentation des exemples issus de l'espace d'entrée. Ces réseaux sont généralement des dérivées des modèles de Kohonen, dont le quantificateur de vecteurs LVQ ( Linear Vector Quantiser ).

Les réseaux sont dits *évolutifs* au vu de leur méthode d'apprentissage, c'est la dimension du réseau qui change pendant l'entraînement. Ainsi, le nombre de neurones augmente ou diminue. La structure interne n'est cependant pas influencée par ce changement.

## IV.8 STABILITE DES RESEAUX DE NEURONES

Puisque tout système dynamique est confronté au problème de stabilité, dans ce sens, les réseaux de neurones notamment ceux d'architecture entièrement connectée doivent vérifier la condition de stabilité. Une fois simulé, les réseaux de neurones entrent dans une phase de circulation massive d'informations entre les neurones.

Dans une manière générale, à chaque instant, les neurones calculent leurs activations et envoient 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 s'arrête en atteignant la stabilité et prévoir où il s'arrête. Cependant, il existe plusieurs théorèmes qui étudie la stabilité des réseaux de neurones, par exemples : la fonction de LYAPUNOV, le théorème de M.Cohonen et S.Grossberg.

### IV.8.1 Fonction de LYAPUNOV :

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

Si on peut trouver une fonction, de l'espace des états d'un système dynamique quelconque vers, 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[Pat 96].

La fonction  $V$  vérifiant ces conditions, est dite de LYAPUNOV ou fonction d'énergie. Cette fonction doit donc vérifier que :

$$\begin{aligned} V(X) &\geq 0 \\ \dot{V}(X) &< 0 \end{aligned}$$

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

#### IV.8.2 Stabilité du réseau de Grossberg

M. Cohen et S. Grossberg ont rigoureusement démontré qu'il existe une fonction d'énergie pour un réseau de neurones dynamique général dont l'équation décrivant son fonctionnement englobe tous les types de réseaux de neurones.

Le modèle du réseau de neurones qu'ils ont établi pour cela, est décrit par le système suivant d'équations différentielles non linéaires continues entièrement connectées [Kar 93] :

$$\frac{du_i}{dt} = a_i(u_i) \left[ b_i(u_i) - \sum_{j=1}^n w_{ij} d_j(u_j) \right] \quad (IV.10)$$

Avec :

$u_i$  : représente l'activité du  $i^{\text{ème}}$  neurone.

$d(\cdot)$  : sortie des neurones, qui doit être monotone.

$W$  : la matrice des poids synaptiques.

$a(\cdot)$  : fonction définie positive.

$\left[ \sum_{j=1}^n w_{ij} d_j(u_j) \right]$  : représente l'entrée du  $i^{\text{ème}}$  neurone de la part des neurones constituant ce réseau.

La décroissance de l'activité de ce neurone dépend de la fonction  $b_i(u_i)$  qui doit être, dans ce cas inférieure à l'entrée du réseau.

Le modèle de réseau défini par l'équation (IV.10) présente un cas général d'un réseau entièrement interconnecté, les autres réseaux peuvent être identifiés comme des cas particuliers de cette équation.

Pour démontrer la stabilité de ce modèle, la fonction d'énergie proposée est de la forme [Sim 90] :

$$V = - \sum_{i=0}^n \int_0^{u_i} b_i(\zeta_i) d_i^-(\zeta_i) d\zeta_i + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n w_{jk} d_j(u_j) d_k(u_k) \quad (IV.11)$$

Pour vérifier les conditions de la fonction de LYAPUNOV, on a :

$$\dot{V} = - \sum_{i=1}^n a_i(u_i) d_i'(u_i) \left[ b_i(u_i) - \sum_{k=1}^n w_{ik} d_k(u_k) \right]^2 \quad (IV.12)$$

Ainsi sous condition que, ce qui revient à une matrice des poids synaptiques symétrique. Et sachant que  $a_i(u_i) \geq 0$  (les fonctions  $a_i(\cdot)$  sont définies positives) et  $d_i(u_i) \geq 0$  (la fonction d'activation  $d(\cdot)$  monotone), on obtient.

Ainsi la stabilité de cette couche de neurones entièrement connectée est démontrée, les autres modèles de réseaux étant en général de structures relativement plus simples peuvent établir de même leur stabilité. Les fonctions d'énergie d'autres réseaux, comme celui de Hopfield, par exemple, ne sont que des cas particuliers du modèle de Grossberg.

## IV.9 L'APPRENTISSAGE DES RESEAUX DE NEURONES :

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.

Le choix correct des poids synaptiques est un problème difficile à cause de leurs nombres et de leur rapport avec le comportement global du réseau. C'est pourquoi les réseaux de neurones disposent d'une règle d'apprentissage qui leur permet d'adapter leurs poids automatiquement. Nous commençons par donner la procédure d'entraînement d'un réseau, puis nous présentons les trois différents types d'apprentissage qui sont :

- Apprentissage non supervisé.
- Apprentissage supervisé.
- Apprentissage semi-supervisé (renforcement learning).

### IV.9.1 La procédure d'apprentissage [Wei 90][Jod 94]

Les informations à traiter sont codées sous forme d'un vecteur appelé *exemple d'entrée*.

En général, l'apprentissage se fait sur une période relativement longue. Il comprend 4 étapes de calcul :

#### 1<sup>ère</sup> étape :

Initialisation des poids synaptiques du réseau : le choix exact de ces valeurs n'est pas systématique, et la pratique courante est d'initialiser les poids du réseau à des petites valeurs aléatoires au début de l'apprentissage.

#### 2<sup>ème</sup> étape :

Présentation des exemples d'entrées et propagation d'activation.

**3<sup>ème</sup> étape :**

Calcul de l'erreur : pour chaque neurone du réseau une valeur d'erreur est calculée à partir de son activation et de celles des neurones qui lui sont reliés.

**4<sup>ème</sup> étape :**

Calcul du vecteur de correction : à partir des valeurs d'erreurs, on détermine la correction à apporter aux poids synaptiques. Cette correction peut se faire après chaque présentation d'exemples.

**IV.9.2 Les techniques d'apprentissage :****IV.9.2.1 La technique On Line :**

L'idéal est que l'apprentissage d'un réseau développe lui-même un comportement adéquat en le plaçant en situation. Cet apprentissage est appelé *interactif* (on Line ). Cette technique est relativement peu employée, car l'apprentissage n'est pas encore une technique suffisamment maîtrisée pour pouvoir se dispenser d'intervention humaine [Jod 94].

**IV.9.2.2 La technique Off Line :**

C'est la technique la plus utilisée, dans ce cas l'apprentissage est effectué à part, sur un échantillon d'exemples présélectionné.

Durant l'apprentissage, ces exemples seront chacun présenté plusieurs fois au réseau. Une présentation de tous les exemples s'appelle *cycle d'apprentissage*.

Le critère employé lors de la sélection d'un exemple est alors soit déterministe (l'ordre de présentation est fixe ), soit stochastique (il est aléatoire ). Lors de cet apprentissage, il y'aura le problème du choix des exemples, il faut qu'ils soient représentatifs au processus réel [Jod 94 ].

**IV.10 DIFFERENTS TYPES D'APPRENTISSAGE :****IV.10.1 Apprentissage non supervisé [Jod 94] :**

Il modifie les poids du réseau en fonction d'un critère interne, indépendant de l'équation entre le comportement du réseau et la tâche qu'il doit effectuer. Dans un apprentissage non supervisé, la règle d'apprentissage n'est pas fonction du comportement de sortie du réseau, mais plutôt du comportement local des neurones. Ceci simplifie considérablement le problème de choisir des poids synaptiques appropriés, mais rend plus ténue l'association entre l'apprentissage et un quelconque comportement global. L'apprentissage non supervisé dote les réseaux d'un comportement stéréotypé (figé, qui se présente toujours sous la même forme) face à leur environnement.

La première règle d'apprentissage fut non supervisée (règle de Hebb, vers les années 40 ) propose l'idée que le cerveau s'adapte à son environnement en modifiant l'efficacité des connexions entre neurones. Cette modification serait proportionnelle à l'activité simultanée des neurones reliés par la connexion. L'hypothèse est ici qu'une synapse améliore son

efficacité seulement quand l'activité de ses deux neurones est corrélée. La modification des poids synaptiques qu'il décrit le principe de Hebb a été formulée mathématiquement de la façon suivante :

$$W_{ij} = \eta \cdot \overline{A_i \cdot A_j} \quad (\text{IV.13})$$

avec

$(0 < \eta \ll 1)$  : est une constante quelconque.

$W_{ij}$  : représente le poids synaptique entre les neurones  $i$  et  $j$ .

$\overline{A_i A_j}$  : représente la corrélation entre l'activation des neurones  $i$  et  $j$  du réseau.

Appliquée aux réseaux de neurones, cette règle simple pousse les neurones à corréliser leurs activation avec les valeurs des exemples d'entrées. Un des intérêts d'un tel comportement réside dans le cadre des mémoires associatives, et plusieurs modèles connexionnistes ont été proposés avec des variantes de l'apprentissage hebbien [ Dennis et Wiles, 1993 ; Hopfield, 1982 ; Jodouin et Memmi, 1990 ; Miall, 1989].

Les réseaux adaptatifs, le perceptron multicouches, la machine de Boltzman et les réseaux de Kohonen sont des exemples de réseaux à apprentissage non supervisé.

#### IV.10.2 Apprentissage supervisé [Jod 94][Ham 95] :

Il dispose d'un comportement de référence vers lequel il fait converger le réseau. On suppose que pour chaque exemple d'entrée est associée une sortie désirée ; l'apprentissage se déroule de la manière suivante :

Les exemples d'entrées sont présentés aux neurones d'entrée, puis l'activation propagée à travers le réseau. La réponse des neurones de sorties est alors comparée aux valeurs désirées, ce qui donne l'erreur du réseau pour les exemples donnés. Cette erreur sera répartie à chaque poids du réseau selon le rôle qu'il a dans la production de la réponse erronée.

$$\Delta W = f_w(W, E, \eta) \quad (\text{IV.14})$$

$\Delta W$  : c'est la fonction qui calcule la modification à apporter aux poids  $W$  en fonction de l'erreur  $E$  et le pas d'apprentissage  $\eta$ .

Trois principales exemples de réseaux dont le fonctionnement est fondé sur l'apprentissage supervisé sont :

- Perceptron de Rosenbalt.
- Réseau de Hopfield.
- Réseau de Hamming.

### IV.10.3 Apprentissage semi-supervisé (par renforcement) [Ham 95][Wer 78]:

Ce type d'apprentissage est moins classique que les deux premiers qui sont les principaux. Il a d'une part en commun avec l'apprentissage supervisé, la présence d'un critère qui juge l'évolution de l'apprentissage, et d'autre part, il ne nécessite que des entrées sans définir les sorties désirées comme dans l'apprentissage non supervisé.

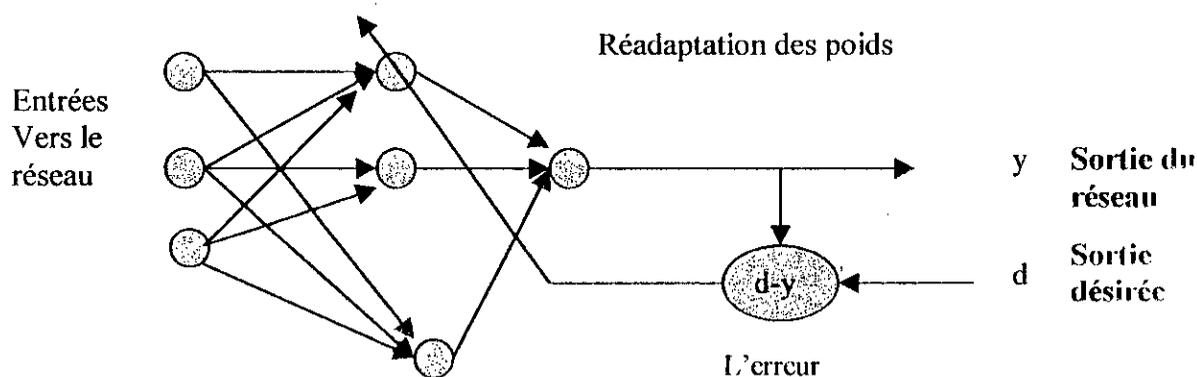
Dans ce type d'apprentissage, le réseau réajuste ses poids synaptiques suivant un critère de performance. Dans ce cas l'information est implicite, sous forme d'une simple appréciation (bon ou mauvais), sans mesure d'erreur [Jod 94].

## IV.11 ALGORITHMES D'APPRENTISSAGE

### IV.11.1 Algorithme de Back - Propagation

C'est l'algorithme le plus utilisé pour l'apprentissage des réseaux de neurones multicouches, car ils ont une capacité d'apprendre à travers un modèle non linéaire. La rétropropagation de l'erreur est essentiellement une généralisation de la règle de Windrow et Hopf à des fonctions d'activations de cellules dérivables (Sigmoides). Elle est certainement l'un des algorithmes les plus simples et les efficaces applicables aux réseaux de neurones à couches cachées.

Son principe est représenté sur la figure (IV.11) :



Figure(IV.11) : Principe de l'entraînement du réseau par rétropropagation de l'erreur.

### IV.11.2 Algorithme de Back – Propagation avec momentum

Afin d'améliorer l'algorithme de Back – Propagation et d'accélérer sa convergence, D.E Rumelhart a proposé une solution qui consiste à utiliser les changements précédents des poids pour la réadaptation des poids actuels. L'équation d'adaptation devient :

$$W_{ij}^l(k+1) = W_{ij}^l(k) + \eta \Delta W_{ij}^l(k) + \alpha \Delta W_{ij}^l(k-1) \quad (IV.15)$$

le terme ajouté est appelé momentum. Le paramètre  $\alpha$  est utilisé pour pondérer l'effet de ce terme, sa valeur est généralement prise entre 0.8 et 0.9.

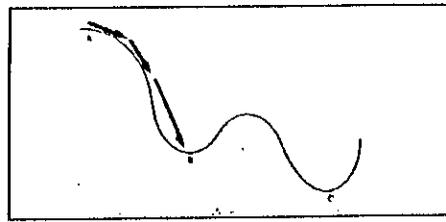


Figure (IV.12) : Effet du momentum pour sortir d'un minimum local.

L'utilisation de cette méthode permet de faire sortir les poids des minimums locaux, afin de chercher d'autres optimums, figure (IV.12), ce qui donne beaucoup de chance d'aboutir à un minimum global.

## IV.12 TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE

### IV.12.1 La technique du descente de gradient [Jod 94] :

C'est une technique d'optimisation issue de la recherche opérationnelle, son but est de trouver par itération les valeurs d'ensemble de paramètres, et elle donne la possibilité d'évaluer le coût (l'erreur  $E$ ). Le principe d'une optimisation par descente de gradient est de progresser de solution en solution en minimisant l'erreur à chaque pas.

L'inconvénient de cette technique est que les surfaces de coût (d'erreur) peuvent comprendre des minima locaux. Les recherches par descente de gradient sont itératives et généralement procèdent par une succession de modifications discrètes (par pas) sur une surface continue, c'est le cas pour les réseaux de neurones, on cherche un ensemble de poids synaptiques dans un domaine de valeurs continues. Alors, ici se pose le problème de la taille du pas, un pas très grand peut empêcher la découverte d'une solution optimale. Un pas très petit augmente inutilement le temps de calcul.

### IV.12.2 Méthodes d'optimisation du second ordre

Les méthodes d'optimisation du second ordre sont utilisées pour améliorer le choix de la direction à entreprendre dans l'espace des poids à la recherche d'un minimum. Elles sont basées sur l'utilisation de la dérivée seconde de la fonction objectif par rapport aux poids. Une matrice  $H$  appelée « Hessien », nous informe sur la forme de la surface d'erreur dans l'espace des poids [Yed 98].

Les algorithmes développés sont basés sur la méthode du gradient du second ordre, qui est une extension de la technique de recherche des minimums de Newton.

La technique de Newton consiste à minimiser la fonction d'énergie qui est sous la forme :

$$E(k+1) = E(k) + \dot{E}(k) \cdot \Delta W(k) + \frac{1}{2} \Delta W(k)^T \cdot \ddot{E}(k) \cdot \Delta W(k) \tag{IV.16}$$

La surface d'erreur est quadratique, pour chercher un minimum il faut que nous choisissons  $\Delta W$  tel que :

$$\frac{\partial E(k+1)}{\partial \Delta W} = 0 \tag{IV.17}$$

D'où nous obtenons :

$$\Delta W(k) = -\eta \left[ \ddot{E}(k) \right]^{-1} \cdot \dot{E}(k) \tag{IV.18}$$

Avec  $\eta$  : le taux d'apprentissage.

**IV.12.2.a Méthode du gradient conjugué**

Afin de minimiser l'équation (IV.17) et atteindre le minimum, une réadaptation des poids est orientée par une direction  $d$  [Yed 98].

$$\Delta W(k) = \eta \cdot d_k \tag{IV.19}$$

Chaque direction représente une combinaison linéaire du gradient actuel et la direction précédente :

$$d_k = -\frac{\partial E(k)}{\partial W(k)} + \beta_{k-1} \cdot d_{k-1} \tag{IV.20}$$

L'avantage de cette méthode par rapport à la Back – Propagation, est le changement rapide de la direction de recherche pour l'obtention de l'optimum désiré, de plus elle converge plus rapidement et cela après le même nombre d'itérations. Mais son inconvénient est qu'elle comporte plus de paramètres devant être ajustés à chaque itération, ce qui nécessite plus de calcul et complique l'implémentation [Yed 98]

**IV.12.2.b Méthode de Levenberg Marquard**

La méthode de *Levenberg Marquard* est l'une des plus utilisées, car elle regroupe les avantages des méthodes précédentes (la rapidité de la méthode de Newton et la convergence de celle du gradient).

Elle consiste à considérer une surface d'erreur quadratique, en se basant sur la fonction d'énergie (IV.16).

On définit le vecteur poids d'un  $i^{ème}$  neurone d'une couche  $l$ , parvenant des neurones de la couche précédente incluant en plus le biais :  $W_i^l = [W_{i1}^l, W_{i2}^l, \dots, W_{i_{m_l}}^l, b_i^l]$ .

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  $l = 1, \dots, L$  et  $i = 1, \dots, n_l$  tel que :

$i$  : Le  $i^{\text{ème}}$  neurone.  
 $l$  : La  $l^{\text{ème}}$  couche.

A la présentation de la  $p^{\text{ème}}$  entrée, nous avons :

$$F_i^l = \sum_{p=1}^M \sum_{i=1}^{n_l} (d_i^p - y_i^L) \left( -\frac{\partial y_i^L}{\partial W_i^l} \right) \quad (\text{IV.21})$$

Avec  $M$  : le nombre d'exemples d'entraînements.  
 $n_l$  : le nombre de neurones dans la couche de sortie.  
 $y_i^L$  : la  $i^{\text{ème}}$  sortie du réseau.  
 $d_i^p$  : la sortie désirée pour la  $p^{\text{ème}}$  entrée.

Soit  $F$  le vecteur rassemblant tous les vecteurs  $F_i^l$  définis par (IV.21), à partir de (IV.16) et (IV.17), nous obtenons :

$$H \Delta W = -F \quad (\text{IV.22})$$

$H$  : représente la matrice « Hessien »

La méthode de *Levenberg Marquard* remplace le calcul du Hessien par une approximation unique donnée par la relation suivante :

$$H = FF^T + \lambda \Omega \quad (\text{IV.23})$$

Avec :

$\lambda$  : Coefficient positif.  
 $FF^T$  : La matrice semi définie positive.  
 $\Omega$  : La matrice d'un choix appropriée à  $\lambda$ .

#### IV.13 PROBLEMES D'APPRENTISSAGE [Wei 90][Jod 94] :

##### Minima locaux :

La majorité des méthodes d'apprentissage supervisé utilisent la descente de Gradient qui peut conduire à une solution sous optimale. Et en général, la forme de la surface d'erreur n'est pas connue, la solution dans ce cas est de choisir des poids initiaux différents pour éviter le minimum local, ou bien changer la structure du réseau (le nombre de neurones dans la couche).

**Mauvais choix des paramètres :**

- ***Pas d'apprentissage :***

Cette valeur affecte la taille du vecteur de correction. Théoriquement, le pas d'entraînement doit être très petit, mais malheureusement ceci entraîne un temps de calcul énorme, également un pas assez grand peut conduire à des oscillations compromettant ainsi la convergence.

- ***Coefficient d'apprentissage :***

L'utilisation d'un coefficient d'apprentissage adaptatif est un compromis de la rapidité de convergence et la stabilité du réseau [Dem 92]. Si l'erreur à l'instant  $t$  dépasse celle de l'instant  $(t-1)$  d'un certain rapport fixé appelé *rapport d'erreur* noté  $C$ , alors le facteur  $\eta$  est atténué par la multiplication par une constante inférieure à 1. Dans le cas contraire, le pas  $\eta$  est augmenté par multiplication par un facteur supérieur à 1.

Avec cette procédure, on accélère le temps d'apprentissage du réseau.

- ***La taille appropriée de la couche cachée :***

Si le nombre de cette couche est insuffisant, on ne peut pas atteindre une erreur d'apprentissage suffisamment faible. Et si la taille augmente, cette erreur peut être rendue de plus en plus petite au prix d'un apprentissage lourd. En même temps, l'erreur de généralisation diminue et passe par un minimum, puis recommence à croître.

**IV.14 APPRENTISSAGE ET GENERALISATION [Wei 90] :**

Après que la phase d'apprentissage est terminée, nous souhaitons utiliser le réseau dans une véritable tâche. Pour cela, il faut être en mesure d'estimer d'abord le degré de confiance que l'on peut placer dans le réseau. Tout d'abord on effectue l'apprentissage, puis on test l'aptitude du réseau à reconnaître des exemples non appris.

Le taux d'erreur mesuré en généralisation est nécessairement plus grand que l'erreur résiduelle de l'apprentissage. Il faut respecter ces conditions :

Tous les exemples utilisés soient représentatifs des classes à reconnaître. De plus l'erreur de généralisation est directement liée au rapport entre le nombre d'exemples et le nombre total de connexions dans le réseau.

Il faut que le rapport du nombre d'exemples d'apprentissage au nombre d connexions soit supérieur à 1. Plus ce rapport est élevé, plus l'erreur de généralisation est petite. Si le nombre d'exemples est insuffisant, cela conduit à une généralisation très mauvaise.

**IV.15 REALISATIONS [Wei 90] :**

La réalisation efficace de réseaux de neurones a été d'abord une préoccupation dans les laboratoires de recherche, et plusieurs machines et circuits intégrés spécialisés ont vu le jour.

**Logiciels :**

Certains sont d'origine universitaire et diffusés dans le domaine public. D'autres sont proposés par des sociétés commerciales. Il existe aussi des ensembles ordinateur - logiciel dotés de langages de description particuliers qui peuvent servir à la résolution de problèmes réels.

**Simulateurs :**

Plusieurs fabricants ont créé des cartes accélératrices spécialisées dans les calculs d'apprentissage comme la rétropropagation, qui se place dans un micro-ordinateur de type P.C.

**Circuits intégrés :**

Dans les circuits intégrés, l'apprentissage n'est généralement pas implanté directement, mais a lieu sur ordinateur extérieur. Après les calculs, on charge les poids synaptiques.

**Implémentation analogique des réseaux de neurones :**

Elle se fait à l'aide des circuits électroniques de base tel que :  
L'amplificateur opérationnel : il fait la somme des courants en parallèle sur son nœud d'entrée. Sa tension de sortie est la somme des tensions d'entrées pondérées par des coefficients.

**IV.16 APPLICATIONS INDUSTRIELLES [Wei 90] :**

Plusieurs réalisations connues sont plus souvent dans un état de prototype qu'en exploitation véritable.

- **Reconnaissance de formes statiques :**

Le traitement d'images fait partie aussi de la reconnaissance de formes. Des applications dans le domaine civil tel que la reconnaissance des visages, ou dans le domaine militaire, la reconnaissance de cibles.

L'une des applications la plus étudiée est la reconnaissance de signes manuscrits, spécialement les chiffres pour l'utiliser dans la reconnaissance de codes postaux. Les laboratoires AT et T de Holmdel ont mis au point un système efficace, dont le cœur est un réseau à cinq couches, précédé d'un système de prétraitement et de normalisation. Une partie de ce réseau est constitué par un circuit intégré qui contient quatre des cinq couches et 1300.000 connexions. Les performances atteignent 1000 caractères par seconde pour une seule puce.

- **Détection d'anomalie :**

Ce réseau est capable d'indiquer un état anormal, car il a appris le fonctionnement normal du système. On l'applique pour la surveillance des disjoncteurs à très haute tension, aussi dans les machines qui distribuent les billets de banque.

- **La classification :**

Dans ce type de problèmes, les entrées sont les informations recueillies par un ou plusieurs capteurs (caméra, micro), le but in est d'associer à l'objet perçu une forme connue.[Gallinari et Al 1991, Hinton 1989, Kohonen ].

- **La transformation :**

Il existe des réseaux qui doivent apprendre une transformation entre l'entrée et la sortie, par exemple en traitement d'images, pour calculer les contours d'objets [Larcelle, 1989] et la compression des données [Nauphol et Al 1991].

- **Traitement dépendant du temps :**

- Prédiction : dans ce cas, on utilise les réseaux récurrents. Beaucoup de travaux sont consacrés à la prédiction de données financières et boursières.
- Identification et commande de processus.
- Applications militaires.
- Applications bancaires et financières (pour la détection de fraude sur les cartes de crédit).
- Traitement de la parole.
- Robotique.

#### IV.17 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons introduit les différentes notions théoriques concernant les réseaux de neurones tel que l'architecture, l'activation et l'apprentissage. Chaque réseau est caractérisé par un certain nombre de paramètres (discriminant, fonction d'activation et autres) et les connexions qui relient les différents neurones du réseau, en prenant compte de cela, nous aboutissons à plusieurs topologies de réseaux (modèles).

De manière générale les réseaux de neurones présentent un moyen efficace pour résoudre les problèmes devant lesquels, les méthodes classiques ont rencontré leurs limites, que cela soit en identification ou en commande, ils ont toujours donné des résultats appréciables.

## **CHAPITRE V**

<h1><b>COMMANDE SUPERVISEE DE LA MACHINE ASYNCHRONE</b></h1>
--

## V.1 INTRODUCTION

Nous avons vu dans le chapitre précédent, que les réseaux de neurones offrent d'intéressants avantages lorsqu'on les utilise pour l'approximation des fonctions sur la base d'exemples. Il est donc naturel de penser à appliquer ces techniques en identification de processus. C'est l'objet de ce chapitre qui traitera la commande de la machine asynchrone. On se propose d'identifier la partie commande (PI +FOC) par un réseau de neurones artificiels.

## V.2 MISE EN ŒUVRE D'UN REGULATEUR NEURONAL

La conception du régulateur neuronal se fait en considérant le régulateur classique comme étant une boîte noire, où nous disposons que des entrées et des sorties du processus, et d'une relation entre eux obtenue à partir des expériences simulées.

La réalisation de ce régulateur neuronal se fera suivant les étapes suivantes :

### V.2.1 Choix du réseau

Chaque réseau de neurones remplit une fonction bien définie, cela dépend de l'architecture choisie (nombre de couches cachées, nombre de neurones dans ces couches et la nature des entrées et sorties), figure (V.1). Le problème est de trouver celle qui donne de meilleurs résultats. Pour cela, plusieurs essais doivent être effectués afin de déterminer l'architecture optimale du réseau.

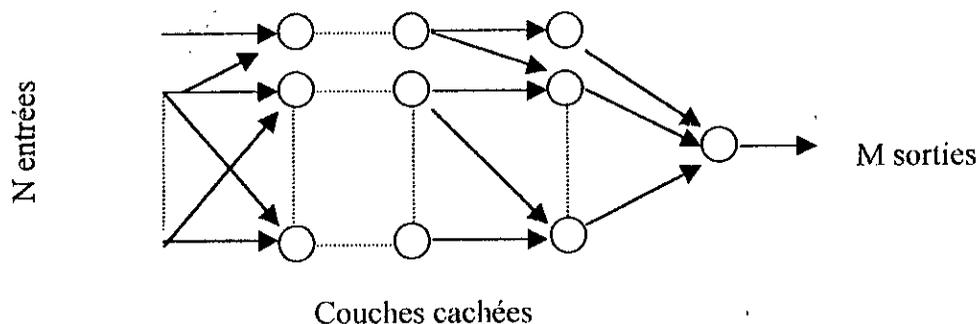


Figure (V.1) : Architecture d'un réseau de neurones

### V.2.2 Création des exemples

Les exemples entrées – sorties, sont obtenus lors du fonctionnement lors du régulateur classique dans la chaîne de commande. Cette phase est très importante parce qu'elle prévoit le comportement futur du réseau.

### V.2.3 La phase d'apprentissage

La phase d'apprentissage consiste à entraîner le réseau pour qu'il puisse reproduire la sortie désirée, en ajustant ses poids et ses biais à travers des algorithmes itératifs.

## V.3 APPLICATION A LA MACHINE ASYNCHRONE

Cette partie consiste à identifier le comportement du système de commande (régulateur de vitesse P.I et le bloc d'orientation du flux rotorique F.O.C) par un seul réseau de neurones artificiels.

### V.3.1 Architecture du réseau neuronal

Le réseau est statique à une couche cachée, figure (V.2), ayant l'architecture suivante :

- Trois entrées : L'erreur  $e(t)$  entre la vitesse de référence et la vitesse de rotation de la MAS, l'erreur précédente  $e(t-1)$  et la valeur du flux de référence.
- Une couche cachée contenant 5 neurones.
- Deux sorties : Le courant statorique quadratique de référence et la vitesse de glissement.

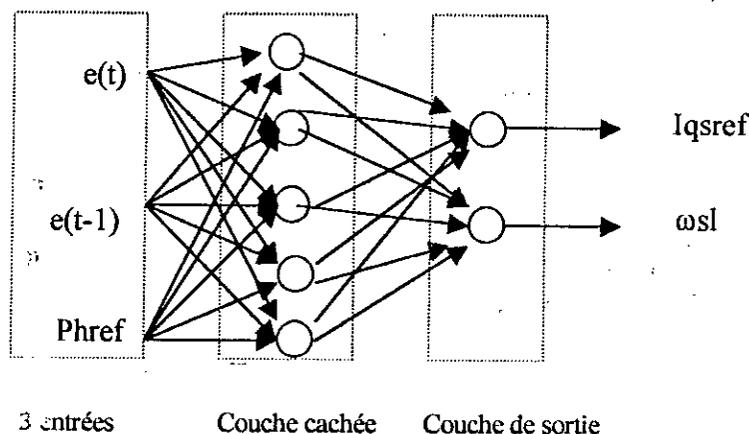


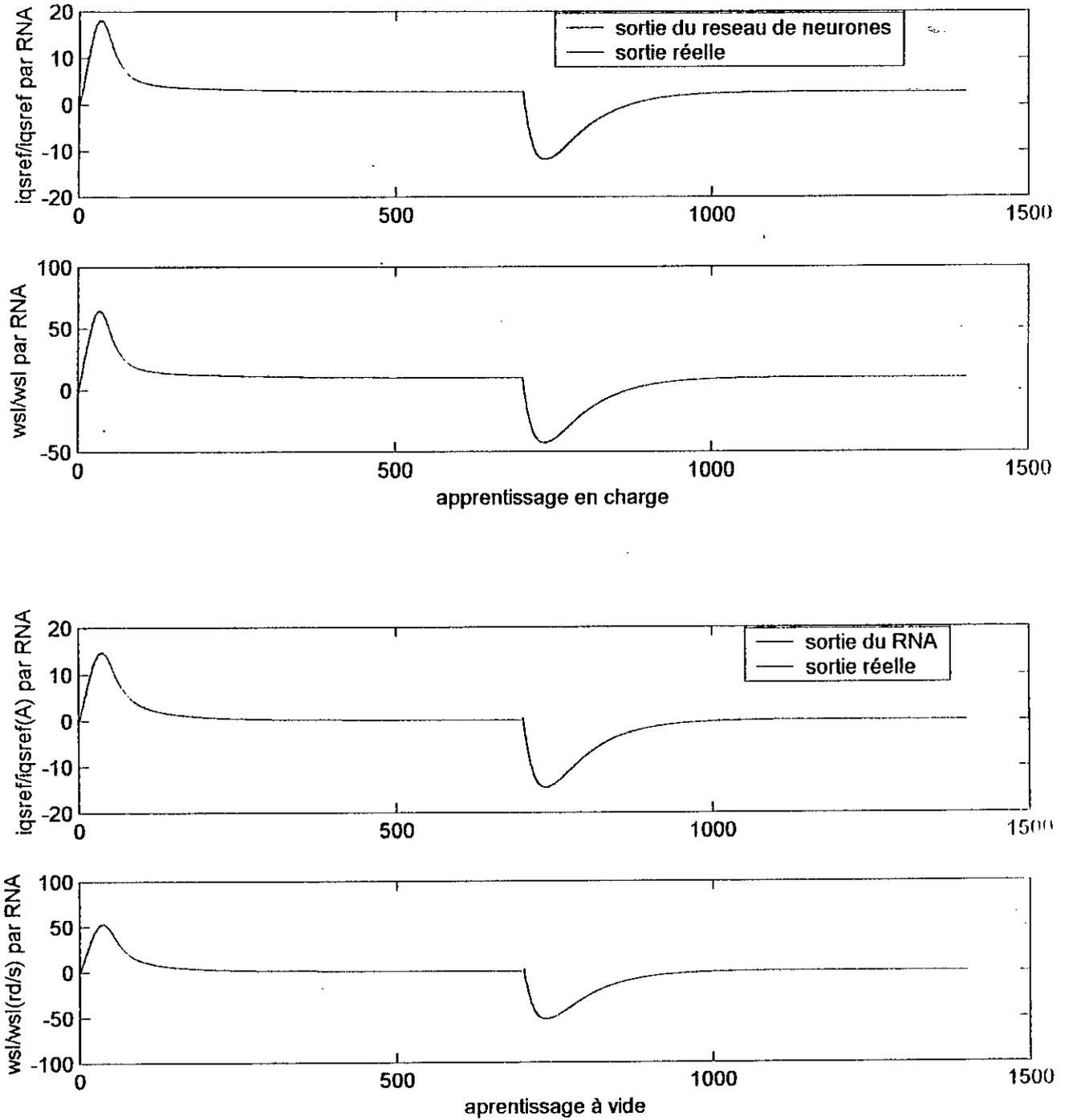
Figure (V.2) : Architecture du régulateur neuronal proposé

### V.3.2 Phase d'apprentissage

Pour éviter le problème des minimums locaux de l'algorithme de Back – Propagation, et la divergence de celui de Back – Propagation avec momentum, nous avons utilisé l'algorithme de *Levenberg Marquard* qui permet une convergence rapide vers la solution. Le résumé de cet algorithme est donné en annexe C.

L'apprentissage du réseau de neurones se fait en lui présentant 5000 exemples pris sur le système réel, auquel nous avons fait subir des variations de vitesse et de charge, figure (V.3).

Figure(V.3) : Apprentissages du réseau de neurones



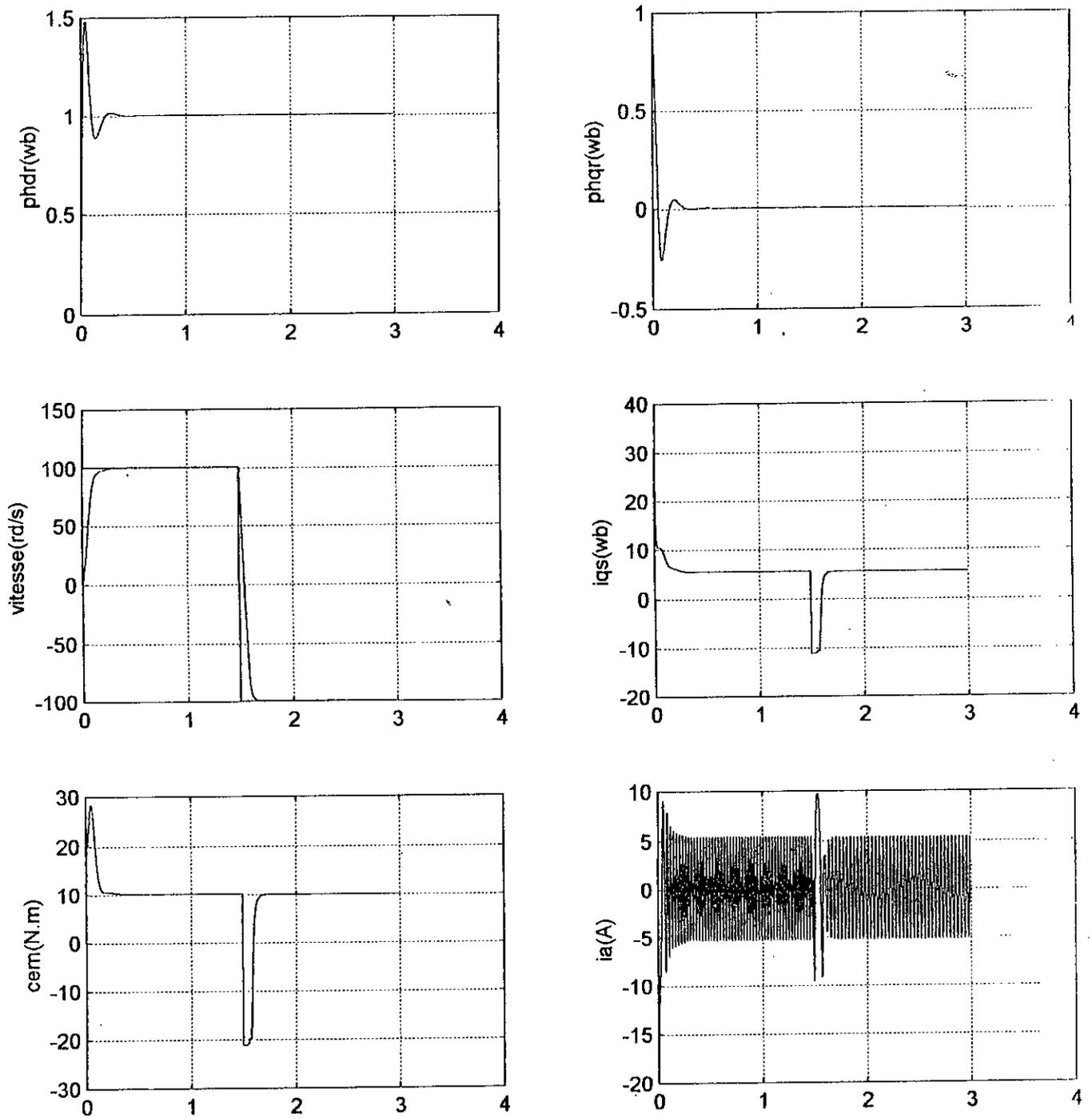
Figure(V.3) : Apprentissages du réseau de neurones

### Simulations et commentaires

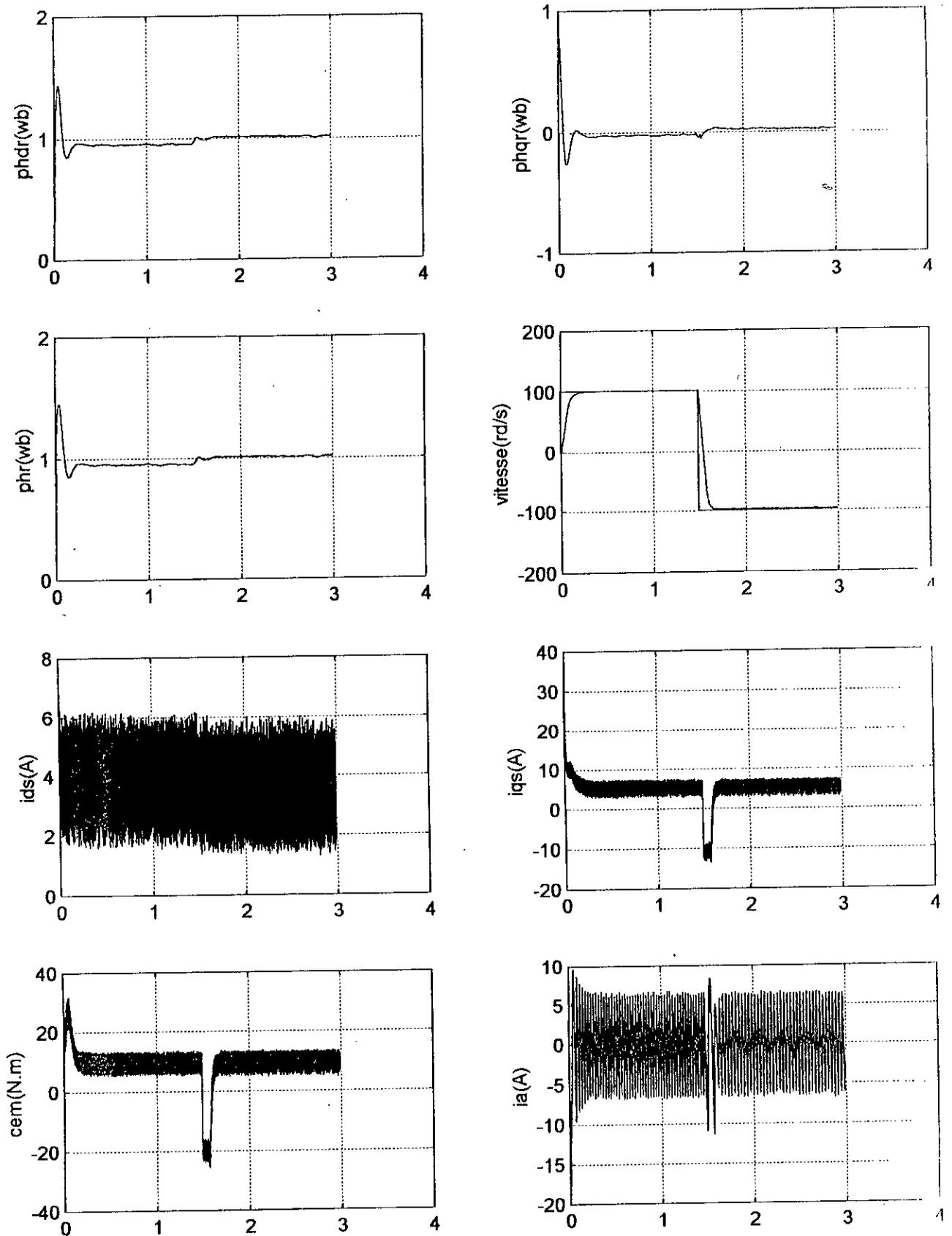
- Alimentation en courant
  - En charge nominale figure (V.4) : nous remarquons que le réseau neuronal copie le comportement de la machine. Le découplage est assuré. La vitesse atteint le régime permanent au bout de 0.28s et elle suit parfaitement sa trajectoire (inversion de vitesse). Le couple électromagnétique atteint un pic de 28N.m et se stabilise en régime permanent à la valeur 10.05N.m ce qui compense les pertes et le couple résistant.
- Alimentation par un onduleur figure (V.5) : nous remarquons que les flux ont le même comportement que ceux de la commande vectorielle et nous pouvons dire que le découplage est assuré. La vitesse suit sa trajectoire (inversion de vitesse à  $t=1.5s$ ) . Le couple électromagnétique atteint un pic égale à 31 N.m et se stabilise autour de la valeur de 10N.m pour compenser les pertes par frottement et le couple résistant.
- Variation paramétrique figures (V.6) et (V.7) : dans cet essai nous avons fait subir à la MAS une chute de 50% de la constante de temps rotorique à  $t=1.5s$ , nous constatons une perte de découplage à cet instant et les composantes du flux ne suivent plus leurs trajectoires. Une légère fluctuation est visible sur la vitesse, tandis que pour le couple électromagnétique, nous remarquons une augmentation de la plage de variation qui est autour de la valeur 10N.m. Les courants  $I_{ds}$  et  $I_{qs}$  et le courant de phase sont pas influés.

#### V.4 CONCLUSION

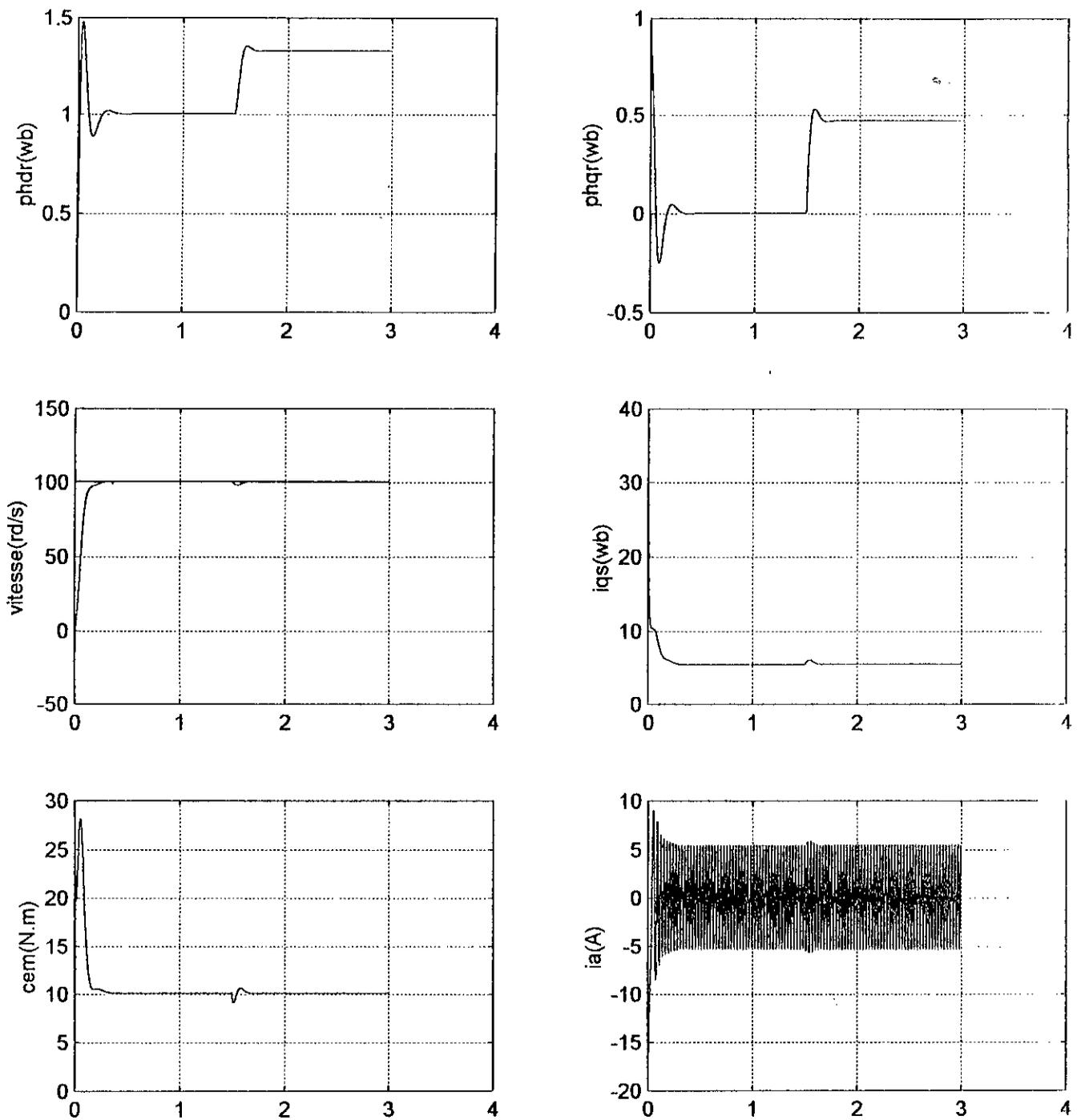
Dans ce chapitre, nous avons utilisé les capacités des réseaux de neurones en identification et approximation de fonctions pour la commande de la machine asynchrone. Les résultats obtenus sont très satisfaisants de point de vue stabilité et robustesse. Un autre avantage que les réseaux de neurones nous ont apporté est la simplification du système de commande, en éliminant deux blocs non linéaire PI et FOC, la commande est devenue plus simple et plus souple avec les réseaux de neurones. Néanmoins, le problème de la perte de découplage lors de la variation paramétrique n'est pas résolu. Une adaptation des paramètres de la MAS est envisageable.



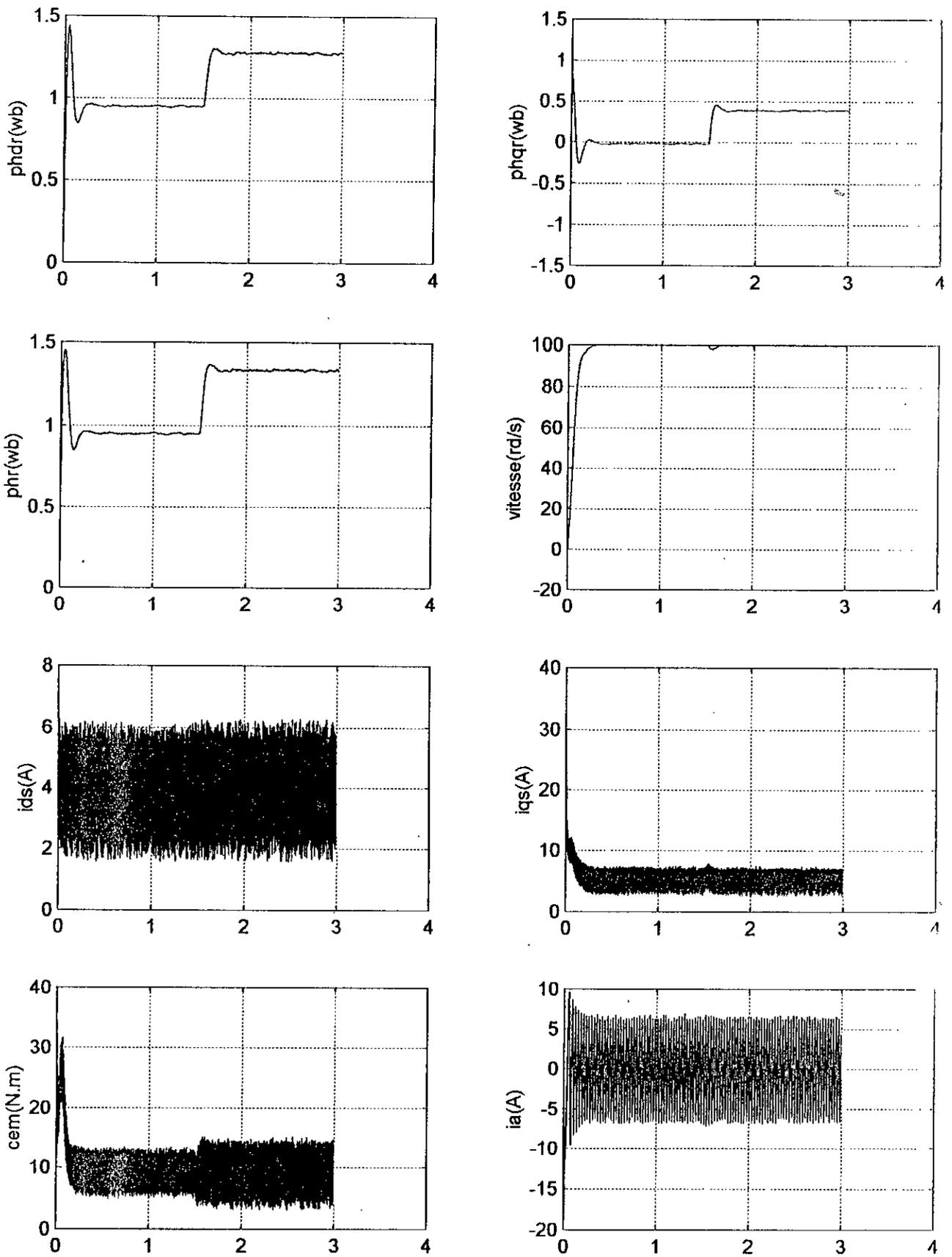
Figure(V.4) : Commande supervisée de la MAS (sans onduleur), avec inversion de vitesse à  $t=1.5s$ .



Figure(V.5) : Commande supervisée de la MAS alimentée par l'onduleur, avec inversion de vitesse à  $t=1.5$ s.



Figure(V.6) : Commande supervisée de la MAS (sans onduleur), avec variation de 50% de  $T_r$  à  $t=1.5$ s.



Figure(V.7) : Commande supervisée de la MAS alimentée par l'onduleur, avec variation de 50% de  $T_r$  à  $t=1.5$ s.

## **CHAPITRE VI**

# **ADAPTATION DES PARAMETRES**

## VI.1 SENSIBILITE DE LA COMMANDE VECTORIELLE AUX VARIATIONS DES PARAMETRES

Plusieurs travaux de recherche ont été entrepris dans les années précédentes, afin de tenir compte des variations des paramètres de la machine. Ils ont donné naissance à de nombreuses méthodes. Ces travaux ont été menés dans deux axes différents que nous pouvons classer en deux catégories différentes :

1. Les méthodes d'adaptation indirectes qui utilisent les moyens basés sur des procédés d'automatique comme la méthode du modèle de référence adaptatif, la méthode des moindres carrés, etc. Comme méthodes indirectes nous citons celle de L. J. GARCES et la méthode de CHIPPING.

2. Les méthodes d'adaptation directes qui utilisent une expression analytique, issue du modèle général ou simplifié de la machine et donne directement le paramètre à identifier.

Dans ce mémoire, nous adaptons la constante de temps rotorique  $T_r$  par la méthode de L. J. GARCES.

### VI.1.1 Identification de $T_r$ en temps réel

### VI.1.2 Position du problème

La commande par flux orienté est simple de mise en œuvre, mais cette simplicité se paie par une très grande dépendance vis à vis des variations de  $T_r$  qui ne peuvent être négligées. Il est donc indispensable d'intégrer à cette commande l'adaptation en temps réel  $T_r$ . Les variations paramétriques sont de deux ordres, causées, d'une part par un changement de l'état magnétique, et d'autre part, par un changement de la température des barres de la cage. C'est avant tout, ce deuxième effet que l'on se propose de prendre en compte en temps réel. Nous étudierons un estimateur adaptatif de  $T_r$  à modèle de référence proposé par L. J. GARCES.

L'estimation de  $T_r$  réalisée à partir de la mise en œuvre d'un correcteur adaptatif à modèle de référence, est basée sur la construction de deux grandeurs  $F^*$  et  $\hat{F}$  significatives d'un écart entre  $T_r$  et  $\hat{T}_r$ , ceci est fait suivant le schéma de la figure (VI.1). Ces grandeurs sont construites d'une part, à partir du modèle de la machine utilisée pour réaliser la commande par flux orienté, nous noterons cette grandeur de référence  $F^*$ . Et d'autre part, à partir des mesures des courants et tensions de la machine, nous noterons cette grandeur estimée  $\hat{F}$ .

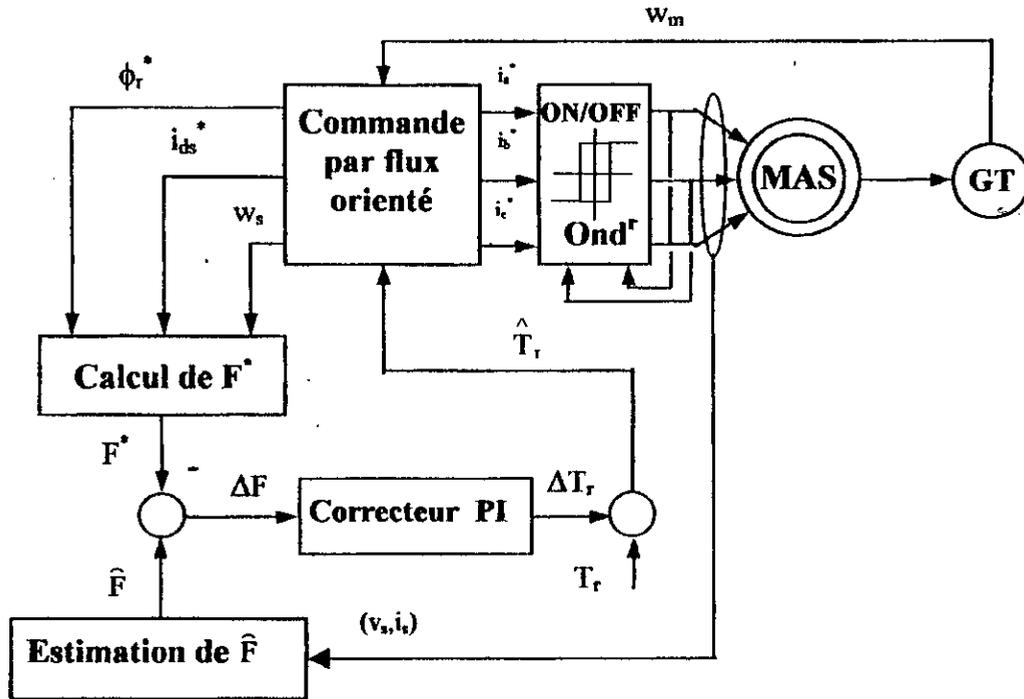


Figure (VI.1) : Structure du correcteur adaptatif à modèle de référence pour l'identification de  $T_r$  en temps réel.

### VI.1.3 Choix des grandeurs pour l'estimation de $T_r$

Pour que l'estimation de la constante de temps rotorique soit possible à partir des grandeurs  $F^*$  et  $\hat{F}$ , il est nécessaire qu'elles possèdent certaines propriétés :

- Les grandeurs  $F^*$  et  $\hat{F}$  seront évaluées en régime permanent.
- L'algorithme d'estimation utilisé n'est pas valide à l'arrêt de la machine et à vide, cependant, la procédure de correction sera exécutée en charge.

### VI.1.4 Estimation de $T_r$ par la puissance réactive

En régime permanent, la puissance réactive absorbée par la machine est définie par [Gar 80] :

$$Q_r = V_{qs}.I_{ds} - V_{ds}.I_{qs} \tag{VI.1}$$

Les expressions des tensions directe et en quadrature sont :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s \cdot I_{ds} - \sigma \cdot L_s \cdot \omega_s \cdot I_{qs} + \sigma \cdot L_r \cdot \frac{dI_{ds}}{dt} + \frac{M}{L_r} \frac{d\Phi_{dr}}{dt} - \frac{M}{L_r} \omega_s \cdot \Phi_{qr} \\ V_{qs} = R_s \cdot I_{qs} + \sigma \cdot L_s \cdot \omega_s \cdot I_{ds} + \sigma \cdot L_r \cdot \frac{dI_{qs}}{dt} + \frac{M}{L_r} \frac{d\Phi_{qr}}{dt} + \frac{M}{L_r} \omega_s \cdot \Phi_{dr} \end{cases} \quad (VI.2)$$

Remplaçons les expressions des tensions dans l'expression de  $Q_r$  :

$$\begin{aligned} Q_r = \sigma \cdot L_s \cdot \frac{dI_{ds}}{dt} I_{qs} - \sigma \cdot L_s \cdot \frac{dI_{qs}}{dt} I_{ds} - \sigma \cdot L_s \cdot \omega_s \cdot (I_{ds}^2 + I_{qs}^2) - \frac{M}{L_r} \frac{d\Phi_{qr}}{dt} I_{ds} \\ + \frac{M}{L_r} \frac{d\Phi_{dr}}{dt} I_{qs} - \frac{M}{L_r} \omega_s \cdot (\Phi_{qr} \cdot I_{qs} + \Phi_{dr} \cdot I_{ds}) \end{aligned} \quad (VI.3)$$

En faisant l'égalité entre les relations (VI.1) et (VI.3), on définit la fonction  $\hat{F}$  en regroupant les termes dépendant uniquement des tensions et des courants [Gar 80] :

$$\hat{F} = \left( V_{ds} - \sigma \cdot L_s \cdot \frac{dI_{ds}}{dt} \right) I_{qs} - \left( V_{qs} - \sigma \cdot L_s \cdot \frac{dI_{qs}}{dt} \right) I_{ds} + \sigma \cdot L_s \cdot \omega_s \cdot (I_{ds}^2 + I_{qs}^2) \quad (VI.4)$$

L'expression de  $\hat{F}$  peut être exprimée en fonction des flux rotoriques comme suit :

$$\hat{F} = \frac{M}{L_r} \frac{d\Phi_{dr}}{dt} I_{qs} - \frac{M}{L_r} \frac{d\Phi_{qr}}{dt} I_{ds} - \frac{M}{L_r} \omega_s \cdot (\Phi_{qr} \cdot I_{qs} + \Phi_{dr} \cdot I_{ds}) \quad (VI.5)$$

A partir de l'expression (VI.4), nous exprimons  $\hat{F}$  en fonction des tensions et des courants dans le repère (a, b, c) [Gar 80] :

$$\hat{F} = \sqrt{3} \cdot \left( V_{as} - \sigma \cdot L_s \cdot \frac{dI_{as}}{dt} \right) I_{bs} - \sqrt{3} \cdot \left( V_{bs} - \sigma \cdot L_s \cdot \frac{dI_{bs}}{dt} \right) I_{as} \quad (VI.6)$$

En introduisant les conditions d'orientation du flux rotorique, l'expression (VI.5) devient :

$$F^* = \frac{M}{L_r} \left( \frac{d\Phi_{dr}}{dt} \cdot I_{qs} - \omega_s \cdot \Phi_{dr} \cdot I_{ds} \right) \quad (VI.7)$$

Cette relation se traduit en régime permanent à :

$$F^* = -\frac{M}{L_r} \cdot \omega_s \cdot \Phi_{dr} \cdot I_{ds} \quad (VI.8)$$

L'expression précédente (VI.8) constitue le modèle de référence de la machine, c'est le modèle de connaissance a priori de la machine. Et la fonction  $\hat{F}$  est estimée à partir de la mesure de tensions et des courants de la machine.

Il est nécessaire d'exprimer l'écart entre  $F^*$  et  $\hat{F}$  en fonction de  $Tr$  et  $\hat{Tr}$  afin de voir si effectivement un écart entre  $Tr$  et  $\hat{Tr}$  provoque un écart entre  $F^*$  et  $\hat{F}$  [Bar 97] et [Fai 95] :

$$\Delta F = F^* - \hat{F} = \omega_s \cdot \omega_{gl}^2 \cdot \frac{\Phi_{dr}^2}{L_r} \Delta Tr \cdot \frac{Tr + \hat{Tr}}{1 + (\omega_{gl} \cdot Tr)^2} \quad (VI.9)$$

- Les paramètres du régulateur PI utilisé dans l'estimateur de Garces sont :

$$K_p = 0.00002 ; K_i = 0.3.$$

## SIMULATION ET COMMENTAIRES

- Adaptation paramétrique
  - Application à la commande vectorielle, figures (VI.2) et (VI.3) et à la commande supervisée figures (VI.4) et (VI.5) : Dans cet essai, nous avons réaliser une adaptation online de la constante de temps rotorique  $T_r$  et sa valeur est transmise instantanément au bloc de l'orientation du flux (FOC). Nous remarquons que pour la MAS (alimentée en courant : sans onduleur), l'adaptation est acceptable et l'erreur entre  $T_r$  estimée et  $T_r$  réelle est nulle en régime permanent, une légère fluctuation de  $T_r$  estimée est visible à l'instant de l'application de l'estimateur (régime permanent). Les deux composantes du flux reprennent leurs valeurs initiales (nominales) au bout de 0.2s, et le découplage est assuré de nouveau.  
Pour la machine alimentée par un onduleur, nous remarquons qu'au moment de l'utilisation de l'estimateur, la grandeur  $T_r$  atteint un pic de 0.12 et se stabilise à la valeur nominale de  $T_r$ , ce qui corrige le valeurs des deux composantes du flux. Ces dernières reprennent leurs trajectoires au bout de 0.2s et le découplage est assuré.

Nous concluons que l'utilisation de l'estimateur de Garces nous a permis de corriger les trajectoires des deux composantes du flux, et de maintenir le découplage et un comportement optimal de la machine. L'observateur nous donne une très bonne estimation de  $T_r$ , en particulier celui de la machine alimentée par un onduleur.

## VI.2 Implémentation de la méthode de Garces par un réseau de neurones artificiel

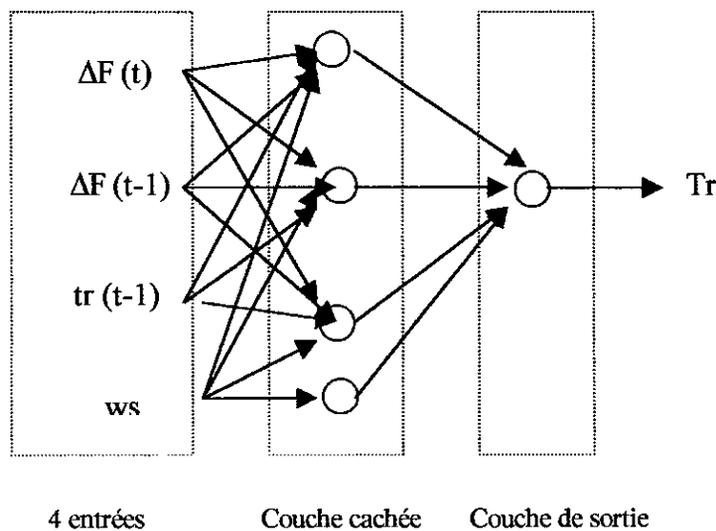
Pour mieux faire face aux variations des paramètres, nous allons utiliser dans ce qui suit, les capacités des réseaux de neurones pour identifier le bloc d'adaptation paramétrique en première étape, puis remplacer ce dernier par un réseau de neurones.

### VI.2.1 Architecture du réseau de neurones

Le choix de la structure du réseau de neurones dépend énormément du nombre des neurones de la couche cachée. Nous avons fait plusieurs essais afin de tomber sur la meilleure architecture.

Le réseau contient une seule couche cachée figure(VI.2), ayant l'architecture suivante :

- Quatre entrées :  $w_s$   $tr(t-1)$   $\Delta F(t)$  et  $\Delta F(t-1)$ .
- Une couche cachée à quatre neurones.
- Une sortie : La constante de temps rotorique  $Tr$ .



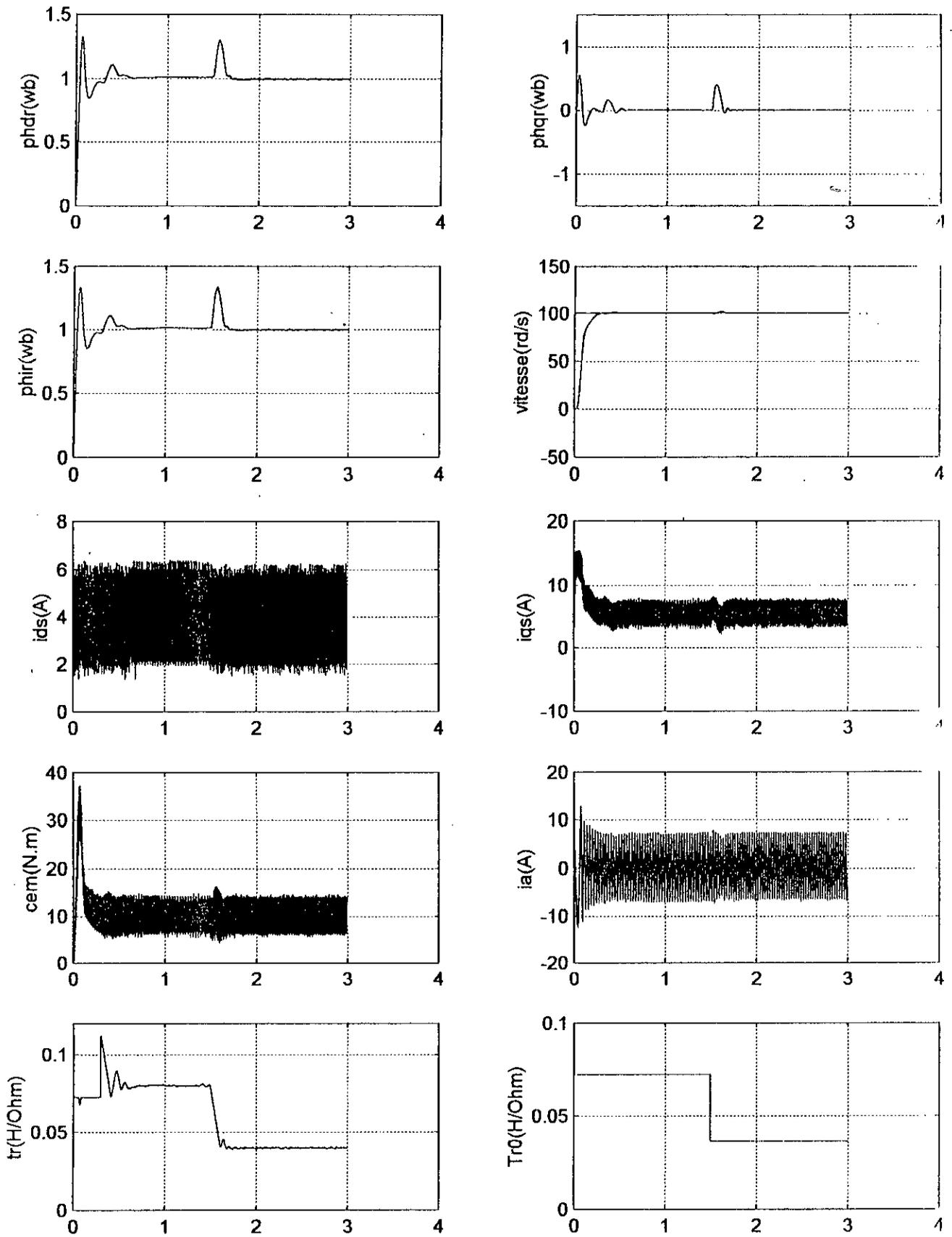
**Figure (VI.2) : Architecture du réseau neuronal.**

### VI.2.2 Phase d'apprentissage

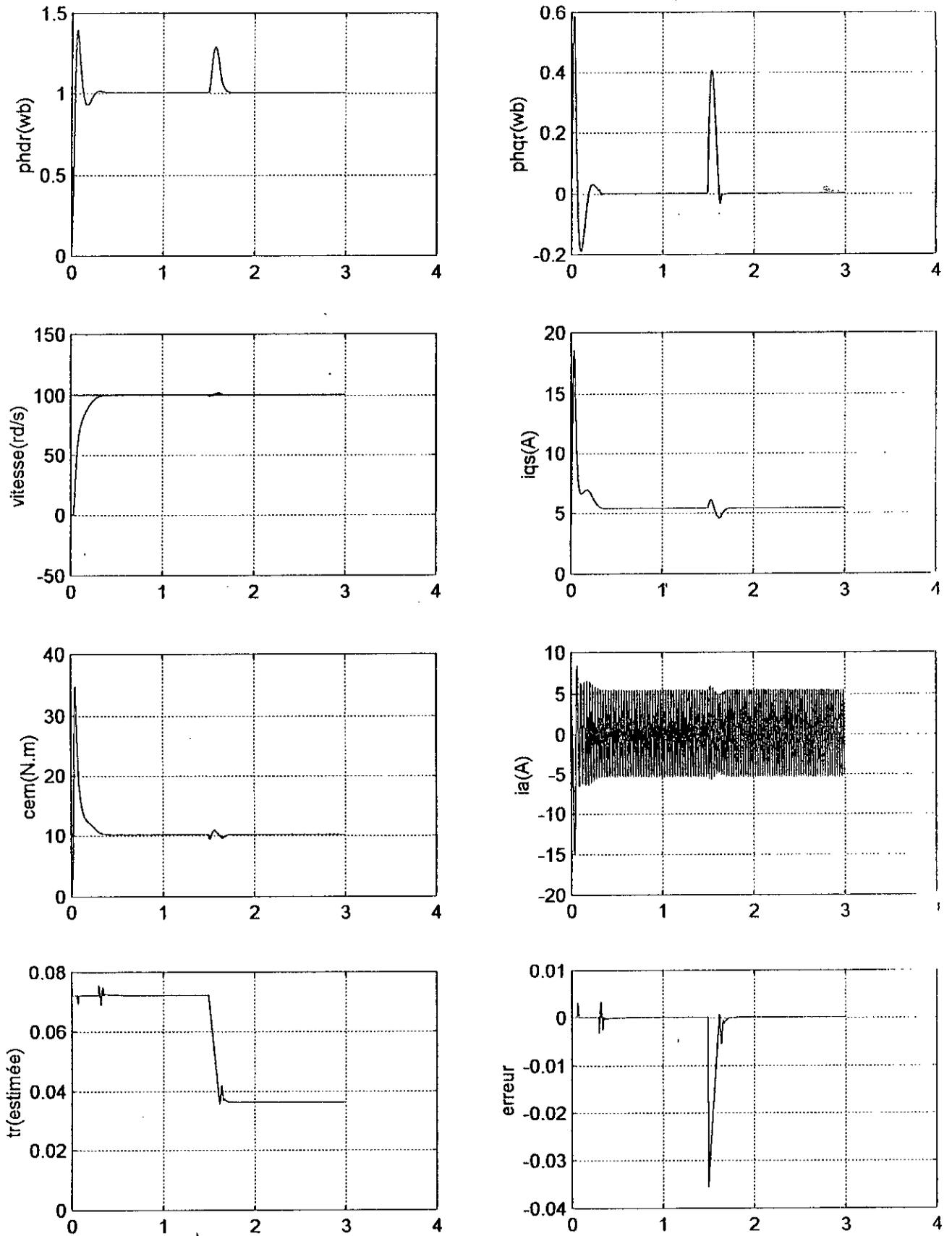
Dans cette phase, nous avons entraîné le réseau pour qu'il puisse reproduire le comportement de l'estimateur adaptatif de la constante de temps rotorique  $T_r$ . Nous avons présenté 5000 exemples au réseau, après apprentissage nous avons testé ce réseau pour la substitution de l'estimateur par le réseau lui même.

#### SIMULATIONS ET COMMENTAIRES :

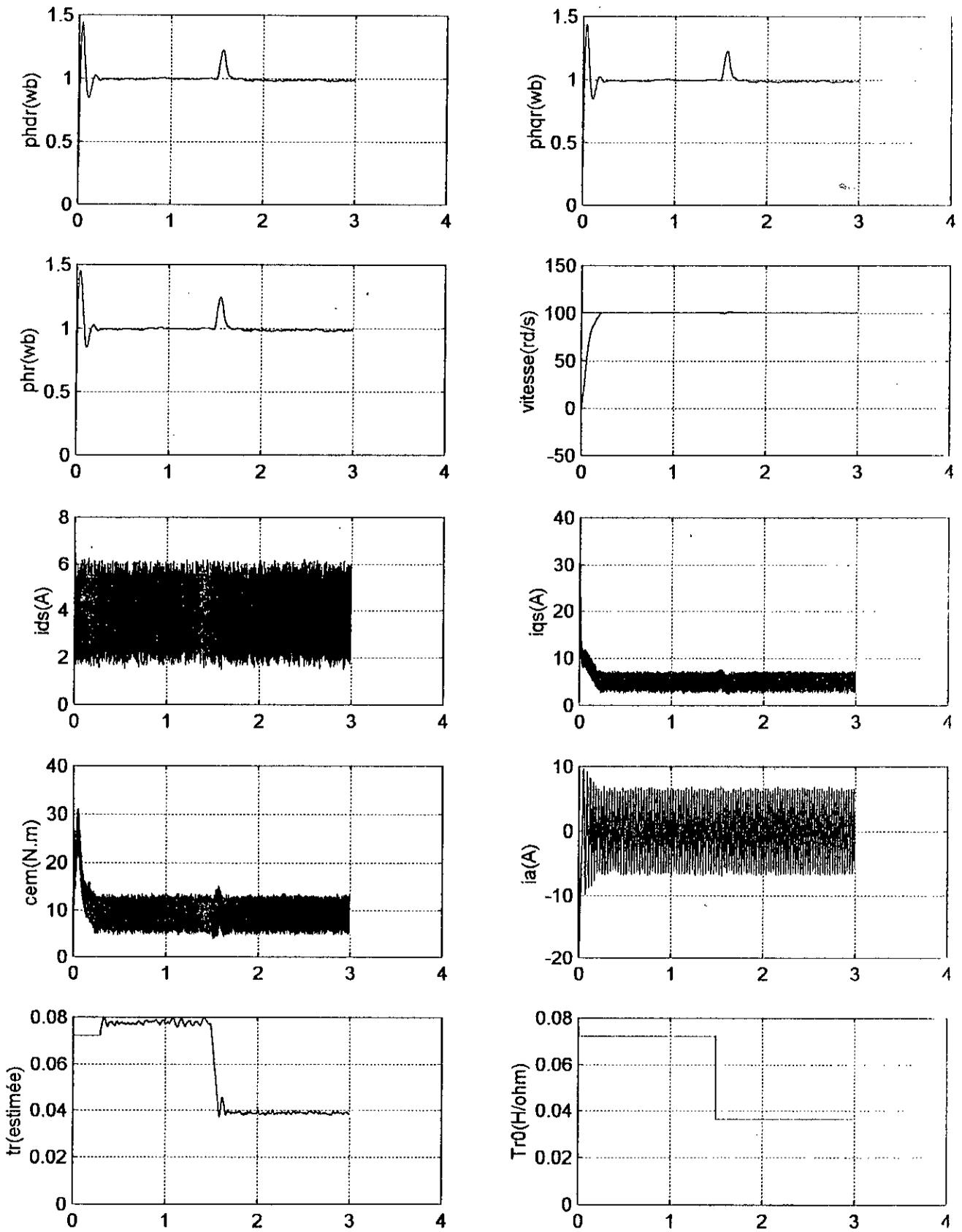
- Adaptation paramétrique par réseau de neurones, figures (VI.6) et (VI.7) : Dans cet essai nous avons remplacé le bloc d'estimation de  $T_r$  par un réseau de neurones schématisé précédemment, les résultats obtenus pour la MAS sans onduleur sont meilleures que ceux obtenus sans réseau de neurones de point de vue stabilité de  $T_r$  estimée en régime permanent. Néanmoins, l'application de cet estimateur neuronal à la MAS associée à l'onduleur n'améliore pas considérablement les performances de l'estimateur de Garces.



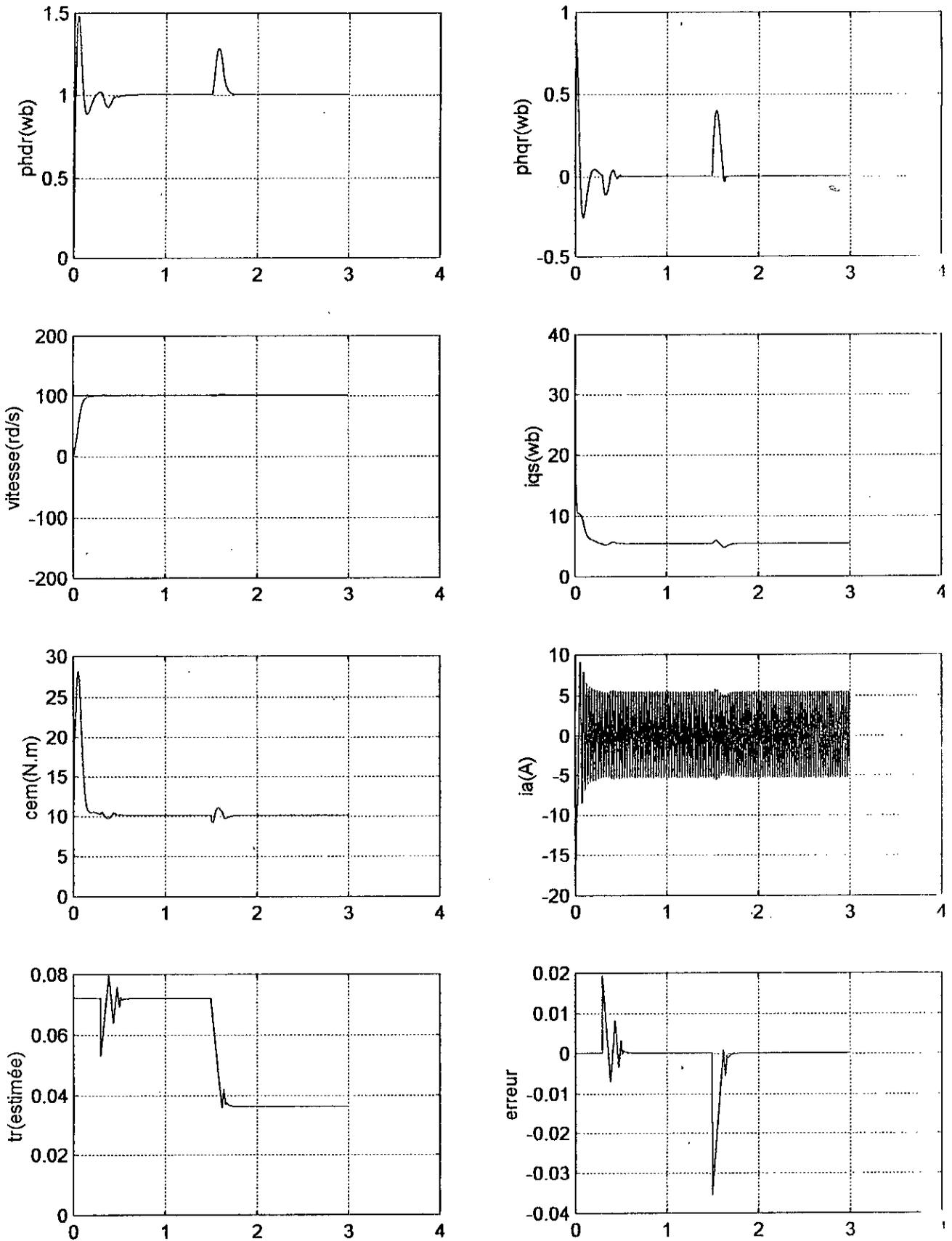
Figure(VI.2) : Adaptation de  $Tr$  par la méthode de Garces appliquée à la MAS alimentée par l'onduleur(pour la commande vectorielle).



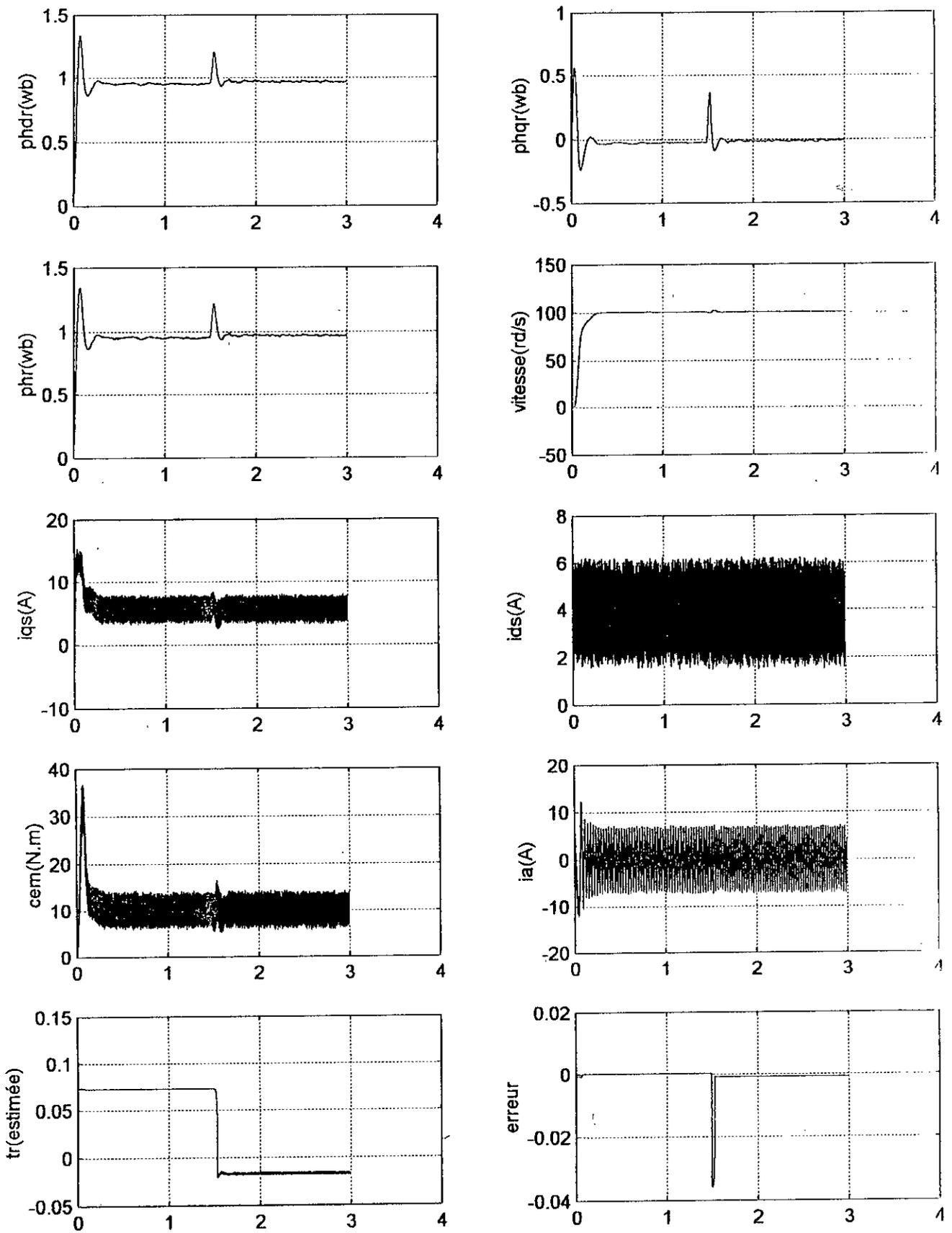
Figure(VI.3) : Adaptation de  $Tr$  par la méthode de Garces appliquée à la MAS sans onduleur (pour la commande vectorielle).



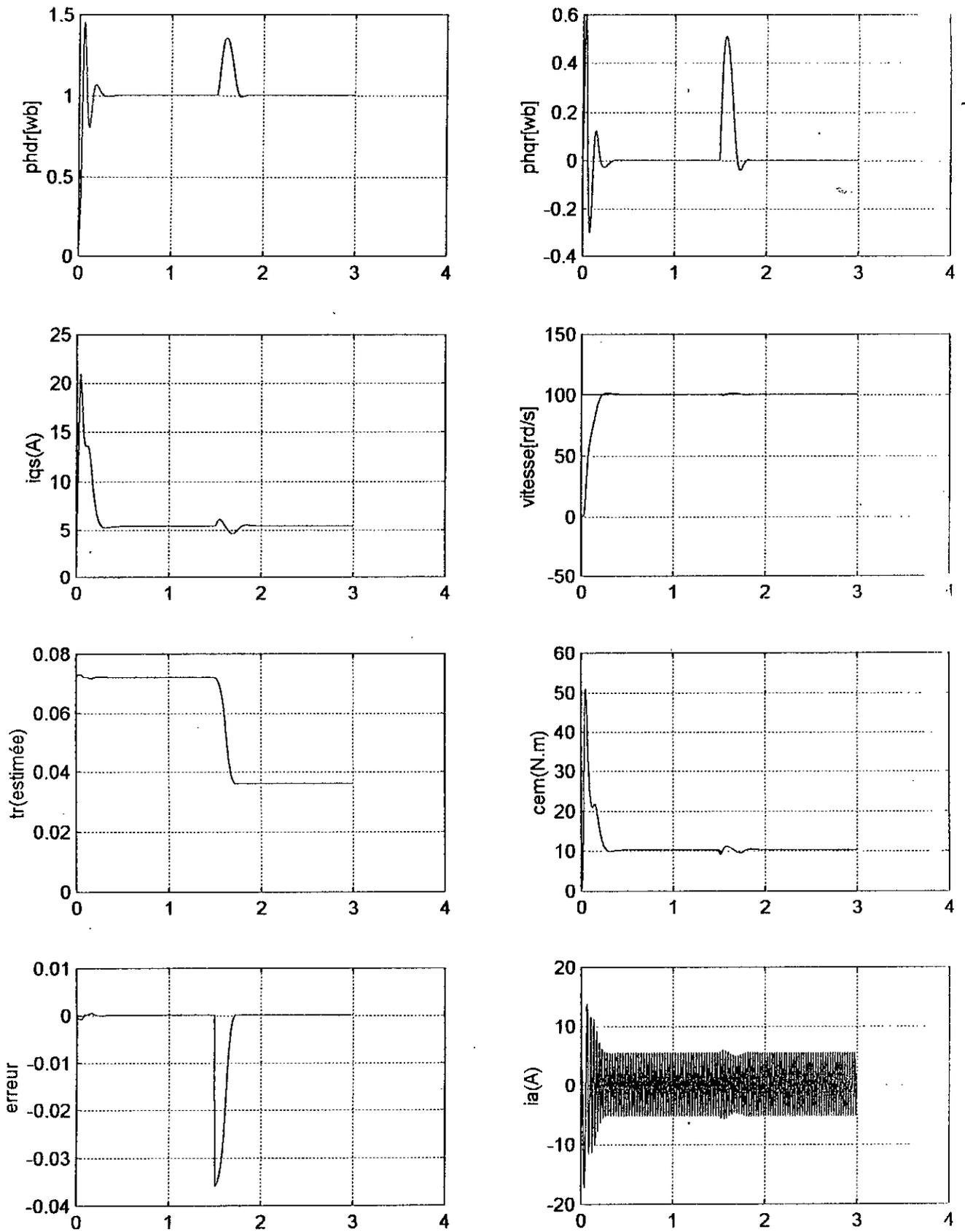
Figure(VI.4) : Adaptation de  $Tr$  par la méthode de Garces appliquée à la MAS alimentée par l' onduleur(pour la commande supervisée).



Figure(VI.5) : Adaptation de  $Tr$  par la méthode de Garces appliquée à la MAS sans onduleur(pour la commande supervisée).



Figure(VI.6) : Adaptation de Tr par l'estimateur neuronal appliquée à la MAS alimentée par l'onduleur(pour la commande vectorielle).



Figure(VI.7) : Adaptation de  $Tr$  par l'estimateur neuronal appliquée à la MAS sans onduleur(pour la commande vectorielle).

## **CONCLUSION GENERALE**

Les réseaux de neurones appliqués à la conduite de processus offrent un certain nombre d'avantages qui se résument globalement dans :

- Le traitement parallèle et distribué des informations servant à la commande.
- Des facultés souples d'adaptation et d'apprentissage.
- La rapidité du traitement grâce à une mise en œuvre parallèle possible.
- La robustesse par rapport au bruit et par rapport aux défaillances internes.

Dans ce travail, nous avons montré que les réseaux de neurones offraient des performances avantageuses en conduite de la machine asynchrone. Ces réseaux privilégient certains aspects tels que les capacités d'approximateurs et améliorent nettement les possibilités d'adaptation.

L'asservissement de la MAS nécessite un découplage entre le flux et le couple électromagnétique, ceci est réalisé en utilisant une transformation dite de Park, qui réduit l'ordre du système et permet d'appliquer une orientation du flux grâce auquel, nous avons pu éliminer le couplage naturel existant entre ces grandeurs.

Pour la commande de vitesse de la machine, nous avons inséré un régulateur PI par placement de pôles. Ensuite, dans la commande supervisée de la MAS, nous avons substitué les deux blocs (PI+FOC) par un régulateur neuronal. Ce dernier ne garantit pas les performances de la MAS lors des dérives paramétriques, une adaptation paramétrique est envisageable.

Cependant, l'utilisation de l'estimateur adaptatif de Garces, nous a permis d'adapter la constante de temps rotorique en temps réel. Dans le dernier chapitre, nous avons substitué cet estimateur par une structure neuronale, qui donne de très bons résultats en temps réel, et cela après identification et apprentissage.

## **PERSPECTIVES :**

- Substitution des blocs (PI + FOC + Estimateur adaptatif) par un seul réseau de neurones.
- Utilisation des autres technique modernes de commande pour résoudre les problèmes des dérives paramétriques et ainsi faire une étude comparative.
- Réalisation pratique de cet estimateur.

# ANNEXE A

## Les paramètres de la machine :

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.

## Les paramètres électriques

$$R_s = 4.850 \Omega.$$

$$L_s = 0.274 \text{ H}$$

$$R_r = 3.805 \Omega.$$

$$L_r = 0.274 \text{ H}$$

$$M = 0.258 \text{ H}$$

## Les paramètres mécaniques

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

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

# ANNEXE B

## Algorithme de back propagation :

Au départ, il faut toujours initialiser les poids synaptiques à des valeurs aléatoires comprises en générale entre  $-1$  et  $+1$

$P = 1, 2, \dots, n$  : nombres d'exemples à l'entrée du réseau  
 $J = 1, 2, \dots, L$  : nombres de neurones à la sortie du réseau  
 $I = 1, 2, \dots, N$  : nombre de neurones de la couche cachée  
 $X_p = (X_{p1}, X_{p2}, \dots, X_{pn})^t$  : le vecteur d'entrée  
 $Y_p = (X_{p1}, X_{p2}, \dots, X_{pm})^t$  le vecteur de sortie désiré

L'algorithme de back propagation se résume par les étapes suivantes :

- 1- Appliquer le vecteur d'entrée à la couche d'entrée
- 2- Calculer les entrées totales de chaque neurone de la couche cachée

$$\text{net}_{pj}^h = \sum W_{pj}^h X_{pi} + \theta_j^h \quad \text{où :}$$

$W_{pj}^h$  Représente le poids synaptique du  $j$  ème neurone de la provenance du  $i$  ème neurone de la couche précédente.

$\theta_j^h$  : Appelé bias (très sensible dans l'entraînement et adapté tout comme les poids synaptique).

- 3- Calculer les sorties de la couche cachée :  $i_{pj} = f_j^h(\text{net}_{pj}^h)$

Avec  $f_j^h$  fonction d'activation de la couche cachée.

- 4- Calculer les entrées totales des neurones de la couche de sortie :  $\text{net}_{pk}^o = \sum_{j=1}^L W_{kj}^o i_{pj} + \theta_k^o$

- 5- Calculer les sorties réelles du réseau :  $O_{pk} = f_k^o(\text{net}_{pk}^o)$

Avec  $f_k^o$  : fonction d'activation de la couche de sortie

- 6- Calculer les termes d'erreur commise sur la  $k$  ème unité de sortie :

$$\delta_{pk}^o = (Y_{pk} - O_{pk}) f_k^o(\text{Net}_{pk}^o)$$

- 7- Calculer les nouveaux poids de la couche de sortie :  $W_{kj}^o(n+1) = W_{kj}^o(n) + \eta \delta_{pk}^o i_{pj}$

- 8- Adaptation des poids de la couche cachée :  $W_{pj}^h(n+1) = W_{pj}^h(n) + \eta \delta_{pk}^o i_{pj} X_{pi}$

- 9- Calculer l'erreur totale :  $E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m \delta_{pk}^2$

# ANNEXE C

## Algorithme de la méthode de LEVENBERG MARQUARDT

La méthode de LEVENBERG-MARQUARDT est l'une des méthodes les 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 des poids lui parvenant des neurones qui le précèdent et qui inclus en plus le biais.

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

- [Bar 93] **L. Barazane** : Commande vectorielle d'un moteur asynchrone alimenté en courant, Thèse de Magister, ENP septembre 1993.
- [Ben 95] **Ben bellil** : Commande vectorielle d'une MAS alimentée en tension. Thèse de magister ENP 1995.
- [Ber 95] **E.M.Berkouk** : Contribution à la conduite des machines asynchrones monophasées et triphasées alimentées par des convertisseurs directs et indirects, application aux gradateurs et onduleurs multiniveaux. Thèse de doctorat, CNAM 1995.
- [Ber 95] **E.M.Berkouk** : Knowledge and control models for a three level voltage inverters, International Journal, Systems analysis Modeling Simulation, SAMS published by Gordon and Breach Science Publishers, Volumes 18-19.
- [Bla 72] **F. Blaschke** : The principle of field orientation as applied to a new tranvector closed-loop control system for rotating field machines, Siemens Rew, Vol 34, May 1972.
- [Cha 83] **J. Chatelain** : Machines électriques. Vol 2, ed Dunod 1983.
- [Fai 95] **A. Faidalah** : Contribution à l'identification et à la commande vectorielle des machines asynchrones, Thèse de doctorat de l'INPL, France, Février 1995.
- [Gar 80] **L.J. Garces** : Parameter Adaptation for the Speed Controlled Static AC Drive with a Squirrel Cage Induction Motor. IEEE transactions on industrial applications, Vol IA-16, No.2, March/April 1980.
- [Hau 95] **J.P. Hautier, P.J. Faucher et J.P. Caron** : Modélisation et commande de la machine asynchrone, Ed Technip Paris 1995.
- [Hér 94] **J. Hérault** : Réseaux neuronaux et traitement du signal. Traité des nouvelles technologies. Ed Hermes 1994.
- [Jod 94] **J.F. Jodouin** : Les réseaux de neurones : Principes et définitions. Ed. Hermes 1994.
- [Lou 98] **N.Lourci et R. Ameur** : Modélisation et commande d'un onduleur à cinq niveaux à structure NPC. Application à la machine asynchrone. PFE. ENP 1998.
- [Pat 96] **Patterson Dan W** : Artificial neural net works theory and applications, Prentice Hall 1996.
- [Seg 81] **G. Seguiet** : Introduction à l'électrotechnique approfondie, Techniques et documentations 1981.
- [Seg 89] **G. Seguiet et F. Labrique** : Les convertisseurs de l'électronique de puissance. Tome 4, Ed Lavoisier Tec et Doc, 1989.
- [Yed 98] **Y.M. Yeddou** : Etude de synthèse sur les réseaux de neurones et leurs applications, Thèse de Magister, ENP, 1998.
- [Zig 95] **D.A. Zighed** : Le neuromimétisme : Epistémologie, neurobiologie, informatique. Ed Hermes 1995.

تركز هذا البحث في استعمال تقنيات الشبكات العصبية الاصطناعية للتحكم في المحرك اللائز امني. بعد الحصول على مجموعة المعادلات الواضحة للمحرك اللائز امني، قمنا بتطبيق تقنية التدفق الموجه، التي تسمح انة بالتحكم في التدفق، الاستطاطيسي والعزمي المواند من غير ان يؤثر في المحرك بصفة مستقلة، مطابقة لمحرك التيار المستمر ذو الاوت المستقل. وبذلك، قمنا بتقديم مبادئ أساسية تتعلق بالشبكات العصبية الاصطناعية (الأنواع، الهندسة... الخ) للبرهان على قدرات استعمالها في الدوائر التحكمية. تم قلبه (المعدل  $(FOC + PI)$ ) بمعدل عضوني وأظهرنا فعاليته وجوده في التحكم في المحرك اللائز امني بعد ذلك، قمنا بدراسة تقنية التحكم على المحرك اللائز امني في سرعة دورانه وفق نموذج معين تم اختياره، والتدقيق له. والحاجة لمشاكل تغيرات قيمة الثابت الزمني المدرك وذلك بتطبيق تقنية GARCES، وفي الأخير قمنا باستبدال هذه التقنية بواسطة الشبكات العصبية الاصطناعية التي تصبط قيمة الثابت الزمني للمحرك لحظياً.

كلمات مفتاحية: المحرك اللائز امني، الشبكات العصبية الاصطناعية، تقنية التدفق الموجه، تقنية GARCES.

**Abstract**

This present work deals with the neural networks techniques, used in the control of the induction motor. After giving a reduced model of the motor, we have used the field oriented control technic, which allow the flux and the torque to be controlled independently, as in a DC machine with separated excitation. Then, we introduced the fundamental concepts of the artificial neural networks (types, architecture...) to show their capabilities in the treatment of non-linear models. Next, an application of these networks in the control of the induction machine is proposed in order to prove their efficiency in system identification by replacing the bloc (PI+FOC) by a neural regulator to control its speed, and to resolve the time varying parameters problem by the technic of Garcès, and finally, we implement this technic by a neural network which adapt the parametres online.

Key words : Induction machine, Neural networks, Field Oriented technic, Garcès technic.

**Résumé**

Ce mémoire porte sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la commande de la machine asynchrone. Après modélisation de la machine asynchrone, nous avons utilisé la technique de commande par flux orienté (commande vectorielle) qui permet de commander indépendamment le flux et le couple électromagnétique, comme dans une machine à courant continu à excitation séparée. Ensuite, nous avons introduit les concepts fondamentaux des réseaux de neurones artificiels (types, architectures...) pour démontrer leurs capacités dans le traitement des problèmes non linéaires. Puis, nous avons appliqué ces réseaux dans la commande de la machine par le remplacement des deux blocs (PI+FOC) par un régulateur neuronal qui commande la machine et régule sa vitesse, tout en tenant compte des variations des paramètres électriques, et cela en intégrant l'estimateur adaptatif de Garcès. Et finalement, nous substituons ce dernier par un réseau neuronal qui adapte le constante de temps électrique en temps réel.

Mots clés : Machine asynchrone, réseaux de neurones, technique d'orientation du flux, Méthode de Garcès.