

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE & POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

Ecole Nationale Polytechnique
Département de Génie Electrique

Mémoire de fin d'études
En vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en
Electrotechnique.

Thème

Commande par réseaux de neurones
artificiels d'une machine asynchrone
triphasée.

Dirigé par :

- M^r. B.Hemici.
- M^r. MO.Mahmoudi.

Etudié par :

- Mr. Benayache Rabia.
- Mr. Abdelaziz Samir.

ENP 10 , Avenue Hassen Badi

Promotion : Juin 2002.



SOMMAIRE

Notations	
Introduction générale	1

CHAPITRE I

Modélisation de la machine asynchrone

I.1. Introduction	3
I.2. Hypothèses simplificatrices	3
I.3. Modèle de la machine asynchrone triphasée	4
I.4. Equations électriques	4
I.5. Equations mécaniques	5
I.6. Transformation de PARK appliquée à la machine asynchrone	6
I.7. Choix du système d'axe de référence	7
I.8. Mise sous forme d'équation d'état	8
I.9. Simulation et interprétation	10

CHAPITRE II

Modélisation de l'alimentation de la machine

II Introduction	13
II.1. Modélisation du redresseur	13
II.2. Modélisation du filtre	13
II.3. Modélisation de l'onduleur à cinq niveaux	15
II.4. Modélisation du fonctionnement des onduleurs à cinq niveaux	15
II.4.1. Structure de l'onduleur NPC à cinq niveaux	15
II.4.2. Modélisation du fonctionnement d'un bras d'onduleur NPC à cinq niveaux	17
II.4.2.1. Différentes configuration d'un bras d'onduleur NPC à cinq niveaux	17
II.4.2.2. Réseau de Petri d'un bras d'onduleur NPC à cinq niveaux	19
II.5. Modélisation en vue de la commande	21
II.5.1. Hypothèses	21
II.5.2. Commandabilité des convertisseurs statiques	21
II.5.2.1. Fonction de connexion	21
II.5.2.2. Fonction génératrice	21
II.5.3. Modèle de connaissance de l'onduleur triphasé à cinq niveaux	22
II.5.4. Modélisation aux valeurs instantanées	23
II.5.4.1. Relation de conversion	27
II.5.5. Modélisation aux valeurs moyenne	29

II.6. Modélisation aux valeurs moyennes avec charge couplée en étoile avec neutre isolé.	32
II.7. Stratégies de commandes	34
II.7.1 Commande par hystérésis en courant.....	34
II.7.1.1. Principe.....	34
Conclusion.....	35

CHAPITRE III

Commande par flux orienté de la machine asynchrone

III.1. Introduction.....	36
III.2. Modèle du flux rotorique contrôlé en courant.....	36
III.3. Orientation du flux rotorique.....	37
III.4. Méthode d'orientation de flux rotorique	38
III.4.1. Méthode directe.....	38
III.4.1.1. Modèle dynamique du flux.....	38
III.4.2. Méthode indirecte.....	40
III.4.2.1. Structure de commande pour la méthode indirecte.....	40
III.4.2.2. Structure de commande du flux rotorique.....	40
III.5. Commande de la vitesse en boucle fermée.....	41
III.5.1. Calcul de Régulateur de vitesse	41
III.5.2. Calcul de Régulateur de position.....	42
III.6. Schéma bloc de la commande par orientation indirecte du flux rotorique.....	42
III.7. Simulation et interprétation.....	44
III.8. Conclusion.....	44

CHAPITRE IV

Commande par retour d'état de la machine asynchrone

IV.1. Introduction	51
IV.2. Equation différentielle vectorielle d'état du système continu.....	51
IV.3. Equations d'état du système échantillonné.....	51
IV.4. Structure optimale du réglage d'état	53
IV.4.1. Equations d'état du système	53
IV.5. Détermination des coefficients de réglage	55
IV.5.1. Coefficient de la contre réaction	55
IV.5.2. Coefficients de l'intervention directe des grandeurs de consigne et de perturbation.....	55
IV.6. Commande en vitesse de la MAS.....	55
IV.7. Commande en position de la MAS.....	57
IV.8. Résultats de simulation.....	59
IV.9. Conclusion.....	59

CHAPITRE V
Introduction aux réseaux de neurones

V.1 Introduction.....	64
V.2 Définition.....	65
V.3 Le neurone.....	65
V.3.1 Le neurone formel.....	67
V.3.2 Fonction d'activation.....	68
V.4 Structure général d'un réseau de neurones.....	72
V.5 Les mécanismes d'apprentissage.....	73
V.5.1 Apprentissage supervisé.....	73
V.5.2 Apprentissage non supervisé.....	74
V.6 Procédure d'apprentissage.....	74
V.7 Approximation des fonctions par RNA.....	76
V.8 Architecture des principaux réseaux de neurones.....	77
V.8.1 Perceptron.....	77
V.8.2 Adaline.....	77
V.8.3 L'associateur linéaire.....	78
V.8.4 Les réseaux récurrents.....	78
V.8.5 Les réseaux de Hop Field.....	78
V.8.6 Les réseaux compétitifs.....	78
V.8.7 Les cartes de Kohonen.....	79
V.9 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones.....	79
V.10 Conclusion.....	80

CHAPITRE VI
La commande de la machine asynchrone Par réseaux de neurones

VI.1. Introduction.....	81
VI.2. Structure de réseaux de neurones utilisés.....	81
VI.3. Apprentissage des réseaux de neurones.....	82
VI.4. Interprétation des résultats.....	84
VI.5. Conclusion.....	85

CONCLUSION GENERALE

- Annexe I.**
Annexe II.
Annexe III.
Bibliographie.

Dédicaces

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

Je dédie ce modeste travail :

-à ma très chère mère à qui je doit tout.

-à mon père.

-à mes frères(Hamza, Abass).

-à mes sœurs(Alima, Lilla, Afifa, Khaoula, Mardjana).

-à toute ma famille.

-à mes amis.

-et à tous ceux qui me sont chers.

Rabiâ

Dédicaces

المدرسة الوطنية للمتعمده التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

Je dédie ce modeste travail :

-à la mémoire de ma grande mère.

-à ma très chère mère à qui je doit tout.

-à mon père.

-à mon grand père.

-à ma grande mère.

-à mon frère.

-à ma sœur.

-à toute ma famille.

-à mes amis.

-et à tous ceux qui me sont chers

Samir

Remerciements

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
المكتبة — BIBLIOTHEQUE
Ecole Nationale Polytechnique

Nous tenons à remercier M^r.B.HEMICI pour nous avoir proposé ce sujet et accepté d'être notre encadreur tout le long de ce laborieux travail.

Ses conseils « guides » et ses éclaircissement, nous ont permis d'arriver à ces résultats qui ne seraient ce qu'ils sont sans apport scientifique et l'abnégation qu'il a montré au cours de l'encadrement de ce travail, qu'il trouve en ces quelques lignes l'expression de notre profonde gratitude et entière reconnaissance.

Nous remercions aussi tous les enseignants du département de génie électrique pour le savoir qu'ils nous ont inculqué, ainsi que tous les membres de jury pour avoir accepté de juger ce travail.

Nous tenons également à remercier M^r.MO.MAHMOUDI. Pour l'aide précieuse qu'il nous à apporté.

-Que tous les professeurs ayant contribués à notre formation trouvent ici l'expression de notre profonde gratitude.

-Que tous ceux qui nous ont aidés de près ou de loin trouvent ici notre profonde reconnaissance.

NOTATIONS



- A_s, B_s, C_s : Indices correspondants aux trois phases statoriques.
- a_r, b_r, c_r : Indices correspondants aux trois phases rotoriques.
- s, r : Indices des grandeurs statoriques et rotoriques.
- d, q : Axes correspondants au référentiel lié au champ tournant.
- L_s : Inductance propre cyclique stator.
- L_r : Inductance propre cyclique rotor.
- l_s : Inductance propre stator.
- l_r : Inductance propre rotor.
- M : Inductance cyclique mutuelle par phase.
- M_{sr} : Mutuelle inductance entre une phase statorique et une phase rotorique.
- R_s : Résistance statorique.
- R_r : Résistance rotorique.
- J : Moment d'inertie de la partie tournante.
- K_f : Coefficient de frottement visqueux.
- C_r : Couple résistant.
- C_{em} : Couple électromagnétique.
- Ω : Vitesse de rotation mécanique du rotor.
- θ_m : angle mécanique du rotor/stator.
- θ : Angle électrique rotor/stator.
- θ_s : Angle électrique du référentiel (d, q) /stator.
- θ_r : Angle électrique du référentiel (d, q) /rotor.
- w : Vitesse de rotation électrique du rotor.
- w_s : Vitesse de rotation électrique du repère (d, q) / stator.
- w_r : Vitesse de rotation électrique du repère (d, q) /rotor.
- p : nombre de paire de pôles.
- T_s : constante de temps statorique.
- T_r : constante de temps rotorique.
- S : opérateur de Laplace.
- K_p : paramètre de l'action proportionnelle.
- K_i : paramètre de l'action integral.

Introduction générale



Avec les progrès de l'électronique de puissance, liés à l'apparition de composants interrupteurs rapides, et le développement des technologies numériques de commande, il est possible de choisir une structure de commande beaucoup plus évoluée. Ainsi à présent, on peut mettre en évidence des principes de contrôle permettant d'obtenir des performances équivalentes à celles de la machine à courant continu.

La machine à courant continu à excitation séparée offre comme principal avantage d'être facilement commandable. Le flux et le couple sont découplés et contrôlés indépendamment. Grâce à cette propriété, de hautes performances dynamiques peuvent être atteintes. Cependant, la présence du collecteur mécanique limite ses domaines d'utilisations (puissance, vitesse, milieux de fonctionnements).

Face à ces limitations, la simplicité de construction, la robustesse et le coût de la machine asynchrone sont devenus très attractifs pour l'industrie. Toutefois, de nombreuses difficultés existent, à cause des principes de fonctionnement de la machine.

Les onduleurs les plus connus jusqu'ici sont les onduleurs à deux niveaux. Toutefois, certaines applications comme la traction électrique exigent des variateurs asynchrones triphasés fonctionnant à des puissances et/ou des vitesses très élevées. Ces onduleurs à deux niveaux sont limités en tension (1.4kV) et en puissance (1MVA). Pour monter en puissance et en tension, on associe généralement plusieurs de ce type d'onduleurs en série ou en parallèle, d'où une complication dans la commande et une augmentation du coût du système.

Pour remédier à ces inconvénients, un nouveau convertisseur continu- alternatif a vu jour, c'est l'onduleur multiniveaux à structure NPC.

Comme pour les moteurs à courant continu, on cherche à obtenir une commande découplée, pour réguler le flux dans la machine et le couple qu'elle développe indépendamment l'un de l'autre, les seules grandeurs accessibles étant les courants statoriques. Pour y parvenir, la méthode dite par flux orienté permet de piloter la machine suivant deux axes : un axe de flux et un axe de couple.

La commande vectorielle par orientation du flux, se base sur un contrôle effectif de l'état magnétique de la machine et du couple électromagnétique. Elle a été ces dernières années la voie de recherche la plus importante et la mieux adaptée aux exigences industrielles.

Pour l'étude des systèmes multi dimensionnels, on doit faire appel à la notion des variables d'état.

Le réseau de neurones artificiels (RNA) est connu par sa capacité de prendre à travers des exemples, et il est capable de traiter plusieurs données pour formuler une décision. Les réseaux de neurones ont prouvé leur efficacité à traiter les problèmes de non-linéarité.

Ce mémoire comporte six chapitres. Le premier chapitre est consacré à la représentation et à la modélisation de la machine asynchrone triphasée.

Le deuxième chapitre, représente la modélisation et la synthèse de la stratégie de commande de l'onduleur triphasée à cinq niveaux à structure NPC.

Le troisième chapitre est consacré à l'étude de la commande vectorielle appliquée à la machine asynchrone alimentée en courant.

Le quatrième chapitre concerne le dimensionnement de la commande par retour d'état, dans le cas de réglage de vitesse et celui de la position.

Le cinquième chapitre réunit les notions de bases sur la théorie des réseaux de neurones artificiels.

Le dernier chapitre est consacré à l'application des réseaux de neurones, pour identifier les régulateurs classiques et les régulateurs par retour d'état utilisés dans la commande de la machine asynchrone triphasée.

Chapitre I

Modélisation de la Machine asynchrone triphasee

1.1 Introduction

L'utilisation des machines électriques est l'objet d'une évolution très rapide, les moteurs à courant alternatif ont tendance à remplacer les moteurs à courant continu dans de nombreuses applications en raison du handicap du collecteur mécanique, de l'évolution de la conception des machines à courant alternatif et de leurs associations à des commandes électroniques performantes.

Le développement de l'entraînement électrique est étroitement lié à l'ensemble des disciplines du génie électrique dont notamment :

- Les progrès de l'électronique de puissance.
- L'apport de la modélisation et de la simulation, outils de conduite et de supervision .
- Pour les machines électriques, le développement a conduit à des réalisations performantes de moteurs en termes d'accroissement de la puissance ou du couple grâce à l'emploi de matériaux magnétiques nouveaux.

La modélisation d'une machine électrique est une phase primordiale de son développement, les progrès de l'informatique et de génie des logiciels permettant de réaliser des modélisations performantes et d'envisager l'optimisation des machines électriques.

Ainsi, la modélisation permet de guider les développements par une quantification des phénomènes. En outre, elle est d'un apport précieux en permettant d'une part de restituer une image de ce que l'on peut observer expérimentalement et d'autre part de prévoir des comportements de la machine plus variés que ceux de l'observation expérimentale.

Pour obtenir le modèle d'un système; trois tâches doivent être accomplies : choisir le modèle, déterminer ses paramètres et enfin vérifier sa validité.

1.2 hypothèses simplificatrices

- Entrefer constant, effet d'encoche négligée.
- Répartition sinusoïdale en fonction de θ et de l'induction magnétique dans l'entrefer.
- Pas de variation des résistances R_r et R_s en fonction de la température.
- La saturation du circuit magnétique, l'hystérésis, les courants de Foucault et l'effet de peau sont tous négligés. [1]

I.3 Modèle de la machine asynchrone triphasée

On présente la machine asynchrone comme suit :

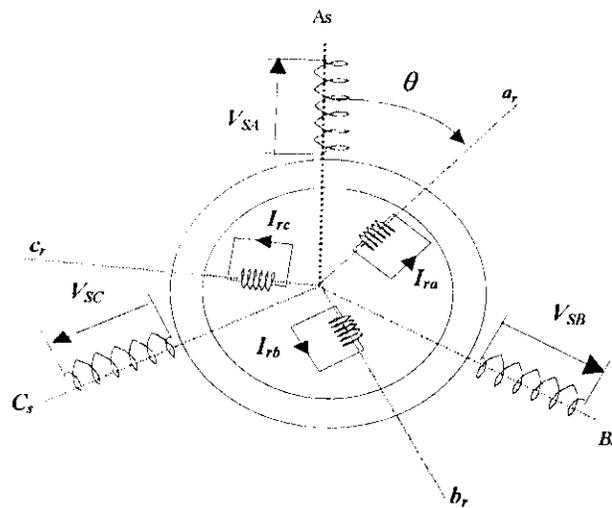


Fig.1.1 : Représentation schématique de la MAS.

I.4 Equations électriques

Les tensions triphasées au stator $[V_s]$, les courants statoriques $[I_s]$, et rotoriques $[I_r]$ sont reliées aux flux magnétiques totaux $[\phi_s]$ et $[\phi_r]$ par les équations différentielles suivantes :

- Au stator :

$$[V_s] = [R_s] [i_s] + \frac{d}{dt} [\phi_s]. \quad (I-1)$$

- Au rotor (avec un enroulement en court-circuit) :

$$[0] = [R_r] [i_r] + \frac{d}{dt} [\phi_r]. \quad (I-2)$$

Avec :

$$[V_s] = \begin{bmatrix} V_{SA} \\ V_{SB} \\ V_{SC} \end{bmatrix}, \quad [V_r] = \begin{bmatrix} V_{ra} \\ V_{rb} \\ V_{rc} \end{bmatrix}, \quad [i_s] = \begin{bmatrix} i_{SA} \\ i_{SB} \\ i_{SC} \end{bmatrix}, \quad [i_r] = \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix}$$

Et les flux magnétiques sont donnés par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} [\phi_s] &= [L_s][i_s] + [M_{sr}][i_r] \\ [\phi_r] &= [L_r][i_r] + [M_{rs}][i_s] \end{aligned} \quad (I-3)$$

avec :

$$[L_s] = \begin{bmatrix} l_s & M_s & M_s \\ M_s & l_s & M_s \\ M_s & M_s & l_s \end{bmatrix}, \quad [L_r] = \begin{bmatrix} l_r & M_r & M_r \\ M_r & l_r & M_r \\ M_r & M_r & l_r \end{bmatrix}$$

L'inductance mutuelle entre une phase statorique et une phase rotorique :

$$M_{sr} = M \cos \left[\theta + (k-1) \frac{2\pi}{3} - (j-1) \frac{4\pi}{3} \right]$$

Avec:

$$[M_{sr}] = M_{sr} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos \left(\theta + \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) \\ \cos \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \theta & \cos \left(\theta + \frac{2\pi}{3} \right) \\ \cos \left(\theta + \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (I-4)$$

D'où:

$$\begin{aligned} [V_s] &= [R_s][i_s] + \frac{d[L_s][i_s]}{dt} + \frac{d[M_{sr}][i_r]}{dt} \\ [0] &= [R_r][i_r] + \frac{d[L_r][i_r]}{dt} + \frac{d[M_{rs}][i_s]}{dt} \end{aligned} \quad (I-5)$$

1.5 Equations mécaniques

L'équation mécanique est donnée comme suit : $J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - k_f \Omega - C_r$ (I-6)

Le couple électromagnétique développé s'écrit : $C_{em} = p [i_s]^t \cdot \frac{\partial}{\partial \theta} [M_{sr}][i_r]$ (I-7)

I.6 Transformation de Park appliquée à la machine asynchrone

Le model de Park permet d'apporter certaines simplifications. Un choix judicieux du repère de Park permet d'obtenir un modèle de la machine asynchrone proche de celui de la machine à courant continu.

Le courant directe règle le flux et le courant en quadrature règle le couple électromagnétique.

Ce repère de Park Particulier peut être orienté sur l'axe du flux rotorique, flux statorique ou flux d'entrefer.

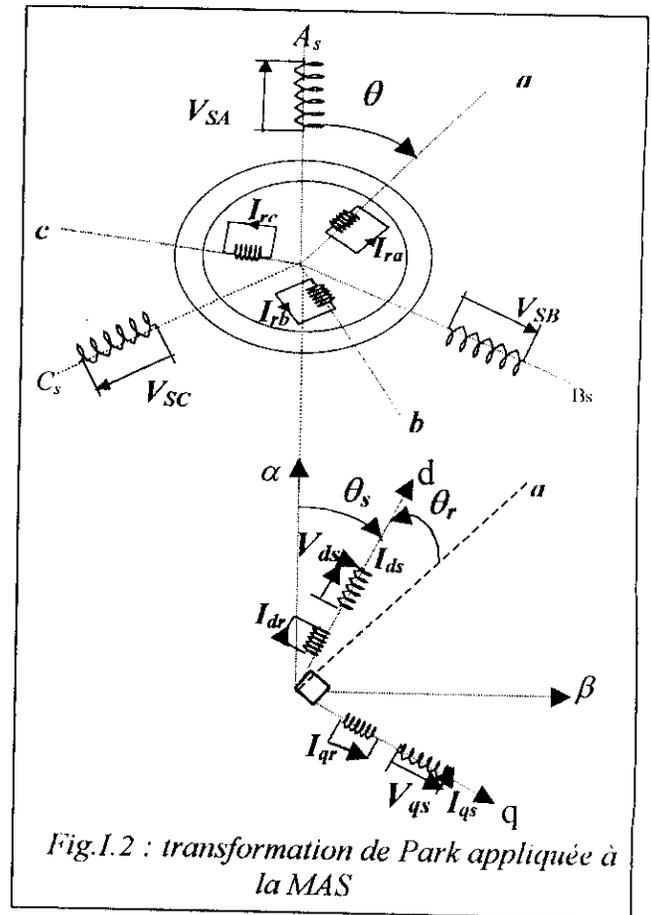


Fig.I.2 : transformation de Park appliquée à la MAS

La matrice de transformation modifiée $P(\theta)$ est donnée par :

$$[P(\theta)] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ -\sin(\theta) & -\sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (I-8)$$

La transformation modifiée inverse sera donc :

$$[P(\theta)]^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (I-9)$$

Les équations de la machine asynchrone définies dans le repère de Park, tournant à une vitesse de synchronisme ω_s sont :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d\phi_{ds}}{dt} - \omega_s \phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\phi_{qs}}{dt} + \omega_s \phi_{ds} \end{cases} \quad (I-10)$$

$$\begin{cases} 0 = R_r i_{dr} + \frac{d\phi_{dr}}{dt} - \omega_r \phi_{qr} \\ 0 = R_r i_{qr} + \frac{d\phi_{qr}}{dt} + \omega_r \phi_{dr} \end{cases} \quad (I-11)$$

Avec : $\omega_r = \omega_s - \omega$

ω_r : pulsation de glissement.
 ω_s : vitesse de synchronisme.
 ω : vitesse de rotation.

Les relations entre flux et courants sont données par :

$$\begin{cases} \phi_{ds} = L_s i_{ds} + M i_{dr} \\ \phi_{qs} = L_s i_{qs} + M i_{qr} \end{cases} \quad (I-12)$$

$$\begin{cases} \phi_{dr} = L_r i_{dr} + M i_{ds} \\ \phi_{qr} = L_r i_{qr} + M i_{qs} \end{cases} \quad (I-13)$$

$L_s = l_s - M_s$: L'inductance cyclique statorique.

$L_r = l_r - M_r$: L'inductance cyclique rotorique.

M : mutuelle inductance cyclique stator- rotor.

L'expression du couple électromagnétique : $C_{em} = \frac{3pM}{2L_r} (\phi_{dr} i_{qs} - \phi_{qr} i_{ds})$ (I-14)

I.7 choix du système d'axe de référence

On voit l'intérêt de la transformation de Park. Alors que les six courants réels et les six tensions réelles sont liés par des équations différentielles où de nombreux coefficients sont fonctions du temps, leurs composantes sont liées par des coefficients constants. De plus un choix convenable de θ_s et θ_r permet d'annuler un grand nombre de coefficients [1].

a) Axes de référence fixes par rapport au stator

$$\theta_s = 0 ; \theta_r = -\theta$$

$$\text{Alors : } \frac{d\theta_s}{dt} = 0 ; \frac{d\theta_r}{dt} = -\frac{d\theta}{dt} = -\omega$$

b) Axes de référence fixes par rapport au rotor

$$\theta_r = 0 ; \theta_s = \theta$$

$$\text{Alors : } \frac{d\theta_s}{dt} = 0 ; \frac{d\theta_r}{dt} = \frac{d\theta}{dt} = \omega$$

c) Axes de référence fixes par rapport au champ tournant

$$\theta_s = \omega_s t ; \omega = (1-g)\omega_s ; \theta_r = g\omega_s t$$

avec ω_s : vitesse du synchronisme.

Nous avons vu que la machine peut être présentée suivant plusieurs repères .dans notre étude nous avons choisi le référentiel (d,q) lié au champ tournant, le modèle de la machine asynchrone triphasée s'écrit comme suit :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d\phi_{ds}}{dt} - \omega_s \phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\phi_{qs}}{dt} + \omega_s \phi_{ds} \end{cases} \quad (\text{I-15})$$

$$\begin{cases} 0 = R_r i_{dr} + \frac{d\phi_{dr}}{dt} - \omega_r \phi_{qr} \\ 0 = R_r i_{qr} + \frac{d\phi_{qr}}{dt} + \omega_r \phi_{dr} \end{cases} \quad (\text{I-16})$$

1.8 mise sous forme d'équation d'état

Sous forme d'état, le modèle non linéaire de la machine asynchrone s'écrit :

$$\dot{X} = AX + BU.$$

$$\text{On prend : } X = (i_{ds}, i_{qs}, \phi_{dr}, \phi_{qr}, \omega)$$

$$U = (V_{ds}, V_{qs})$$

Avec :

$$\begin{cases} X : \text{vecteur d'état.} \\ U : \text{vecteur d'entrée.} \end{cases}$$

Après arrangement des équations (I-15) , (I-16) , (I-12) et (I-13) nous obtenons le modèle de la machine suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d}{dt} i_{ds} = \frac{1}{\sigma L_s} \left\{ - \left(R_s + \left(\frac{M}{L_r} \right)^2 R_r \right) i_{ds} + \sigma L_s \omega_s i_{qs} + \frac{M}{L_r} \omega_m \phi_{qr} + \frac{MR_r}{L_r^2} \phi_{dr} + V_{ds} \right\} \\ \frac{d}{dt} i_{qs} = \frac{1}{\sigma L_s} \left\{ - \left(R_s + \left(\frac{M}{L_r} \right)^2 R_r \right) i_{qs} - \sigma L_s \omega_s i_{ds} - \frac{M}{L_r} \omega \phi_{dr} + \frac{MR_r}{L_r^2} \phi_{qr} + V_{qs} \right\} \\ \frac{d\phi_{dr}}{dt} = \frac{R_r M}{L_r} i_{ds} - \frac{R_r}{L_r} \phi_{dr} + (\omega_s - \omega) \phi_{qr} \\ \frac{d\phi_{qr}}{dt} = \frac{R_r M}{L_r} i_{qs} - \frac{R_r}{L_r} \phi_{qr} - (\omega_s - \omega) \phi_{dr} \\ \frac{d}{dt} \omega = \frac{p^2 M}{J L_r} (\phi_{dr} i_{qs} - \phi_{qr} i_{ds}) - \frac{k_f}{J} \omega - \frac{p}{J} C_r \end{array} \right. \quad (I-17)$$

Avec : $\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_r L_s}$: Coefficient de dispersion de Blondel.

Le coefficient de dispersion de Blondel permet d'estimer les fuites de flux de la machine.

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

Le modèle de la machine peut s'écrire sous la forme d'états suivante :

$$\begin{bmatrix} \frac{di_{ds}}{dt} \\ \frac{di_{qs}}{dt} \\ \frac{d\phi_{dr}}{dt} \\ \frac{d\phi_{qr}}{dt} \end{bmatrix} = \frac{1}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} - \left(R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2} \right) & \omega_s \sigma L_s & \frac{M}{L_r T_r} & \frac{\omega M}{L_r} \\ - \omega_s \sigma L_s & - \frac{1}{\sigma L_s} \left(R_s + \frac{R_r M^2}{L_r^2} \right) & \frac{\omega M}{L_r} & \frac{M}{L_r T_r} \\ \frac{M}{T_r} & 0 & - \frac{1}{T_r} & - \omega_r \\ 0 & \frac{M}{T_r} & - \omega_r & - \frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \phi_{dr} \\ \phi_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \end{bmatrix}$$

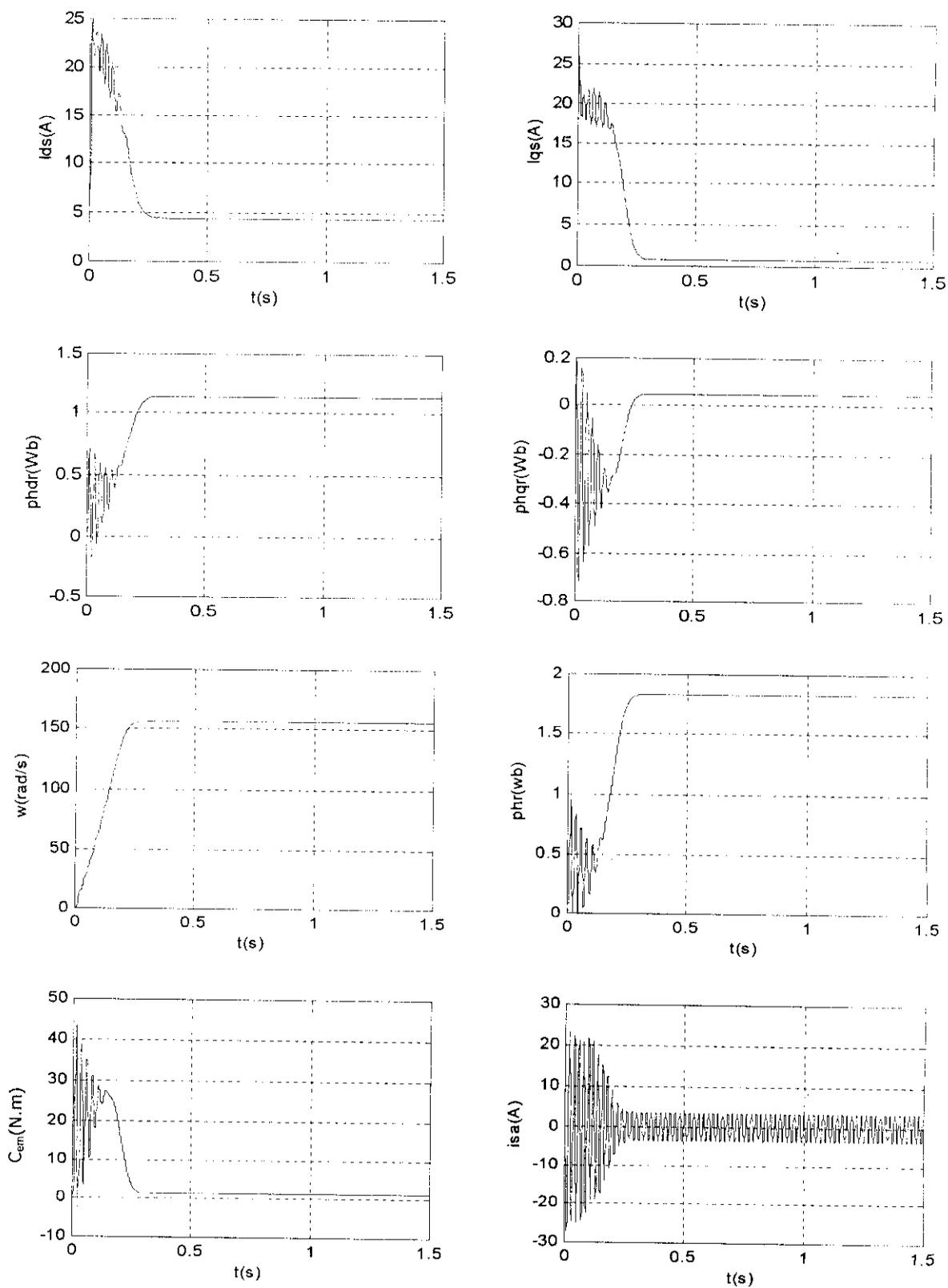
I.9 Simulation et interprétation

Au démarrage, la machine asynchrone soumise à la pleine tension est analogue à un transformateur statique, aux premiers instants, le courant statorique présente des déplacements excessifs (faible f.c.e.m et faible vitesse), mais qui disparaissent rapidement au bout de quelques alternances pour donner lieu à une forme sinusoïdale d'amplitude constante (régime permanent).

La courbe $C_{em} = f(t)$ présente au démarrage des battements importants ce qui explique le bruit engendré par la partie mécanique. Dès que la vitesse s'établit le couple s'annule, et Le flux rotorique atteint la valeur $1.2Wb$.

L'allure de la caractéristique de vitesse $\omega = f(t)$ présente des oscillations dans les premiers instants de démarrage avec un accroissement presque linéaire. Au cours de ces oscillations, il se produit la transformation de l'énergie cinétique du rotor tournant en énergie électromagnétique et inversement; La vitesse s'établit à une valeur proche de la vitesse du synchronisme.

Lorsqu'on applique un couple résistant $C_r = C_n = 10 N.m$ (C_n : couple nominal) Après une seconde du démarrage à vide, l'amplitude du courant augmente légèrement; Par contre la vitesse de rotation ω chute de $1500 tr/min$ à $1420 tr/min$ (vitesse nominale).



Figl-3 : la conduite de la machine asynchrone triphasée en pleine tension à vide

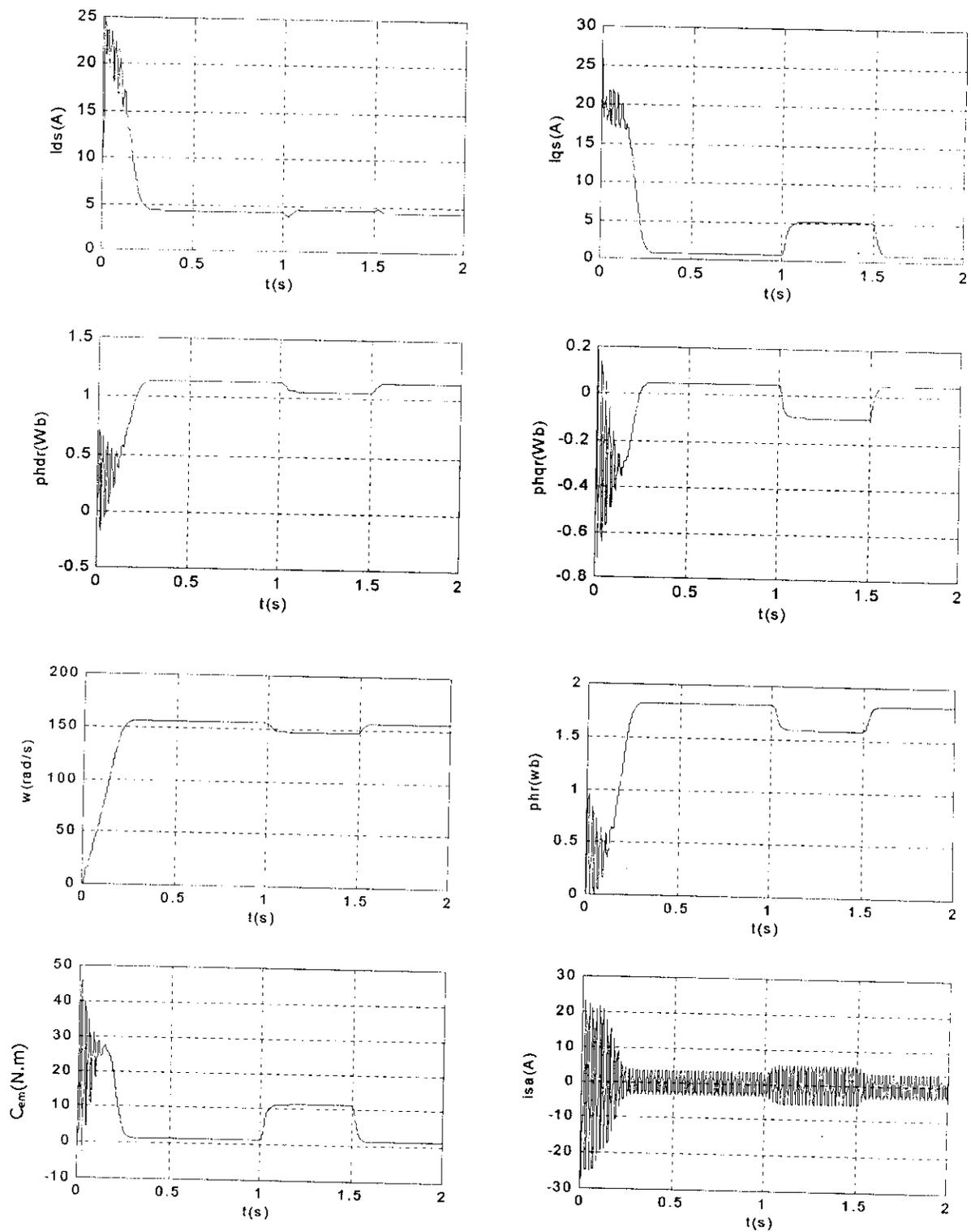


Fig-4 : la conduite de la machine asynchrone triphasée en pleine tension à vide avec application d'une charge ($C_r=C_n=10N.m$)

Chapitre II

Eude de l'onduleur à
cinq niveaux à
structure NPC

Introduction

On présente la modélisation de l'alimentation de la machine asynchrone qui est composée d'un onduleur de tension, et un redresseur à diodes alimentant cet onduleur.

On utilise un filtre passe-bas pour filtrer la tension redressée et réduire les ondulations du courant d'entrée.

II.1 Modélisation du redresseur

On peut schématiser le redresseur par la figure (Figure II.1)

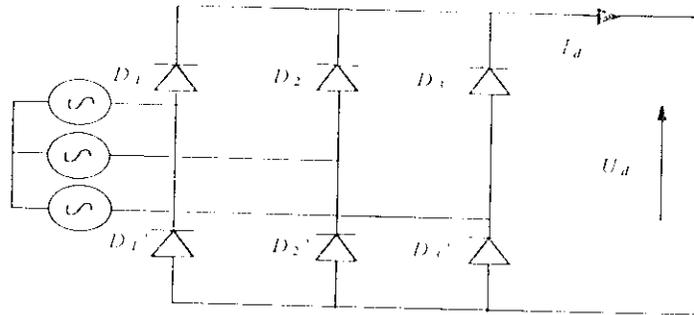


Fig II.1 Redresseur à diodes.

$$D_j \text{ conduit si } V_i = \max(V_j); j = 1,2,3; i = 1,2,3$$

$$D_i' \text{ conduit si } V_i = \min(V_j); j = 1,2,3; i = 1,2,3$$
(II.1)

Pendant chaque séquence de conduction la tension de sortie du redresseur U_d est :

$$U_d = V_i - V_k$$
(II.2)

avec :

$$V_i = \max(V_1, \max(V_2, V_3))$$
(II.3)

$$V_k = \min(V_1, \min(V_2, V_3))$$
(II.4)

Par conséquent :

$$U_d = \max(V_j) - \min(V_j); \quad j = 1,2,3$$
(II.5)

II.2 Modélisation du filtre

Le filtre (LC) est schématisé par la figure suivante (FigII.2):

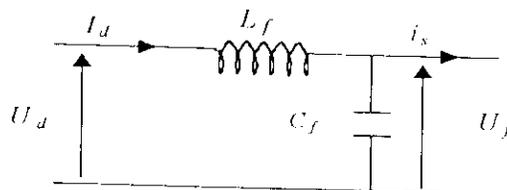


Fig II.2 Filtre (LC)

Ce filtre est modélisé par les équations suivantes :

$$\begin{cases} U_d = L_f \frac{dI_d}{dt} + U_f \\ \frac{dU_f}{dt} = \frac{1}{C_f} (I_d - i_s) \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

La fonction de transfert du filtre est donnée par la relation suivante :

$$F = \frac{U_f}{U_d} = \frac{1}{1 + (\sqrt{L_f C_f} s)^2} \quad (\text{II.7})$$

C'est un filtre de deuxième ordre avec une fréquence de coupure égale à :

$$f_c = \frac{1}{\sqrt{L_f C_f}} \quad (\text{II.8})$$

Le choix des valeurs de l'inductance et de la capacité, peut être obtenu en posant la condition simple qui consiste à éliminer les harmoniques d'ordre supérieur à deux.

Nous choisissons :

$$L_f = 100 \text{ mH}; \quad C_f = 250 \text{ } \mu\text{F}$$

II.3 Modélisation de l'onduleur à cinq niveaux

Dans le chapitre précédent, on a défini une modélisation de la machine asynchrone triphasée. Cette machine est alimentée par des onduleurs à deux niveaux de faible et moyenne tension et puissance.

On utilise généralement des groupements d'onduleur à deux niveaux pour des fortes puissances et hautes tensions. Pour remédier aux problèmes de ces groupements, une nouvelle structure d'onduleurs est proposée, à savoir l'onduleur à cinq niveaux à structure NPC [2].

Dans ce chapitre, on étudie la modélisation du fonctionnement et de commande des onduleurs NPC triphasés à cinq niveaux.

II.4. Modélisation du fonctionnement des onduleurs à cinq niveaux

II.4.1. Structure de l'onduleur NPC à cinq niveaux

L'onduleur triphasé à cinq niveaux à structure NPC (Neutral Point Clamping) étudié, comporte trois bras et quatre sources de tensions continue. Chaque bras comporte huit interrupteurs, six en série et deux en parallèle, plus deux diodes. Chaque interrupteur est composé d'une diode et un transistor monté en tête bêche [3]. Cet onduleur est schématisé dans la figure (II.4).

Pour simplifier la complexité de la structure de l'onduleur, on représente chaque paire transistor (T_{ks}) - diode (D_{ks}) par un seul interrupteur bidirectionnel (TD_{ks}) (Fig.II.1). On fait le raisonnement sur un seul bras, vue la symétrie de sa structure (Fig.II.5)

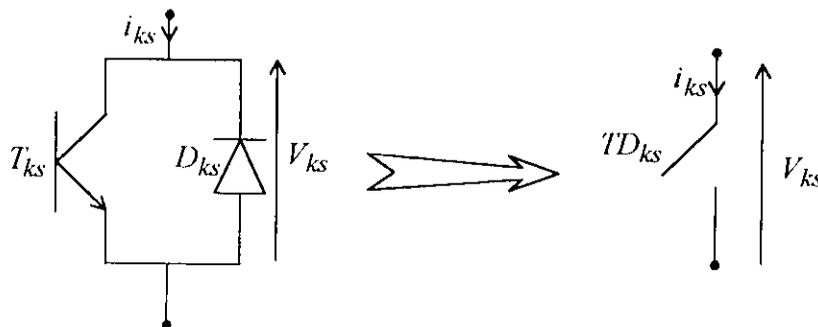


Fig II.3- Interrupteur bidirectionnel équivalent de la paire transistor - diode

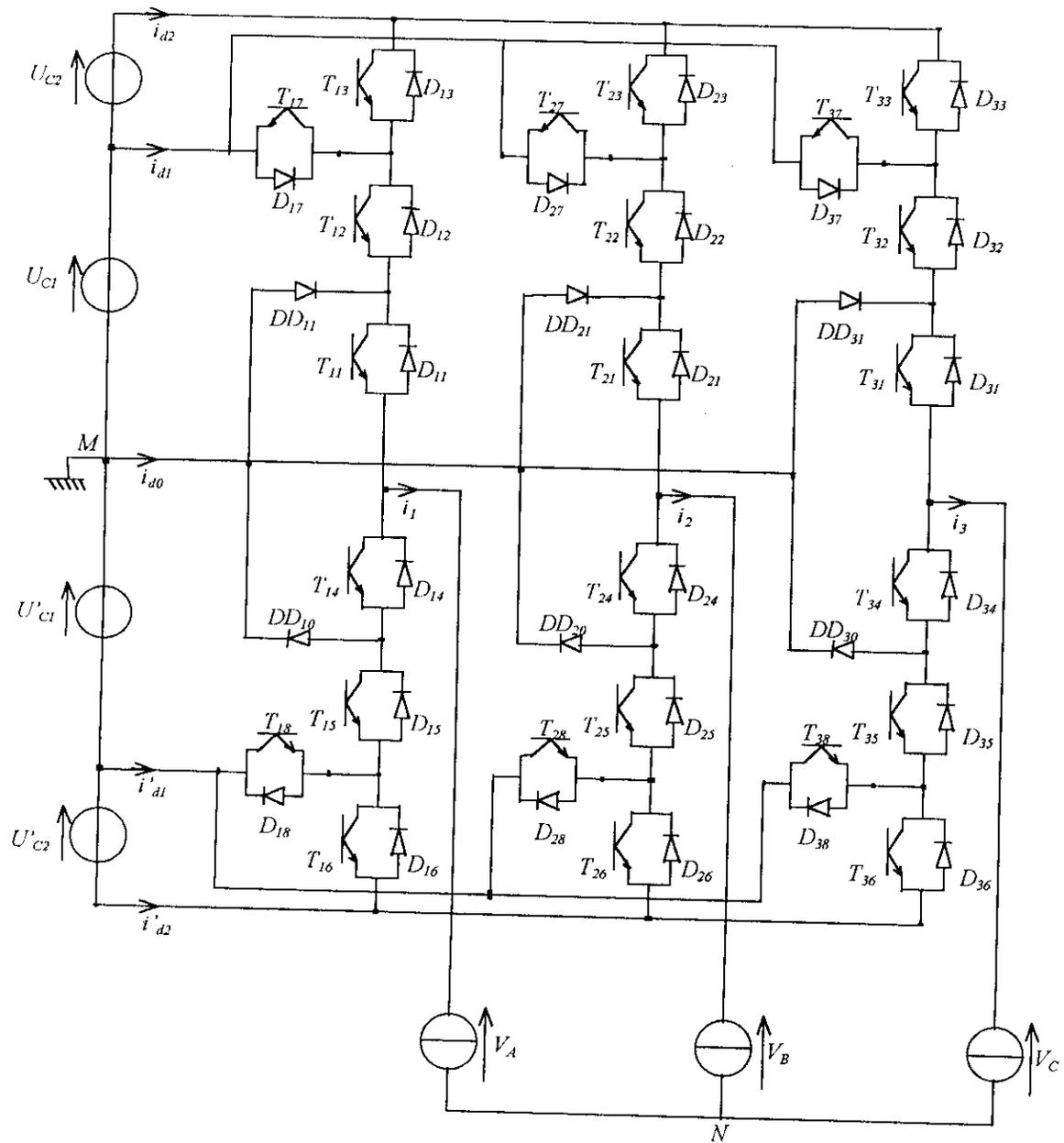


Fig.II.4- Onduleur triphasé à cinq niveaux à structure NPC.

II.4.2 Modélisation du fonctionnement d'un bras d'onduleur NPC à cinq niveaux

Vu la symétrie de la structure de l'onduleur triphasé à cinq niveaux, on procède par bras (Fig.II.5). On définit en premier lieu un modèle global d'un bras sans à priori sur la commande, ensuite on déduit celui de l'onduleur complet.

II.4.2.1 Différentes configurations d'un bras d'onduleur NPC à cinq niveaux

L'analyse d'un bras d'onduleur à cinq niveaux montre sept configurations possibles. Les différentes configurations sont représentées par la figure (II.6)

Le tableau (II.1) ci- dessous donne les grandeurs électriques caractérisant chaque configuration.

(M et V_{kM} représentent respectivement l'origine des potentiels et le potentiel du nœud k).

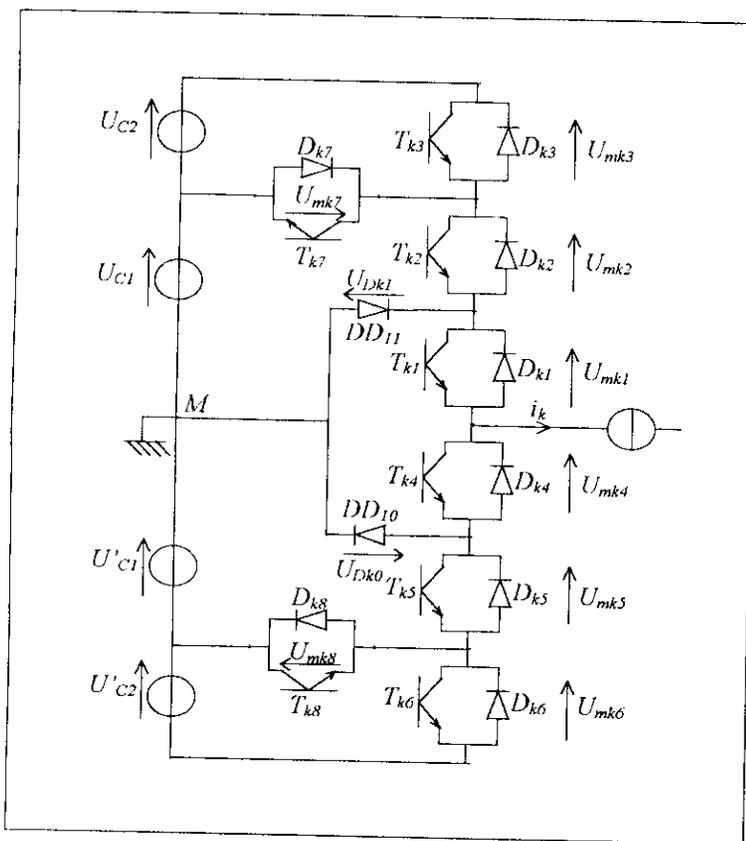


Fig.II.5- Un bras de l'onduleur à cinq niveaux à structure NPC.

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

- Une commande externe B_{ks} (l'ordre d'amorçage ou de blocage du semi-conducteur bidirectionnel T_{ks}).
- Une commande interne définie par les signes du courant du bras et des tensions aux bornes du semi-conducteur.

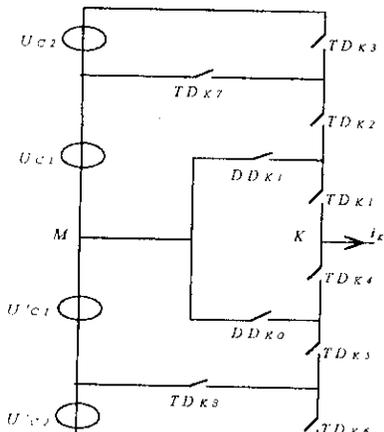


Fig.II.6.1- La configuration E_0

Configuration	Grandeurs électriques
E_0	$i_k=0$
E_1	$V_{kM}=U_{c1}+U_{c2}=2U_C$
E_2	$V_{kM}=U_{c1}=U_C$
E_3	$V_{kM}=0$
E_4	$V_{kM}=-U'_{c1}=-U_C$
E_5	$V_{kM}=-U'_{c1}-U'_{c2}=-2U_C$
E_6	$V_{kM}=0$

Tableau II.1- Grandeurs électriques pour chacune des configurations d'un bras k .

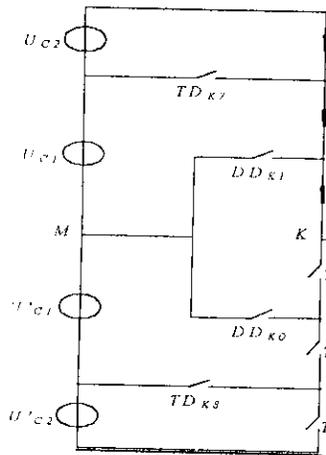


Fig.II.6.2- La configuration E_1

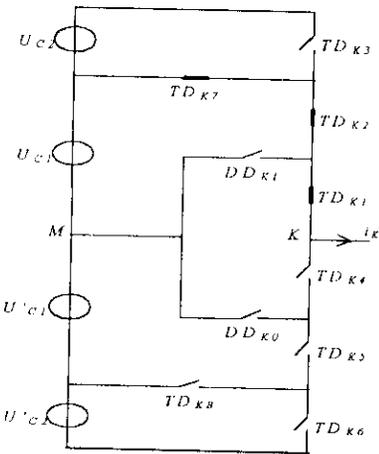


Fig.II.6.3- La configuration E_2

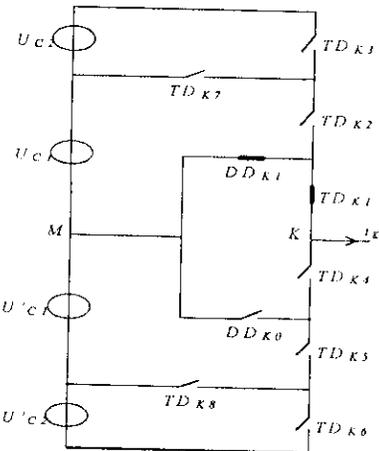


Fig.II.6.4- La configuration E_3

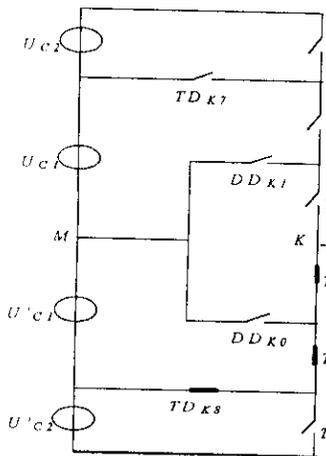


Fig.II.6.5- La configuration E_4

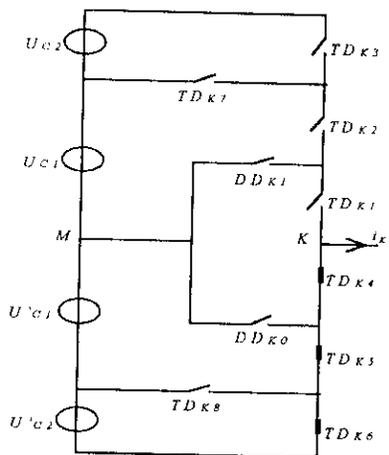


Fig.II.6.6- La configuration E_5

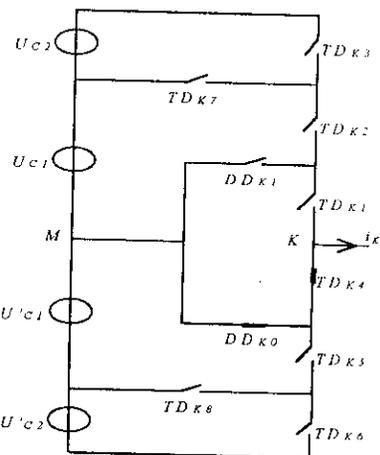


Fig.II.6.7- La configuration E_6

Fig.II.6. Les différentes configurations possibles pour un bras k de l'onduleur.

II.4.2.2 Réseau de Petri d'un bras d'onduleur NPC à cinq niveaux

La transition entre les différentes configurations donne le réseau de Petri (fig. II. 7). La variable R_{nm} intervenant dans le réseau de Petri représente la réceptivité de transition de la configuration E_m à la configuration E_n . Les différentes variables sont explicitées ci dessous :

$$\begin{aligned}
 R_{01} &= [(U_{mk1} > 0 \ \& \ B_{k1}) \ \& \ (U_{mk2} > 0 \ \& \ B_{k2}) \ \& \ (U_{mk3} > 0 \ \& \ B_{k3})] pu [(U_{mk1} < 0) \ \& \ (U_{mk2} < 0) \ \& \ (U_{mk3} < 0)] \\
 R_{02} &= [(U_{mk1} > 0 \ \& \ B_{k1}) \ \& \ (U_{mk2} > 0 \ \& \ B_{k2}) \ \& \ \bar{B}_{k3}] pu [(U_{mk1} < 0) \ \& \ (U_{mk2} < 0) \ \& \ B_{k7}] \\
 R_{03} &= [(U_{mk1} > 0 \ \& \ B_{k1}) \ \& \ \bar{B}_{k2} \ \& \ (U_{Dk1} > 0)] \\
 R_{04} &= [(U_{mk4} > 0 \ \& \ B_{k4}) \ \& \ (U_{mk5} > 0 \ \& \ B_{k5}) \ \& \ \bar{B}_{k6}] pu [(U_{mk4} < 0) \ \& \ (U_{mk5} < 0) \ \& \ B_{k8}] \\
 R_{05} &= [(U_{mk4} > 0 \ \& \ B_{k4}) \ \& \ (U_{mk5} > 0 \ \& \ B_{k5}) \ \& \ (U_{mk6} > 0 \ \& \ B_{k6})] pu [(U_{mk4} < 0) \ \& \ (U_{mk5} < 0) \ \& \ (U_{mk6} < 0)] \\
 R_{06} &= [(U_{mk4} > 0 \ \& \ B_{k4}) \ \& \ \bar{B}_{k5} \ \& \ (U_{Dk0} > 0)]
 \end{aligned}$$

$$R_{10} = (i_k = 0)$$

$$R_{12} = [(i_k > 0) \ \& \ B_{k1} \ \& \ B_{k2} \ \& \ \bar{B}_{k3}] ou [(i_k < 0) \ \& \ B_{k7}]$$

$$R_{13} = [(i_k > 0) \ \& \ B_{k1} \ \& \ \bar{B}_{k2}]$$

$$R_{14} = [(i_k > 0) \ \& \ \bar{B}_{k1} \ \& \ B_{k8}] ou [(i_k < 0) \ \& \ B_{k4} \ \& \ B_{k5}]$$

$$R_{15} = [(i_k > 0) \ \& \ \bar{B}_{k1}] ou [(i_k < 0) \ \& \ B_{k4} \ \& \ B_{k5} \ \& \ B_{k6}]$$

$$R_{16} = [(i_k < 0) \ \& \ \bar{B}_{k1} \ \& \ B_{k4}]$$

$$R_{20} = (i_k = 0)$$

$$R_{21} = [(i_k > 0) \ \& \ B_{k1} \ \& \ B_{k2} \ \& \ B_{k3}] ou [(i_k < 0) \ \& \ B_{k7}]$$

$$R_{23} = [(i_k > 0) \ \& \ B_{k1} \ \& \ \bar{B}_{k2}]$$

$$R_{24} = [(i_k > 0) \ \& \ \bar{B}_{k1} \ \& \ B_{k8}] ou [(i_k < 0) \ \& \ B_{k4} \ \& \ B_{k5}]$$

$$R_{25} = [(i_k > 0) \ \& \ \bar{B}_{k1} \ \& \ \bar{B}_{k8}] ou [(i_k < 0) \ \& \ B_{k4} \ \& \ B_{k5} \ \& \ B_{k6}]$$

$$R_{26} = [(i_k < 0) \ \& \ \bar{B}_{k1} \ \& \ B_{k4}]$$

$$R_{30} = (i_k = 0)$$

$$R_{31} = [(i_k > 0) \ \& \ B_{k1} \ \& \ B_{k2} \ \& \ B_{k3}]$$

$$R_{32} = [(i_k > 0) \ \& \ B_{k1} \ \& \ B_{k2}]$$

$$R_{34} = [(i_k > 0) \ \& \ \bar{B}_{k1} \ \& \ B_{k8}]$$

$$R_{35} = [(i_k > 0) \ \& \ \bar{B}_{k1} \ \& \ \bar{B}_{k8}]$$

$$R_{36} = impossible$$

$$\begin{aligned}
 R_{40} &= (i_k = 0) \\
 R_{41} &= [(i_k > 0) \& \bar{B}_{k8} \& B_{k1} \& B_{k2} \& B_{k3}] \text{ou} [(i_k < 0) \& \bar{B}_{k4} \& \bar{B}_{k7}] \\
 R_{42} &= [(i_k > 0) \& \bar{B}_{k8} \& B_{k1} \& B_{k2} \& \bar{B}_{k3}] \text{ou} [(i_k < 0) \& \bar{B}_{k4} \& B_{k7}] \\
 R_{43} &= [(i_k > 0) \& \bar{B}_{k8} \& B_{k1} \& \bar{B}_{k2}] \\
 R_{45} &= [(i_k > 0) \& \bar{B}_{k8}] \text{ou} [(i_k < 0) \& B_{k4} \& B_{k5} \& B_{k6}] \\
 R_{46} &= [(i_k < 0) \& \bar{B}_{k5}] \\
 \\
 R_{50} &= (i_k = 0) \\
 R_{51} &= [(i_k > 0) \& B_{k1} \& B_{k2} \& B_{k3}] \text{ou} [(i_k < 0) \& \bar{B}_{k4}] \\
 R_{52} &= [(i_k > 0) \& B_{k1} \& B_{k2} \& \bar{B}_{k3}] \text{ou} [(i_k < 0) \& \bar{B}_{k4} \& B_{k7}] \\
 R_{53} &= [(i_k > 0) \& B_{k1} \& \bar{B}_{k4}] \\
 R_{54} &= [(i_k > 0) \& B_{k4} \& B_{k5} \& B_{k8}] \text{ou} [(i_k < 0) \& \bar{B}_{k6}] \\
 R_{56} &= [(i_k < 0) \& \bar{B}_{k5}] \\
 \\
 R_{60} &= (i_k = 0) \\
 R_{61} &= [(i_k < 0) \& \bar{B}_{k4}] \\
 R_{62} &= [(i_k < 0) \& \bar{B}_{k4} \& B_{k7}] \\
 R_{63} &= \text{impossible} \\
 R_{64} &= [(i_k < 0) \& B_{k4} \& B_{k5} \& \bar{B}_{k6}] \\
 R_{65} &= [(i_k < 0) \& B_{k4} \& B_{k5} \& B_{k6}]
 \end{aligned}$$

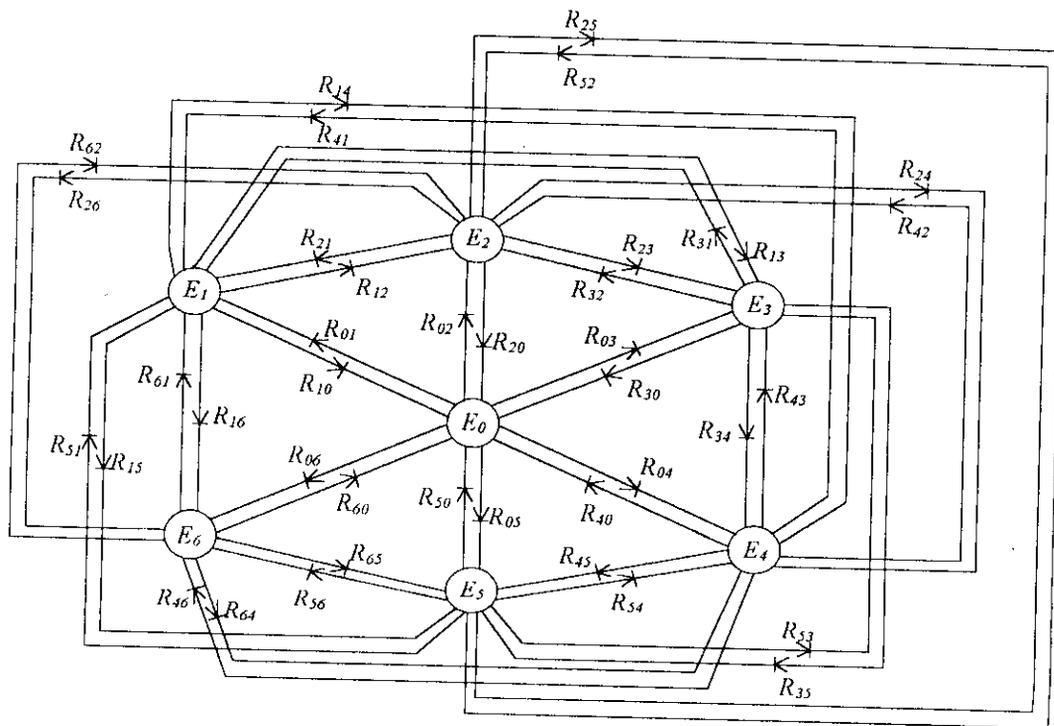


Fig.II.7- Réseau de Petri de fonctionnement d'un bras d'onduleur NPC à cinq niveaux.

II.5 Modélisation en vue de la commande

II.5.1 Hypothèses

On considère que la tension d'alimentation est parfaite. Cela veut dire que, quelque soit le courant i_k délivré par cette alimentation, la tension à ses bornes reste constante

$$(U_{C1} = U_{C2} = U'_{C1} = U'_{C2} = U_C).$$

On néglige la chute de tension aux bornes des semi-conducteurs devant la tension d'alimentation qui est de l'ordre de quelques centaines de volts.

II.5.2 Commandabilité des convertisseurs statiques

Un convertisseur statique est dit en mode commandable, si les transitions entre les différentes configurations sont effectuées seulement à l'aide de la commande externe. On suppose donc que cette condition est vérifiée dont on définit la notion de connexion [2].

II.5.2.1 Fonction de connexion

Chaque interrupteur TD_{ks} introduit une fonction de connexion F_{ks} , qui décrit son état ouvert ou fermé, tel que :

$$F_{ks} = \begin{cases} 1 & \text{si l'interrupteur } TD_{ks} \text{ est fermé} \\ 0 & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$$

II.5.2.2. Fonction génératrice

La fonction génératrice de connexion F'_{ksg} est une fonction continue qui représente la valeur moyenne de la fonction discontinue de connexion F'_{ks} sur une période de commutation T_c . Cette période T_c est supposée infiniment petite. La fonction génératrice de connexion F'_{ksg} est définie comme suit :

$$F'_{ksg} = \left[\frac{1}{T_c} \int_{nT_c}^{(n+1)T_c} F_{ks}(\tau) d\tau \right] \in [0,1] \quad \text{avec } n \in \mathbb{N} \text{ et } T_c \rightarrow 0. \quad (\text{II.9})$$

II.5.3 Modèle de connaissance de l'onduleur triphasé à cinq niveaux

II.5.3.1 Commande complémentaire

On adopte une commande complémentaire, pour éviter des courts-circuits des sources de tension par conduction de plusieurs interrupteurs, et pour que le convertisseur soit totalement commandable.

Pour un bras k de l'onduleur triphasé à cinq niveaux (Fig.II.4), et en mode commandable, on définit la commande complémentaire comme suit : (voir annexe II)

$$\begin{cases} B_{K4} = \overline{B}_{K2} \\ B_{K5} = \overline{B}_{K1} \\ B_{K6} = \overline{B}_{K3} \end{cases} \quad (\text{II.10})$$

B_{ks} est la commande de base du transistor T_{ks} de ce bras k . Les fonctions de connexion des interrupteurs du bras k sont liées par les relations suivantes :

$$\begin{cases} F_{K4} = 1 - F_{K2} \\ F_{K5} = 1 - F_{K1} \\ F_{K6} = 1 - F_{K3} \end{cases} \quad (\text{II.11})$$

On définit en plus une fonction de connexion du demi-bras, qu'on notera F_{km}^b avec :

k : numéro du bras

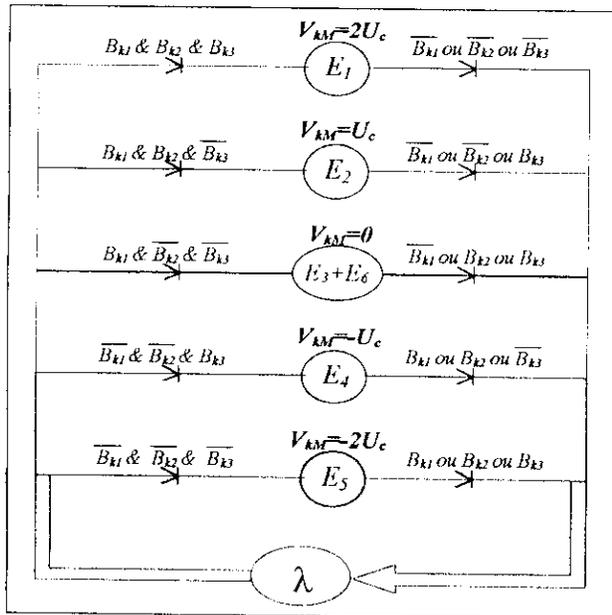
$m=1$ pour le demi-bras du haut, et $m=0$ pour le demi-bras du bas.

Pour un bras k , les fonctions de connexion des demi-bras s'expriment au moyen des fonctions de connexion des interrupteurs comme suit :

$$\begin{cases} F_{K1}^b = F_{K1} \cdot F_{K2} \cdot F_{K3} \\ F_{K0}^b = F_{K4} \cdot F_{K5} \cdot F_{K6} \end{cases} \quad (\text{II.12})$$

F_{k1}^b est associée au demi-bras du haut ($TD_{k1}, TD_{k2}, TD_{k3}$), F_{k0}^b est associée au demi-bras du bas ($TD_{k4}, TD_{k5}, TD_{k6}$).

Avec la commande complémentaire et en mode commandable, le réseau de Petri du fonctionnement d'un bras de l'onduleur NPC à cinq niveaux se simplifie de sept à cinq places. Le réseau de Petri parallèle obtenu dans ces conditions est représenté à la figure (II.8.a).



V_{kM}	B_{k1}	B_{k2}	B_{k3}
$2U_c$	1	1	1
U_c	1	1	0
0	1	0	0
$-U_c$	0	0	1
$-2U_c$	0	0	0

Fig.II.8.a- Réseau de Petri parallèle d'un bras d'onduleur à cinq niveaux en mode commandable.

Fig.II.8.b- Table d'excitation des interrupteurs de l'onduleur triphasé à cinq niveaux à structure NPC.

II.5.4 Modélisation aux valeurs instantanées : Modèle de connaissance

Cette modélisation sera effectuée en considérant l'association de l'onduleur de tension triphasé avec une charge triphasée, couplée en étoile avec neutre isolé. Dans notre cas particulier, cette charge sera constituée par la MAS. Nous allons tout d'abord définir les notations et les hypothèses que nous avons utilisées [3] :

- Tensions simples aux bornes de chaque phase de la charge : V_A, V_B, V_C .
- Tensions entre les points milieu de chaque bras de l'onduleur et le point milieu de l'alimentation continue de l'onduleur : V_{AM}, V_{BM}, V_{CM} .
- Tension entre le point neutre de la charge (point N) et le point milieu de l'alimentation continue de l'onduleur (point M) : V_{NM} .
- Charge triphasée couplée en étoile avec neutre isolé :

$$V_A + V_B + V_C = 0. \tag{II.13}$$

Les potentiels des nœuds A, B et C de l'onduleur triphasé à cinq niveaux par rapport au point milieu M sont donnée par le système suivant :

$$\begin{cases} V_{AM} = F_{11}F_{12}(1-F_{13})U_{C1} + F_{11}F_{12}F_{13}(U_{C1} + U_{C2}) - F_{14}F_{15}(1-F_{16})U'_{C1} - F_{14}F_{15}F_{16}(U'_{C1} + U'_{C2}) \\ V_{BM} = F_{21}F_{22}(1-F_{23})U_{C1} + F_{21}F_{22}F_{23}(U_{C1} + U_{C2}) - F_{24}F_{25}(1-F_{26})U'_{C1} - F_{24}F_{25}F_{26}(U'_{C1} + U'_{C2}) \\ V_{CM} = F_{31}F_{32}(1-F_{33})U_{C1} + F_{31}F_{32}F_{33}(U_{C1} + U_{C2}) - F_{34}F_{35}(1-F_{36})U'_{C1} - F_{34}F_{35}F_{36}(U'_{C1} + U'_{C2}) \end{cases} \quad (\text{II.14})$$

Pour l'onduleur triphasé à cinq niveaux, les fonctions de connexions des demi-bras sont définies selon les relations suivantes :

$$\begin{cases} F_{11}^b = F_{11}F_{12}F_{13} \\ F_{10}^b = F_{14}F_{15}F_{16} \end{cases}, \begin{cases} F_{21}^b = F_{21}F_{22}F_{23} \\ F_{20}^b = F_{24}F_{25}F_{26} \end{cases}, \begin{cases} F_{31}^b = F_{31}F_{32}F_{33} \\ F_{30}^b = F_{34}F_{35}F_{36} \end{cases} \quad (\text{II.15})$$

les fonctions de connexion des interrupteurs placée en parallèle sont définies comme suit :

$$\begin{cases} F_{17} = F_{11}F_{12}(1-F_{13}) \\ F_{18} = F_{14}F_{15}(1-F_{16}) \end{cases}, \begin{cases} F_{27} = F_{21}F_{22}(1-F_{23}) \\ F_{28} = F_{24}F_{25}(1-F_{26}) \end{cases}, \begin{cases} F_{37} = F_{31}F_{32}(1-F_{33}) \\ F_{38} = F_{34}F_{35}(1-F_{36}) \end{cases} \quad (\text{II.16})$$

En introduisant des fonctions dans le système (II.14), on aboutit au système suivant :

$$\begin{cases} V_{AM} = F_{17}U_{C1} + F_{11}^b(U_{C1} + U_{C2}) - F_{18}U'_{C1} - F_{10}^b(U'_{C1} + U'_{C2}) \\ V_{BM} = F_{27}U_{C1} + F_{21}^b(U_{C1} + U_{C2}) - F_{28}U'_{C1} - F_{20}^b(U'_{C1} + U'_{C2}) \\ V_{CM} = F_{37}U_{C1} + F_{31}^b(U_{C1} + U_{C2}) - F_{38}U'_{C1} - F_{30}^b(U'_{C1} + U'_{C2}) \end{cases} \quad (\text{II.17})$$

Sous forme matricielle (II.17) s'écrit :

$$\begin{bmatrix} V_{AM} \\ V_{BM} \\ V_{CM} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_{17} + F_{11}^b \\ F_{27} + F_{21}^b \\ F_{37} + F_{31}^b \end{bmatrix} U_{C1} + \begin{bmatrix} F_{11}^b \\ F_{21}^b \\ F_{31}^b \end{bmatrix} U_{C2} - \begin{bmatrix} F_{18} + F_{10}^b \\ F_{28} + F_{20}^b \\ F_{38} + F_{30}^b \end{bmatrix} U'_{C1} - \begin{bmatrix} F_{10}^b \\ F_{20}^b \\ F_{30}^b \end{bmatrix} U'_{C2} \quad (\text{II.18})$$

Le système (II.18) montre qu'un onduleur triphasé à cinq niveaux est une mise en série de quatre onduleurs à deux niveaux ou de deux onduleurs à trois niveaux.

Dans le cas où $U_{C1} = U_{C2} = U'_{C1} = U'_{C2} = U_C$, la relation (II.18) se réduit à :

$$\begin{bmatrix} V_{AM} \\ V_{BM} \\ V_{CM} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_{17} + 2F_{11}^b - F_{18} - 2F_{10}^b \\ F_{27} + 2F_{21}^b - F_{28} - 2F_{20}^b \\ F_{37} + 2F_{31}^b - F_{38} - 2F_{30}^b \end{bmatrix} U_C \quad (\text{II.19})$$

Les équations des mailles du système source - onduleur - charge donnent :

$$V_{AM} + V_{BM} + V_{CM} = V_A + V_B + V_C + 3V_{NM} \quad (\text{II.20})$$

La relation (II.13) permet d'exprimer :

$$V_{NM} = \frac{1}{3}(V_{AM} + V_{BM} + V_{CM}) \quad (\text{II.21})$$

Les tensions simples aux bornes de la charge sont :

$$\begin{cases} V_A = V_{AM} - V_{NM} = \frac{1}{3}(2V_{AM} - V_{BM} - V_{CM}) \\ V_B = V_{BM} - V_{NM} = \frac{1}{3}(-V_{AM} + 2V_{BM} - V_{CM}) \\ V_C = V_{CM} - V_{NM} = \frac{1}{3}(-V_{AM} - V_{BM} + 2V_{CM}) \end{cases} \quad (\text{II.22})$$

A partir des relations (II.18) et (II.22), on obtient le système matriciel donnant les expressions des tensions simples aux bornes de la charge :

$$\begin{bmatrix} V_A \\ V_B \\ V_C \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \left\{ \begin{bmatrix} F_{17} + F_{11}^b \\ F_{27} + F_{21}^b \\ F_{37} + F_{31}^b \end{bmatrix} U_{C1} + \begin{bmatrix} F_{11}^b \\ F_{21}^b \\ F_{31}^b \end{bmatrix} U_{C2} - \begin{bmatrix} F_{18} + F_{10}^b \\ F_{28} + F_{20}^b \\ F_{38} + F_{30}^b \end{bmatrix} U'_{C1} - \begin{bmatrix} F_{10}^b \\ F_{20}^b \\ F_{30}^b \end{bmatrix} U'_{C2} \right\} \quad (\text{II.23})$$

Dans le cas où $U_{C1} = U_{C2} = U'_{C1} = U'_{C2} = U_C$, la relation (II.23) se réduit à :

$$\begin{bmatrix} V_A \\ V_B \\ V_C \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_{17} + 2F_{11}^b - F_{18} - 2F_{10}^b \\ F_{27} + 2F_{21}^b - F_{28} - 2F_{20}^b \\ F_{37} + 2F_{31}^b - F_{38} - 2F_{30}^b \end{bmatrix} U_C \quad (\text{II.24})$$

Les différentes tensions composées de l'onduleur triphasé à cinq niveaux s'expriment comme suit :

$$\begin{bmatrix} U_{AB} \\ U_{BC} \\ U_{CA} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{AM} \\ V_{BM} \\ V_{CM} \end{bmatrix} \quad (\text{II.25})$$

En introduisant les fonctions de connexion des demi-bras et des interrupteurs, on obtient le système matricielle suivant :

$$\begin{bmatrix} U_{AB} \\ U_{BC} \\ U_{CA} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \left\{ \begin{bmatrix} F_{17} + F_{11}^b \\ F_{27} + F_{21}^b \\ F_{37} + F_{31}^b \end{bmatrix} U_{C1} + \begin{bmatrix} F_{11}^b \\ F_{21}^b \\ F_{31}^b \end{bmatrix} U_{C2} - \begin{bmatrix} F_{18} + F_{10}^b \\ F_{28} + F_{20}^b \\ F_{38} + F_{30}^b \end{bmatrix} U'_{C1} - \begin{bmatrix} F_{10}^b \\ F_{20}^b \\ F_{30}^b \end{bmatrix} U'_{C2} \right\} \quad (\text{II.26})$$

Dans le cas où $U_{C1} = U_{C2} = U'_{C1} = U'_{C2} = U_C$, cette relation se réduit à :

$$\begin{bmatrix} U_{AB} \\ U_{BC} \\ U_{CA} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_{17} + 2F_{11}^b - F_{18} - 2F_{10}^b \\ F_{27} + 2F_{21}^b - F_{28} - 2F_{20}^b \\ F_{37} + 2F_{31}^b - F_{38} - 2F_{30}^b \end{bmatrix} U_C \quad (\text{II.27})$$

Les courants d'entrée de l'onduleur, s'expriment en fonction des courants de la charge i_1, i_2, i_3 et les fonctions de connexion des interrupteurs comme suit :

$$\begin{cases} i_{d1} = F_{17}i_1 + F_{27}i_2 + F_{37}i_3 \\ i_{d2} = F_{11}F_{12}F_{13}i_1 + F_{21}F_{22}F_{23}i_2 + F_{31}F_{32}F_{33}i_3 \\ i'_{d1} = F_{18}i_1 + F_{28}i_2 + F_{38}i_3 \\ i'_{d2} = F_{14}F_{15}F_{16}i_1 + F_{24}F_{25}F_{26}i_2 + F_{34}F_{35}F_{36}i_3 \end{cases} \quad (\text{II.28})$$

En remplaçant les fonctions de connexion des interrupteurs par les fonctions de connexion des demi-bras, le système (II.28) devient :

$$\begin{cases} i_{d1} = F_{17}i_1 + F_{27}i_2 + F_{37}i_3 \\ i_{d2} = F_{11}^b i_1 + F_{21}^b i_2 + F_{31}^b i_3 \\ i'_{d1} = F_{18}i_1 + F_{28}i_2 + F_{38}i_3 \\ i'_{d2} = F_{10}^b i_1 + F_{20}^b i_2 + F_{30}^b i_3 \end{cases} \quad (\text{II.29})$$

Le courant i_{d0} s'exprime en fonction des courants d'entrée et des courants de charge par la relation :

$$i_{d0} + i_{d1} + i_{d2} + i'_{d1} + i'_{d2} = i_1 + i_2 + i_3 \quad (\text{II.30})$$

d'où le courant i_{d0} :

$$i_{d0} = (i_1 + i_2 + i_3) - (F_{17} + F_{18} + F_{11}^b + F_{10}^b)i_1 - (F_{27} + F_{28} + F_{21}^b + F_{20}^b)i_2 - (F_{37} + F_{38} + F_{31}^b + F_{30}^b)i_3 \quad (\text{II.31})$$

Pour l'onduleur triphasé à cinq niveaux le vecteur d'état est :

$[U_{C1} \ U_{C2} \ U'_{C1} \ U'_{C2} \ i_1 \ i_2 \ i_3]^t$, et ses entrées in ternes sont :

$$[V_A \ V_B \ V_C \ i_{d1} \ i_{d2} \ i'_{d1} \ i'_{d2} \ i_{d0}]^t \text{ ou } [U_{AB} \ U_{BC} \ U_{CA} \ i_{d1} \ i_{d2} \ i'_{d1} \ i'_{d2} \ i_{d0}]^t.$$

II.5.4.1 Relation de conversion

Cette relation est définie comme suit :

$$\begin{bmatrix} V_A \\ V_B \\ V_C \\ i_{d1} \\ i_{d2} \\ i'_{d1} \\ i'_{d2} \\ i_{d0} \end{bmatrix} = [N(t)] \begin{bmatrix} U_{C1} \\ U_{C2} \\ U'_{C1} \\ U'_{C2} \\ i_1 \\ i_2 \\ i_3 \end{bmatrix} \quad (\text{II.32});$$

$$\begin{bmatrix} U_{AB} \\ U_{BC} \\ U_{CA} \\ i_{d1} \\ i_{d2} \\ i'_{d1} \\ i'_{d2} \\ i_{d0} \end{bmatrix} = [M(t)] \begin{bmatrix} U_{C1} \\ U_{C2} \\ U'_{C1} \\ U'_{C2} \\ i_1 \\ i_2 \\ i_3 \end{bmatrix}; \quad (\text{II.33})$$

On appellera $[N(t)]$ matrice de conversion simple et $[M(t)]$ matrice de conversion composée.

On montre dans la figure (II.9) le modèle de connaissance global de l'onduleur triphasé à cinq niveaux en mode commandable associé à sa source de tension d'entrée et sa charge triphasée, on distingue deux parties :

- ✓ La partie commande qui est représentée par le réseau de Petri de fonctionnement de l'onduleur triphasé en mode commandable (Fig.II.9). Cette partie génère la matrice de conversion en utilisant la relation (II.33).
- ✓ La partie opérative qui est constituée :
 - D'un bloc discontinu délivrant les entrées internes générées par le convertisseur à partir de ses variables d'état et de la matrice de conversion.
 - D'un bloc continu qui représente le modèle d'état de la charge de l'onduleur et de sa source de tension d'entrée.

II.5.5 Modélisation aux valeurs moyennes : Modèle de commande

Le modèle de connaissance global présenté dans la (FigII.9) est bien adapté à la simulation, et donc à la validation des stratégies de commande. Pour l'adapter à la commande de l'onduleur par un calculateur numérique, on définit un modèle de commande en utilisant la notion de fonction génératrice (II.9).

Cette notion consiste à découper le fonctionnement de l'onduleur en intervalles de temps réguliers, qui définissent la période de fonctionnement de l'onduleur, nous noterons cette période par T_e . L'utilisation de ces fonctions génératrices permet une modélisation aux valeurs moyennes du bloc discontinu du modèle de connaissance (Fig.II.9).

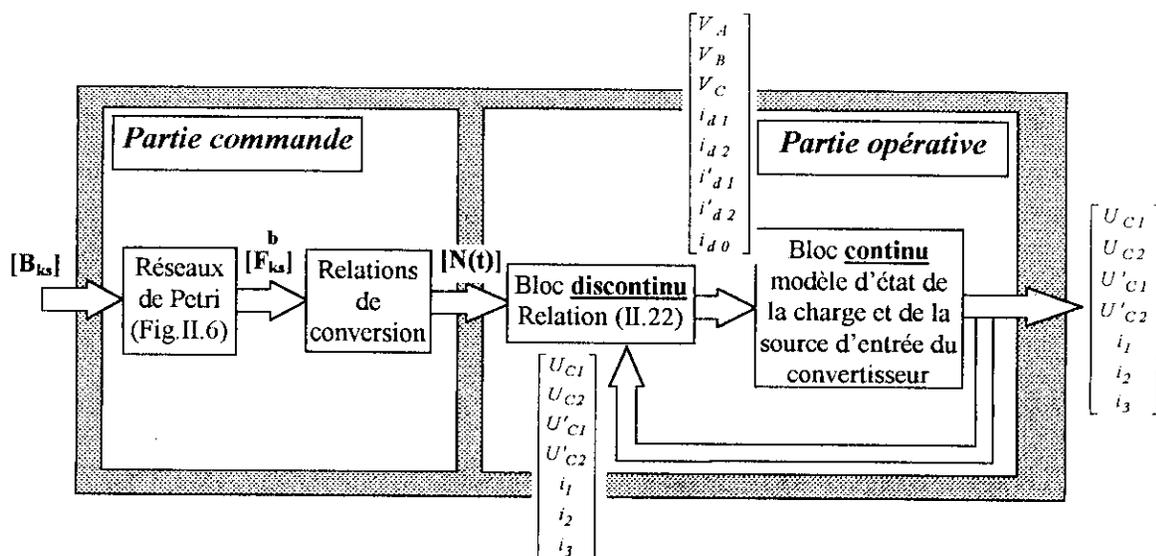


Fig.II.9- Modèle de connaissance de l'onduleur triphasé à cinq niveaux.

En utilisant ces fonctions génératrices et les valeurs moyennes instantanées des grandeurs électriques sur un intervalle T_e (T_e infiniment petit), les relations (II.32) et (II.33) de l'onduleur triphasé à cinq niveaux deviennent respectivement (II.36) et (II.37) avec $[N_g(t)]$ et $[M_g(t)]$ données par (II.38) et (II.39) respectivement la matrice génératrice de conversion simple et composée.

$$\begin{bmatrix} V_A \\ V_B \\ V_C \\ i_{d1} \\ i_{d2} \\ i'_{d1} \\ i'_{d2} \\ i_{d0} \end{bmatrix} = [N_g(t)] \begin{bmatrix} U_{C1} \\ U_{C2} \\ U'_{C1} \\ U'_{C2} \\ i_1 \\ i_2 \\ i_3 \end{bmatrix} \quad (II.36) ;$$

$$\begin{bmatrix} U_{AB} \\ U_{BC} \\ U_{CA} \\ i_{d1} \\ i_{d2} \\ i'_{d1} \\ i'_{d2} \\ i_{d0} \end{bmatrix} = [M_g(t)] \begin{bmatrix} U_{C1} \\ U_{C2} \\ U'_{C1} \\ U'_{C2} \\ i_1 \\ i_2 \\ i_3 \end{bmatrix} \quad (II.37)$$

La figure (II.10) présente le modèle de commande de l'onduleur triphasé à cinq niveaux. Les grandeurs de ce modèle sont toutes continues.

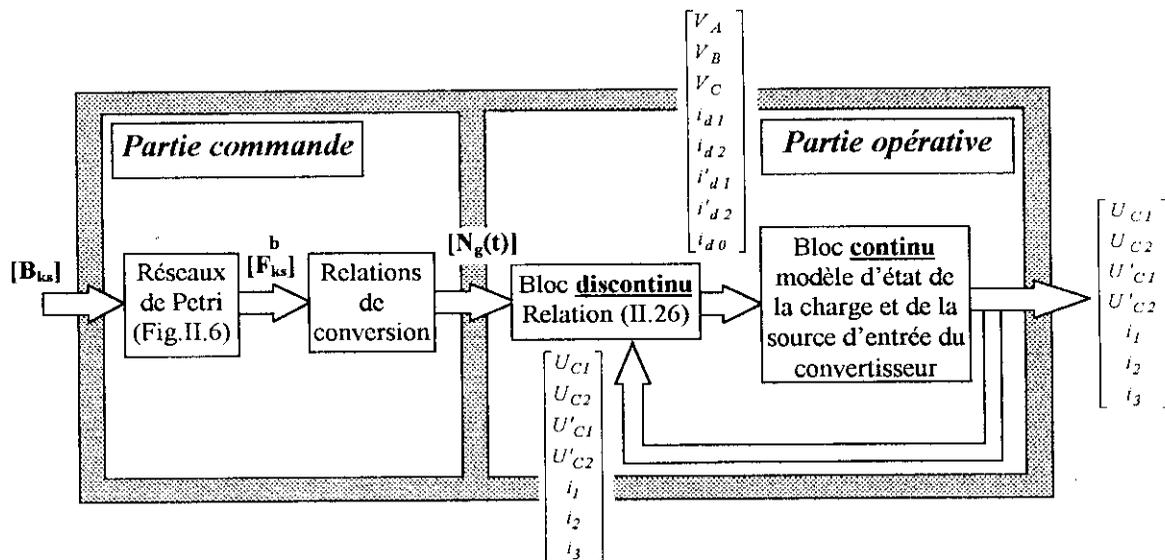


Fig.II.10- Modèle de commande de l'onduleur triphasé à cinq niveaux.

Matrice génératrice de conversion simple :

$$N_g(t) = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} [2(F_{17g} + F_{11g}^b) - (F_{27g} + F_{21g}^b) - (F_{37g} + F_{31g}^b)] - \frac{1}{3} (2F_{11g}^b - F_{21g}^b - F_{31g}^b) & -\frac{1}{3} [2(F_{18g} + F_{10g}^b) - (F_{28g} + F_{20g}^b) - (F_{38g} + F_{30g}^b)] - \frac{1}{3} (2F_{10g}^b - F_{20g}^b - F_{30g}^b) & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{3} [(F_{17g} + F_{11g}^b) + 2(F_{27g} + F_{21g}^b) - (F_{37g} + F_{31g}^b)] - \frac{1}{3} (-F_{11g}^b + 2F_{21g}^b - F_{31g}^b) & -\frac{1}{3} [(F_{18g} + F_{10g}^b) + 2(F_{28g} + F_{20g}^b) - (F_{38g} + F_{30g}^b)] - \frac{1}{3} (-F_{10g}^b + 2F_{20g}^b - F_{30g}^b) & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{3} [(F_{17g} + F_{11g}^b) - (F_{27g} + F_{21g}^b) + 2(F_{37g} + F_{31g}^b)] - \frac{1}{3} (F_{11g}^b - F_{21g}^b + 2F_{31g}^b) & -\frac{1}{3} [(F_{18g} + F_{10g}^b) - (F_{28g} + F_{20g}^b) + 2(F_{38g} + F_{30g}^b)] - \frac{1}{3} (-F_{10g}^b - F_{20g}^b + 2F_{30g}^b) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & F_{17g} & F_{27g} & F_{37g} \\ 0 & 0 & F_{11g}^b & F_{21g}^b & F_{31g}^b \\ 0 & 0 & F_{18g} & F_{28g} & F_{38g} \\ 0 & 0 & F_{10g}^b & F_{20g}^b & F_{30g}^b \\ 0 & 0 & 1 - (F_{17g} + F_{18g} + F_{11g}^b + F_{10g}^b) & 1 - (F_{27g} + F_{28g} + F_{21g}^b + F_{20g}^b) & 1 - (F_{37g} + F_{38g} + F_{31g}^b + F_{30g}^b) \end{bmatrix}$$

(II.38)

Matrice génératrice de conversion composée :

$$M_g(t) = \begin{bmatrix} \left[\begin{matrix} (F_{17g} + F_{11g}^b) - (F_{27g} + F_{21g}^b) \\ (F_{27g} + F_{21g}^b) - (F_{37g} + F_{31g}^b) \\ (F_{37g} + F_{31g}^b) - (F_{17g} + F_{11g}^b) \end{matrix} \right] & \left[\begin{matrix} (F_{11g}^b - F_{21g}^b) \\ (F_{21g}^b - F_{31g}^b) \\ (F_{31g}^b - F_{11g}^b) \end{matrix} \right] & \left[\begin{matrix} (F_{28g} + F_{20g}^b) - (F_{18g} + F_{10g}^b) \\ (F_{38g} + F_{30g}^b) - (F_{28g} + F_{20g}^b) \\ (F_{18g} + F_{10g}^b) - (F_{38g} + F_{30g}^b) \end{matrix} \right] & \left[\begin{matrix} (F_{20g}^b - F_{10g}^b) \\ (F_{30g}^b - F_{20g}^b) \\ (F_{10g}^b - F_{30g}^b) \end{matrix} \right] & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & F_{17g} & F_{27g} & F_{37g} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & F_{11g}^b & F_{21g}^b & F_{31g}^b \\ 0 & 0 & 0 & 0 & F_{18g} & F_{28g} & F_{38g} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & F_{10g}^b & F_{20g}^b & F_{30g}^b \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 - (F_{17g} + F_{18g} + F_{11g}^b + F_{10g}^b) & 1 - (F_{27g} + F_{28g} + F_{21g}^b + F_{20g}^b) & 1 - (F_{37g} + F_{38g} + F_{31g}^b + F_{30g}^b) \end{bmatrix}$$

(II.39)

II.6 Modélisation aux valeurs moyennes avec charge couplée en étoile avec neutre isolé

Comme le neutre de la charge de l'onduleur est isolé, on a :

$$\begin{cases} i_1 + i_2 + i_3 = 0 \\ V_A + V_B + V_C = 0 \\ i_{d1} + i_{d2} + i'_{d1} + i'_{d2} + i_{d0} = 0 \end{cases} \quad (\text{II.40})$$

Ce qui nous donne :

$$\begin{cases} i_3 = -(i_1 + i_2) \\ V_C = -(V_A + V_B) \\ i_{d0} = -(i_{d1} + i_{d2} + i'_{d1} + i'_{d2}) \end{cases} \quad (\text{II.41})$$

Et avec l'hypothèse $U_{C1} = U_{C2} = U'_{C1} = U'_{C2} = U_C$, le système (II.36) peut être réduit en utilisant $(V_A, V_B, i_{d1}, i_{d2}, i'_{d1}, i'_{d2}, U_C, i_1 \text{ et } i_2)$ au système suivant :

$$\begin{bmatrix} V_A \\ V_B \\ i_{d1} \\ i_{d2} \\ i'_{d1} \\ i'_{d2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} N_{rg}(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_C \\ i_1 \\ i_2 \end{bmatrix} \quad (\text{II.42})$$

De même la relation (II.40) peut être réduite (la somme des tensions composées est nulle). Remplaçons dans (II.42) les tensions simples V_A et V_B par les tensions composées U_{AB} et U_{BC} on obtient le système (II.43).

$$\begin{bmatrix} U_{AB} \\ U_{BC} \\ i_{d1} \\ i_{d2} \\ i'_{d1} \\ i'_{d2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_{rg}(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_C \\ i_1 \\ i_2 \end{bmatrix} \quad (\text{II.43})$$

On appellera $[N_{rg}(t)]$ et $[M_{rg}(t)]$ données par (II.44) et (II.45) respectivement la matrice réduite de conversion simple et composée de l'onduleur triphasé à cinq niveaux.

Matrice réduite génératrice de conversion simple

$$N_{rg}(t) = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} [+ 2(F_{17g} - F_{18g} + 2F_{11g}^b - 2F_{10g}^b) - (F_{27g} - F_{28g} + 2F_{21g}^b - 2F_{20g}^b) - (F_{37g} - F_{38g} + 2F_{31g}^b - 2F_{30g}^b)] & 0 & 0 \\ \frac{1}{3} [- (F_{17g} - F_{18g} + 2F_{11g}^b - 2F_{10g}^b) + 2(F_{27g} - F_{28g} + 2F_{21g}^b - 2F_{20g}^b) - (F_{37g} - F_{38g} + 2F_{31g}^b - 2F_{30g}^b)] & 0 & 0 \\ 0 & & F_{17g} - F_{37g} & F_{27g} - F_{37g} \\ 0 & & F_{11g}^b - F_{31g}^b & F_{21g}^b - F_{31g}^b \\ 0 & & F_{18g} - F_{38g} & F_{28g} - F_{38g} \\ 0 & & F_{10g}^b - F_{30g}^b & F_{20g}^b - F_{30g}^b \end{bmatrix} \quad (\text{II.44})$$

Matrice réduite génératrice de conversion composée :

$$M_{rg}(t) = \begin{bmatrix} \left[(F_{17g} - F_{18g} + 2F_{11g}^b - 2F_{10g}^b) - (F_{27g} - F_{28g} + 2F_{21g}^b - 2F_{20g}^b) \right] & 0 & 0 \\ \left[(F_{27g} - F_{28g} + 2F_{21g}^b - 2F_{20g}^b) - (F_{37g} - F_{38g} + 2F_{31g}^b - 2F_{30g}^b) \right] & 0 & 0 \\ 0 & & F_{17g} - F_{37g} & F_{27g} - F_{37g} \\ 0 & & F_{11g}^b - F_{31g}^b & F_{21g}^b - F_{31g}^b \\ 0 & & F_{18g} - F_{38g} & F_{28g} - F_{38g} \\ 0 & & F_{10g}^b - F_{30g}^b & F_{20g}^b - F_{30g}^b \end{bmatrix} \quad (\text{II.45})$$

II.7 Stratégies de commandes

II.7.1 Commande par hystérésis en courant

II.7.1.1 Principe

La commande par hystérésis consiste à comparer le 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-11) explique le principe de la stratégie de commande par hystérésis en courant.

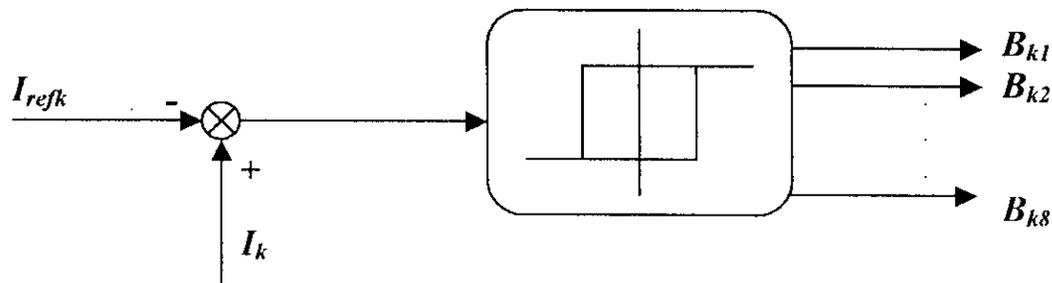


Fig II.11 Principe de la stratégie de commande par hystérésis en courant

Ce type de commande contrôle la puissance active et réactive fournie par le réseau. Les performances de cette stratégie sont fortement liées à la largeur de la bande d'hystérésis Δi qui impose l'ondulation du courant.

On constate que le contrôle des courants par hystérésis est caractérisé par une fréquence de modulation variable. Cette variation sera d'autant plus élevée que la valeur d'hystérésis sera faible.

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 .

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

Les courants de référence pour l'onduleur triphasé à cinq niveaux alimentant la charge triphasée sont donnés par le système (II-46) suivant :

$$\begin{cases} I_{ref1} = I_{eff} \sqrt{2} \sin(\omega t - \varphi) \\ I_{ref2} = I_{eff} \sqrt{2} \sin(\omega t - \varphi - 2\pi/3) \\ I_{ref3} = I_{eff} \sqrt{2} \sin(\omega t - \varphi - 4\pi/3) \end{cases} \quad (II.46)$$

L'algorithme de la commande par hystérésis en courant se résume pour un bras k de l'onduleur triphasé à cinq niveaux par le système (II-47).

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

$$\begin{cases} \text{Si } [(\varepsilon_k \geq \Delta i) \& (\varepsilon_k \leq 2\Delta i)] \text{ ou } [(\varepsilon_k \leq -\Delta i) \& (\varepsilon_k \geq -2\Delta i)] \Rightarrow B_{k1} = 1, B_{k2} = 0; \\ \text{Si } \varepsilon_k \geq 2\Delta i \Rightarrow B_{k1} = 0, B_{k2} = 0; \\ \text{Si } \varepsilon_k \leq -2\Delta i \Rightarrow B_{k1} = 1, B_{k2} = 1; \end{cases} \quad (II.47)$$

Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté la modélisation du redresseur, du filtre, et le modèle de fonctionnement de l'onduleur triphasé à cinq niveaux sans a priori sur la commande en utilisant le réseau de Petri.

En vue de la commande de l'onduleur triphasé à cinq niveaux, on a élaboré son modèle sans a priori sur la source de tension et de courant. On a montré qu'en utilisant les fonctions génératrices, on aboutit à un modèle homogène où toutes ses grandeurs sont continues.

L'utilisation des fonctions de connexion des demi-bras de l'onduleur triphasé à cinq niveaux, nous a permis d'avoir l'analogie entre les tensions de sortie de l'onduleur à cinq niveaux et celles à deux niveaux. On a montré également que l'onduleur triphasé à cinq niveaux est la mise en série de quatre onduleurs à deux niveaux ou de deux onduleurs à trois niveaux.

La stratégie de commande par hystérésis en courant est généralement utilisée dans le cas où on veut réaliser une commande de la charge en courant.

Chapitre III

Commande par flux orienté

III.1 Introduction

Le principal problème de la commande vectorielle du moteur asynchrone réside dans l'estimation du flux dans la machine. Comme il n'existe actuellement pas de solutions technologiques satisfaisantes pour mesurer le flux, celui-ci est généralement estimé à partir d'un modèle de la machine. L'estimation du flux est alors naturellement sensible aux incertitudes sur les paramètres électriques intervenant dans ce modèle. Ainsi, l'objectif principal des recherches réalisées est de proposer aux utilisateurs une solution de commande vectorielle robuste ne faisant pas appel à des exigences trop fortes en termes de connaissances paramétriques.

La commande par flux orienté d'une machine asynchrone consiste à réaliser un découplage entre le couple électromagnétique et le flux rotorique. Un choix judicieux du repère de PARK permet de ramener toutes les grandeurs électromagnétiques sur un seul repère.

Le choix convenable du repère d'observation (d, q) , avec l'axe d lié sur le flux rotorique permet alors d'obtenir un modèle du moteur asynchrone où la composante i_{ds} du courant statorique règle le flux et la composante en quadrature i_{qs} contrôle le couple si le flux rotorique maintenu constant.

Ce type de contrôle est appelé commande par orientation du champ (commande vectorielle). Cette dernière a été proposée par « BLASCHKE » [4] au début des années 70 et n'a pu être concrétisé que durant les années 80 grâce au développement de la micro-électronique et de l'électronique de puissance.

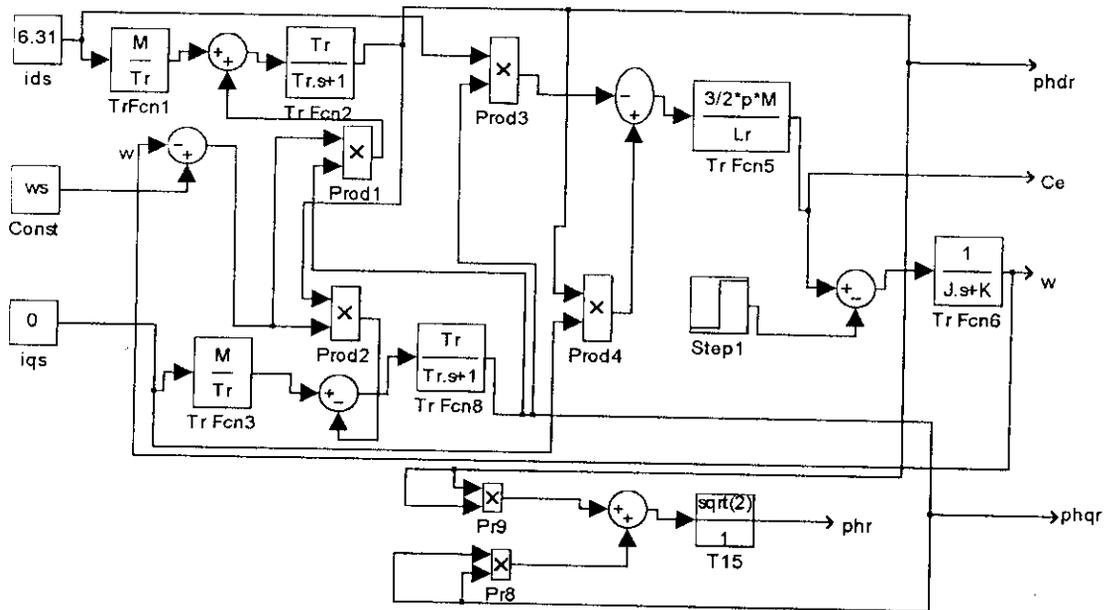
III.2 Modèle du flux rotorique contrôlé en courant

Les équations de ce modèle s'expriment en fonction des variables d'état ϕ_{dr} et ϕ_{qr} , où les courants statoriques i_{qs} et i_{ds} sont les grandeurs de commande :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\phi_{dr}}{dt} = -\frac{1}{T_r} \phi_{dr} + \omega_r \phi_{qr} + \frac{M}{T_r} i_{ds} \\ \frac{d\phi_{qr}}{dt} = -\frac{1}{T_r} \phi_{qr} - \omega_r \phi_{dr} + \frac{M}{T_r} i_{qs} \\ J \frac{d\Omega}{dt} = C_e - C_r - K_f \Omega \end{array} \right. \quad \text{(III-1)} \quad \text{Avec :}$$

ω_r : Pulsation de glissement.
 K_f : Coefficient de frottement.

Le schéma block de ce modèle est représenté comme suit :



FigIII.1 : Modèle du flux rotorique commandé en courant

III.3 Orientation du flux rotorique

L'orientation du flux rotorique se fait en disposant le repère de façon à aligner le vecteur ϕ_r avec l'axe d . n aura donc :

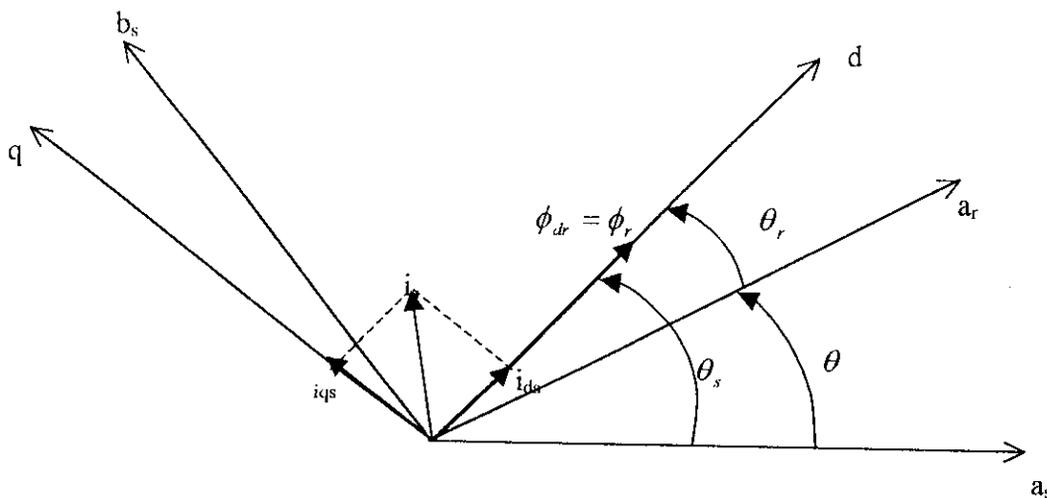
$$\begin{cases} \phi_{qr} = 0 \\ \phi_{dr} = \phi_r \end{cases} \quad (III-2)$$


Fig. III-2 : modèle d'orientation de flux rotorique.

À partir des conditions précédentes (II-2) on obtient le modèle simplifier suivant :

$$\begin{cases} \frac{d\phi_r}{dt} = -\frac{1}{T_r}\phi_r + \frac{M}{T_r}i_{ds} \\ J\frac{d\Omega}{dt} = C_e - C_r - K_f\Omega \end{cases} \quad \begin{cases} C_e = \frac{3pM}{2L_r}(\phi_r i_{qs}) \\ \omega_r = \frac{M i_{qs}}{T_r \phi_r} \end{cases} \quad (III-3)$$

Avec : $\omega_r = \omega_s - \omega$.

Ce modèle est représenté par le schéma bloc suivant :

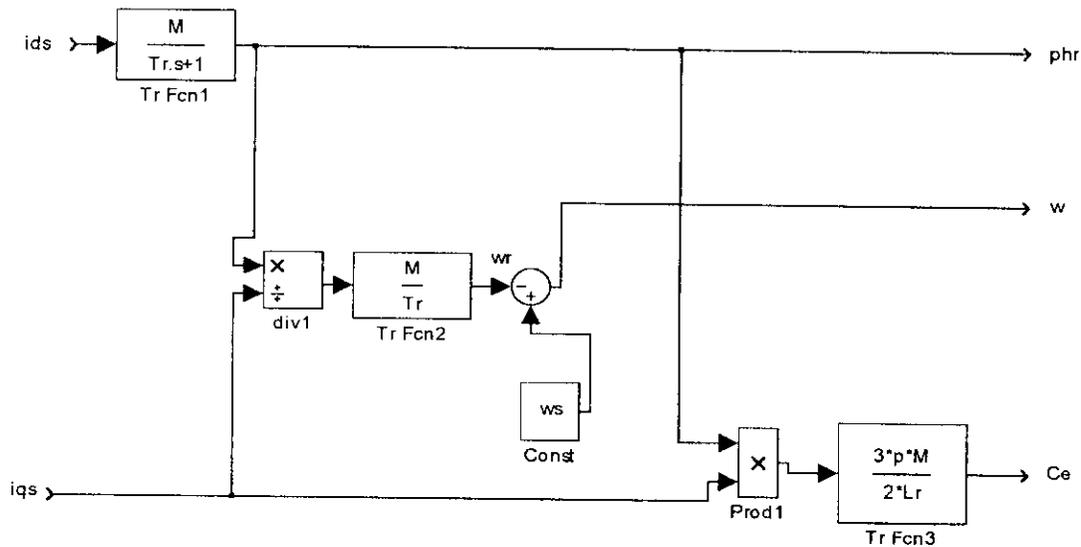


Fig.III-3 : modèle de la machine après orientation du flux rotorique

Nous remarquons que le flux rotorique est commandé par la seule composante i_{ds} du courant statorique, et si on maintient le flux rotorique constant, le couple électromagnétique sera alors commandé par l'autre composante i_{qs} , ainsi ces deux grandeurs sont parfaitement découplées

III.4 Méthodes d'orientation de flux rotorique

L'orientation de flux se fait en deux méthodes :

III.4.1 Méthode directe

La méthode directe consiste à déterminer la position et le module de flux ; pour cela on utilise deux procédés :

- La mesure de flux dans l'entrefer de la machine à l'aide des bobinages supplémentaires ou de capteurs à effet hall.
- L'estimation de flux à l'aide de modèles mathématique.

III.4.1.1 Modèle dynamique du flux

La position et le module du flux sont estimés à l'aide des équations

$$\text{suivantes : } \begin{cases} \frac{d\phi_r}{dr} = \frac{-1}{T_r} \phi_r + \frac{M}{T_r} i_{ds} \\ \frac{d\theta_s}{dr} = \omega + \omega_r \end{cases} \quad (III-4)$$

Le modèle de flux permet d'obtenir la position et le module de flux à partir de la mesure des courants statoriques.

Le schéma bloc de ce modèle est donné par la figure (III-4)

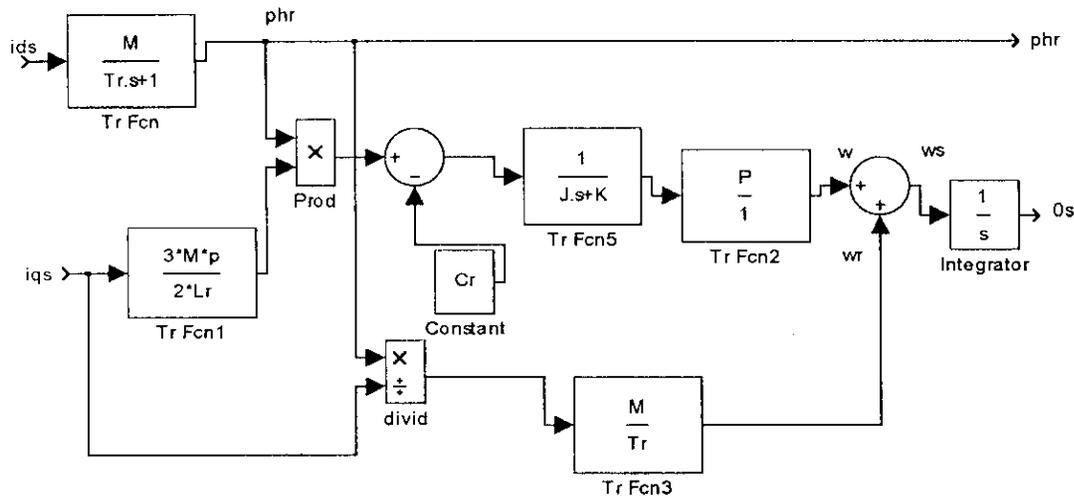


Fig.III-4 : modèle dynamique du flux rotorique

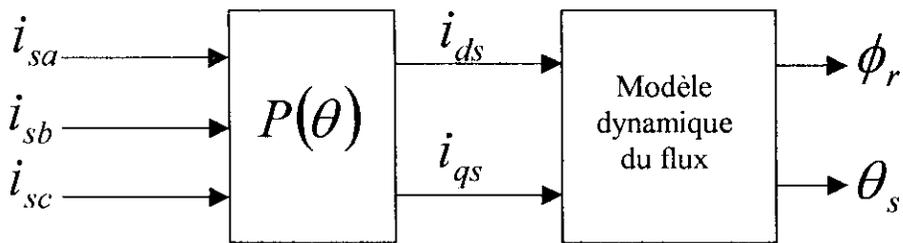


Fig.III-5 : Schéma bloc de commande utilisant une estimation de flux

III.4.2 Méthode indirecte

La méthode indirecte utilise seulement la position du flux qui est déterminée à partir d'un modèle mathématique en connaissant la vitesse rotorique.

III.4.2.1 Structure de commande pour la méthode indirecte

Plusieurs stratégies sont envisageables. On va décrire ici une commande à flux rotorique orienté. La stratégie consistera donc à contrôler de façon indépendante le terme de flux et le terme de courant pour imposer un couple.

III.4.2.2 Structure de commande du flux rotorique

Considérons le couple C_e^* et le flux rotorique ϕ_r^* comme référence de commande; de l'équation (III-3) on tire i_{ds}^* , i_{qs}^* , ω_r^* . Nous obtenons les équations suivantes :

$$\begin{cases} i_{ds}^* = \frac{1}{M} \left(\phi_r^* + T_r \frac{d\phi_r^*}{dt} \right) \\ i_{qs}^* = \frac{2}{3} \left(\frac{L_r}{pM} \right) \left(\frac{C_e^*}{\phi_r^*} \right) \\ \omega_r^* = \left(\frac{M}{T_r} \right) \left(\frac{i_{qs}^*}{\phi_r^*} \right) \end{cases} \quad (\text{III-5})$$

Remarque : l'exposant * indique la grandeur de référence (de commande).

On aura alors le schéma bloc suivant :

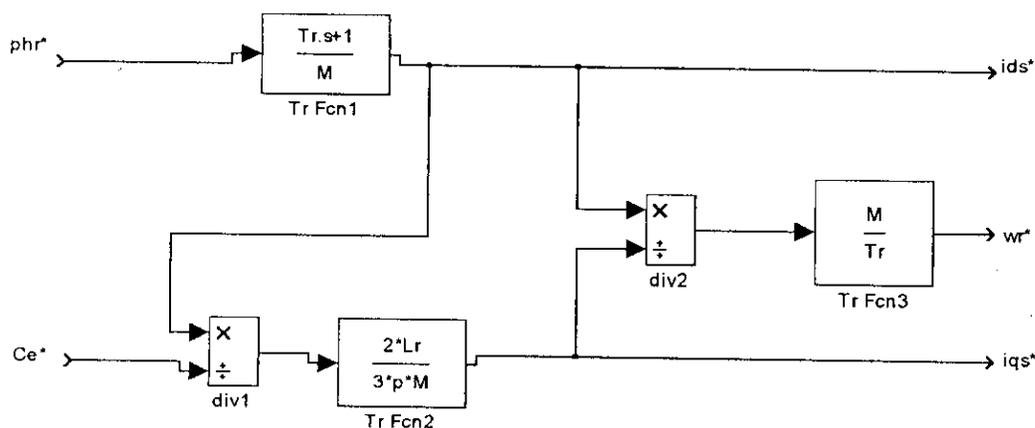


Fig.III-6 : structure de commande de l'orientation de flux rotorique.

III.5 Commande de la vitesse en boucle fermée

Le réglage de la vitesse se fait à l'aide des régulateurs PI (proportionnel - intégral) qui nous permettra d'avoir une réponse dynamique du système.

Le couple de commande est délivré par le régulateur de vitesse. Le flux de commande obtenu à partir d'un bloc de défluxage qui maintient ϕ_r constant pour des vitesses inférieures à la vitesse nominale, permettant ainsi un fonctionnement à couple constant, et qui affaiblit le flux inversement proportionnel à la vitesse pour permettre un fonctionnement à puissance constante, lorsque la vitesse excède la vitesse nominale. [5]

Le schéma de commande globale est donné par la figure suivante :

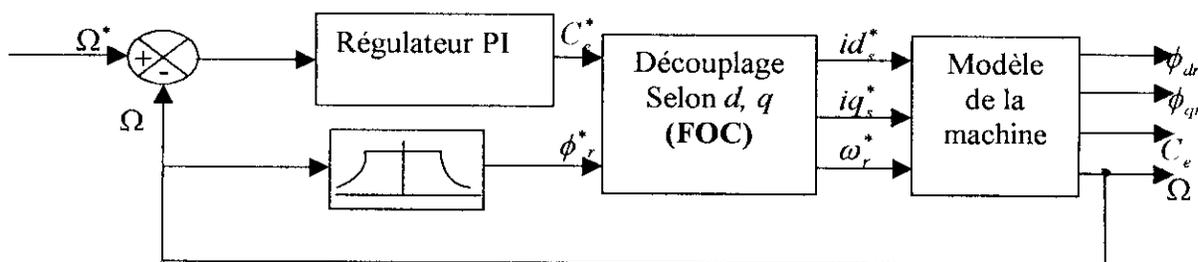


Fig.III-7 : schéma de principe de la commande vectorielle de la machine asynchrone

III.5.1 Calcul de régulateur de vitesse

Après le calcul de la fonction de transfert (annexe III) on trouve :

$$\Omega(s) = \left(\frac{1 + (T_r \omega_r^*)^2}{(1 + sT_r)^2 + (T_r \omega_r^*)^2} C_e^*(s) - C_r(s) \right) \frac{1}{K_f + Js} \quad \text{(III-6)}$$

Schéma structurel :

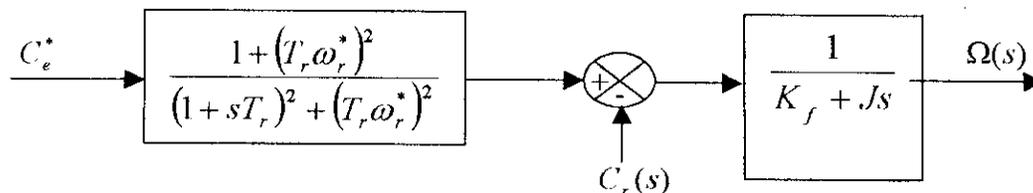


Fig-III-8 : Schéma structurel du système à réguler.

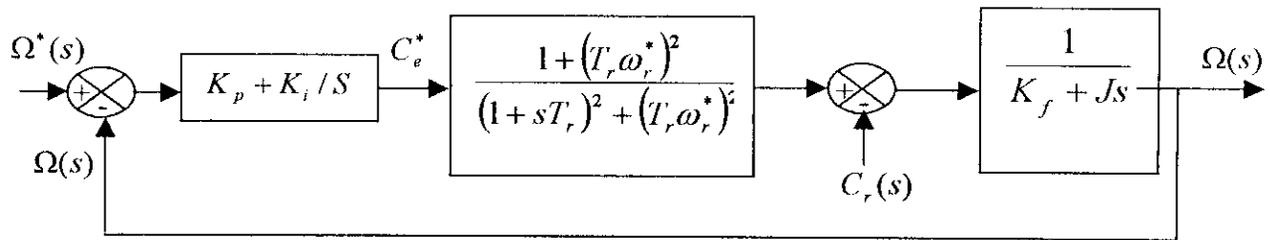


Fig-III-8 : Schéma structurel du système à régule en boucle fermée.

La fonction de transfert du système en boucle fermée s'écrit :

$$F_f(s) = \left(\frac{1}{K + Js} \right) \left(\frac{K_i + sK_p}{s(K_p + K_i)(1 + (T_r \omega_r^*)^2)} \right) \left(\frac{1 + (T_r \omega_r^*)^2}{(1 + sT_r)^2 + (T_r \omega_r^*)^2} \right) \quad (\text{III-7})$$

Après la résolution de l'équation caractéristique de ce système, on trouve les paramètres du régulateur qui sont :

$$\begin{cases} K_p = \frac{2J}{T_r} \\ K_i = J \frac{1 + (T_r \omega_r^*)^2}{T_r^2} \end{cases} \quad (\text{II-8})$$

III.5.2 Calcul de régulateur de position

Pour la commande de position on ajoute un régulateur proportionnel, en cascade avec le régulateur de vitesse. Ce type de régulateur est suffisant car la chaîne d'action comporte une action intégrale. [5]

III.6 Schéma bloc de la commande par orientation indirect du flux rotorique

A partir des équations (III-5) et en considérant ϕ_r et C_e comme variables de commande, nous obtenons le schéma bloc du contrôle par flux orienté, ce schéma comporte un convertisseur de fréquence indirecte composé d'un redresseur à thyristor hexaphasé et d'un onduleur de courant à diode de blocage, le circuit de commande reçoit une tension continue comprise entre 0 et 10v à l'entrée qui est converti par un V.C.O en une fréquence de commutation de l'onduleur. Le schéma de contrôle du flux F.O.C est effectué par un calculateur.

Les courants de commande sont transformés en grandeurs triphasées par l'intermédiaire de la transformation de PARK afin d'avoir à la sortie du F.O.C la pulsation de glissement ω_s (de référence) qui sera ajoutée à ω pour avoir la pulsation ω_r .

Les courants statoriques sont comparés avec les courants de sortie de l'onduleur (courants réels) avec l'intermédiaire d'un comparateur (par hystérésis).

Pour obtenir un variateur de vitesse ou de position, on peut procéder comme suit : La vitesse (ou la position) est mesurée et il est donc possible de faire sa régulation par contre réaction. La sortie de cette boucle détermine la valeur du couple demandé. Par contre le flux ne peut être mesuré directement et son contrôle le plus simple est de type réaction.

Le bloc non linéaire du flux assure le fonctionnement à flux ou à couple constant pour la vitesse inférieure à la vitesse nominale, et au-delà de cette valeur il permet de diminuer le flux, dans ce cas il assure un fonctionnement à puissance constante, avec :

$$\phi_r^* = \begin{cases} \phi_r^n & \text{si } |\Omega| < \Omega_n \\ \frac{\Omega_n}{|\Omega|} \phi_r^n & \text{si } |\Omega| \geq \Omega_n \end{cases} \quad \text{Avec } \Omega_n : \text{vitesse de rotation nominale.} \quad (III-9)$$

La structure de commande ayant une intégration dans la boucle de position. Nous choisissons donc un régulateur proportionnel pour cette boucle, et un régulateur proportionnel- intégral pour la vitesse.

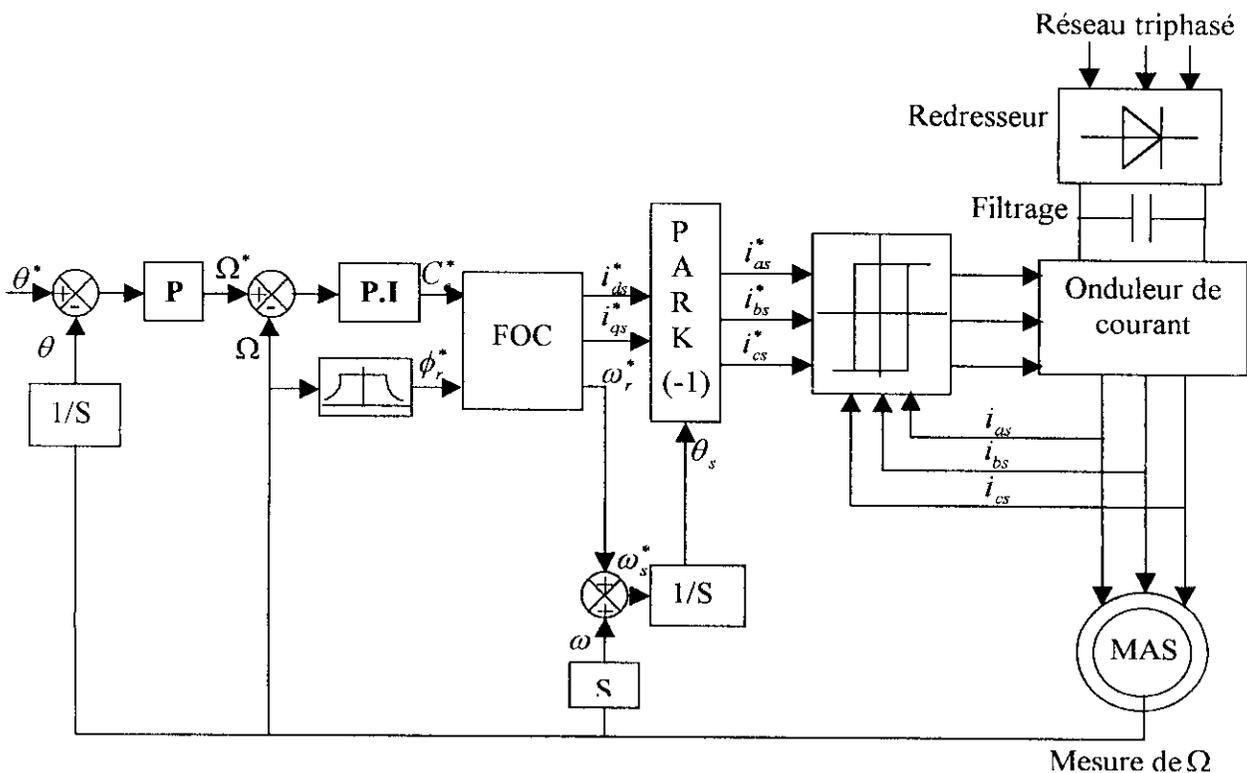


Fig.III-9 : Schéma fonctionnel d'une commande à flux rotorique orienté

III.7 Simulation et interprétation

Lorsque on alimente la machine asynchrone par une source de courant, on remarque un démarrage lent (2.4s), par rapport à la machine alimentée en tension.

Le couple électromagnétique (FigIII-9) se stabilise où il atteint une amplitude max (6N.m) après le régime transitoire, lorsque on applique la charge sur l'arbre de la machine entre l'instant $t=5$ et $t=6$; nous remarquons que le flux rotorique est pratiquement égale à sa composante directe.

Le couple électromagnétique (FigIII-10) a une réponse pratiquement instantanée et un amortissement assez rapide.

La vitesse en régime permanent possède de petites perturbations, cependant nous observons une légère diminution de flux pendant la durée d'application de la charge.

La simulation après orientation de flux rotorique se faite en imposant le couple de référence $C_{ref} = [2,5]$, et un flux de référence de $\phi_r = 0.7Wb$, les graphes (Fig. III -11) montre clairement une période d'initialisation du flux rotorique ϕ_r qui atteint sa valeur de référence après 0.3 seconds. A partir de cette instant le couple électromagnétique suit la référence imposée, notons aussi que la variation brusque du couple n'affecte pas le flux rotorique représenté par ces composantes ϕ_{dr} et ϕ_{qr} .

Nous observons que l'application de la charge entre les instants ($t=1.5s$, $t=1.9s$), l'inversion de sens de rotation de $100rd/s$ à $-100 rad/s$ et l'inversion de la position de $+5rd$ à $-5 rad$ n'influent pas sur l'allure du flux phr, et de ses deux composantes ϕ_{dr} et ϕ_{qr} .

III.8 Conclusion

A partir de l'étude de la commande vectorielle, on peut conclure que le flux en régime permanent reste constant quelque soit la charge et n'est pas affecté lors des changements de consigne, de vitesse ou de position.

Le réglage de la position et de la vitesse de rotation se fait à l'aide des régulateurs P , PI , qui nous permettra d'avoir un système qui possède un temps de réponse satisfaisant.

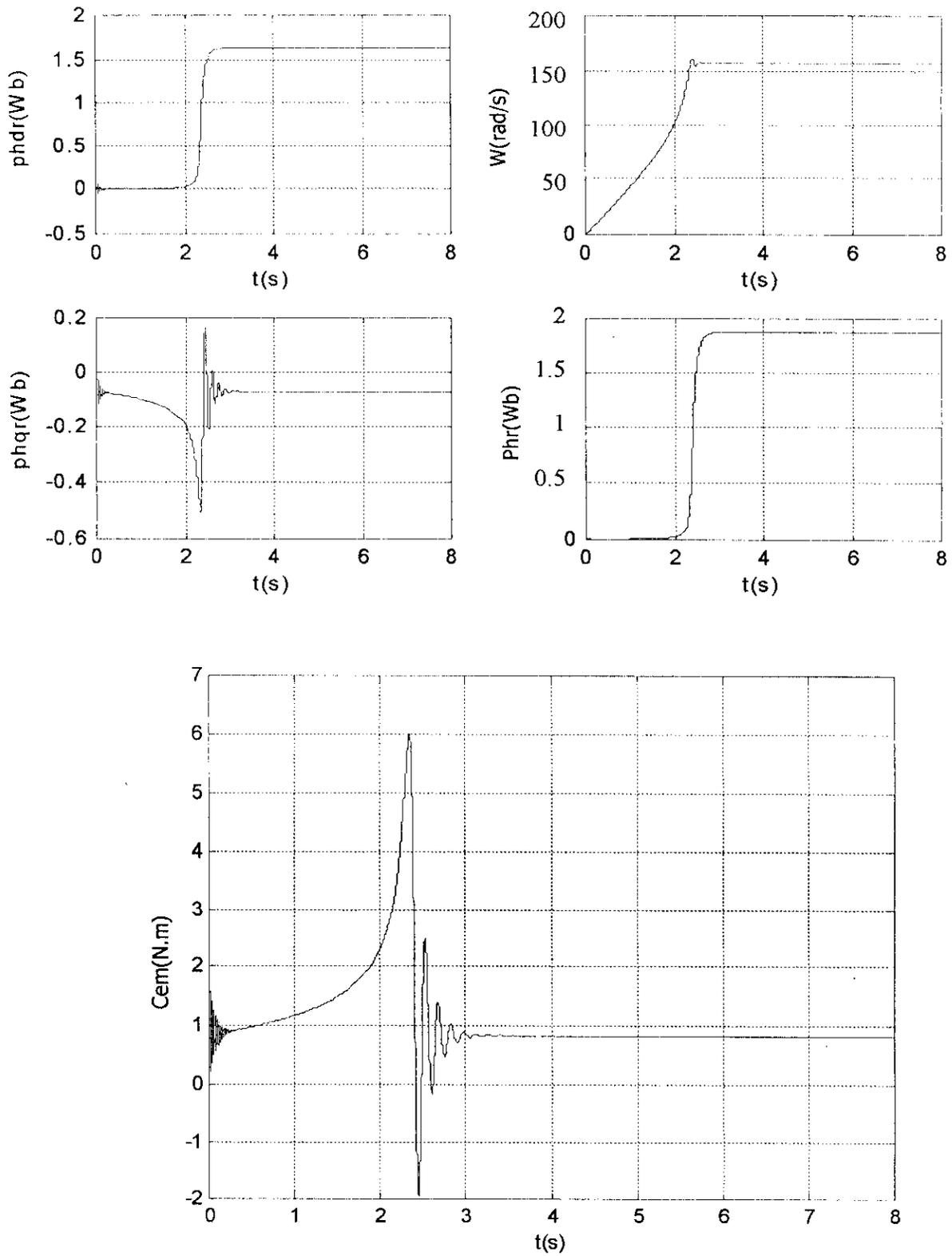


Fig.III-10 : modèle de la MAS alimenté en courant avant orientation de flux rotorique.

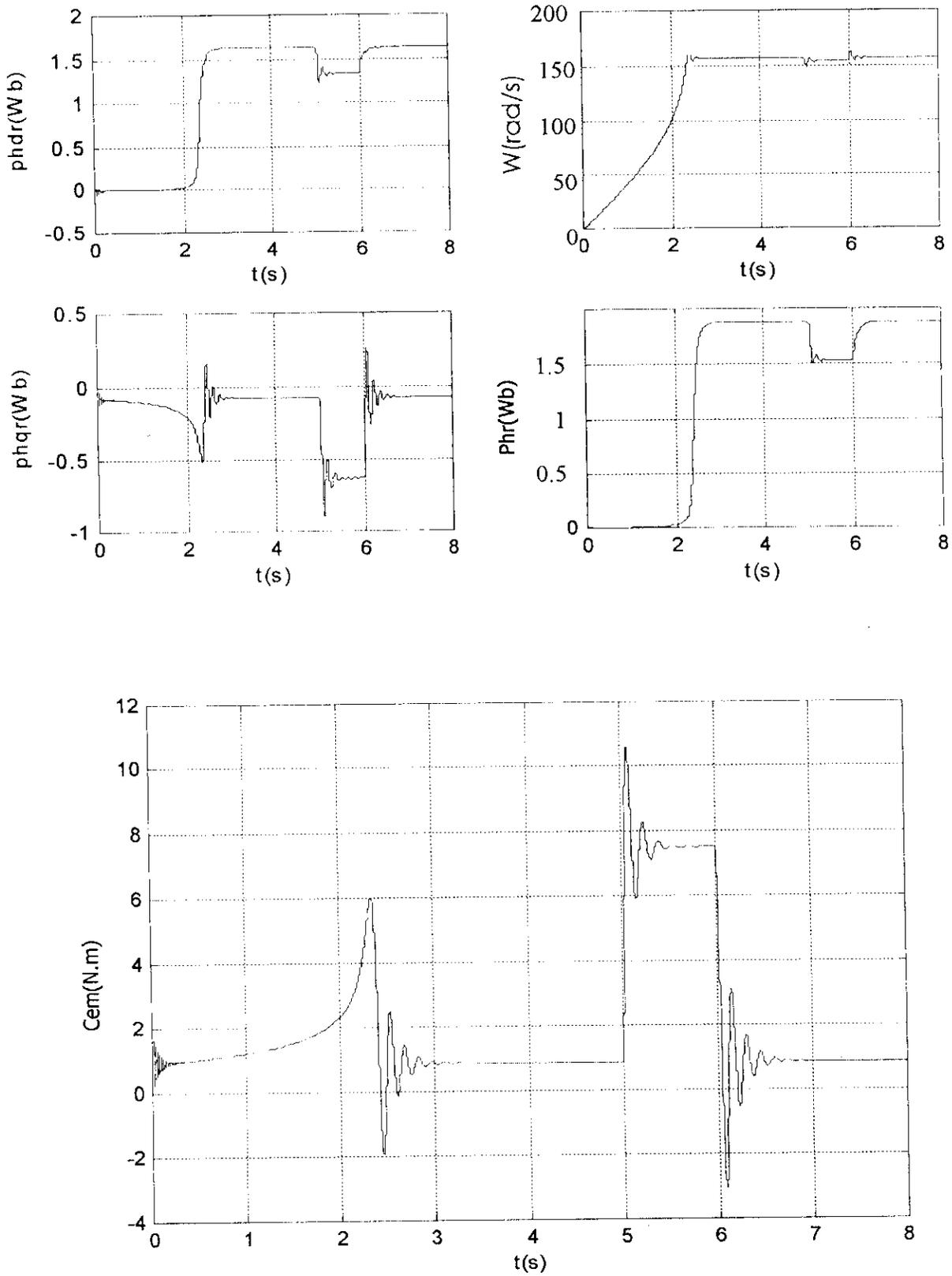


Fig. III-11 : modèle de la MAS commandé en courant avec l'application d'une charge de 8N.m entre 5 et 6 seconds

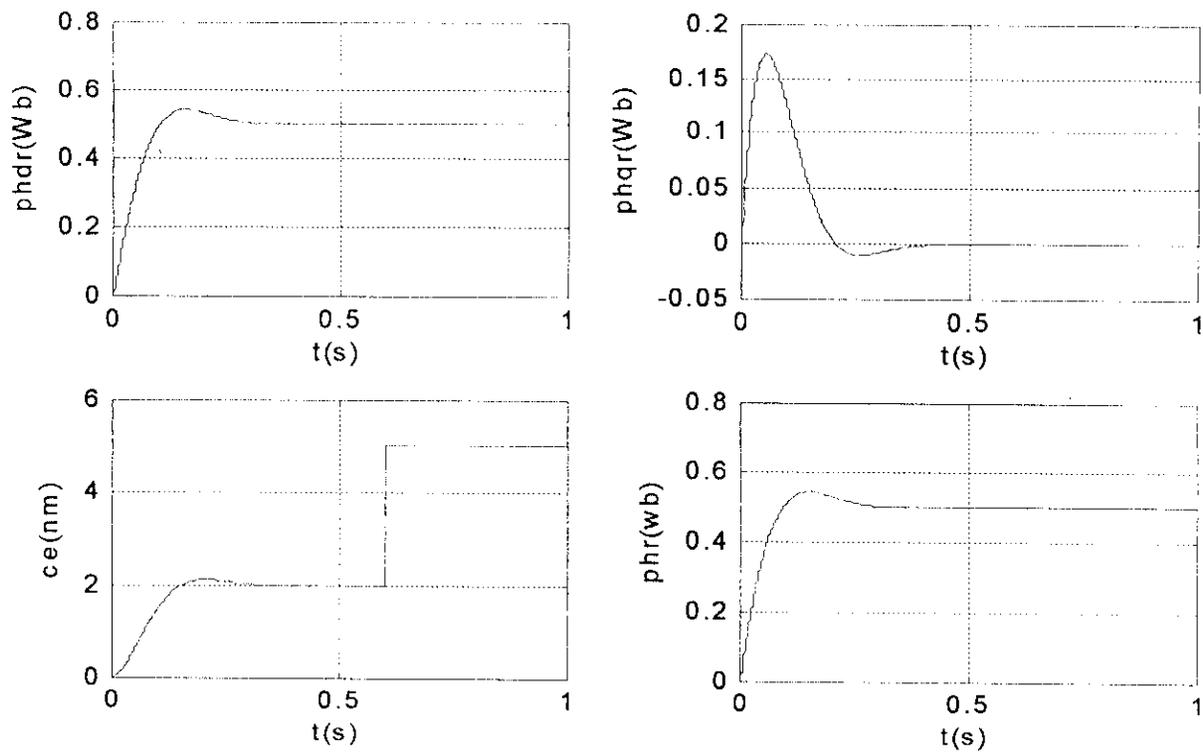


Fig.III-12 : Commande par orientation de flux rotorique

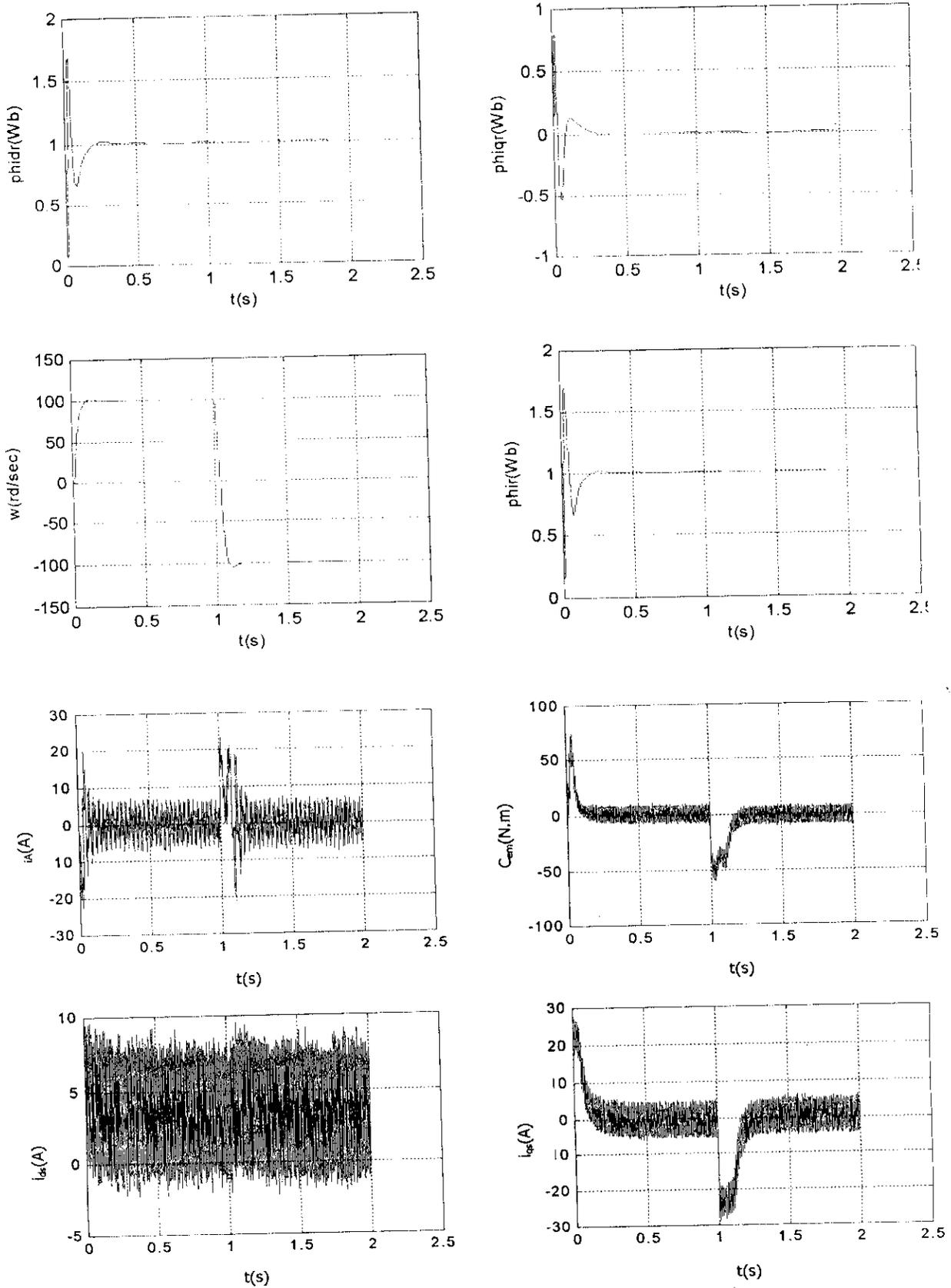


Fig. III-13 : commande vectorielle de la MAS alimente par un onduleur de courant avec la méthode indirecte (réglage de la vitesse).

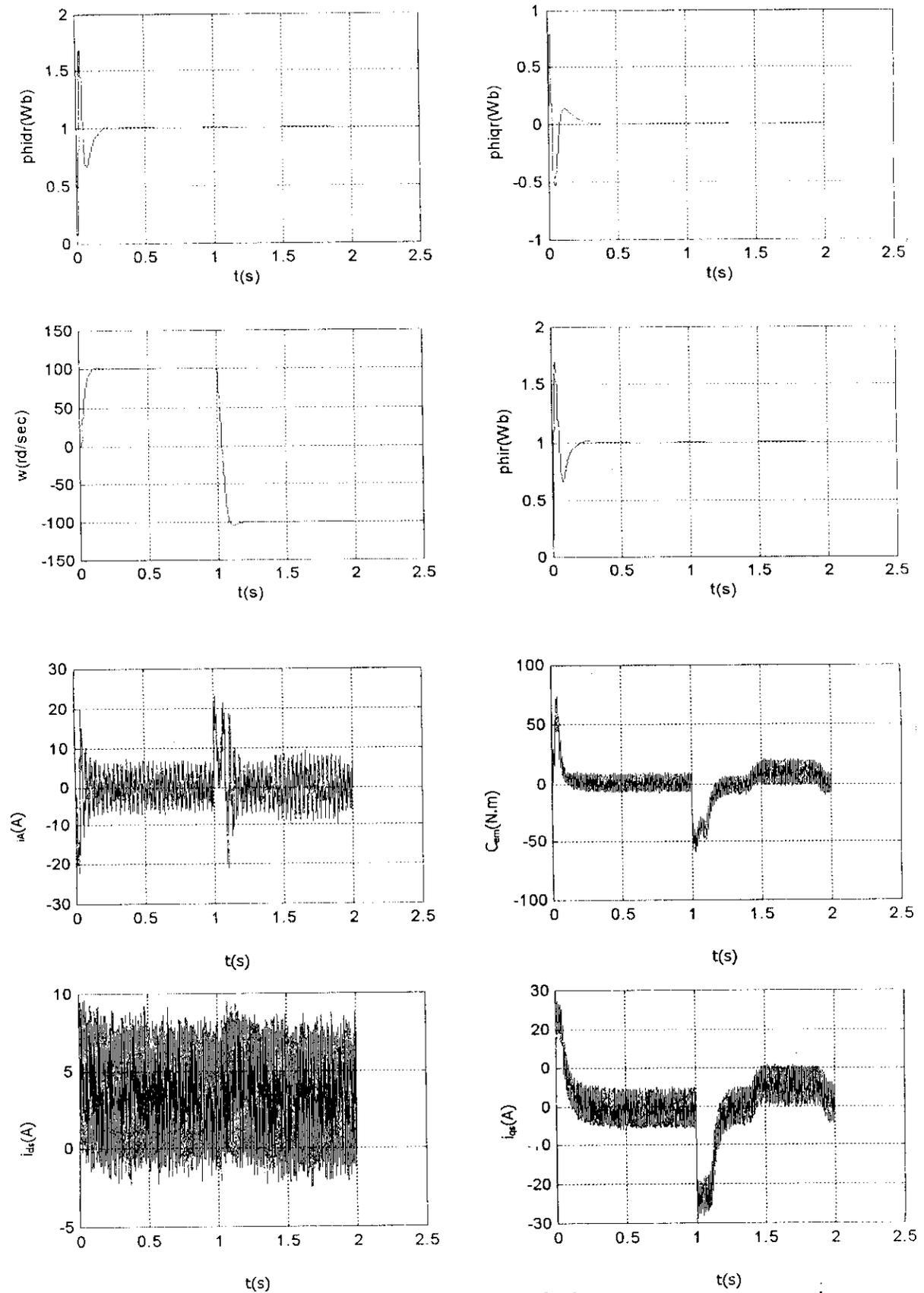


Fig. .III-14 : commande vectorielle de la MAS alimente par un onduleur de courant Avec la méthode indirecte en appliquant une charge $C_r=10N.m$ Entre $t=1.4$ s et $t=1.9$ s. (réglage de la vitesse).

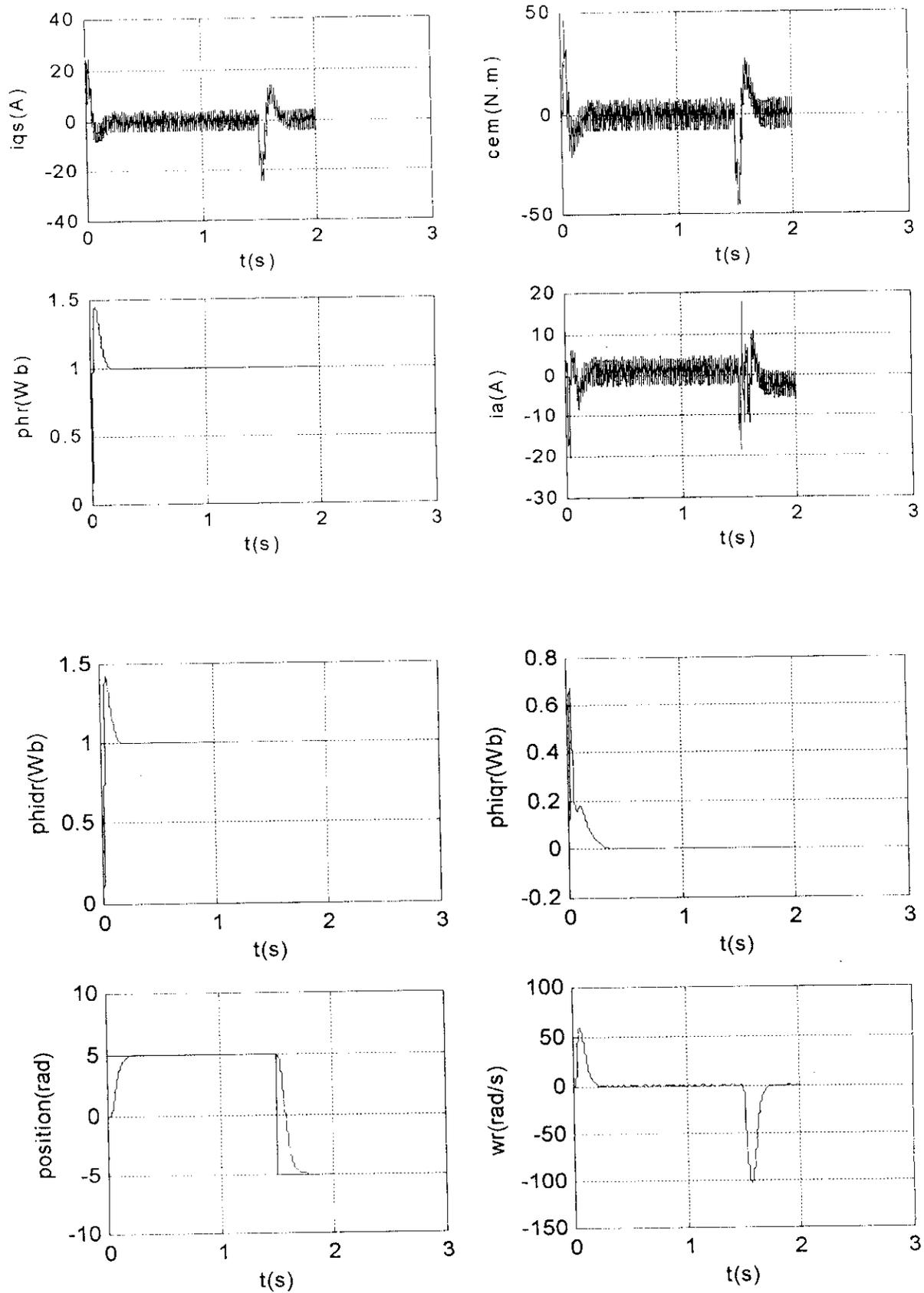


Fig. III-15 : commande vectorielle de la MAS alimentée par un onduleur de courant avec la méthode indirecte. (Réglage de la position).

Chapitre IV

Commande par retour d'état

IV.1 Introduction

Les propriétés d'un système, dépendent d'un certain nombre de grandeurs qu'on identifie généralement, soit comme des variables d'entrées, soit comme des variables de sorties, cela ne permet pas de définir le comportement du système.

Pour cela, la théorie moderne, fait appel à la notion des variables d'état, qui nous décrit entièrement le comportement dynamique de ce dernier et nous permet l'étude des systèmes complexes et multidimensionnels, l'essentiel dans l'étude dans l'espace d'état est le traitement dans le domaine temporel, et l'application du calcul matriciel.

La théorie de réglage d'état par placement de pôles est basée sur le retour des variables d'état pour former la commande, cette théorie n'a été introduite dans le domaine industriel qu'avec l'apparition du calculateur numérique et l'évolution technologique importante dans l'électronique de puissance. [6]

IV.2 Equation différentielle vectorielle d'état du système continu

Il est bien connu qu'un système d'équations différentielles d'ordre n peut toujours être écrit sous une forme canonique, constituée par n équations différentielles du premier ordre, moyennant l'introduction de variables supplémentaires, on a alors:

$$x_i = f_i(x_1, x_2, \dots, x_n, u_1, u_2, \dots, u_m) \quad , \quad i = 1, \dots, n \quad (\text{IV.1})$$

$$\text{Soit: } x = f(x, u) \quad (\text{IV.2})$$

x désigne le vecteur d'état à n composantes et u le vecteur de commande à m composantes, on définit encore un vecteur de sortie y de dimension k .

La plupart du temps, ce vecteur ne dépend pas de u .

Pour un système linéaire. Ces équations prennent la forme :

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu + B_v v \\ y = Cx + Du \end{cases} \quad (\text{IV.3})$$

A, B, C et D désignant des matrices ayant les dimensions suivantes: $A : n \times n, B : n \times m, C : k \times n, D : k \times m$.

x : vecteur réunissant les grandeurs d'état du système, on l'appelle vecteur d'état .

u : vecteur réunissant les grandeurs d'entrée du système, on l'appelle vecteur d'entrée.

y : vecteur réunissant les grandeurs sortie du système, on l'appelle vecteur de sortie.

v : vecteur de perturbation.

IV.3 Equations d'état du système échantillonné

On a souvent affaire à des systèmes dont l'évolution se fait par étapes discrètes, ils sont régis par des équations différentielles, mais pas par des équations récurrentes, on les appelle systèmes récurrents ou discrets (échantillonnés)

$$\begin{cases} x[k+1] = F x[k] + H u[k] + H_v v[k] \\ y[k] = C x[k] + D u[k] \end{cases} \quad (IV.4)$$

Les matrices F, H, H_v, C et D étant constantes (indépendantes de k) si le système est invariant avec :

$$F = \phi(t = T_e)$$

$$H = \left(\int_0^{T_e} \phi(\tau) d\tau \right) B = \psi(T_e) B$$

$$H_v = \psi(T_e) B_v$$

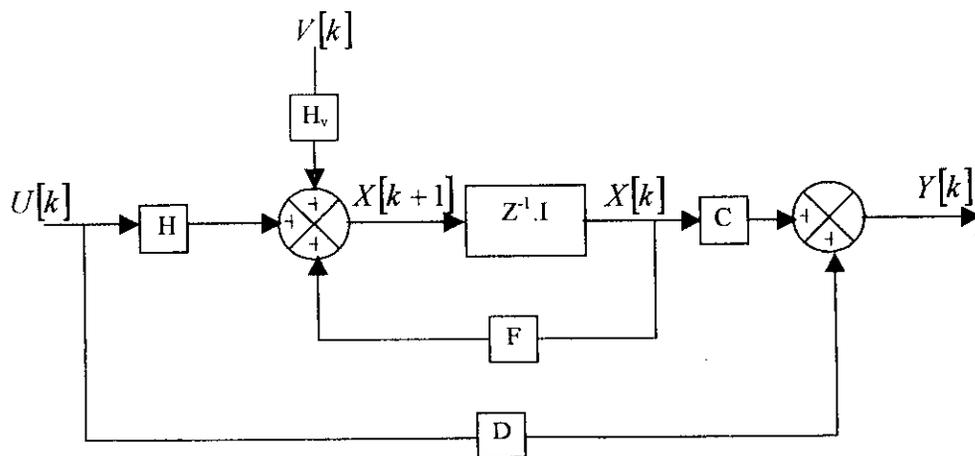
T_e : Période d'échantillonnage

Les équations (IV.4) donnent l'état aux instants d'échantillonnage, le passage des équations d'un système continu aux équations d'un système échantillonné se fait par l'intermédiaire d'une matrice $\Phi(t)$ appelée matrice de transition d'état telle que :

$$\phi(t) = L^{-1}[\phi(s)] = L^{-1}(sI - A_s) \quad (IV.5)$$

s: étant l'opérateur Laplace.

Les équations nous permettent de représenter le diagramme structurel du système.



FigIV.1 : représentation d'état schématique du système

Le bloc Z^{-1} représente le décalage de tous les éléments du vecteur d'état $x[k+1]$, d'une période d'échantillonnage pour obtenir le vecteur d'état $x[k]$. [7]

IV.4 Structure optimale du réglage d'état

On représente ici, la structure optimale du réglage d'état d'un système monovarié, il y a donc une seule grandeur de commande $u[k]$, et une seule grandeur à régler $y[k]$. Par conséquent, il existe une seule grandeur de consigne $w[k]$.

On suppose en plus qu'une seule grandeur de perturbation $v[k]$ intervient sur le système à régler. [8]

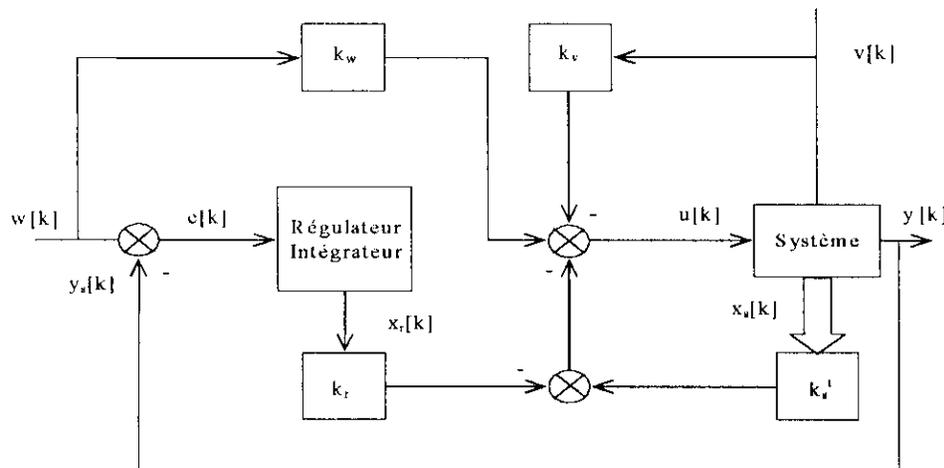


Fig IV.2. Représentation schématique de la structure optimale de réglage d'état d'un système monovarié

La commande $u[k]$ est donnée par la somme des 3 composantes $(-u_c[k], u_w[k], -u_v[k])$ due à la contre réaction d'état et aux interventions directes des grandeurs de consigne et de perturbation.

$$u[k] = -u_c[k] + u_w[k] - u_v[k] \quad (IV.6)$$

$$\text{avec : } u_c[k] = k_s' x_s[k] - k_r x_r[k]$$

$$u_w[k] = k_w w[k]$$

$$u_v[k] = k_v v[k]$$

afin que le réglage prenne un comportement prédéterminer on doit déterminer le vecteur ligne k_s' et les coefficients k_r, k_w, k_v .

IV.4.1 Equations d'état du système

Les équations d'état du système à régler sont :

$$\begin{cases} x_s[k+1] = F_s x_s[k] + H_s u[k] + H_{sv} v[k] \\ y_s[k] = C_s^t x_s[k] \end{cases} \quad (\text{IV.7})$$

L'équation d'état du système du régulateur intégrateur :

$$x_r[k+1] = x_r[k] + e[k] \quad (\text{IV.8})$$

Sachant que l'écart de réglage $e[k]$ est donné par :

$$e[k] = w[k] - C_s^t x_s[k] \quad (\text{IV.9})$$

La relation (VI.6) devient :

$$x_r[k+1] = x_r[k] + w[k] - C_s^t x_s[k] \quad (\text{IV.10})$$

En introduisant le vecteur d'état global :

$$x[k] = \begin{pmatrix} x_s[k] \\ x_r[k] \end{pmatrix} \quad (\text{IV.11})$$

des équations d'état en boucle ouverte sont :

$$\begin{cases} x[k+1] = Fx[k] + Hu[k] + H_w w[k] + H_v v[k] \\ y_s[k] = C^t x[k] \end{cases} \quad (\text{IV.12})$$

avec :

$$F = \begin{pmatrix} F_s & 0 \\ -C_s^t & 1 \end{pmatrix} ; \quad H = \begin{pmatrix} H_s \\ 0 \end{pmatrix} ; \quad H_w = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} ; \quad H_v = \begin{pmatrix} H_{sv} \\ 0 \end{pmatrix} ; \quad C^t = (C_s^t \quad 0)$$

la grandeur de commande sera :

$$\begin{aligned} u[k] &= -k^t x[k] + k_w w[k] - k_v v[k] \\ \text{avec} \quad k^t &= [k_s^t \quad -k_r] \end{aligned} \quad (\text{IV.13})$$

L'équation d'état du système global fermé est obtenue lorsque on fait intervenir la contre réaction d'état et la grandeur de consigne et de perturbation, on trouve :

$$\begin{cases} x[k+1] = F_G x[k] + H_{GW} w[k] + H_{GV} v[k] \\ y_s[k] = C^t x[k] \end{cases} \quad (\text{IV.14})$$

avec :

$$\begin{aligned} F_G &= F - H \cdot k^t \\ H_{GW} &= H_w + H \cdot k_w \\ H_{GV} &= H_v - H \cdot k_v \end{aligned}$$

Ces équations décrivent le comportement dynamique du système global fermé en particulier sous l'influence de la contre réaction.

IV.5 Détermination des coefficients de réglage

IV.5.1 Coefficient de la contre réaction

Cette méthode fait appel à la forme canonique de réglage, pour cela on effectue une transformation linéaire par :

$$x_c[k] = T \cdot x[k] \quad (IV.15)$$

On détermine la matrice de transformation (T). Connaissant les coefficients a_i de l'équation caractéristique du système en boucle fermée ainsi que les pôles imposés [9], on trouve :

$$x^T = [k_{s1} \quad k_{s2} \quad -k_r] \quad (IV.16)$$

IV.5.2 Coefficients de l'intervention directe des grandeurs de consigne et de perturbation

Pour déterminer k_v , on utilise la méthode de grandeur d'état du régulateur nulle en régime établi, on trouve :

$$k_v = \frac{C_s^t(1 - F_s + H_s k_s^t)^{-1} H_{sv}}{C_s^t(1 - F_s + H_s k_s^t)^{-1} H_s} \quad (IV.17)$$

Pour la détermination de k_w , on utilise la méthode de compensation d'un pôle par rapport à la grandeur de consigne, on tire :

$$k_w = \frac{k_r}{1 - z_i} \quad (IV.18)$$

Le pôle à compenser (z_i) doit être réel avec $|z_i| < 1$.

IV.6 Commande en vitesse de la MAS

La stratégie de commande choisie consiste à maintenir le flux Φ_r^* constant et de contrôler la vitesse de la machine à la moyenne de courant i_{qs}^* .

IV.6.1 Dimensionnement du régulateur d'état

Le modèle après orientation du flux rotorique (le modèle simplifié) est donné par :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_r \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_r} & 0 \\ 0 & -\frac{k_f}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_r \\ \omega \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{M}{T_r} & 0 \\ 0 & -\frac{k_t}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} + p \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{1}{J} \end{bmatrix} C_r \quad (IV.19)$$

Le régulateur intégrateur est représenté par l'équation :

$$\frac{dx_r}{dt} = \frac{1}{T_i} (\omega - C_s^T x_s) \quad T_i : \text{constante d'intégrateur} \quad (IV.20)$$

- le système électromagnétique :

$$\frac{dx_{rf}}{dt} = \frac{1}{T_i} (\phi_r^* - \phi_r) \quad (IV.21)$$

- le système mécanique :

$$\frac{dx_{rv}}{dt} = \frac{1}{T_i} (\omega^* - \omega) \quad (IV.22)$$

La commande est donnée par :

$$i_{ds} = k_{wf} \Phi_r^* + k_{rf} x_{rf} - k_{sf} \Phi_r \quad (IV.23)$$

$$i_{qs} = k_{wv} \omega^* + k_{rv} x_{rv} - k_{sv} \omega - k_v C_r \quad (IV.24)$$

L'équation d'état du système global fermé est :

$$\frac{dx}{dt} = Ax + B u + B_v v \quad (IV.25)$$

avec :

$$A = \begin{bmatrix} \left(-\frac{1}{T_r} - \frac{M}{T_r} k_{sf}\right) & 0 & \left(\frac{M}{T_r} k_{rf}\right) & 0 \\ 0 & \left(-\frac{k_f}{J} - \frac{k_t}{J} k_{sv}\right) & 0 & \left(\frac{k_t}{J} k_{rv}\right) \\ \left(-\frac{1}{T_i}\right) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \left(-\frac{1}{T_i}\right) & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} \left(\frac{M}{T_r} k_{wf}\right) & 0 \\ 0 & \left(\frac{k_t}{J} k_{wv}\right) \\ \left(\frac{1}{T_i}\right) & 0 \\ 0 & \left(\frac{1}{T_i}\right) \end{bmatrix} ; \quad B_v = \begin{bmatrix} 0 \\ \left(-\frac{k_t}{J} k_v - \frac{1}{J}\right) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$x = [\Phi_r \quad \omega \quad x_{rf} \quad x_{rv}]^t$$

$$\omega = [\Phi_r^* \quad \omega^*] \quad , v = C_r$$

Les équations caractéristiques des sous systèmes sont définies par :

- pour le système électromagnétique :

$$s^2 + \left(\frac{1}{T_r} + \frac{M}{T_r} k_{sf}\right) s + \frac{M}{T_r T_i} k_{rf} = 0 \quad (IV.26)$$

- pour le système mécanique :

$$s^2 + \left(\frac{k_f}{J} + \frac{k_t}{J}k_{sv}\right)s + \frac{k_t}{JT_i}k_{rv} = 0 \tag{IV.27}$$

D'autre part, ces équations peuvent être écrites sous la forme :

$$s^2 + \alpha_1 s + \alpha_0 = 0 \tag{IV.28}$$

Sans faire appel à la forme canonique de réglage, il suffit de faire l'identification entre les deux équations caractéristiques. D'après (IV.26), (IV.27) et (IV.28) on trouve :

$$\begin{cases} k_{sf} = \frac{T_r}{M} \left(\alpha_1 - \frac{1}{T_r} \right) \\ k_{sv} = \frac{1}{k_t} (\alpha_1 J - k_f) \\ k_{rf} = \frac{\alpha_0 T_r T_i}{M} \\ k_{rv} = \frac{\alpha_0 J T_i}{k_t} \end{cases} \tag{IV.29}$$

avec : $k_t = \frac{p^2 M \phi_r}{L_r}$

Les coefficients k_{wf} et k_{wv} sont choisis d'une façon à compenser deux pôles réels du système

global en boucle fermée :

$$\begin{cases} k_{wf} = -\frac{k_{rf}}{\rho_i T_i} \\ k_{wv} = -\frac{k_{rv}}{\rho_j T_i} \\ k_v = -\frac{1}{k_t} \end{cases} \tag{IV.30}$$

s_i, s_j : les pôles à compenser.

IV.7 Commande en position

La loi de commande du système est :

$$i_{qs} = K_{w1} \theta^* + K_r x_r - K_s \omega_m - K_v C_r - K_{w2} \theta_m \tag{IV.31}$$

On remplace (IV.31) dans (IV.19) on trouve:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \omega \\ \theta \\ x_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\left(\frac{K_f}{J} + \frac{K_t}{J} K_s\right) & -\frac{K_{w2} K_t}{J} & \frac{K_t K_t}{J} \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{T_i} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ \theta \\ x_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\left(\frac{P}{J} + \frac{K_t K_v}{J}\right) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} C_r + \begin{bmatrix} \frac{K_{w1} K_t}{J} \\ 0 \\ \frac{1}{T_i} \end{bmatrix} \theta^* \quad (IV.32)$$

L'équation caractéristique en boucle fermée :

$$S^3 + \frac{1}{J}(K_f + K_s)S^2 + \frac{K_{w2} K_t}{J} S + \frac{K_r K_t}{J T_i} = 0 \quad (IV.33)$$

Cette même équation est donnée sous une autre forme :

$$S^3 + \alpha_2 S^2 + \alpha_1 S + \alpha_0 = 0 \quad (IV.34)$$

L'identification terme à terme des deux équations (IV.33), (IV.34) nous conduit à :

$$\begin{cases} K_s = \alpha_2 J - K_f \\ K_{w2} = \frac{\alpha_1 J}{K_t} \\ K_r = \frac{\alpha_0 T_i J}{K_t} \end{cases} \quad (IV.35)$$

Afin de garantir un comportement stable, il est indispensable que les trois pôles à imposer possèdent une valeur réelle négative.

Par ailleurs, il est judicieux de choisir deux pôles complexes conjugués avec la partie imaginaire égale à la partie réelle, et l'autre un pôle réel sur la même verticale pour assurer un amortissement relatif optimal.

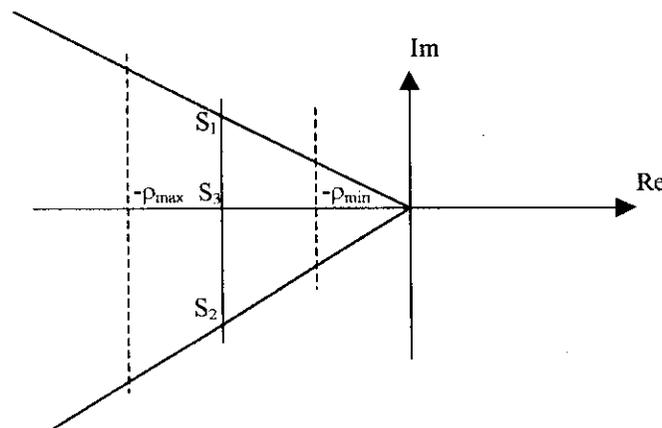


Fig.IV.3 : domaine du placement des pôles dans le plan

$$S_1 = S_2 = \rho(-1 \pm j) \quad \text{et} \quad S_3 = -\rho.$$

En utilisant le théorème de Viète [9], on aura :

$$\alpha_0 = 2\rho^3, \quad \alpha_1 = 4\rho^2, \quad \alpha_2 = 3\rho$$

Les coefficients d'interventions directes de la consigne et de la perturbation sont déterminés respectivement, en compensant l'effet du pôle réel, et en annulant la grandeur d'état en régime établi [10]

$$K_{w_2} = -\frac{K_r}{\rho I_r} \quad \text{et} \quad K_v = -\frac{I_r}{\rho^2 M \Phi_r} = -\frac{1}{k_t}$$

IV.8 Résultats de simulation

Les figures (IV.6) montrent un démarrage à vide avec une référence (100 rd/s, -100rd/s). On remarque dans ce cas que le couple C_{em} et le flux ϕ_{qr} s'annulent, et l'amplitude du courant augmente jusqu'à 50 A pendant l'inversion de sens de rotation. Concernant le découplage nous avons obtenu de meilleurs résultats avec la commande par retour d'état à placement de pôles, on constate que le découplage entre le flux et le couple est assuré.

Dans le cas où on applique une charge (entre $t=1,5s$, et $t=1.9s$) comme la montre la figure (IV.7), on remarque la même chose sauf que l'amplitude de courant i_{sa} augmente légèrement pendant l'application de cette charge, on remarque aussi que l'impact de perturbation est réduit, ceci est dû à l'effet de compensation de la grandeur de perturbation (supposée mesurable).

Les figures (IV.4), (IV.5) montrent la réponse du moteur à une consigne de position (5rd, -5rd). On remarque qu'après un régime transitoire, le couple et la vitesse s'annulent après application d'une charge entre $t=2.4s$, et $t=2.9s$, on constate que le système rejette totalement la perturbation introduite.

IV.9 Conclusion

Ces résultats obtenus permettent de dire que le réglage d'état est plus général que le réglage classique (par régulateurs standards), par un choix judicieux des pôles à assigner, il est possible de retrouver les performances données par ce dernier, cette méthode présente l'avantage du choix des pôles du système global fermé.

La souplesse que possède la méthode des variables d'état pour le traitement analytique et numérique des systèmes fait qu'on peut introduire facilement une perturbation et voir son influence sur le circuit de réglage, ce qui est relativement plus complexe par l'autre méthode.

Le réglage par retour d'état est en plus une méthode plus puissante, car elle permet l'étude des systèmes complexes et multidimensionnels où le réglage classique devient un cas particulier.

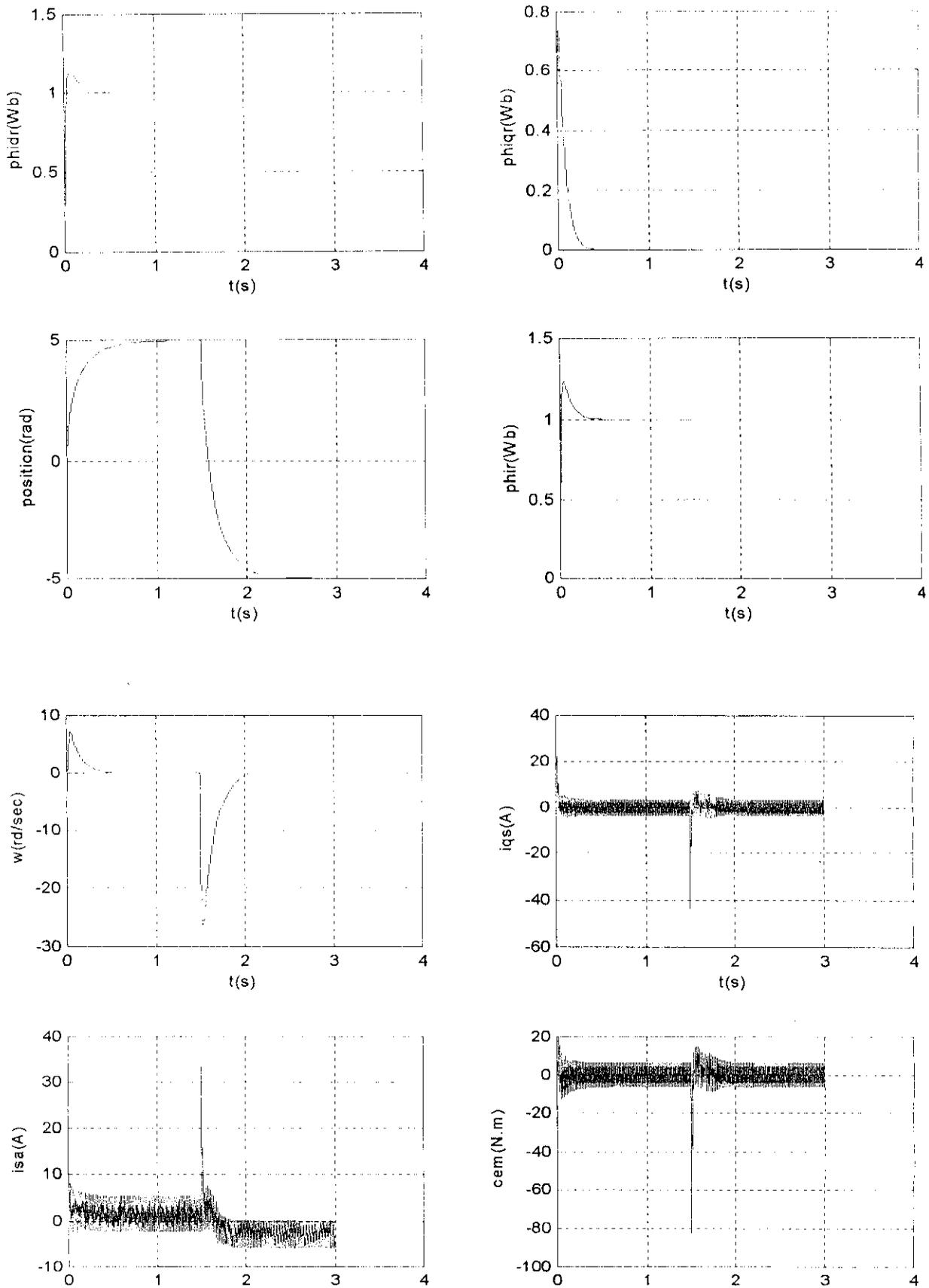


Fig.IV.4 : résultats de simulation à vide lors des variations de consigne (position).

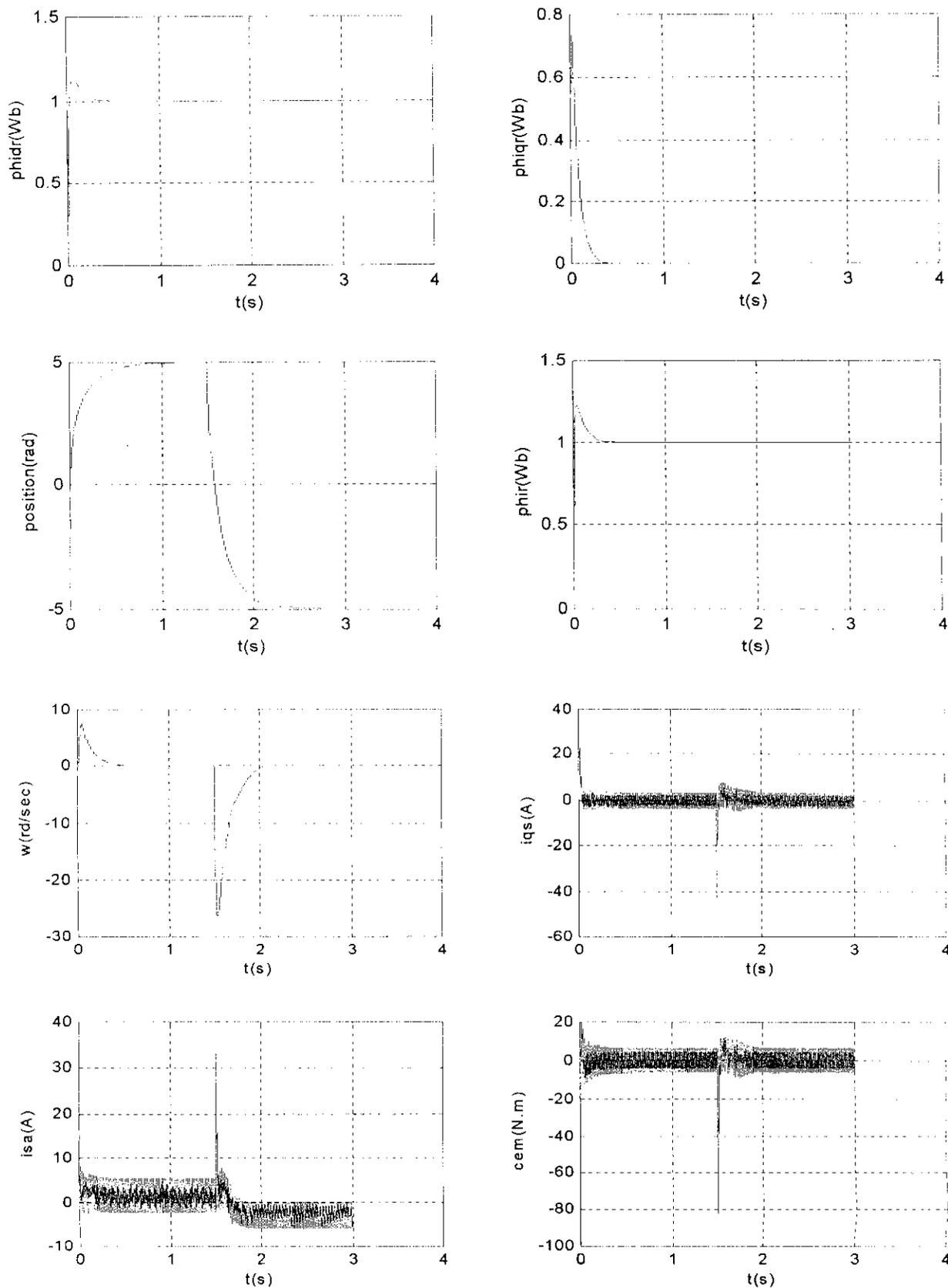


Fig.IV.5 : résultats de simulation à vide lors des variations de consigne (position) et de perturbation $C_r=10N.m$ entre $t=2.4s$ et $t=2.s$.

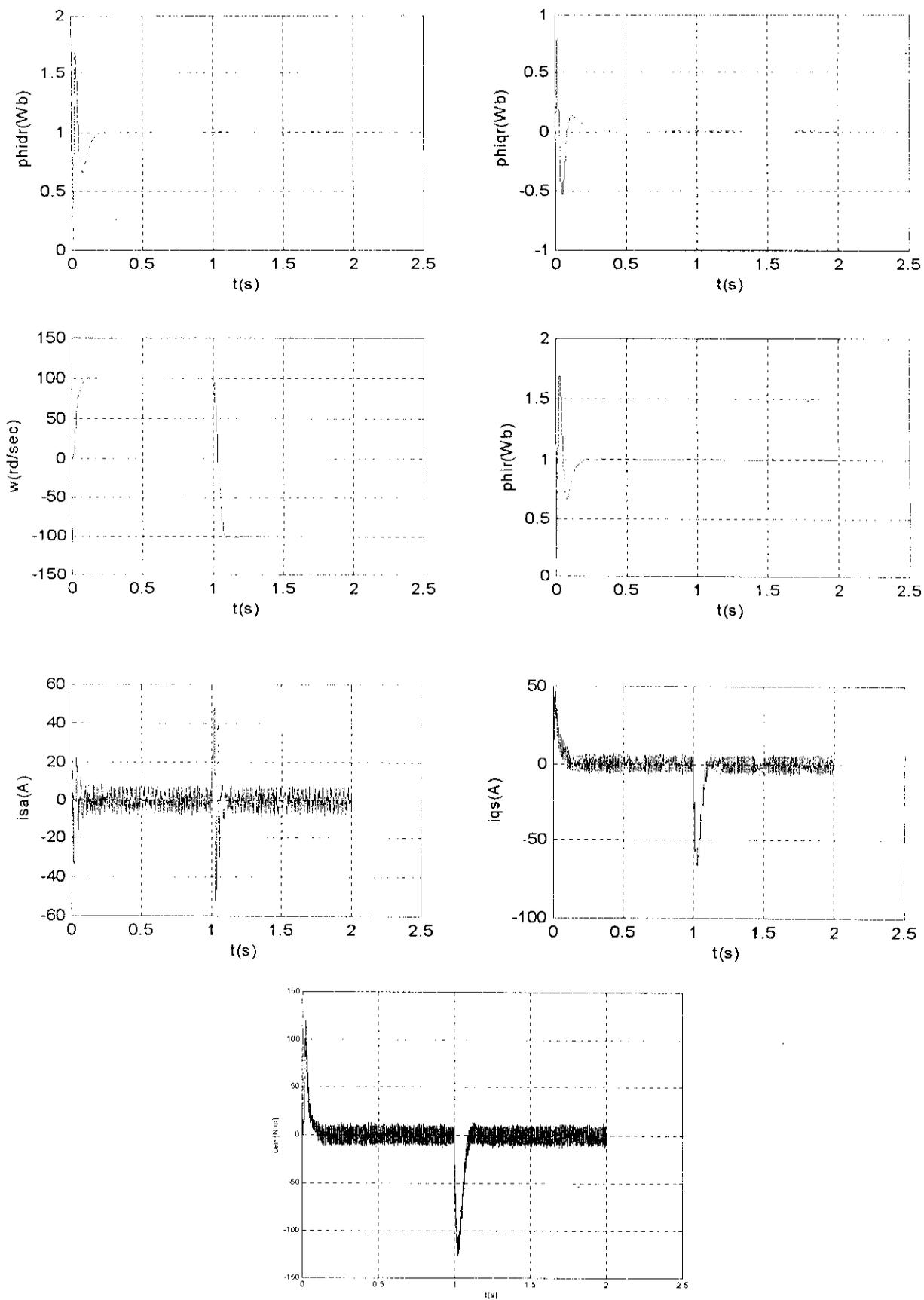


Fig.IV.6 : résultats de simulation à vide lors des variations de consigne (vitesse).

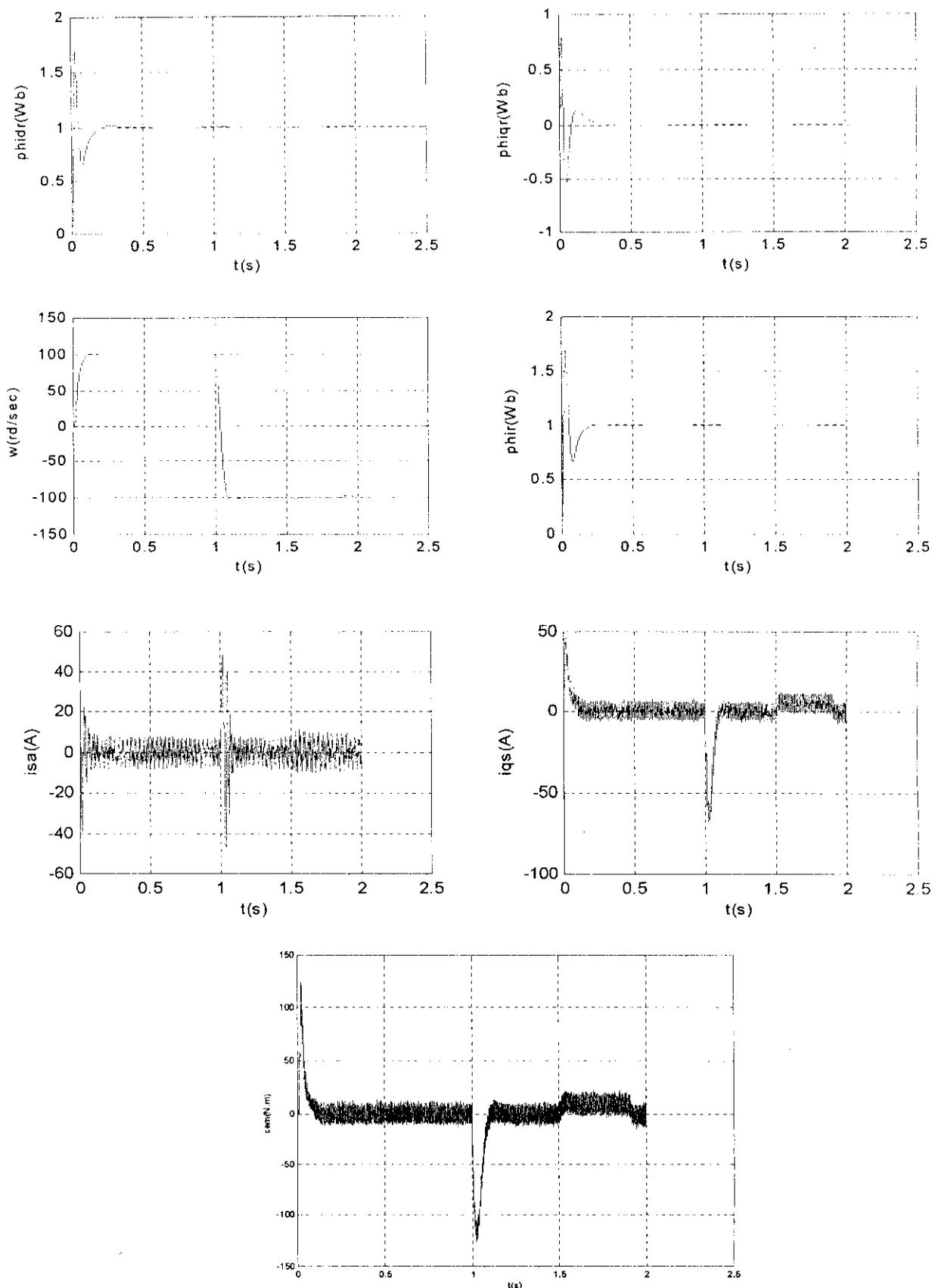


Fig.IV.7 : résultats de simulation à vide lors des variations de consigne (vitesse) et de perturbation $C_r = 10 \text{ N.m}$ entre $t = 1.5 \text{ s}$ et $t = 1.9 \text{ s}$.

Chapitre V

Introduction aux réseaux de neurones

On pense communément que "l'ordinateur de l'avenir" sera massivement parallèle et tolérera les erreurs. Toutefois la conception d'une telle machine s'étant avérée étonnamment difficile, nous aurions abandonné depuis longtemps si le cerveau n'était pas une preuve vivante que le traitement parallèle et tolérant les erreurs est possible et très efficace.

John S. Denker, 1985

(Dans *Les Rêves de la Raison*, Heinz Pagels, pp.118, InterEditions, 1990)

V.1 Introduction

Les connaissances neurobiologiques (1940-1950) et le développement de l'outil informatique ont donné naissance à une nouvelle technologie appelée le neurone artificiel (*RNA*). Depuis, différentes applications pratiques des *RNA* ont vu le jour, il s'agit des domaines de la robotique, la commande des processus industriels... etc.

Les réseaux de neurones artificiels (*RNA*) ont été inspirés du système nerveux qui résout facilement les problèmes de la parole et de la vision sous certaines conditions tâches que l'ordinateur ne peut résoudre adéquatement. Cette imperfection a incité les chercheurs à se pencher sur l'étude des neurones biologiques dans une tentative de réalisation de modèles de capacités semblables aux système nerveux.

Les réseaux de neurones artificiels ou réseaux connexionnistes sont fondés sur des modèles qui tentent d'expliquer comment les cellules du cerveau et leurs interconnexions parviennent, d'un point de vue globale, à exécuter des calculs complexes. Ces systèmes qui stockent et retrouvent l'information de manière "similaire" au cerveau sont particulièrement adaptés aux traitements en parallèle de problèmes complexes comme la reconnaissance automatique de la parole, la reconnaissance de visages ou bien la simulation de fonctions de transfert. Ils offrent donc un nouveau moyen de traitement de l'information utilisé en reconnaissance de formes (vision, image, parole, etc.).

Les architectures connexionnistes s'inspirent de l'organisation neuronale du cerveau humain. Dans les réseaux de neurones artificiels de nombreux processeurs appelés cellules ou unités, capables de réaliser des calculs élémentaires, sont structurés en couches successives capables d'échanger des informations au moyen de connexions qui les relient. On dit de ces unités qu'elles miment les neurones biologiques.

Grâce à ce parallélisme massif, on peut espérer pouvoir surmonter les problèmes posés par des temps d'attente importants caractéristiques à la résolution de tâches complexes par des méthodes numériques (tel que de tâches en reconnaissance de visages, de voix, ...).

Nous donnerons dans ce chapitre les notions de base pour la compréhension des réseaux de neurones.

Ce chapitre est organisé de la façon suivante. Nous présenterons tout d'abord l'élément de base d'un réseau connexionniste : le neurone ou processeur élémentaire. Ces éléments sont assemblés suivant une certaine architecture, dont nous discuterons le rôle, pour former un réseau. Cette architecture définit une composition de fonctions élémentaires qui peut être utilisées de plusieurs façons lors du fonctionnement du réseau. Enfin, et c'est certainement un des points les plus importants, nous traitons de l'apprentissage dans ces réseaux, c'est-à-dire de la façon dont on fixe les paramètres des différents composants du réseau afin qu'il accomplisse une tâche donnée.

V.2 Définition

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau. [11]

V.3 Le neurone

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. Celles-ci sont parfois si nombreuses que l'on parle alors de chevelure dendritique ou d'arborisation dendritique. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma (corps du neurone). L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone (unique) pour être transmise aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angstroms (10^{-9} m) entre l'axone du neurone afférent et les dendrites (on dit *une* dendrite) du neurone efférent. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse [12] (Fig. V.1).

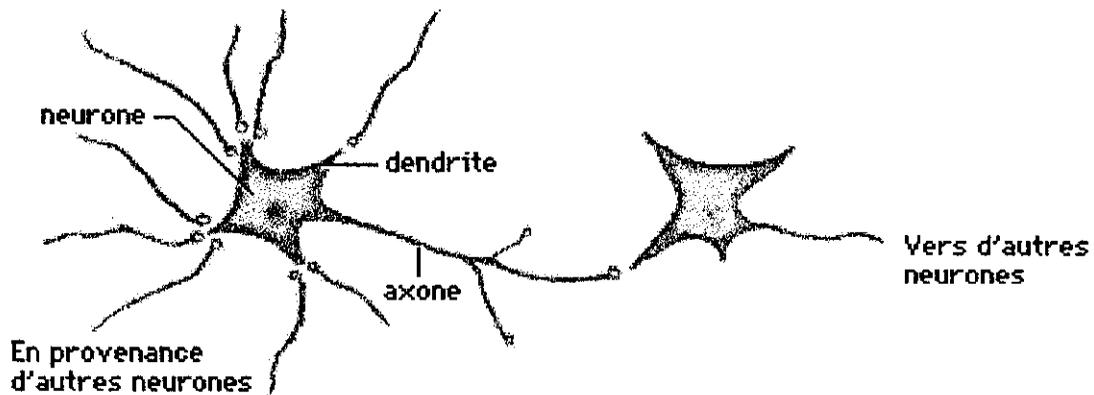


Figure V.1. Un neurone avec son arborisation dendritique

Un réseau connexionniste est constitué d'éléments extrêmement simples qui interagissent pour donner au réseau son comportement global. Dans les modèles connexionnistes, ces éléments sont des processeurs élémentaires dont la définition est faite en analogie avec les cellules nerveuses (les neurones).

Ces unités de base reçoivent des signaux provenant de l'extérieur ou d'autres neurones du réseau. Ils calculent une fonction, simple en général, de ces signaux et envoient à leur tour des signaux vers un ou plusieurs autres neurones ou vers l'extérieur. La Figure V.2 montre un schéma comportant les organes principaux d'un neurone artificiel.

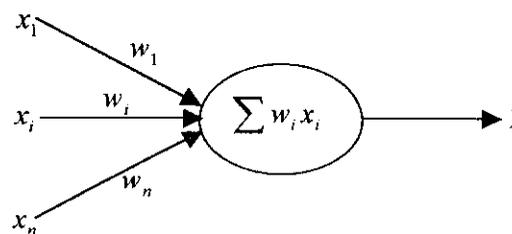
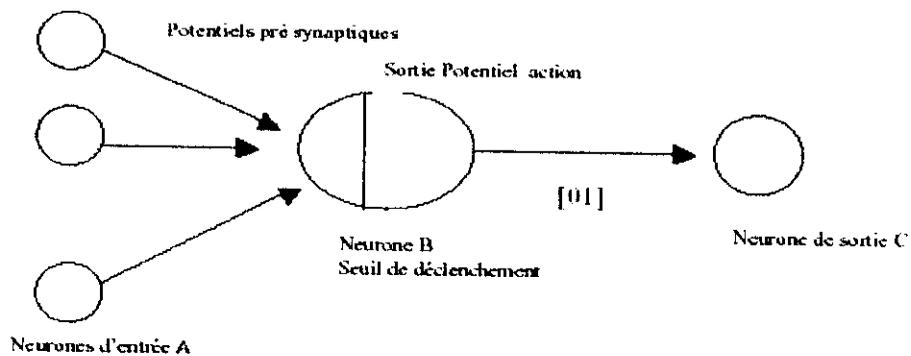


Fig. V.2 : un neurone artificiel

V.3.1 Le neurone formel

Le neurone formel effectue une sommation pondérée des influx qui lui parviennent. Si cette somme dépasse un seuil, le neurone s'active et transmet aux autres neurones un influx égal à son activation. Si non, il reste inactif et ne transmet rien. En 1949, Hebb propose un modèle simple des phénomènes d'apprentissage dans le cerveau, basé sur le renforcement ou l'affaiblissement des efficacités synaptiques, c'est à dire des taux de transmission de l'influx entre deux neurones.



FigV.3 : Schéma général d'un neurone formel

Les neurones d'entrée envoient des valeurs numériques au neurone de réception qui en effectue une somme numérique (éventuellement pondérée). Si cette valeur dépasse le seuil (fixé par défaut mais modifiable ensuite par apprentissage) alors le neurone B envoie une information (1) au neurone C. Dans le cas où la sommation est inférieure au seuil, le neurone B envoie une information (0) au neurone C. Ce processus se reproduit dans toutes les interconnexions entre les neurones du réseau. [13]

Sur la figure V.3, le cercle large représente le corps cellulaire (soma). Le soma est relié par un certain nombre d'entrées. Chaque entrée est une combinaison d'une dendrite et d'une synapse. Les canaux d'entrée dans le soma sont activés par des signaux qu'ils reçoivent des neurones auxquels ils sont connectés. Le potentiel post-synaptique déclenché sur le neurone formel est le résultat d'une somme pondérée par la valeur du seuil. Les informations présentées en entrée d'un réseau de neurones

et possédant des caractéristiques semblables vont s'accumuler jusqu'à ce que le seuil préfixé du réseau soit dépassé. Un neurone formel est une fonction algébrique paramétrée, à valeurs bornées, de variables réelles appelées entrées.

En règle générale, le calcul de la valeur de cette fonction peut se décomposer en deux étapes :

- une combinaison linéaire des entrées :

$$v = w_0 + \sum_{i=1}^n w_i x_i$$

Les w_i sont appelés poids synaptiques ou simplement **poids**, w_0 est appelé **biais**. Le biais peut être considéré comme la pondération de l'entrée 0 fixée à 1. v est appelé **potentiel** du neurone.

- La sortie du neurone est :

$$y = f(v) = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right)$$

La fonction f est la fonction **d'activation** du neurone.

V.3.2 Fonctions d'activation

La fonction d'activation $\sigma(\bullet)$ transforme le signal Y non borné à l'instant T en un signal borné $\hat{Y} = \sigma(\bar{Y})$, cette fonction est en général monotone et non décroissante ainsi l'augmentation de l'entrée ne peut que faire augmenter la sortie ou la garder constante, elle ne peut jamais faire décroître le signal.

La monotonie de la fonction d'activation implique que les neurones sont faiblement non linéaires, c'est la semi-linéarité. Le choix d'une fonction d'activation linéaire facilite les calculs mais ce type de neurones n'est pas robuste tandis que les neurones dont la fonction d'activation est non linéaire augmentent la capacité du réseau à approximer des fonctions complexes. Ils facilitent la suppression des bruits, mais rendent les calculs et l'analyse très complexes, de plus cela favorise l'instabilité du réseau de neurones considéré comme étant un système dynamique. La fonction d'activation peut avoir l'un des choix doubles suivants :

- ✓ Dérivable /non- dérivable.
- ✓ Ressemble à un pic /ressemble à un échelon.
- ✓ Positive /moyenne nulle.

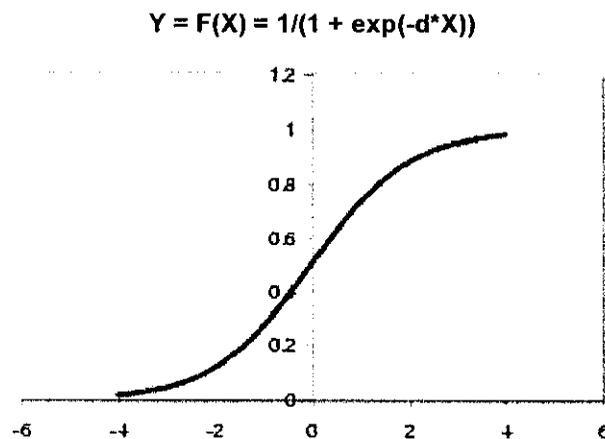
La première catégorie permet de distinguer entre les fonctions lisses et les fonctions dures. Les fonctions lisses sont fondamentales dans les algorithmes d'apprentissage tel que la «retropropagation », tandis que les fonctions d'activations non dérivables sont utilisées lorsqu'on désire avoir des réponses possédant deux valeurs.

La seconde catégorie permet de distinguer entre les fonctions d'activations qui possèdent des valeurs importantes autour de zéro et celles qui possèdent des valeurs loin de l'origine.

La troisième catégorie distingue entre les fonctions qui varient entre 0 et 1 et celles qui varient entre -1 et 1.

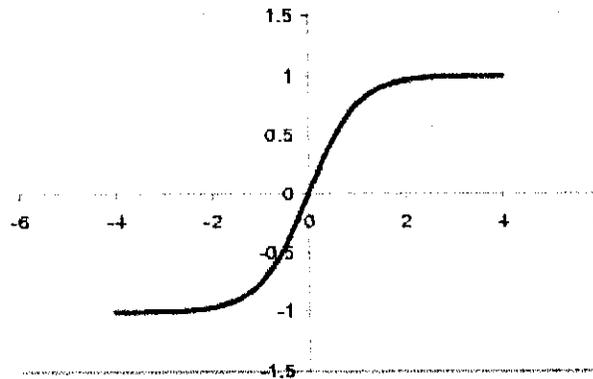
Le choix d'une fonction d'activation se révèle être un élément constitutif important des réseaux de neurones. Ainsi, l'identité n'est pas toujours suffisante et souvent des fonctions non linéaires et plus évoluées seront nécessaires. A titre illustratif voici quelques fonctions couramment utilisées comme fonctions d'activation :

- **Le sigmoïde standard, (encore appelé fonction logistique) :**



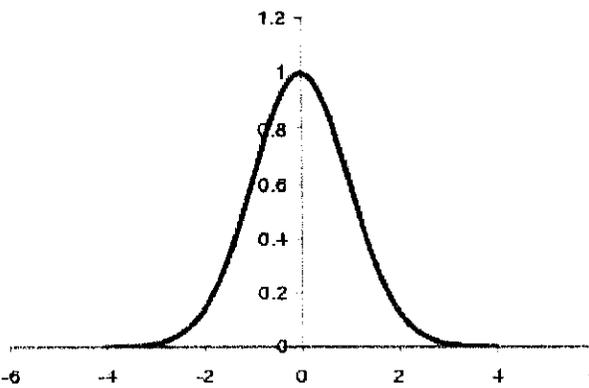
- La tangente hyperbolique :

$$Y = 2 / (1 + \exp(-2 * X)) - 1$$



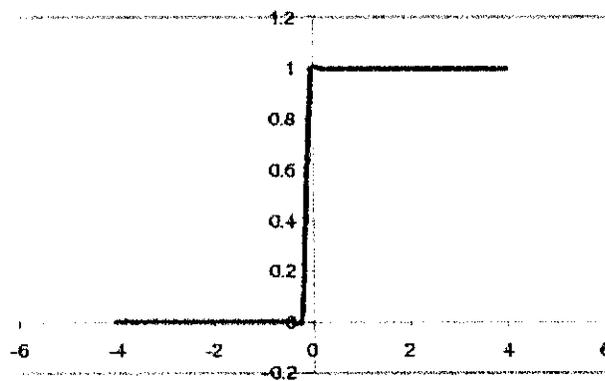
- La fonction Gaussienne :

$$Y = \exp(-(x^2)/2)$$

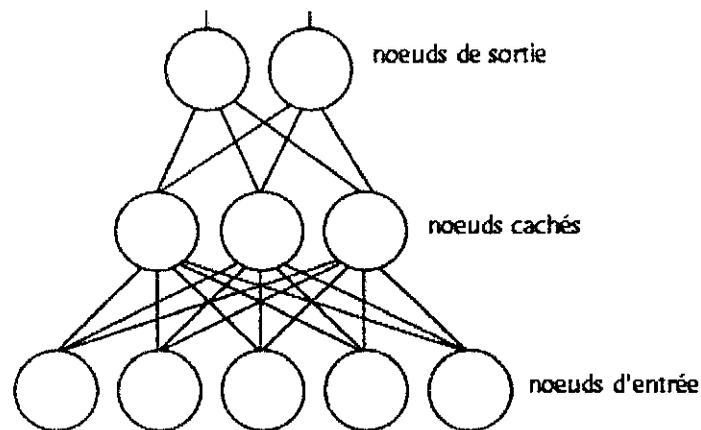


- Une fonction à seuil :

$$Y = 0 \text{ si } X < 0 \text{ et } Y = 1 \text{ si } X > 0$$



L'exemple le plus simple de réseau de neurones est donné par le perceptron multicouches, chaque couche contenant une ou plusieurs cellules. Afin d'illustrer un peu ces propos, voici le rôle de chacune des couches dans un perceptron à trois couches :



FigV.4 : les différentes couches d'un réseau de neurone

- **Les nœuds d'entrée**

La première couche est appelée couche d'entrée. Elle recevra les données source que l'on veut utiliser pour l'analyse. Dans le cas de l'aide au diagnostic médical, cette couche recevra les symptômes. Sa taille est donc directement déterminée par le nombre de variables d'entrées.

- **Les nœuds cachés**

La seconde couche est une couche *cachée*, en ce sens qu'elle n'a qu'une utilité intrinsèque pour le réseau de neurones et n'a pas de contact direct avec l'extérieur. Les fonctions d'activations sont en général non linéaires sur cette couche mais il n'y a pas de règle à respecter. Le choix de sa taille n'est pas implicite et doit être ajusté. En général, on peut commencer par une taille moyenne des couches d'entrée et de sortie mais ce n'est pas toujours le meilleur choix. Il sera souvent préférable pour obtenir de bons résultats, d'essayer le plus de tailles possibles.

- **Les nœuds de sortie**

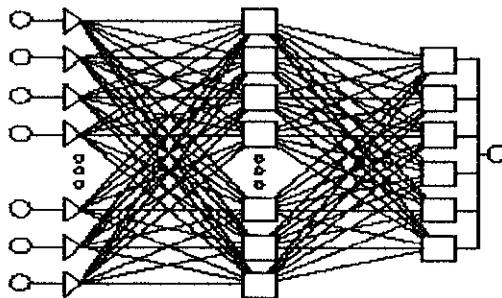
La troisième couche est appelée couche de sortie. Elle donne le résultat obtenu après compilation par le réseau des données entrées dans la première couche. Dans le cas de

l'aide au diagnostic médical, cette couche donne le diagnostic. Sa taille est directement déterminée par le nombre de variables qu'on veut en sortie

V.4 Structure général d'un réseau de neurones

Comme les neurones formels sont interconnectés entre eux, leur niveau d'interconnexion définit des couches. On distingue une couche d'entrée contenant les neurones formels qui vont recevoir les informations primitives, puis après un certain nombre de couches intermédiaires dites couches cachées, une couche de sortie qui contient les neurones finaux transmettant les informations de sortie traitées par la totalité du réseau. Au contraire des systèmes de calcul symbolique qui codent les informations dans des symboles pour les calculer de façon séquentielle, les systèmes connexionnistes traitent les informations en parallèle.

L'ensemble du réseau et des couches de neurones formels est alors modifié par les informations en entrée. Suivant les phases d'apprentissages, les poids synaptiques des neurones formels sont modifiés. Il se définit alors petit à petit dans les couches cachées du réseau un attracteur vers lequel convergent l'ensemble des valeurs des poids synaptiques qu'on assimile alors à des trajectoires.



FigV.5 : schéma d'un réseau de neurone formel

On distingue la couche d'entrée (ronds), deux couches intermédiaires et une couche de sortie comprenant un seul neurone. Ce type de réseau est un perceptron et il peut être utilisé pour catégoriser un nombre important de variables d'entrée (une par neurone d'entrée).

V.5 Les mécanismes d'apprentissage

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement. [14]

L'apprentissage d'un réseau de neurones artificiels est induit par une procédure itérative d'ajustement de ses paramètres internes (poids synaptiques et nombres de neurones). Cette procédure d'ajustement est décrite par un algorithme d'apprentissage. Celui-ci détermine alors le comportement du réseau. Ainsi le comportement d'un même réseau diffère selon l'algorithme d'apprentissage utilisé pour modifier ses paramètres. Il existe deux grandes stratégies d'apprentissage :

V.5.1 Apprentissage supervisé

La première stratégie est l'apprentissage supervisé. En déterminant des variables de sortie, on fait prendre au réseau par itérations successives à modifier ses paramètres internes de façon à reconnaître ces variables. En quelque sorte, on propose au réseau des exemples (observations) auxquels sont associées des réponses désirées.

Dans ce type d'apprentissage, la sortie produite par le réseau en réponse à une observation donnée est comparée à la réponse désirée (variable de sortie). La différence entre la réponse désirée et la réponse du réseau est alors utilisée pour adapter les paramètres du réseau de façon à corriger son comportement. Ce processus est répété de façon itérative jusqu'à obtenir le meilleur comportement.

On présente en entrée chaque observation au réseau de neurones (c'est-à-dire qu'on met les valeurs décrivant le dossier dans les entrées), puis on propage ces valeurs vers la sortie. La prédiction que l'on obtient en sortie est (très probablement, surtout au début) erronée. On calcule la valeur de l'erreur, c'est donc la différence entre les valeurs désirées et les valeurs prédites, puis on rétropropage cette erreur en remontant le réseau et en modifiant les poids proportionnellement à la contribution de chacun à l'erreur totale. On répète ce mécanisme pour chaque exemple des données et tant que le taux de reclassement sur les données de test s'améliore. Ce mécanisme porte le nom de rétro propagation de l'erreur. Il consiste à suivre la ligne de plus grande pente de la surface d'erreur, qui doit logiquement conduire à un minimum (local ou global). Sa capacité de convergence peut varier selon les problèmes posés, l'architecture du réseau, les fonctions d'activation retenues, et bien entendu, selon la base d'apprentissage et les variables sélectionnées en entrée du réseau. L'intérêt du Perceptron multi-couches est qu'il se prête idéalement à ce type d'algorithme par sa structure et ses

effets de propagation fortement structurés et maîtrisés. Le principe de l'algorithme est de remonter couche par couche, des neurones de sortie vers les neurones d'entrées et de modifier les poids synaptiques en amont de chaque couche, de manière à diminuer l'erreur commise en sortie. Le processus est en général itératif (le problème étant généralement non linéaire) : à chaque itération, l'erreur globale diminue. Signalons qu'il s'agit d'une technique générale (méthode de gradient) applicable à d'autres objets qu'à des réseaux de neurones. Par exemple on peut calculer une matrice de composantes principales de cette manière par ajustements successifs.

V.5.2 Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé est une technique différente où on ne détermine pas de variables de sortie. Le réseau va de lui même catégoriser les variables d'entrée.

Cet apprentissage est destiné à l'élaboration d'une représentation interne de l'espace des données d'entrée en identifiant la structure statistique sous-jacente des variables d'entrée sous une forme plus simple ou plus explicite. Ce type d'apprentissage est utilisé dans les réseaux compétitifs et dans les cartes de Kohonen qui seront décrits plus loin.

En pratique, la création d'un réseau de neurone nécessite le formatage des données sous une forme qui soit reconnaissable par la couche superficielle du réseau (neurones d'entrée). Puis on choisit le type de réseaux que l'on veut utiliser. On présente alors les données en entrée en modifiant petit à petit les poids synaptiques et les autres paramètres afin de parvenir au but recherché, si l'on est en apprentissage supervisé. On laisse par contre le réseau évoluer tout seul vers son état stable, si l'on est en apprentissage non supervisé.

V.6 Procédure d'apprentissage

L'apprentissage d'un réseau se fait généralement dans le contexte d'une tâche ou d'un comportement à apprendre. Les informations à traiter sont codées sous la forme d'un vecteur appelé **patron d'entrée**, qui est communiqué aux neurones d'entrée du réseau. La réponse du réseau s'interprète à partir de la valeur d'activation de ses neurones de sortie, dont le vecteur s'appelle **patron de sortie**.

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

- 1) –Initialisation des poids synaptique du réseau.
- 2) –présentation du patron d'entrée et propagation d'activation.
- 3) –calcul de l'erreur pour chaque neurone du réseau.
- 4) –calcul du vecteur de correction.

N.B : les étapes 2-3-4 sont repesées jusqu'à la fin de l'apprentissage.

L'un des algorithmes les plus répandus est celui de la « retropropagation » (Back propagation). Cet algorithme change les poids du réseau à chaque fois qu'un échantillon $y = f(x)$ est présenté. Ce changement est fait de telle sorte à minimiser l'erreur entre la sortie désirée y_d , et la réponse y du réseau à une entrée x_j . A chaque itération le signal d'entrée se propage dans le réseau dans le sens entrée – sortie. Une sortie est aussi obtenue et l'erreur entre celle-ci et la sortie désirée est calculée, puis retropropagée dans le sens sortie-entrée. L'apprentissage ne prend fin que lorsqu'une certaine erreur donnée par :

$$E = \sum_p E_p \quad \text{Est satisfaite}$$

Où $E_p = \frac{1}{2} \sum (Y_d - \hat{Y})^2$ est la mesure de l'erreur sur le p^{ieme} échantillon sur toute les sorties pour un réseau statique. l'algorithme d'apprentissage est le suivant :

Etape 1 :

définition du vecteur d'entrée $X_p = [X_{p1}, X_{p2}, \dots, X_{pn}]^T$ pour le p^{ieme} échantillon, le signal total à l'entrée du j^{ieme} neurone de la couche cachée est :

$$NET_{pj}^h = \sum_{i=1}^n W_{ji}^h X_{pi} - \theta_j^h$$

Avec : W_{ji}^h le poids de la i^{ieme} entrée et θ_j^h le terme de biais (seuil).

Etape 2 :

Calcul du signal de sortie du neurone j de la couche cachée h :

$$I_{pj} = f_j^h(Net_{pj}^h)$$

Etape 3 :

Calcul du signal total applique à chaque neurone de la couche de sortie :

$$NET_{pk}^0 = \sum_{j=1}^L W_{kj}^0 I_{pj} O_k^0$$

Etape 4 :

Calcul de l'erreur pour la couche de sortie :

$$O_{pk} = f_k^0(Net_{pk}^0)$$

Etape 5 :

$$\delta_{pj}^0 = (Y_{pk} - O_{pk}) f'_k(Net_{pk}^0)$$

Etape 6 :

Calcul de l'erreur pour la couche cachée :

$$\delta_{pj}^h = f'_j(Net_{pj}^h) \sum_k \delta_{pk}^0 W_{kj}^0$$

Etape 7 :

Ajustement des poids de la couche cachée :

$$W_{kj}^0(t+1) = W_{kj}^0(t) + \eta \delta_{pj}^0 I_{pj}$$

Etape 8 :

Ajustement des poids de la couche de sortie :

$$W_{kj}^h(t+1) = W_{kj}^h(t) + \eta \delta_{pj}^h X_{pj}$$

Etape 9 :

Calcul de l'erreur :

$$E_p = \frac{1}{2} \sum (Y_{pk} - O_{pk})^2$$

Refaire les étapes tant que l'erreur n'est pas satisfaite.

V.7 Approximation des fonctions par RNA

Il a été démontré qu'un réseau statique à trois couches ayant un nombre fini de neurones dans la couche cachée peut approximer n'importe quelle fonction non linéaire, de telle façon à ce que toute fonction continue pouvait être réalisée par un réseau de neurone à trois couches et dont la couche cachée possède des fonctions d'activations bornées monotones croissantes.

Un résultat similaire a été obtenu dans [15], en démontrant qu'un réseau multicouche pouvait implanter une fonction sinusoïdale permettant ainsi aux réseaux multicouches d'approximer n'importe quelle fonction en séries de Fourier.

Un autre résultat similaire regroupant les travaux précédents a été donné par [16]. L'auteur démontre que toute somme finie de fonctions sigmoïdales est dense dans l'espace des fonctions continues définies sur un hyper cube unitaire de dimension n .

Tous ces résultats peuvent être résumés de la manière suivante :

“Soit $\Phi(X)$, une fonction non constante, bornée, monotone et croissante.

Soit K une région bornée de \mathbb{R}^n , et $F(X_1, \dots, X_n)$ une fonction réelle continue, définie sur K . Alors pour tout $\varepsilon > 0$, il existe un entier N et des constantes réelles C_i

$\theta_i (i = 1, \dots, N)$ Et $W_{ij} (i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, n)$ tel que :

$$\bar{F}(X_1, \dots, X_n) = \sum_{i=1}^N C_i \left(\sum_{j=1}^n W_{ij} X_j - \theta_i \right) \text{ Satisfait}$$

$$\text{Max}_{x \in K} (F(X_1, \dots, X_n) - \bar{F}(X_1, \dots, X_n)) < \varepsilon$$

Ce théorème implique que pour tout $\varepsilon > 0$, il existe un réseau de neurone à trois couches dont les fonctions d'activations dans la couche cachée sont $\phi(X)$ tandis que celles des neurones situent dans la couche de sortie sont linéaires, et dont la relation entrée/sortie est $F(X_1, \dots, X_n)$.

V.8 Architecture des principaux réseaux de neurones

V.8.1 Perceptron

Premier en date des réseaux de neurones, ce système comporte trois couches dont deux effectuent des traitements et une, la rétine, assure la réception des signaux. Le système fonctionne suivant une loi de convergence qui renforce l'activation d'un neurone si celui-ci est activé. Au cours du temps, cette règle de convergence aboutit à la création d'attracteurs dans la couche moyenne du réseau.

Particulièrement efficaces pour le traitement des données spatiales, ces systèmes permettent de reconnaître des formes approximatives et de les comparer à des patterns appris, codés de façon délocalisée dans le réseau, permettant le fonctionnement d'une mémoire associative. Si un stimulus n'est pas trop éloigné de la forme apprise durant la phase d'apprentissage, alors il sera reconnu comme étant cette forme. Le problème de la catégorisation des connaissances est particulièrement bien résolu par ce type de système qui accepte l'incertitude et la vectorise sous forme d'écart au centre de l'attracteur.

V.8.2 Adaline

Est un autre type de réseau spécialisé dans le traitement du signal fonctionnant à partir d'une règle d'apprentissage. Cette règle permet de réduire l'erreur observée entre l'état du réseau et la valeur correcte attendue par une modification des connexions des neurones de façon à la minimiser (par un algorithme dit de descente de gradient).

V.8.3 L'associateur linéaire

Est un modèle de réseau à deux couches avec une fonction d'activation linéaire utilisant la règle de Hebb qui a proposé en 1949 l'idée que le cerveau s'adapte à son environnement en modifiant l'efficacité des connexions entre ses neurones. Le principe de Hebb postule qu'une synapse améliore son efficacité seulement quand l'activité des deux neurones qu'elle relie est corrélée.

V.8.4 Les réseaux récurrents

Permettent une interconnectivité quasi totale entre les neurones des différentes couches, y compris éventuellement en se bouclant sur eux-mêmes.

Ils permettent la résolution de problèmes qui ne peuvent être résolus de façon algorithmique.

V.8.5 Le réseau de Hop Field

Inspiré des modèles physiques des verres de spin est constitué d'éléments bistables à connexions symétriques évoluant spontanément vers une réduction de l'énergie totale du système. Associé avec la règle de Hebb, ce réseau peut apprendre à mémoriser les exemples présentés en entrée sous la forme d'états stables. En phase d'exploitation, les stimuli présentés en entrée évolueront dans le réseau vers l'état stable le plus ressemblant. Un réseau de Hop Field fonctionne ainsi comme un véritable classificateur à mémoire associative.

Cependant il existe une marge non négligeable d'erreurs due à l'existence d'états métastables, parfois très proches des états stables correspondant à une classification correcte.

V.8.6 Les réseaux compétitifs

Sont des réseaux où chaque neurone d'entrée est relié à chaque neurone de sortie et chaque neurone de sortie inhibe tous les autres et s'auto excite. Cette architecture génère une compétition interneuronales aboutissant à ce que le réseau a tendance à reproduire l'organisation topographique des formes d'entrée. En d'autres termes, si l'on présente à ce type de réseau des objets quelconques, le réseau va reproduire dans ses états internes ses traits structuraux.

Les réseaux compétitifs reproduisent une particularité du fonctionnement biologique des neurones, à savoir l'inhibition latérale. On sait en effet que lorsqu'un neurone biologique est excité, il transmet son excitation aux neurones voisins dans un rayon très court et inhibe par contre les neurones situés à plus grande distance.

Le degré d'interaction latérale est donc une fonction de la distance. Ces interactions latérales engendrent des réponses de groupes de neurones répartis autour du maximum local d'excitation. Les algorithmes d'apprentissage dans les Réseaux compétitifs sont des simplifications algorithmiques utilisant l'idée de Réponses localisées et d'interactions latérales. La forme la plus simple

D'apprentissage compétitif modifie le vecteur poids du meilleur neurone à chaque étape de l'apprentissage.

V.8.7 Les cartes de Kohonen

Sont des réseaux de neurones compétitifs qui ont la particularité de réaliser une représentation ordonnée des données selon une topologie fixée, généralement une grille bidimensionnelle. En général, l'algorithme permet d'assurer que les données projetées dans un même voisinage sont des données proches. En revanche, il peut se produire que des données proches soient projetées dans des zones non voisines de la grille de représentation.

Ces réseaux de neurones sont considérés comme des « classificateurs universels ». Ils résolvent notamment des problèmes de modélisation ou de classification linéaire. Le problème résolu devient un problème de régression linéaire multiple.

La carte de Kohonen est une matrice de neurones représentant la couche de sortie. A chaque neurone est associé un vecteur de poids. Ces poids sont d'abord initialisés aléatoirement. L'algorithme d'apprentissage de ce réseau est itératif: on prend un vecteur de l'ensemble et on le « montre » au réseau. En comparant ce vecteur avec les poids des neurones, le neurone gagnant (le plus proche) est choisi. Cette modification est appliquée aussi pour les neurones voisins du neurone gagnant. Ce voisinage décroît avec le temps. Grâce à cette notion de voisinage, à la fin de l'algorithme (après avoir fait un certain nombre d'itérations) la carte montre une certaine organisation: les neurones proches ont des poids similaires. Il existe donc une préservation topologique entre l'espace d'entrée et l'espace de sortie. Quand le déroulement de l'algorithme se termine, les poids des neurones contiennent les vecteurs représentatifs de l'ensemble de vecteurs utilisé. Il s'agit d'un algorithme de recherche de centroïdes dans un espace vectoriel. L'auto-organisation de la carte est conséquence de l'application de la notion de voisinage.

V.9 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones

On peut donc définir un réseau de neurones artificiels comme un processeur parallèle de traitement d'informations distribuées, présentant une propension naturelle à la mémorisation et à l'exploitation de connaissances acquises par l'expérience. Sa structure repose sur une interconnexion massive de cellules élémentaires de traitement d'information, les neurones formels, dont la représentation est un graphe dirigé. En cours d'apprentissage, un réseau peut être amené à modifier sa structure en modifiant les liaisons entre neurones. La connaissance acquise par un réseau de neurones est encodée par des forces ou des intensités évolutives des connexions établies entre les neurones formels. Les forces des connexions liant les neurones réfèrent aux valeurs des poids ou coefficients qui définissent les paramètres du modèle interne du réseau. L'intérêt des réseaux de neurones artificiels

réside dans le parallélisme de leur structure, leur capacité d'adaptation ainsi que dans leur mémoire distribuée. Ces propriétés sont à la source de la capacité de généralisation d'un réseau et donc de son aptitude à adopter un comportement correct (interpolation et extrapolation) en réponse à des variables d'entrée qui n'ont pas été rencontrés lors de la phase d'apprentissage.

Vu sur le plan mathématique, les réseaux de neurones sont en effet des «approximateurs universels». Leur utilisation permet de passer directement des données aux prédicteurs, sans intermédiaire, sans recodage, sans discrétisation, sans simplification ou interprétation sujette à caution.

Un réseau de neurones possède également une grande résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données. L'idée d'apprentissage est plus simple à comprendre que les complexités des statistiques multi-variables. Elle est intuitive.

Les réseaux de neurones sont également capables d'analyser des relations spatiales et topologiques. Enfin, le modèle fourni se prête bien à la visualisation, à une recherche de profils-type. Ces propriétés des réseaux de neurones sont intéressantes car elles sont complémentaires des techniques statistiques classiques qui imposent des fortes restrictions. Les régressions se font sur des fonctions de dépendance simples (linéaire, logarithmique) qui ne sont pas toujours très réalistes. On suppose souvent qu'il y a une seule fonction de dépendance sur l'ensemble de la population et non plusieurs sur des « niches » distinctes. On est obligé également de faire des hypothèses (distributions normales, équiprobabilités, variables non corrélées) dont il est probable qu'elles sont simplement approchées, mais qui sont nécessaires pour faire fonctionner ces méthodes. Le traitement des calculs impose de faire appel à des méthodes compliquées pour transformer les données initiales. Par contre, un réseau de neurones bien conçu est capable de représenter n'importe quelle dépendance fonctionnelle et d'extraire de l'information sans modèle préconçu. A contrario, les réseaux de neurones présentent des inconvénients. Un réseau de neurones ne dispense pas de bien connaître son problème, de définir ses classes avec pertinence, de ne pas oublier de variables importantes, etc. Enfin, un réseau de neurones est une « boîte noire » qui n'explique pas ses décisions. Les réseaux de neurones ont une très bonne prédiction statistique

V.10 Conclusion

Dans ce chapitre introductif aux réseaux de neurones, nous avons présenté un certain nombre de notions permettant à la fois une lecture aisée et une compréhension des résultats qui sont développés dans le chapitre qui va suivre.

Nous avons détaillé principalement les techniques et les algorithmes utilisés dans notre travail.

Chapitre VI

Application des réseaux de neurones

VI.1 Introduction

les régulateurs des systèmes linéaires ont été d'un grand apport dans la théorie de la commande des machines électriques avec leurs applications dans divers domaines pratiques par rapport aux approches classiques (approches développées par Nyquist, Bode, Nichols ...), malheureusement la commande par ces régulateurs présente un problème majeur dans le fait qu'il n'est pas possible de présenter analytiquement les caractéristiques des systèmes non linéaires tels que le temps mort, la saturation, et les variations des paramètres dans le temps. Vu la nature non linéaire des systèmes et l'accroissement de leurs dimensions, les chercheurs se sont intéressés à utiliser les approximations universelles telles que les réseaux de neurones et les systèmes flous dans la commande des systèmes non linéaires.

Ce chapitre est consacré à l'application des réseaux de neurones pour identifier le comportement de tels systèmes (régulateurs classiques et régulateurs d'état) et les remplacer par régulateurs par réseaux de neurones.

VI.2 Structure de réseaux de neurones utilisés

le choix du nombre de neurones dans différentes couches cachées dépend du type du problème à traiter, plus le nombre de neurones cachés est élevé, plus le nombre de degré de liberté est élevé plus la fonction modélisée par le réseau de neurone peut être complexe.

La figure (V.1) montre les différentes structures proposées :

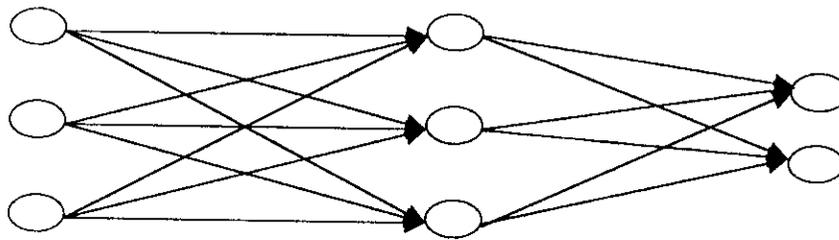


Fig.VI.1 : l'architecture [3 3 2] du réseau de neurones

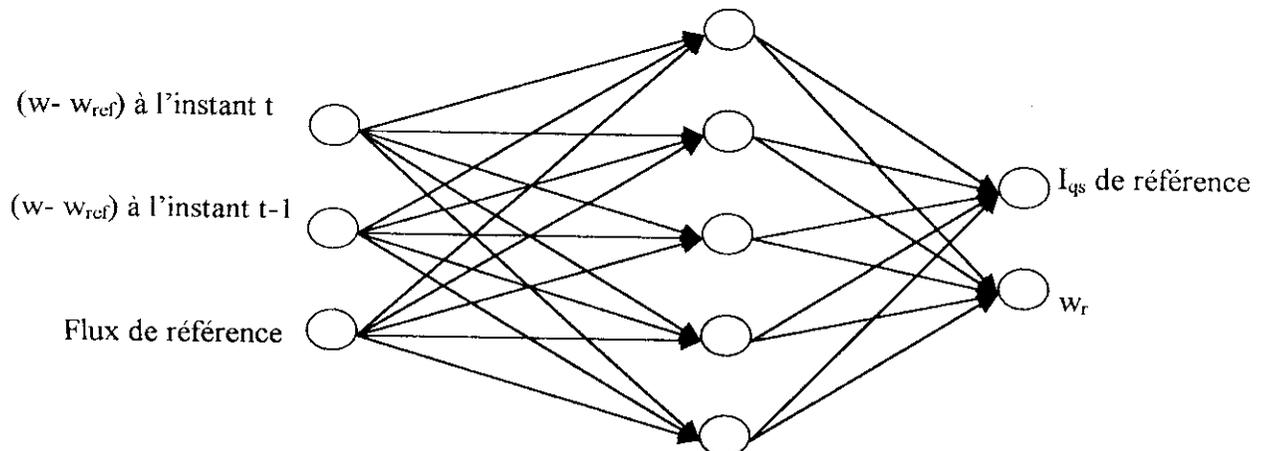


Fig.VI.2 : l'architecture [3 5 2] du réseau de neurones

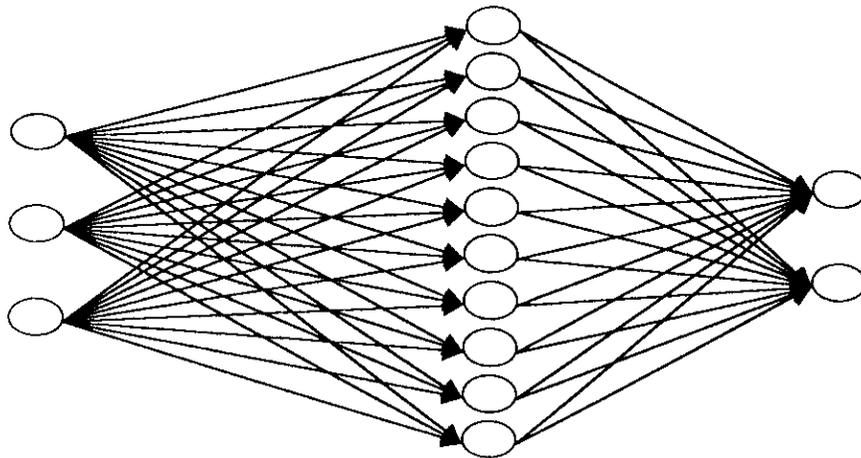


Fig.VI.3 : l'architecture [3 10 2] du réseau de neurones

Les résultats obtenus après apprentissage par un réseau à trois neurones cachés, un réseau à dix neurones cachés et un réseau à cinq neurones cachés montrent que la dernière donne des résultats meilleurs.

VI.3 Apprentissage des réseaux de neurones

Une fois l'architecture d'un réseau de neurones choisie, il est nécessaire d'effectuer un apprentissage pour déterminer les valeurs des poids permettant à la sortie du réseau de neurone d'être aussi proche que possible de l'objet fixé.

L'apprentissage du réseau de neurones consiste alors à modifier répétitivement les valeurs de pondérations des interconnexions jusqu'à ce que la performance du réseau atteigne le niveau désiré, un neurone formel reçoit en entrée des informations sous la forme de valeurs numériques, d'en faire un traitement, et selon les résultats, de générer une information de sortie vers un autre neurone formel.

L'apprentissage est obtenue en présentant 5000 exemples, l'erreur commise par le réseau comprenant cinq neurones cachés vaut 0.01 tandis qu'avec dix et trois neurones cachés cette erreur est supérieur à 0.01. Ce qui montre que ces deux derniers ont mal appris le processus.

L'état du cas réel à montrer que les mauvaises performances obtenus lorsque la base d'apprentissage possédait peu d'exemples n'était pas uniquement dues au manque d'information, mais également à la façon de conduire l'apprentissage .

On injecte des valeurs numériques réelles de la sortie du bloc de réseau de neurones (régulateur) qui sont les courants statoriques et la vitesse w_r (vitesse de synchronisme), et on visualise la sortie du réseau montrée dans les figures (V.4) et (V.5) pour les deux régulateurs [(régulateur classique+FOC), (régulateurs d'état+FOC)].

- Pour le régulateur classique +FOC :

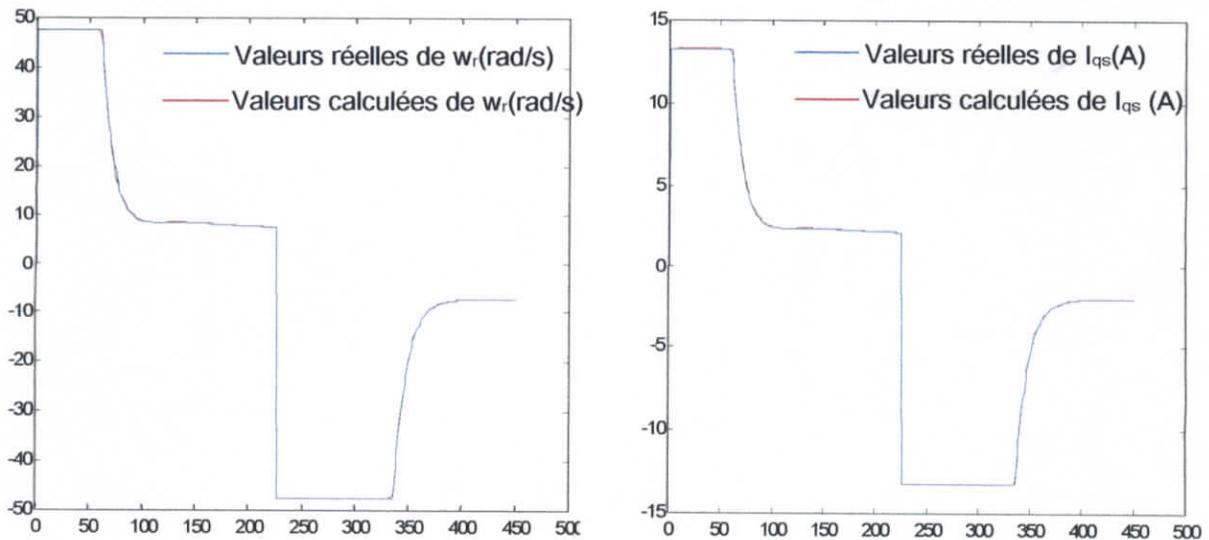


Fig.VI.4 : résultats de sortie de réseau de neurones avec l'architecture [3 5 2]

- Pour le régulateur d'état +FOC :

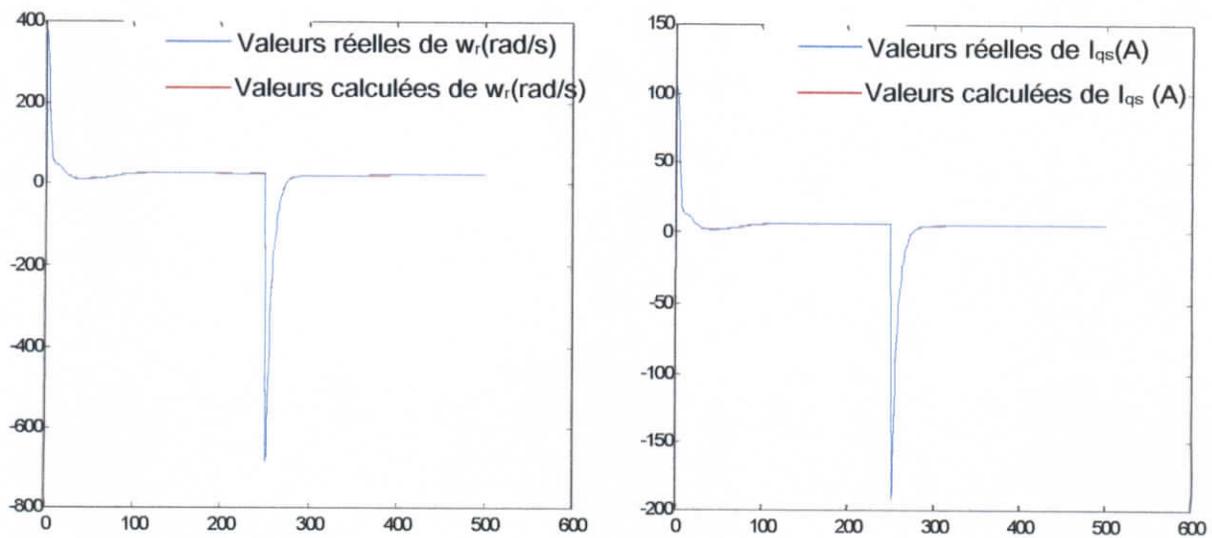


Fig.VI.5 : résultats de sortie de réseau de neurones avec l'architecture [3 5 2]

Quand l'apprentissage est terminé, c'est-à-dire on a arrivé à minimiser l'erreur (jusqu'à l'erreur désiré 0.01), on génère un bloc de simulation de réseau de neurones qui remplace « le régulateur classique + FOC » pour la commande par flux orienté et «le régulateur d'état + FOC »pour la commande par retour d'état.

VI.4 Interprétation des résultats

Les figures qui viennent représentent les différents résultats obtenus par simulation, avec un régulateur de réseau de neurones qui remplace les régulateurs classiques et le régulateur d'état. On constate les mêmes allures que celles trouvées précédemment mais, avec de bonnes performances mécaniques de vitesse et de position, moins de calculs et moins de blocs de commandes.

VI.5.Conclusion

La commande par régulateurs des réseaux de neurones à été étudié et appliqué à la machine asynchrone triphasée dont le système est multivariable, non linéaire et couplé.

Il est important de noter que cette commande est appliquée sur le système dynamique(MAS), sans avoir recours a ce découplage ni à la stratégie de commande (commande par flux orienté,etc.....) qui nécessitent un découplage et une linéarisation du système.

Les résultats obtenus permettent de conclure que cette stratégie de commande est très efficace en terme de poursuite de la trajectoire de référence, et de robustesse.

- Résultats de simulation par réseaux de neurones pour identifier le régulateur PI+FOC

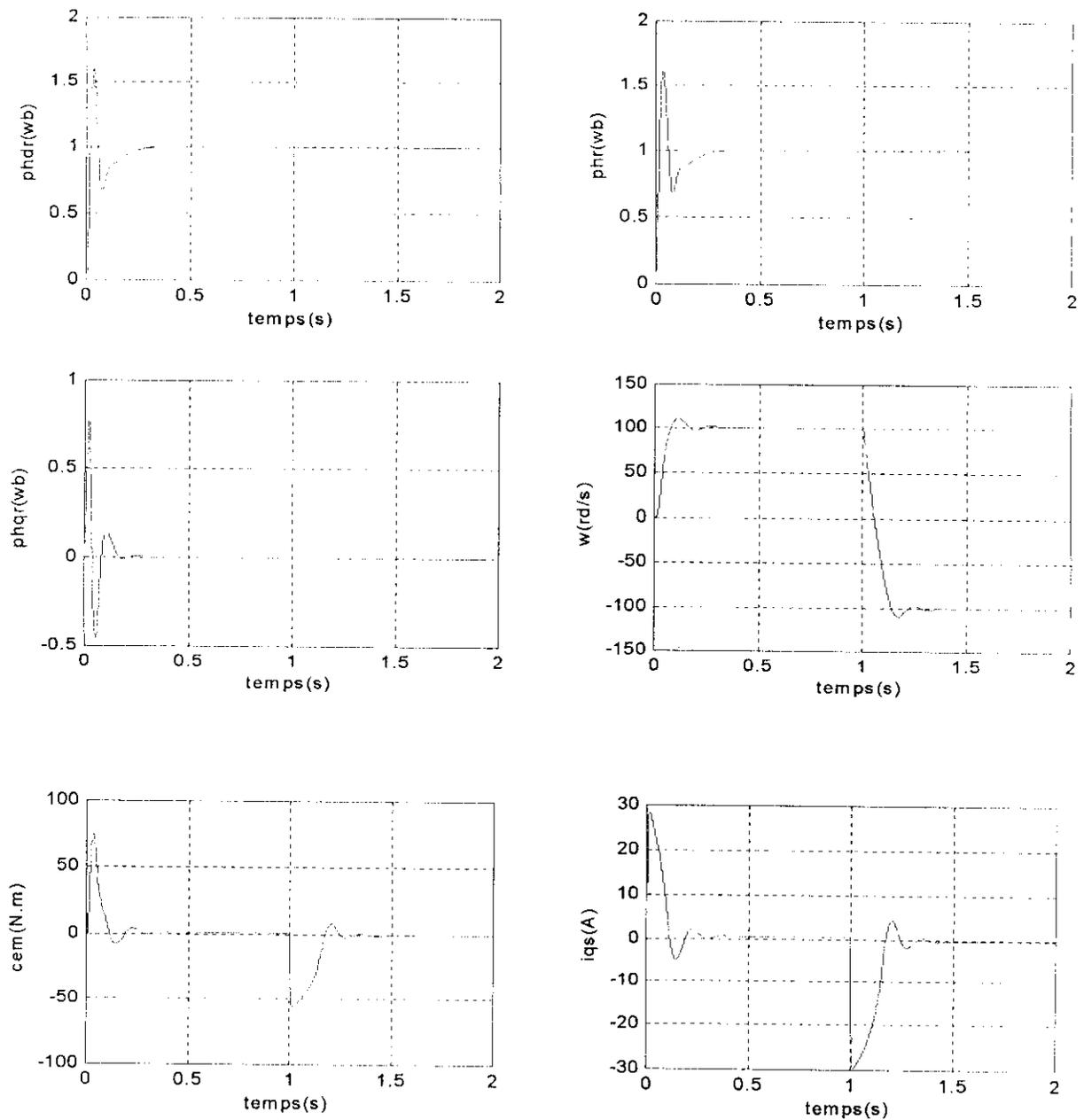


Fig.VI.6 : Commande supervisée à vide de la vitesse de la MAS par réseaux de neurones (sans onduleur) avec l'architecture [3 5 2]

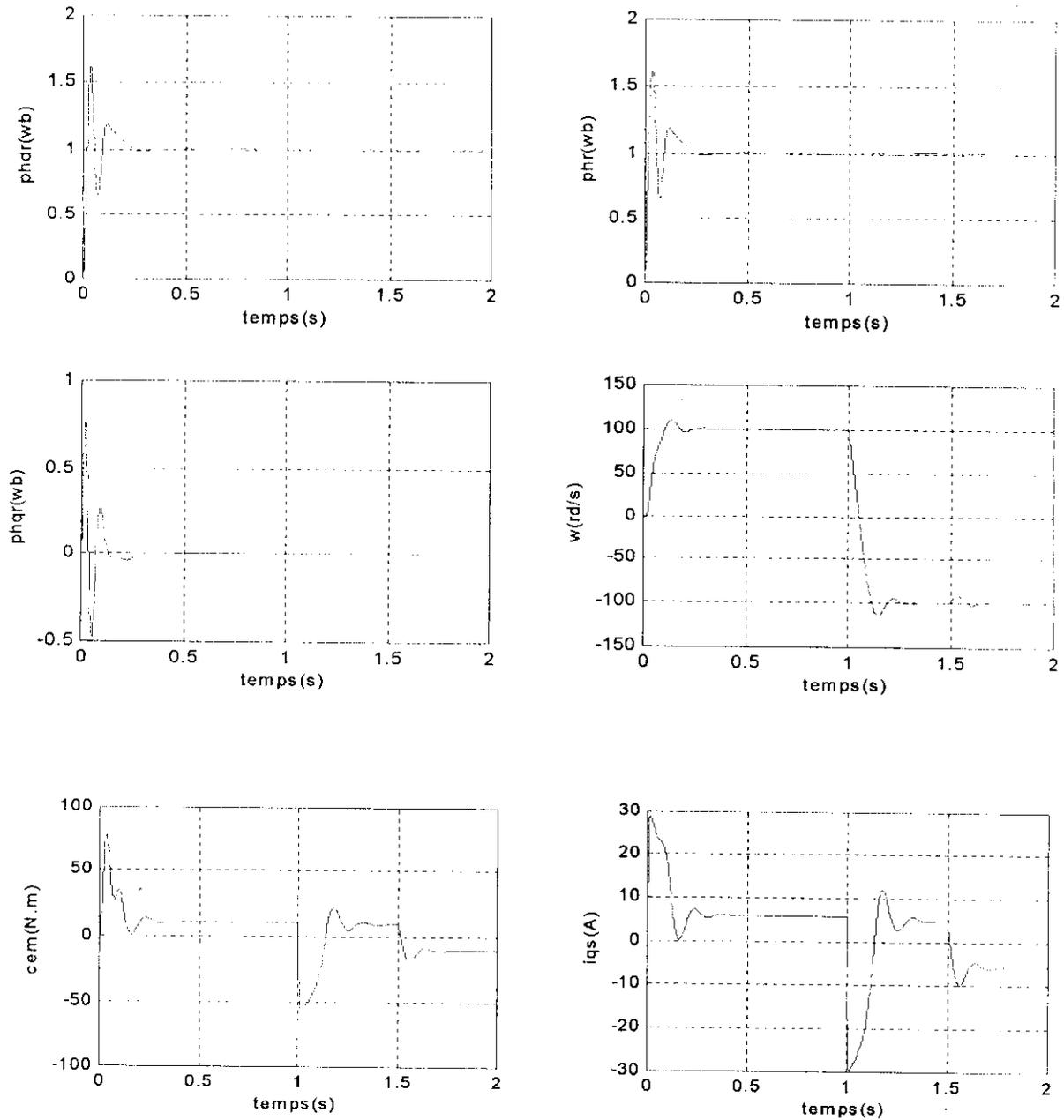
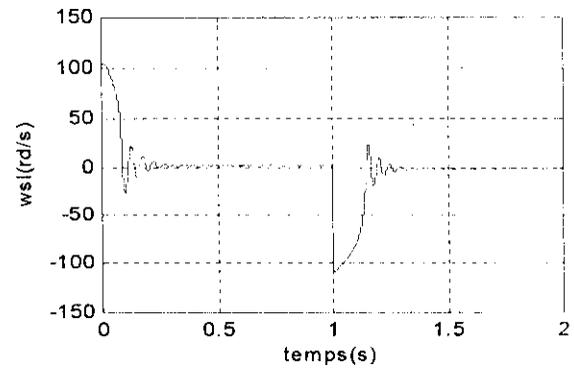
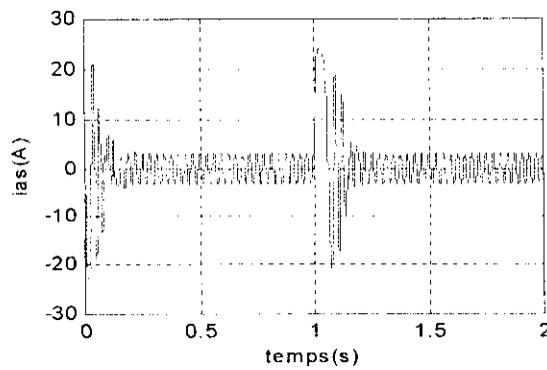
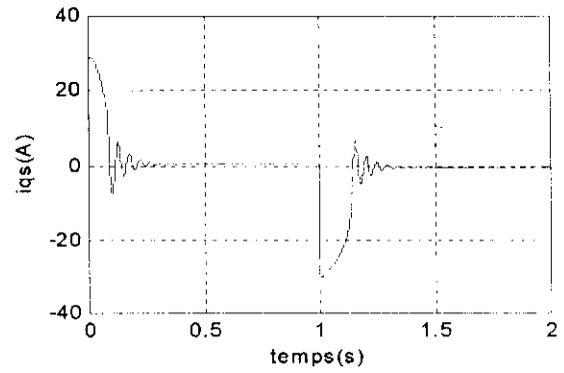
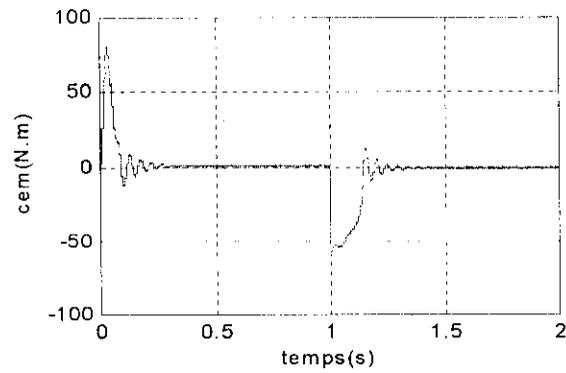
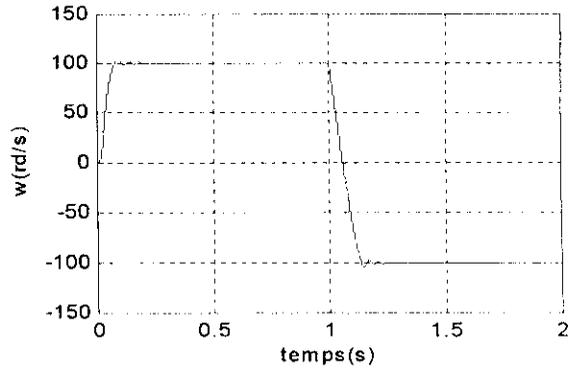
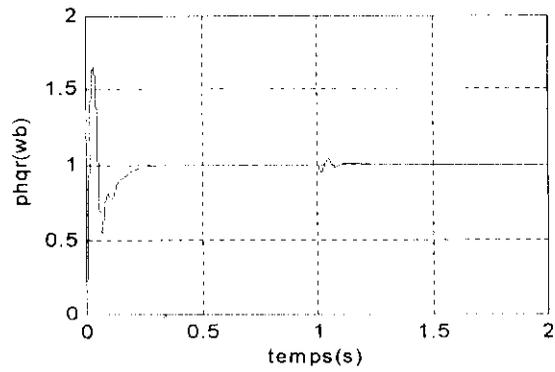
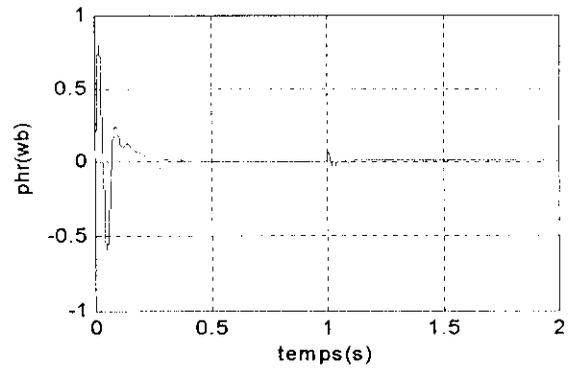
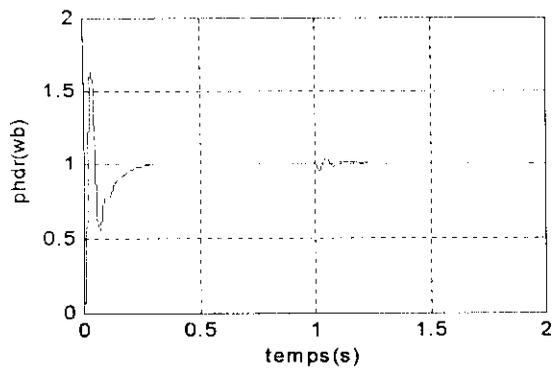


Fig.VI.7 : Commande supervisée en charge ($C_r=10N.m$) de la vitesse de la MAS par réseau de neurones (sans onduleur) avec l'architecture [3 5 2]



Commande supervisée à vide de la MAS par les réseaux de neurones (avec onduleur) avec l'architecture [3 5 2]

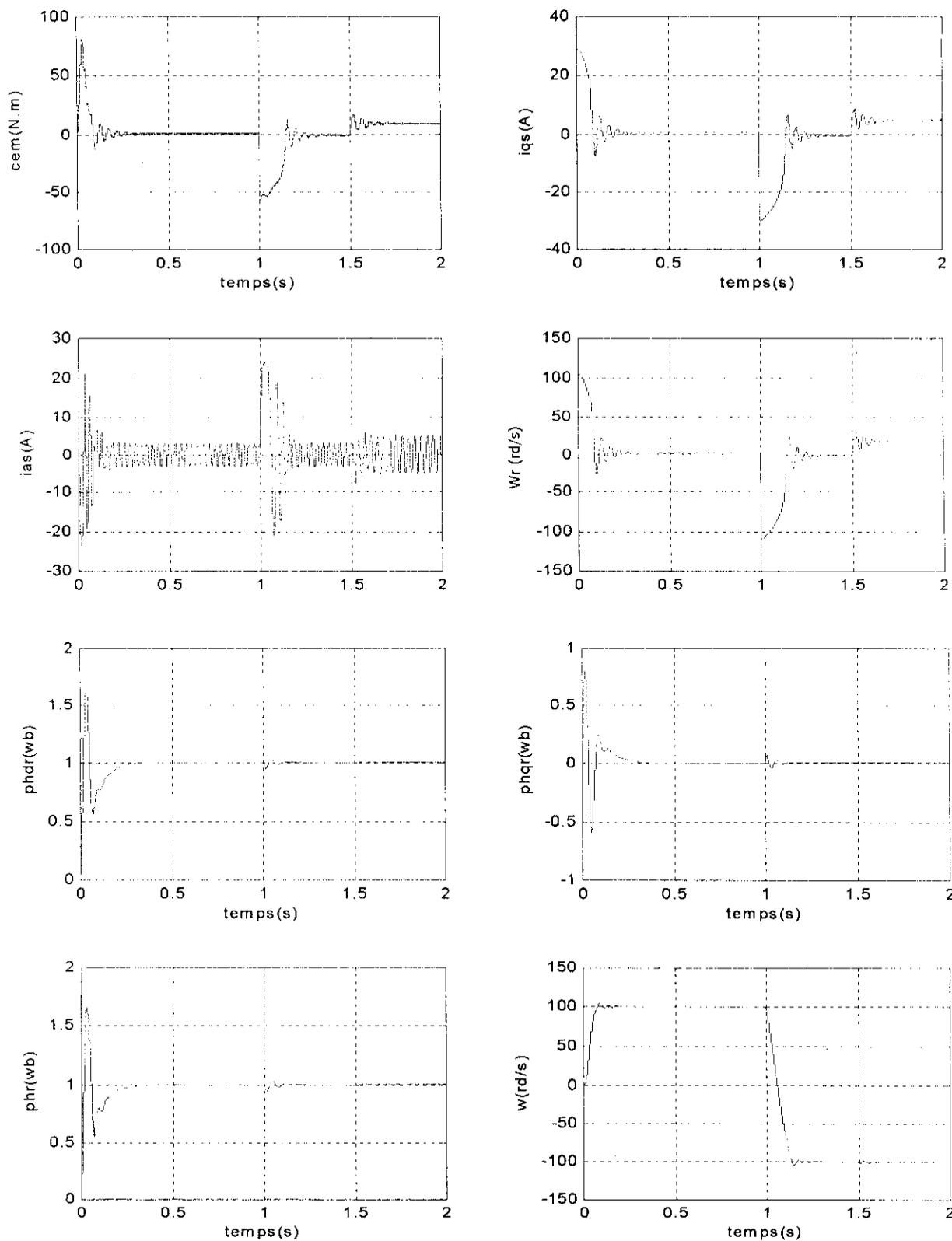


Fig.IV.9 : Commande supervisée en charge ($c_r=10$ N.m) de la vitesse de la MAS par réseaux de neurones avec l'architecture [3 5 2]

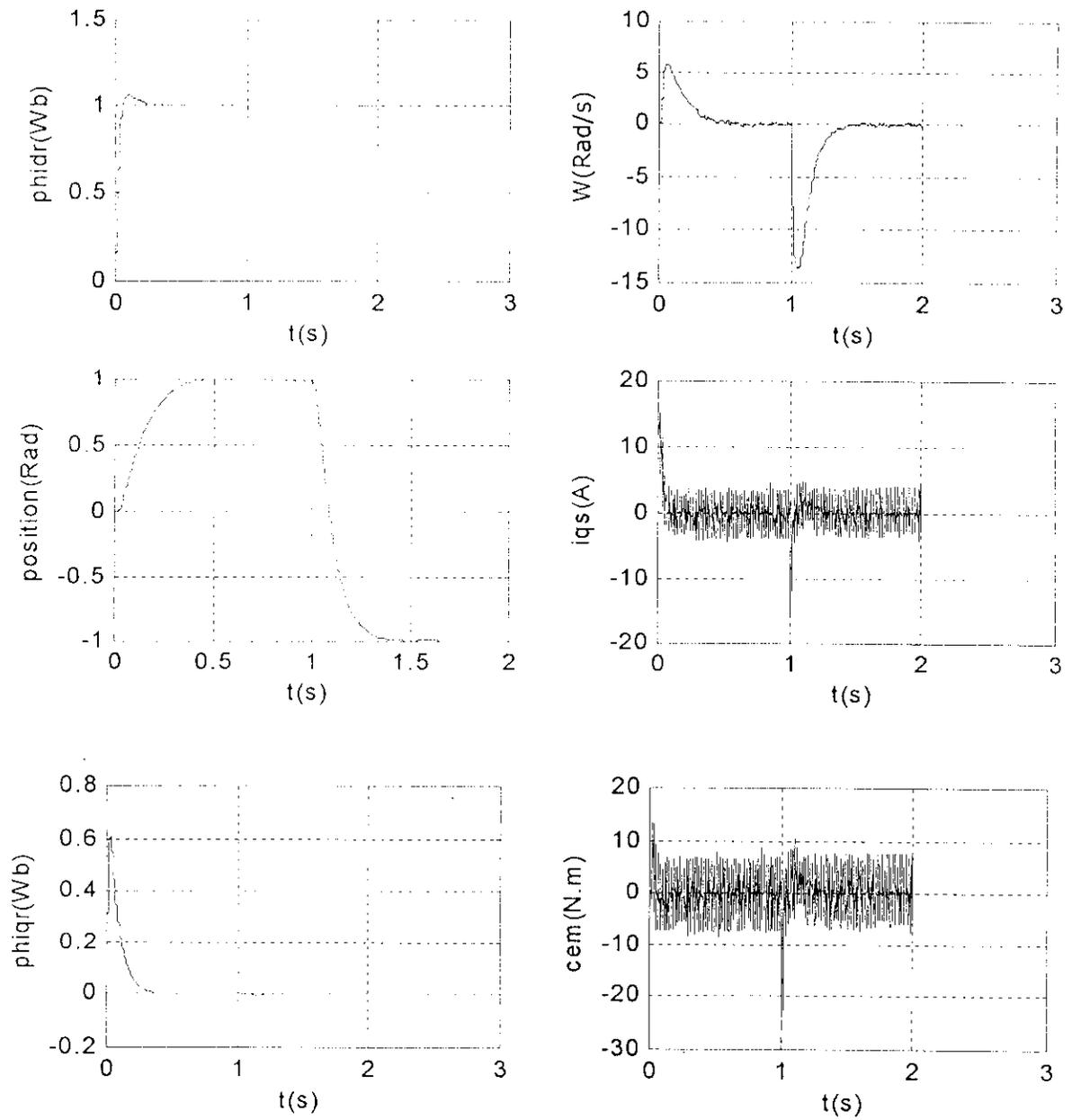


Fig.IV.10 : Commande supervisée de position de la MAS par réseaux de neurones avec l'architecture [3 5 2]

- Résultats de simulation par réseaux de neurones pour identifier le régulateur d'état+FOC

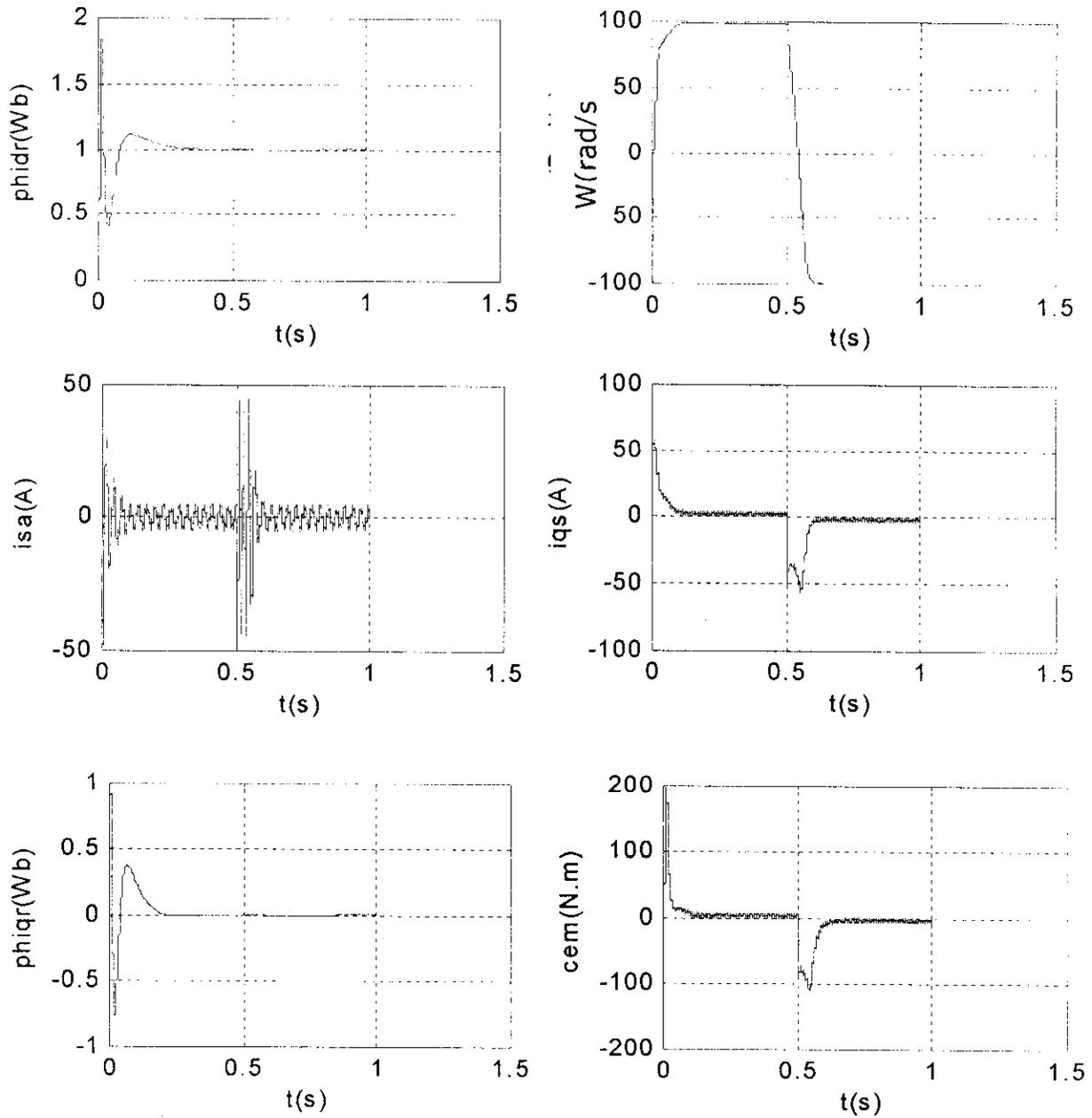


Fig.IV.11 : Commande supervisée de la vitesse de la MAS par réseaux de neurones avec l'architecture [3 5 2]

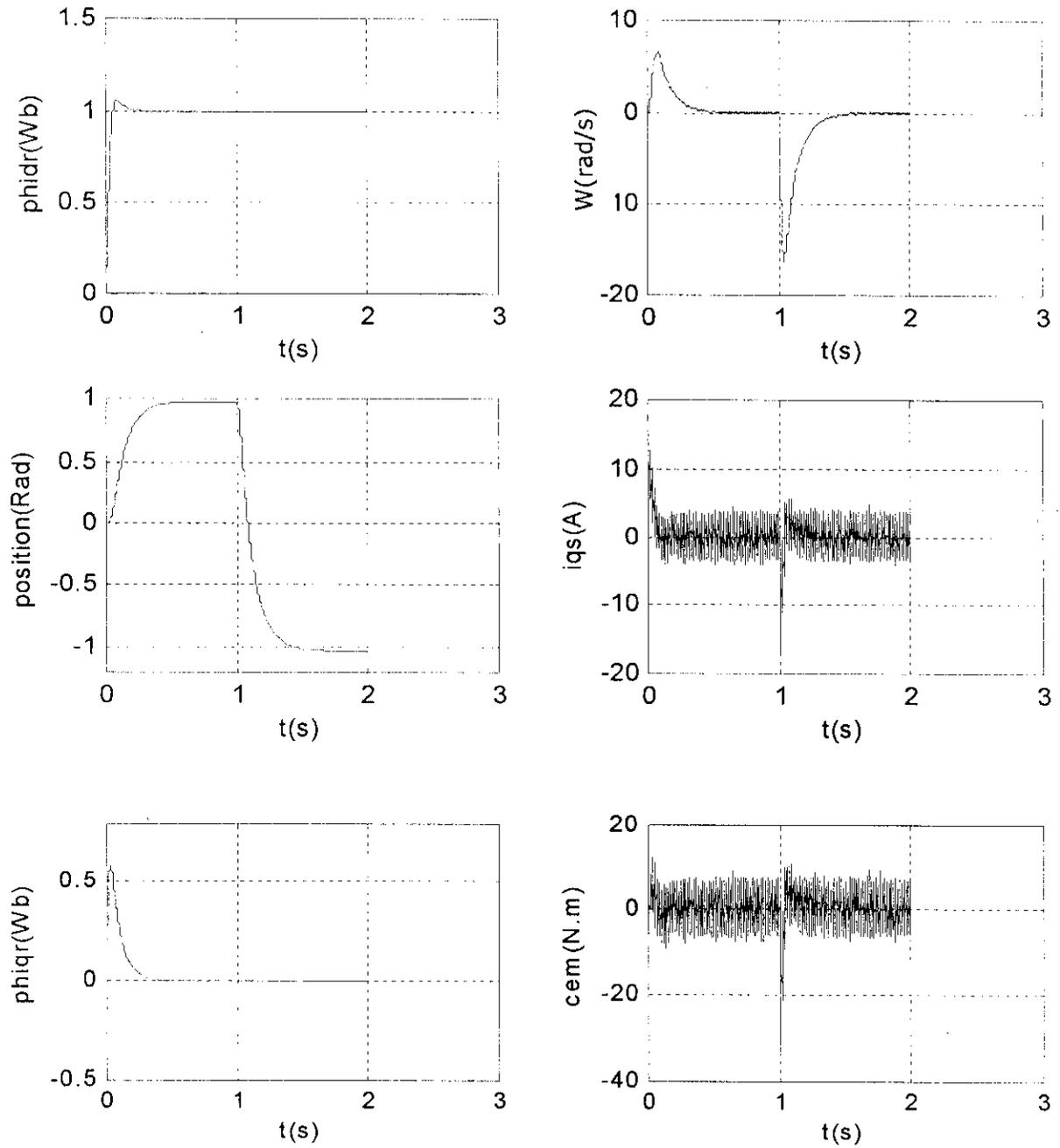


Fig.IV.12 : Commande supervisée de la position de la MAS par réseaux de neurones avec l'architecture [3 5 2]

Conclusion générale.

Nous avons étudié deux méthodes de commandes utilisant les réseaux de neurones artificiels qui ont été appliqués sur un système dynamique non linéaire et couplé, qui est la machine asynchrone, celle-ci présente un intérêt pratique considérable en terme de variation de vitesse et de position, vu sa robustesse et son vaste domaine d'utilisation, contrairement aux moteurs à courant continu qui présentent certains inconvénients (présence de collecteur, variation limitée du courant donc de la vitesse, etc...).

Les résultats obtenus montrent l'efficacité des réseaux de neurones dans la commande des systèmes couplés et non linéaires et ceux-ci sans avoir recours au découplage ni à la linéarisation analytique, contrairement à ce qui se fait par la technique de la commande vectorielle étudiée dans le chapitre III.

La structure de la commande vectorielle nécessite, en général, la mise en place de capteur sur l'arbre pour la connaissance d'une grandeur mécanique. De plus, elle reste très sensible aux variations de paramètres de la machine.

Pour pallier ces problèmes de sensibilité, les derniers développements de commande pour moteur asynchrone ont vu l'émergence de différentes structures basées sur le contrôle vectoriel comme le Contrôle Direct du Couple, noté DTC.

La robustesse des réseaux de neurones est prouvée par l'introduction d'une charge mécanique à la machine utilisée, et la poursuite des trajectoires désirées est aussi vérifiée par l'inversion du sens de rotation et de sens de position de la machine.

Les résultats de simulation nous permettent d'affirmer que le réglage d'état permet en général d'obtenir de très bons résultats simultanément par rapport à la grandeur de consigne et par rapport à la grandeur de perturbation, ce qui n'est pas le cas en utilisant un régulateur classique.

La commande par réseaux de neurones est basée sur l'identification du comportement du système (régulateur classique PI+FOC), (régulateurs d'état+FOC) et de remplacer chacun par un seul réseau de neurones artificiel.

Dans les deux méthodes étudiées (commande vectorielle+commande par retour d'état) on a utilisé des réseaux multicouches. L'utilisation d'autres types de réseaux (réseaux dynamiques, réseaux récurrents, réseaux neuro flous) pourrait améliorer les performances de ces commandes. Les deux méthodes étudiées ont donné des résultats satisfaisants et motivant pour une éventuelle utilisation dans d'autres domaines plus complexes.

ANNEXE I

Paramètres de la machine asynchrone triphasée (à cage d'écureuil)

- *Puissance nominale : 1500 W.*
- *Tension d'alimentation : 220/380 V.*
- *Intensité nominale : 3.64/6.31 A.*
- *Vitesse nominale : 1420 tr/min.*
- *Résistance statorique $R_s=4.850 \Omega$.*
- *Résistance rotorique $R_r=3.805 \Omega$.*
- *Inductance propre stator : $L_s=0.274 H$.*
- *Inductance propre rotor : $L_r=0.274 H$.*
- *Mutuelle inductance : $M=0.258 H$.*
- *Coefficient de frottement $K_f=0.001136 \text{ Kg.m}^2.\text{s}^{-1}$.*
- *Moment d'inertie : $J=0.031 \text{ Kg.m}^2$.*

ANNEXE II

Réflexion sur les différentes commandes complémentaires possibles pour l'onduleur à cinq niveaux à structure NPC

Soit le bras k d'un onduleur à cinq niveaux à structure NPC (Fig.II.5). Pour une première vue, l'interrupteur T_{kj} par exemple peut être commandé d'une façon complémentaire avec chacun des trois interrupteurs du demi-bras du bras. Ainsi, on remarque que six commandes complémentaires sont possibles pour chaque bras de l'onduleur à cinq niveaux à structure NPC.

- Commande complémentaire N°01

Soit la commande complémentaire suivante :

$$\begin{cases} B_{k4} = \overline{B_{k1}} \\ B_{k5} = \overline{B_{k2}} \\ B_{k6} = \overline{B_{k3}} \end{cases} \quad (\text{A2.1})$$

n°	B_{k1}	B_{k2}	B_{k3}	B_{k4}	B_{k5}	B_{k6}	V_{kM}
1	0	0	0	1	1	0	$-2U_c$
2	0	0	1	1	1	1	$-U_c$
3	0	1	0	1	0	0	$V=0$ ou $i=0$
4	0	1	1	1	0	1	$V=0$ ou $i=0$
5	1	0	0	0	1	0	$V=0$ ou $i=0$
6	1	0	1	0	1	1	$V=0$ ou $i=0$
7	1	1	0	0	0	0	U_c
8	1	1	1	0	0	1	$2U_c$

Tableau A2.1

Cette commande rend le système pratiquement commandable en quatre niveaux seulement en interdisant les commande n° 3,4,5 et 6 (tableau A2.1) où les configurations dépendent en plus des grandeurs électriques du système (commande interne).

- Commande complémentaire N°02

Soit la commande complémentaire suivante :

$$\begin{cases} B_{k4} = \overline{B_{k1}} \\ B_{k5} = \overline{B_{k3}} \\ B_{k6} = \overline{B_{k2}} \end{cases} \quad (\text{A2.2})$$

n°	B_{k1}	B_{k2}	B_{k3}	B_{k4}	B_{k5}	B_{k6}	V_{KM}
1	0	0	0	1	1	1	$-2U_c$
2	0	0	1	1	0	1	$V=0$ ou $i=0$
3	0	1	0	1	1	0	$-U_c$
4	0	1	1	1	0	0	$V=0$ ou $i=0$
5	1	0	0	0	1	1	$V=0$ ou $i=0$
6	1	0	1	0	0	1	$V=0$ ou $i=0$
7	1	1	0	0	1	0	U_c
8	1	1	1	0	0	0	$2U_c$

Tableau A2.2

Avec cette commande complémentaire, on a les mêmes remarques que la commande N°1. Cette commande rend le système commandable en quatre niveaux seulement.

- Commande complémentaire N°03

Soit la commande complémentaire suivante :

$$\begin{cases} B_{k4} = \overline{B_{k2}} \\ B_{k5} = \overline{B_{k1}} \\ B_{k6} = \overline{B_{k3}} \end{cases} \quad (A2.3)$$

n°	B_{k1}	B_{k2}	B_{k3}	B_{k4}	B_{k5}	B_{k6}	V_{KM}
1	0	0	0	1	1	1	$-2U_c$
2	0	0	1	1	1	0	$-U_c$
3	0	1	0	0	1	1	<i>Pas connu</i>
4	0	1	1	0	1	0	<i>Pas connue</i>
5	1	0	0	1	0	1	0
6	1	0	1	1	0	0	0
7	1	1	0	0	0	1	U_c
8	1	1	1	0	0	0	$2U_c$

Tableau A2.3

Cette commande complémentaire rend le système commandable en cinq niveaux en interdisant les cas (n°3 et 4) où la configuration dépend en plus des grandeurs électriques du système (commande interne).

- Commande complémentaire N°04

Soit la commande complémentaire suivante :

$$\begin{cases} B_{k4} = \overline{B_{k2}} \\ B_{k5} = \overline{B_{k3}} \\ B_{k6} = \overline{B_{k1}} \end{cases} \quad (A2.4)$$

n°	B_{k1}	B_{k2}	B_{k3}	B_{k4}	B_{k5}	B_{k6}	V_{KM}
1	0	0	0	1	1	1	$-2U_c$
2	0	0	1	1	0	1	$V=0$ ou $i=0$
3	0	1	0	0	1	1	<i>Pas connue</i>
4	0	1	1	0	0	1	<i>Pas connue</i>
5	1	0	0	1	1	0	<i>Court-circuit</i>
6	1	0	1	1	0	0	0
7	1	1	0	0	1	0	U_c
8	1	1	1	0	0	0	$2U_c$

Tableau A2.4

Cette commande complémentaire rend le système commandable en quatre niveaux en interdisant les cas correspondants aux commandes n°2,3 et 4 (tableau.A2.4) où la configuration dépend en plus des grandeurs électriques du système (commande interne), et au cas n°5(tableau A2.4) où la source de tension est court-circuitée.

- Commande complémentaire N°05

Soit la commande complémentaire suivante :

$$\begin{cases} B_{k4} = \overline{B_{k3}} \\ B_{k5} = \overline{B_{k1}} \\ B_{k6} = \overline{B_{k2}} \end{cases} \quad (A2.5)$$

n°	B_{k1}	B_{k2}	B_{k3}	B_{k4}	B_{k5}	B_{k6}	V_{KM}
1	0	0	0	1	1	1	$-2U_c$
2	0	0	1	0	1	1	<i>Pas connue</i>
3	0	1	0	1	1	0	$-U_c$
4	0	1	1	0	1	0	<i>Pas connue</i>
5	1	0	0	1	0	1	0
6	1	0	1	0	0	1	$V=0$ ou $i=0$
7	1	1	0	1	0	0	<i>Court-circuit</i>
8	1	1	1	0	0	0	$2U_c$

Tableau A2.5

Avec cette commande complémentaire, le système est commandable en quatre niveaux et on doit interdire les commandes n° 2, 4 et 6 car la tension de sortie dépend en plus des grandeurs électriques du système (commande interne) et le cas n° 7 parce que la source de tension est en court-circuit.

- Commande complémentaire N°06

Soit la commande complémentaire suivante :

$$\begin{cases} B_{k4} = \overline{B_{k3}} \\ B_{k5} = \overline{B_{k2}} \\ B_{k6} = \overline{B_{k1}} \end{cases} \quad (\text{A2.6})$$

n°	B_{k1}	B_{k2}	B_{k3}	B_{k4}	B_{k5}	B_{k6}	V_{kM}
1	0	0	0	1	1	1	$-2U_c$
2	0	0	1	0	1	1	<i>Pas connue</i>
3	0	1	0	1	0	1	$V=0$ ou $i=0$
4	0	1	1	0	0	1	<i>Pas connue</i>
5	1	0	0	1	1	0	<i>Court-circuit</i>
6	1	0	1	0	1	0	$V=0$ ou $i=0$
7	1	1	0	1	0	0	<i>Court-circuit</i>
8	1	1	1	0	0	0	$2U_c$

Tableau A4.6

Cette commande complémentaire rend le système commandable en deux niveaux seulement en interdisant les commande n° 2,3,4 et 6 (tableau A2.6) où la tension de sortie dépend en plus des grandeurs électriques du système (commande interne), et les commandes n° 5 et 7 où la source de tension est court-circuitée.

Ainsi, cette analyse de ces six commandes complémentaires possibles, montre que seule la commande complémentaire N°3 permet d'exploiter les cinq niveaux de tension de sortie possibles ($2U_c, U_c, 0, -U_c, -2U_c$) pour un bras k .

Afin d'avoir la commandabilité totale de l'onduleur à cinq niveaux à structure NPC, on doit éliminer les cas correspondant aux commandes n° 3 et 4 du tableau (A2.3).

Pour les différentes stratégies de commande de l'onduleur triphasé à cinq niveaux à structure NPC, on utilise cette commande complémentaire (commande N°3).

ANNEXE III

Les équations régissent ce modèle sont :

$$\begin{aligned}
 i_{ds} &= i_{ds}^* = \Phi_r^* / M \quad (\text{constant}) \\
 i_{qs} &= i_{qs}^* \varepsilon(t) = 2L_r C_e \varepsilon(t) / (3pM\Phi_r^*) \\
 \omega_r &= \omega_r^* = Mi_{qs}^* / T_r \Phi_r^* \\
 T_r d\Phi_{dr} / dt + \Phi_{dr} &= T_r \omega_r \Phi_{qr} + Mi_{ds} \\
 T_r d\Phi_{qr} / dt + \Phi_{qr} &= -T_r \omega_r \Phi_{dr} + Mi_{qs} \\
 Jd\Omega / dt + K_f \Omega &= C_e - C_r \\
 C_e &= (3/2)pM/L_r (i_{qs} \Phi_{dr} - i_{ds} \Phi_{qr})
 \end{aligned}$$

Et en régime permanent : $di_{qs} / dt = 0$; $di_{ds} / dt = 0$

En dérivant le système d'équation par rapport au temps nous obtenons :

$$\begin{aligned}
 T_r d^2\Phi_{dr} / dt^2 + d\Phi_{dr} / dt &= T_r \omega_r d\Phi_{qr} / dt \\
 T_r d^2\Phi_{qr} / dt^2 + d\Phi_{qr} / dt &= -T_r \omega_r d\Phi_{dr} / dt
 \end{aligned}$$

Dans le domaine fréquentiel, ces équations deviennent :

$$\begin{aligned}
 s^2 T_r \Phi_{dr}(s) - s T_r d\Phi_{dr} / dt \Big|_{t=0} + s \Phi_{dr}(s) &= s \omega_r \Phi_{qr}(s) T_r \\
 s^2 T_r \Phi_{qr}(s) - s T_r d\Phi_{qr} / dt \Big|_{t=0} + s \Phi_{qr}(s) &= -s \omega_r \Phi_{dr}(s) T_r
 \end{aligned}$$

Nous prenons comme conditions initiales les valeurs déterminées par les équations du système à t=0 :

$$\begin{aligned}
 \Phi_{dr}(0) &= 0 \\
 \Phi_{qr}(0) &= 0 \\
 \varepsilon(0) &= 1
 \end{aligned}$$

Nous obtenons alors : $T_r d\Phi_{dr} / dt \Big|_{t=0} = Mi_{ds}^* = \Phi_r^*$
 $T_r d\Phi_{qr} / dt \Big|_{t=0} = Mi_{qs}^*$

Les équations sont alors, de la forme :

$$\begin{aligned}(1 + sT_r)\Phi_{dr}(s) - T_r\omega_r^*\Phi_{qr}(s) &= \Phi_r^* \\ (1 + sT_r)\Phi_{qr}(s) - T_r\omega_r^*\Phi_{dr}(s) &= Mi_{qs}^*\end{aligned}$$

En résolvant ce système nous obtenons les composantes du flux rotorique $\Phi_{dr}(s)$ et $\Phi_{qr}(s)$.

$$\begin{aligned}\Phi_{dr} &= \frac{(1 + sT_r)\Phi_r^* + T_r\omega_r^*Mi_{qs}^*}{(1 + sT_r)^2 + (T_r\omega_r^*)^2} \\ \Phi_{qr} &= \frac{-T_r\omega_r^*\Phi_r^* + (1 + sT_r)Mi_{qs}^*}{(1 + sT_r)^2 + (T_r\omega_r^*)^2}\end{aligned}$$

Ainsi nous obtenons l'expression du couple :

$$C_e(s) = \frac{3}{2} p \frac{M}{L_r} \frac{(1 + (T_r\omega_r^*)^2)\Phi_r^*}{(1 + sT_r)^2 + (T_r\omega_r^*)^2} i_{qs}$$

L'équation mécanique nous permet de tirer l'expression de la vitesse de rotation :

$$\Omega(s) = \frac{1}{K_f + Js} \left[\frac{1 + (T_r\omega_r^*)^2}{(1 + sT_r)^2 + (T_r\omega_r^*)^2} C_e^*(s) - C_r(s) \right]$$

Ainsi, la fonction de transfert en boucle ouverte s'écrit :

$$F_0 = \frac{\Omega(s)}{C_e^*(s)} = \frac{1}{K_f + Js} \frac{1 + (T_r\omega_r^*)^2}{(1 + sT_r)^2 + (T_r\omega_r^*)^2}$$

$$F_f(s) = \frac{F_r(s)F_0(s)}{1 + F_r(s)F_0(s)}$$

Avec $F_r(s) = \frac{sK_p + K_i}{s}$ Fonction de transfert du régulateur

On remplace $F_r(s)$ et $F_0(s)$ dans F_f :

$$F_f = \frac{1}{K_f + Js} \frac{sK_p + K_i}{s(K_p + K_i)(1 + (T_r\omega_r^*)^2)} \frac{1 + (T_r\omega_r^*)^2}{(1 + sT_r)^2 + (T_r\omega_r^*)^2}$$

L'équation caractéristique du système est la suivante :

$$D(s) = JT_r^2 \left[s^4 + \left(\frac{K_f}{J} + \frac{2}{T_r} \right) s^3 + \left(2\frac{K_f}{JT_r} + \frac{1}{T_r^2} + \omega_r^{*2} \right) s^2 \right] + [(K_f + K_p)s + K_i][1 + (T_r\omega_r^*)^2]$$

-Bibliographie-

- [1] J.L.Essen, F.Notelet, G.Seguiet, « *Introduction à l'électrotechnique approfondie* », 1980.
- [2] E.M.Berkouk, « *Contribution a 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.
- [3] 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.
- [4] F.Blaschke, « *A new methode for the structure decoupling of an A.C. induction machine* ». Prod 2nd IFAC Symp multivariable technic control system; part 3, oct 1971 pp 11-13.
- [5] B.Hemici, « *Commande en position par la technique du flux orienté d'un moteur asynchrone alimenté par un onduleur de courant* ». Proc .Of2nd CEA, Algries, JOT, Vol. 1, 1994.
- [6] Boucherit, « *Sur l'application de l'automatique moderne dans la commande des machines électriques* ». Thèse de Doctorat d'état. ENP, 1995.
- [7] Buhler, « *Réglage échantillonnés, traitement par la transformation en Z* », 1982.
- [8] C.Foulard, S.Gentil, J.Sandraz, « *Commande et réglage par calculateur numérique* » 1982.
- [9] Buhler, « *Conception des système automatique* », Presses Polytechniques Romandes, 1988.
- [10] PJ.Riedo, « *Réglages d'état digitaux appliqués à la machine à courant continu et à la machine synchrone* », Doctorat sciences. EPFL, lausanne, 1988.
- [11] « *Les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionisme I* » Edition Hermes, Mayenne, juillet 1992.
- [12] J.F.Joduin, « *Les réseaux de neurones : principe et définitions* » Hermes, sept 1994.

- [13] N.B.Karayiants, « *Artificiel Neural Networks* »
Kluwer Academie Publication, London, 1993.
- [14] Yathley, « *Backpropagation neural networks for non lineaire self-tuning adaptive control* », IEEE contrôle systems magazine pp.44.99, January 1990.
- [15] R.hetch, Nielsen « *Theory of back propagation neural networks* »
Prod, IEEE, int ; conf. On Neural Networks, 1998.
- [16] K.Warwick « *Neural Networks for control and systems* », London, 1992.

يتركز هذا البحث في استعمال تقنيات الشبكات العصبية الاصطناعية للتحكم في المحرك اللائز امني. بعد الحصول على مجموعة المعادلات الواصفة للمحرك اللائز امني، تمنا بتطبيق تقنية التدفق الموجه، التي تسمح لنا بالتحكم في الحقل المغناطيسي والعزمي المولد من طرف المحرك بصفتها مستقلة، مماثلة لمحرك التيار المستمر ذو الحث المتنازل. بعد ذلك، تمنا بتقديم مبادئ أساسية متعلقة بالشبكات العصبية الاصطناعية (الأنواع، الهندسة... الخ) ليرهان على قدرات استعمالها في الدوال الخلفية. ثم تمنا باستبدال (المعدل $FOC + PI$) بمعدل عصبي وناظرنا فعاليتها وجودته في التحكم في المحرك اللائز امني. بعد ذلك تمنا بدراسة تقنية التحكم على المحرك اللائز امني في سرعة دورانه وفق نموذج معين تمنا باختياره، والتطرق لمعالجة مشاكل تغيرات قيمة الثابت الزمني للمحرك وذلك بتطبيق تقنية GARCES، وفي الأخير تمنا باستبدال هذه التقنية بواسطة الشبكات العصبية الاصطناعية التي تضبط قيمة الثابت الزمني للمحرك لحظيا.

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

Abstract

This present work deals with the neural networks technics, 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 Garces, and finally, we implement this technic by a neural network which adapt the parametres online.

Key words : Induction machine, Neural networks, Field Oriented technic, Garces's technic.

Résumé

Ce mémoire porte sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la commande de la commande 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 de la constante de temps rotorique, et cela en intégrant l'estimateur adaptatif de Garces. Et finalement, nous substituons ce dernier par un réseau neuronal qui adapte la constante de temps rotorique en temps réel.

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