

9/01

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

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE - المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

Département de Génie Electrique

Projet de fin d'Etudes

*pour l'obtention du diplôme
d'Ingénieur d'état en Electrotechnique*

THEME

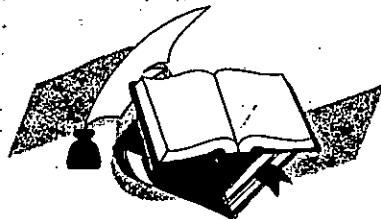
*Commande de vitesse et de position par réseaux
de neurones d'une machine asynchrone*

Etudié par :

*M. KERID Rachid
M. GHERABA Mourad*

Proposé et dirigé par :

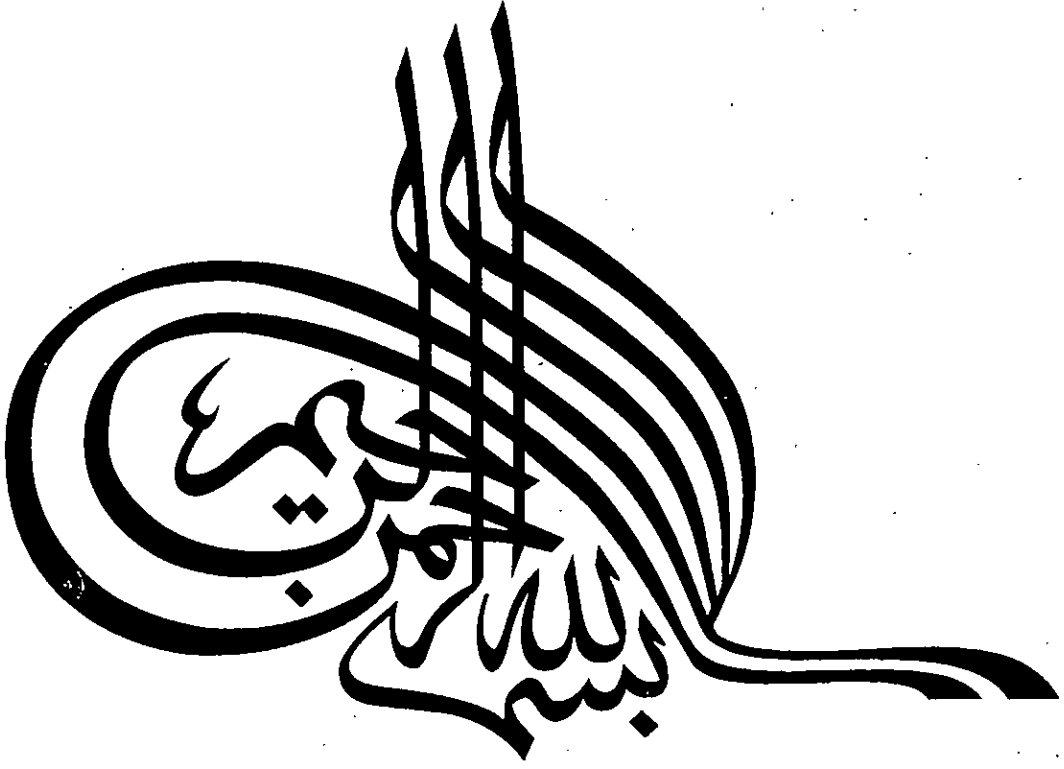
*M. B. HEMICI
M. MO. MAHMOUDI*



E.N.P. 10, Avenue Hassen-Badi, El Harrach, ALGER

Promotion : juin 2001

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
المكتبة — BIBLIOTHEQUE
Ecole Nationale Polytechnique



REMERCIEMENTS

Nous remercions Dieu de nous avoir donné la force physique et morale pour accomplir ce travail.

A travers ce mémoire Nous adressons nos sincères remerciements à nos promoteurs Mr B. HEMICI et M. O. MAHMOUDI pour leurs aides, leurs encouragements, et leur patience avec laquelle ils ont bien voulu travailler avec nous en nous guidant et nous corrigeant durant toute l'année.

Nous tenons aussi à remercier tout ce qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire.

Dédicaces

Je dédie ce travail à :

Mes très chers parents.

La mémoire de ma grand mère.

Mes très chères sœurs.

Ma tante.

Mes frères.

Toute ma famille.

Tous mes amis et tous ce que j'aime.

Mourad

Dédicaces

A ma mère, à ma mère, à ma mère.

A mon père.

A mes frères et mes sœurs.

A toute ma famille.

A mes amis.

A mon pays l'Algérie.

Et à vous.

Je dédie ce modeste travail.

RACHID

SOMMAIRE

Notation	
Introduction générale	1

CHAPITRE I

Modélisation de la machine asynchrone

Introduction	3
I.1. Hypothèses simplificatrices	3
I.2. Modèle de la machine asynchrone triphasée	4
I.3. Equations électriques	4
I.4. Equations magnétiques	5
I.5. Equation mécanique	6
I.6. Modélisation de la machine asynchrone dans le repère de PARK	7
I.6.1 Equations électriques	8
I.6.2 Equations magnétiques	9
I.6.3 Equations mécaniques	10
I.7 Choix du référentiel	10
I.8 Mise sous forme d'équation d'état	11
I.9 Simulation et interprétation	13
Conclusion	13

CHAPITRE II

Modélisation de l'alimentation de la machine

Introduction	16
II.1. Modélisation du redresseur	16
II.2. Modélisation du filtre	17
II.3. Modélisation de l'onduleur à trois niveaux	18
Introduction	18
II.3.1 Structure de l'onduleur à trois niveaux	18
II.3.2 Modélisation du fonctionnement d'un bras d'onduleur à trois niveaux	19
II.3.2.1 Différentes configurations d'un bras d'onduleur à trois niveaux	20
II.4. Commandabilité des convertisseurs statiques	22
II.5 Stratégies de commandes	26
II.5.1 Commande par hystérésis en courant	26
II.5.1.1 Principe	26
Conclusion	27

CHAPITRE III

Commande vectorielle de la machine asynchrone

Introduction	28
III.1.Principe de la commande vectorielle	28
III.2.Orientation du flux rotorique	30
III.3.Bloc de contrôle du flux orienté(FOC)	31
III.4.Implantation de la commande vectorielle sur la machine asynchrone	32
III.4.1.Méthode directe	32
III.4.2 Méthode indirecte	32
III.5. Réglage classique de la vitesse/position	34
III.5.1 Calcul des Régulateurs de vitesse et de position	34
III-6. Simulation et interprétation	37
Conclusion	37

CHAPITRE IV

Commande par retour d'état de la machine asynchrone

Introduction	40
IV.1. Réglage par retour d'état	40
IV.1.1. Equation d'état du système	41
IV.1.2. Equation d'état du système échantillonné	41
IV.1.3. Equation du régulateur intégrateur	41
IV.1.4. Structure générale du réglage d'état	42
IV.1.5. Equations du réglage	43
IV.1.6. Détermination du coefficients du réglage d'état	44
IV.1.6.1. coefficients de la contre réaction d'état	44
IV.1.6.2. coefficients de l'intervention directe des grandeurs de consigne et de perturbation	45
IV.2. Application à la machine asynchrone	45
IV.2.1. Dimensionnement du régulateur d'état	45
IV.3. Commande ne vitesse de la machine asynchrone	48
IV.4. Commande en position de la machine asynchrone	48
IV.5. Résultats de simulation	50

CHAPITRE V

Introduction aux réseaux de neurones

Introduction	53
V.1. Les réseaux de neurones artificiels	54
- Définition	54
V.2. Le modèle neurophysiologique	54
V.3. Le modèle mathématique	55
V.3.1. Composant (le neurone artificiel)	55
V.3.1.1. Structure	55
V.3.2. Comportement	56
V.4. Apprentissage	58
V.4.1. Apprentissage supervisé	58
V.5. ADALINE, MADALINE	58
V.5.1. Apprentissage	59
V.5.1.1. Méthodes des moindres carrées	60
V.5.1.2. Méthodes de descente de gradient	60
V.6. Structure d'interconnexion	61
V.6.1. Réseaux multicouches statiques	61
V.6.1.1. Architecture des réseaux	62
V.6.2 Réseaux à fonction de base linéaire (LBF)	62
V.6.2.1 Apprentissage des réseaux LBF	63
V.6.2.2. Backpropagation	64
V.7. Stabilité des réseaux de neurones	65
V.8. Fonction de Lyapunov	65

CHAPITRE VI

La commande de la machine asynchrone Par réseaux de neurones

Introduction	66
V.1. Phase d'apprentissage	67
V.2. Choix de la structures du réseaux de neurones	67
V.3. simulation et interprétation	68
Conclusion	75

CONCLUSION GENERALE

Annexe A ₁
Annexe A ₂
Annexe A ₃
Bibliographie

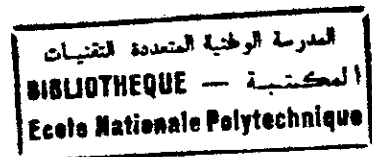
NOTATIONS

Liste des principaux symboles et variables :

U_f	Tension continue à l'entrée de l'onduleur.
I_s	Courant à l'entrée de l'onduleur.
$L_f C_f$	Inductance et capacité du filtre.
$f = 50\text{Hz}$	Fréquence du réseau.
A, B, C	Indices correspondants au trois phases du stator
a, b, c	Indices correspondants au trois phases du rotor
S, r	Indices des grandeurs statoriques et rotoriques
α, β	Axes du référentiel fixe par rapport au stator
d, q	Axes longitudinal et transversal du repère de <i>PARK</i>
R	Résistance
l	Inductance propre
M, L	Inductances cycliques mutuelle et par phase
C_r	Couple résistant.
J	Moment d'inertie de la partie tournante.
K_f	Coefficient de frottement visqueux.
S	Opérateur de <i>LAPLACE</i>
P	Nombre de paires de pôles
Ω, ω_m	Vitesses mécanique et électrique de la machine.
ω_s	Pulsation des grandeurs statoriques.
ω_{sl}	Vitesse de glissement.
θ_m, θ_s	Angles électriques rotorique et statorique.
ϕ	Flux.
$\Omega_{ref}, \phi^*, C_{em}^*$	Vitesse mécanique, flux et couple de références.
K_p	Paramètre de l'action proportionnelle
K_i	Paramètre de l'action intégrale
T_e	Période d'échantillonnage.
k	Entier naturel.
$A_D B_D B_{vD} C_s'$	Matrices de la représentation d'état continu.
$F_D H_D H_{vD} C_s'$	Matrices inhérents au système échantillonné.
K_s', k_r, k_w, k_v	Paramètres de réglage.

Les autres symboles utilisés sont définis dans le texte.

Introduction générale



Les actionneurs électriques tournants jouent un rôle très important dans l'industrie. Les performances demandées à ces actionneurs sont de plus en plus élevés : tant au point de vue dynamique de vitesse que de la précision du couple délivré.

La machine à courant continu a été la plus utilisée pour réaliser ces actionneurs. Sa commande est simple car les deux grandeurs couple et flux sont découplés. Néanmoins, la machine à courant continu possède de nombreux inconvénients liés à son collecteur mécanique. En effet, le collecteur limite la vitesse de rotation de la machine, augmente son encombrement, son coût de fabrication, d'entretien et interdit son emploi dans les milieux hostiles. En outre, les machines de très grandes puissances sont difficiles à réaliser.

En revanche, les machines à courant alternatif (synchrone et à induction), possèdent de nombreux avantages. L'absence du collecteur leur permet d'avoir un encombrement réduit et une fiabilité accrue.

La machine asynchrone est de conception simple, robuste, peut être coûteuse à l'achat et à l'entretien. Elle supporte des fortes surcharges qui peuvent aller jusqu'à 5 à 7 fois le couple nominal. Elle peut aussi fonctionner dans des milieux critiques (poussières...etc.). La commande d'une machine asynchrone est particulièrement plus complexe que celle de la machine synchrone du fait que les grandeurs rotoriques ne sont pas accessibles.

La variation de vitesse d'un moteur asynchrone triphasé fait l'objet depuis quelques années de très nombreux travaux.

Les méthodes classiques et modernes de l'automatique linéaire ont trouvé rapidement une application à la commande du MCC. L'introduction de la commande vectorielle, permet aux chercheurs d'avoir la possibilité d'utiliser ces mêmes méthodes pour la commande en vitesse et en position des machines à courant alternatif qui étaient irréalisables auparavant.

La capacité limitée des régulateurs classiques a motivé les chercheurs à proposer des méthodes de l'automatique modernes utilisant des régulateurs robustes. Parmi ces méthodes on cite :

- Le réglage d'état par placement de pôles : cette théorie de réglage est basée sur le retour des variables d'état pour former la commande.
- Le réglage par réseaux de neurones : son principe est basé sur la reconstitution d'une relation entrée-sortie à partir d'un réseau de neurones artificiel.

Le réseau de neurones artificiels (RNA) est connu par sa capacité d'apprendre 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 sera consacré à la modélisation de la machine asynchrone triphasée, en vue d'une alimentation par un convertisseur statique.

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

Le troisième chapitre est consacré à la commande par flux orienté appliquée à une 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 est consacré aux différentes notions théoriques concernant les réseaux de neurones artificiels.

Dans le dernier chapitre nous avons appliqué les réseaux de neurones pour identifier les régulateurs classiques et par retour d'état pour la commande de la vitesse et de la position de la machine asynchrone.

chapitre /

Modélisation de la Machine Asynchrone

I. Introduction

L'intérêt de l'utilisation des machines électriques à courant alternatif est d'éliminer les inconvénients des machines à courant continu (présence des balais, maintenance coûteuse, prix élevé, lieu d'installation approprié) tout en gardant les avantages (la simplicité de la commande du flux et du couple à partir du courant d'excitation et du courant d'induit).

Lorsque nous voulons étudier une commande particulière d'un système quelconque, l'une des parties les plus importantes est la modélisation du système en question, en effet la machine asynchrone n'est pas un système simple car de nombreux phénomènes compliqués interviennent dans son fonctionnement, comme la saturation, les courants de Foucault, l'effet pelliculaire ...etc.

Cependant nous n'allons pas tenir compte de ces phénomènes car d'une part leurs formulation mathématique est difficile, voire même impossible, d'autre part leur incidence sur le comportement de la machine est considérée comme négligeable, ou, du moins, dans certaines conditions ceci nous permet d'obtenir des équations simples, qui traduisent le fonctionnement de la machine.

I.1 Hypothèses simplificatrices

Afin de développer un modèle permettant une bonne description de la dynamique de la machine asynchrone, il faut admettre comme approximation les hypothèses suivantes :

- La saturation du circuit magnétique, l'hystérésis, les courants de Foucault et l'effet de peau sont tous négligés.
- Les résistances des enroulements ne varient pas avec la température ;
- On admet de plus que la force magnétomotrice créée par chacune des phases des deux armatures est à répartition sinusoïdale ;
- L'entrefer est d'épaisseur uniforme et l'effet d'encoche sont négligé, les inductances propres sont constantes et les inductances mutuelles sont des fonctions sinusoïdales de l'angle entre les axes rotorique et statorique.

I.2. Modèle de la machine asynchrone triphasée

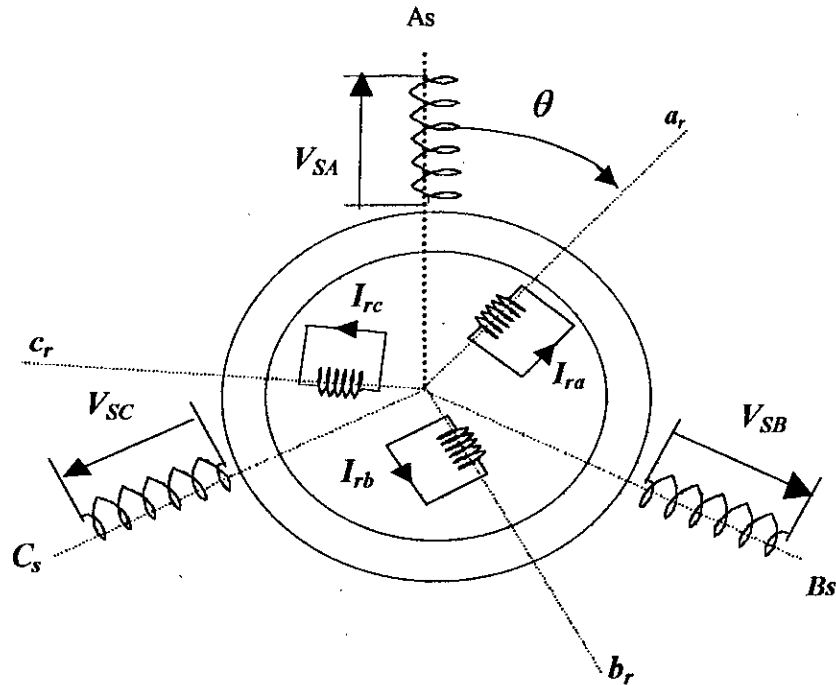


Fig.I.1 Représentation de la machine asynchrone dans l'espace électrique

I.3 Les équations électriques

$$\begin{cases} V_{SA} = R_s i_{SA} + \frac{d(\phi_{SA})}{dt} \\ V_{SB} = R_s i_{SB} + \frac{d(\phi_{SB})}{dt} \\ V_{SC} = R_s i_{SC} + \frac{d(\phi_{SC})}{dt} \end{cases} \quad \begin{cases} V_{ra} = R_r i_{ra} + \frac{d(\phi_{ra})}{dt} \\ V_{rb} = R_r i_{rb} + \frac{d(\phi_{rb})}{dt} \\ V_{rc} = R_r i_{rc} + \frac{d(\phi_{rc})}{dt} \end{cases} \quad (I)$$

donc

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

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

d'où

$$[V_s] = \begin{bmatrix} V_{SA} \\ V_{SB} \\ V_{SC} \end{bmatrix}; \quad [V_r] = \begin{bmatrix} V_{ra} \\ V_{rb} \\ V_{rc} \end{bmatrix}; \quad [i_s] = \begin{bmatrix} i_{SA} \\ i_{SB} \\ i_{SC} \end{bmatrix}; \quad [i_r] = \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} \quad (I-3)$$

I.4 Les équations magnétiques

En désignant par M_{sr} la mutuelle inductance entre une phase statorique et une phase rotorique.

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

Les expressions des flux totaux s'expriment par :

$$[\phi_s] = [L_s] [i_s] + [M_{sr}] [i_r] \quad (I-4)$$

$$[\phi_r] = [L_r] [i_r] + [M_{rs}] [i_s] \quad (I-5)$$

d'où

$$[L_s] = \begin{bmatrix} l_s & M_s & M_s \\ M_s & l_s & M_s \\ M_s & M_s & l_s \end{bmatrix} \quad [L_r] = \begin{bmatrix} l_r & M_r & M_r \\ M_r & l_r & M_r \\ M_r & M_r & l_r \end{bmatrix} \quad (I.6)$$

$$[M_{sr}] = M \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{4\Pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\Pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{2\Pi}{3}) & \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{4\Pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{4\Pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\Pi}{3}) & \cos(\theta) \end{bmatrix}$$

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

I.5 Equation mécanique

L'équation mécanique est donnée par :

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - k_f \Omega - C_r \quad (I.7)$$

le couple moteur développé par le moteur :

$$C_{em} = p [i_s]^t \cdot \frac{\partial}{\partial \theta} [M_{sr}] [i_r] \quad (I.8)$$

Nous obtenons par substitutions les équations suivantes

$$[V_s] = [R_s] [i_s] + \frac{d[L_s]}{dt} [i_s] + \frac{d[M_{sr}]}{dt} [i_r] \quad (I.9)$$

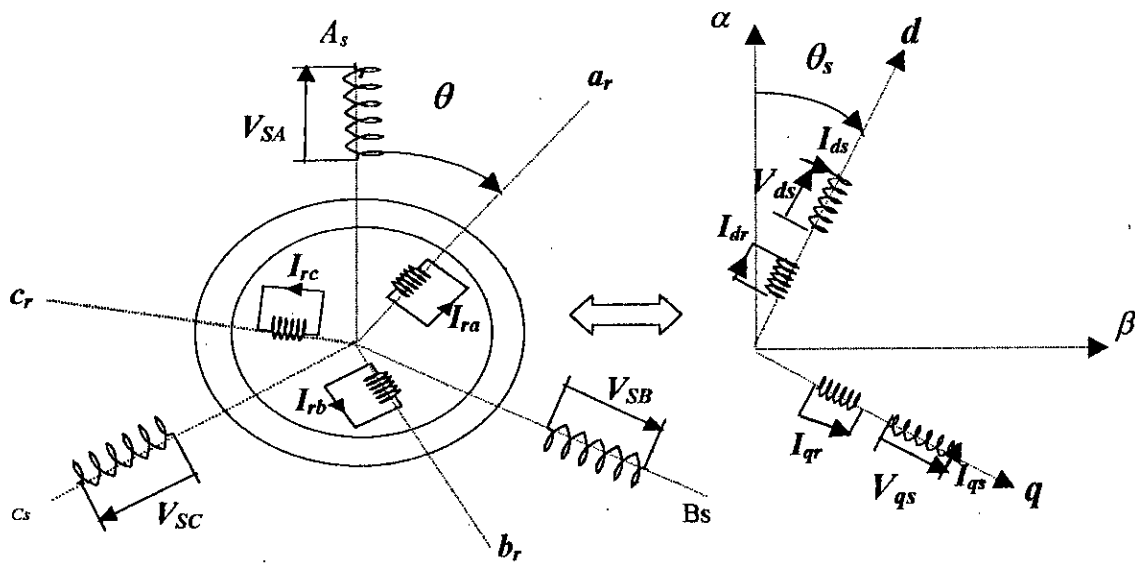
$$[0] = [R_r] [i_r] + \frac{d[L_r]}{dt} [i_r] + \frac{d[M_{rs}]}{dt} [i_s] \quad (I.10)$$

La résolution analytique dans ce repère est très difficile car le système d'équations est à coefficients variables en fonction de θ (angle de rotation électrique de la machine).

L'application d'une transformation dite de park nous permet la réduction d'un tel système (I)

I.6 Modélisation de la machine asynchrone dans le repère de PARK

La transformation de PARK consiste à appliquer aux courants, tensions et flux un changement de variable en faisant intervenir l'angle entre les axes des enroulements et les nouveaux axes d et q . Ceci peut être interprété comme la substitution, aux enroulements réels (A_S, B_S, C_S) et (a_r, b_r, c_r), des enroulements fictifs (d_s, q_s) et (d_r, q_r), dont les axes magnétiques sont liés aux axes d et q (Fig.I.2).



FigI.2 Passage du triphasé au biphasé

Ainsi nous pouvons exprimer dans le repère de PARK l'écriture transformée suivante :

$$B_{dq} = A(\theta) \cdot B_{ref} \quad (I.11)$$

Où

B_{ref} : est un vecteur de grandeurs physiques pouvant être des courants, des flux ou des tensions.

B_{dq} : est l'image de B_{ref} dans le repère de PARK.

$A(\theta)$: étant la matrice de transformation pour les courants, les flux et les tensions, définit par :

$$A(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta - \frac{2\Pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{4\Pi}{3}\right) \\ -\sin(\theta) & -\sin\left(\theta - \frac{4\Pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta - \frac{4\Pi}{3}\right) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (I.12)$$

La matrice de transformation inverse est donnée par l'expression suivante :

$$A^{-1}(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos\left(\theta - \frac{2\Pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta - \frac{2\Pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos\left(\theta - \frac{4\Pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta - \frac{4\Pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (I.13)$$

Cette matrice nous permet d'exprimer les valeurs réelles des grandeurs considérées.

I.6.1 Equations électriques

dans le but d'obtenir un système d'équations différentielles à coefficients constants, nous utilisons la méthode de transformation de PARK, qui nous permet de transformer les enroulements statoriques et rotoriques en des enroulements orthogonaux équivalents (fig I-2) en effet, l'application de cette méthode aux équations électriques données sous forme matricielle donne

$$\begin{aligned} V_{ds} &= R_s i_{ds} + \frac{d\phi_{ds}}{dt} - \omega_s \Phi_{qs} \\ V_{qs} &= R_s i_{qs} + \frac{d\phi_{qs}}{dt} + \omega_s \Phi_{ds} \end{aligned} \quad (\text{I.14})$$

$$\begin{aligned} 0 &= R_r i_{dr} + \frac{d\phi_{dr}}{dt} - \omega_r \Phi_{qr} \\ 0 &= R_r i_{qr} + \frac{d\phi_{qr}}{dt} + \omega_r \Phi_{dr} \end{aligned} \quad (\text{I.15})$$

1.6.2 Equations magnétiques

L'application de cette méthode donne pour les équations du flux :

$$\begin{aligned} \phi_{ds} &= L_s i_{ds} + M i_{dr} \\ \phi_{qs} &= L_s i_{qs} + M i_{qr} \end{aligned} \quad (\text{I.16})$$

$$\begin{aligned} \phi_{dr} &= L_r i_{dr} + M i_{ds} \\ \phi_{qr} &= L_r i_{qr} + M i_{qs} \end{aligned} \quad (\text{I.17})$$

Où

$$L_s = l_s - M_s, \quad L_r = l_r - M_r, \quad \text{et} \quad M = \frac{3}{2} M_{sr}.$$

Avec

L_s : L'inductance cyclique du stator.

L_r : L'inductance cyclique du rotor.

M : L'inductance cyclique mutuelle entre phase statorique et phase rotorique.

I.6.3 Equations mécaniques

L'expression du couple électromagnétique est donnée par :

$$C_{em} = p(\phi_{ds} \cdot i_{ds} - \phi_{qs} \cdot i_{qs}) \quad (I.18)$$

qu'on peut exprimer aussi à l'aide du flux rotorique et des courants statoriques par :

$$C_{em} = \frac{pM}{L_r} (\phi_{dr} \cdot i_{qs} - \phi_{qr} \cdot i_{ds}) \quad (I.19)$$

d'autre part le couple électromagnétique est donné par :

$$C_{em} = J \frac{d\Omega}{dt} + k_f \Omega + C_r \quad (I.20)$$

I.7 choix du référentiel

Les équations de la machine peuvent être exprimées dans différents référentiels selon la vitesse $\omega_s, \omega_r, \omega$ qu'on peut attribuer au référentiel (d,q).

où

$$\omega_s = \frac{d\theta_s}{dt} \quad \text{Avec } \theta_s \text{ est l'angle de transformation de Park du stator.}$$

$$\omega_r = \frac{d\theta_r}{dt} \quad \text{Avec } \theta_r \text{ est l'angle de transformation de Park du rotor.}$$

$$\omega = \frac{d\theta}{dt} \quad \text{Avec } \theta \text{ est l'angle de rotation électrique de la machine.}$$

référentiel lié au stator

Il se traduit par les conditions suivantes :

$$\omega_s = 0 \quad \text{soit} \quad \frac{d(\theta_s)}{dt} = 0$$

référentiel lié au rotor :

Il se traduit par les conditions suivantes :

$$\omega_r = 0 \quad \text{soit} \quad \frac{d(\theta_r)}{dt} = 0$$

référentiel lié au champ tournant

il se traduit par les conditions suivantes :

$$\theta_s = \theta + \theta_r$$

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

Dans ce cas, les grandeurs statiques sont continues en régime permanent. Il est donc préférable de travailler dans ce repère lors d'une étude de la machine asynchrone.

Le modèle de la machine asynchrone exprimé dans un référentiel lié au champ tournant est exprimé par les équations différentielles (I-14) et (I-20).

I.8 Mise sous forme d'équations d'état

notre système peut être décrit par différentes variables d'état, qu'on peut choisir parmi :

- 1 - $(\phi_{as}, \phi_{qs}, i_{as}, i_{qs}, \omega_m)^t$
- 2 - $(\phi_{as}, \phi_{qs}, \phi_{dr}, \phi_{qr}, \omega_m)^t$
- 3 - $(\phi_{dr}, \phi_{qr}, i_{dr}, i_{qr}, \omega_m)^t$
- 4 - $(\phi_{dr}, \phi_{qr}, i_{ds}, i_{qs}, \omega_m)^t$
- 5 - $(i_{ds}, i_{qs}, i_{dr}, i_{qr}, \omega_m)^t$

Nous choisissons le vecteur d'état (N^0 4), il nous permet d'avoir les courants statoriques en sortie, et qui contient le flux rotorique qu'on peut observer. En remplaçant les courants rotoriques de l'équation (I-16) par leurs valeurs respectives déduites de (I-17) nous aurons :

$$\begin{aligned}\phi_{dr} &= \frac{L_r}{M} (\phi_{dS} - \sigma.L_S.i_{dS}) \\ \phi_{qr} &= \frac{L_r}{M} (\phi_{qS} - \sigma.L_S.i_{qS})\end{aligned}\quad (I.21)$$

les équations différentielles des courants dans le repère de PARK sont déduites de (I-18) ce qui donne :

$$\begin{aligned}\frac{di_{dS}}{dt} &= \frac{1}{\sigma.L_S} \frac{d\phi_{dS}}{dt} - \frac{M}{\sigma.L_S.L_r} \frac{d\phi_{dr}}{dt} \\ \frac{di_{qS}}{dt} &= \frac{1}{\sigma.L_S} \frac{d\phi_{qS}}{dt} - \frac{M}{\sigma.L_S.L_r} \frac{d\phi_{qr}}{dt}\end{aligned}\quad (I.22)$$

finalement et après arrangement, nous aboutissons au modèle dynamique flux rotorique, courants statoriques ce modèle se traduit dans l'espace d'état par les équations d'état suivantes :

$$\left\{ \begin{aligned}\frac{d\phi_{dr}}{dt} &= \frac{R_r M}{L_r} i_{dS} - \frac{R_r}{L_r} \phi_{dr} + (\omega_s - \omega_m) \phi_{qr} \\ \frac{d\phi_{qr}}{dt} &= \frac{R_r M}{L_r} i_{qS} - \frac{R_r}{L_r} \phi_{qr} - (\omega_s - \omega_m) \phi_{dr} \\ \frac{d}{dt} i_{dS} &= \frac{1}{\sigma.L_S} \left\{ - \left(R_S + \left(\frac{M}{L_r} \right)^2 R_r \right) i_{dS} + \sigma.L_S.\omega_S.i_{qS} + \frac{M}{L_r} \omega_m \phi_{qr} + \frac{MR_r}{L_r^2} \phi_{dr} + V_{dS} \right\} \\ \frac{d}{dt} i_{qS} &= \frac{1}{\sigma.L_S} \left\{ - \left(R_S + \left(\frac{M}{L_r} \right)^2 R_r \right) i_{qS} - \sigma.L_S.\omega_S.i_{dS} + \frac{MR_r}{L_r^2} \phi_{qr} - \frac{M}{L_r} \omega_m \phi_{dr} + V_{qS} \right\} \\ \frac{d}{dt} \omega_m &= \frac{p^2 M}{J L_r} (\phi_{dr} i_{qS} - \phi_{qr} i_{dS}) - \frac{k_f}{J} \omega_m - \frac{p}{J} C_r\end{aligned}\right\} \quad (I.23)$$

avec :

$$\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_r L_s} \quad \text{:coefficient de dispersion de Blondel.}$$

$$T_r = \frac{L_r}{R_r} \quad \text{:constante de temps rotorique.}$$

$$T_s = \frac{L_s}{R_s} \quad \text{:constante de temps statorique.}$$

I.9 Simulation et interprétation

Lors du démarrage à vide, on remarque l'importance des courants statoriques qui peuvent être à l'origine de la destruction de la machine par sur-échauffement en cas de répétitions excessives. Pendant le régime transitoire, le couple est fortement pulsatoire, ce qui explique le bruit engendré par la partie mécanique.

La machine alimentée en courant est caractérisée par un démarrage rapide. le flux rotorique atteint la valeur de 1.14 Wb. le courant I_{qs} se stabilise à 1A. La vitesse est peu différente de la vitesse de synchronisme

En appliquant une charge nominale ($Cr=10 \text{ Nm}$) après un démarrage à vide, on remarque une légère diminution de la vitesse de rotation et que le couple électromagnétique augmente afin de compenser le couple de charge et les pertes par frottements. De même pour les flux rotorique, on constate une diminution de ϕ_{dr} à l'instant de l'application de la charge et une augmentation du couple à cette même instant, chose qui explique le couplage naturel existant entre le flux est le couple

Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons pu établir un modèle mathématique de la machine asynchrone triphasée dont la complexité a été réduite en utilisant un certain nombre d'hypothèses simplificatrices.

Cela nous a permis d'établir un modèle de Park qui réduit le système d'état électrique de la machine de six à quatre équations.

Résultats de simulation :

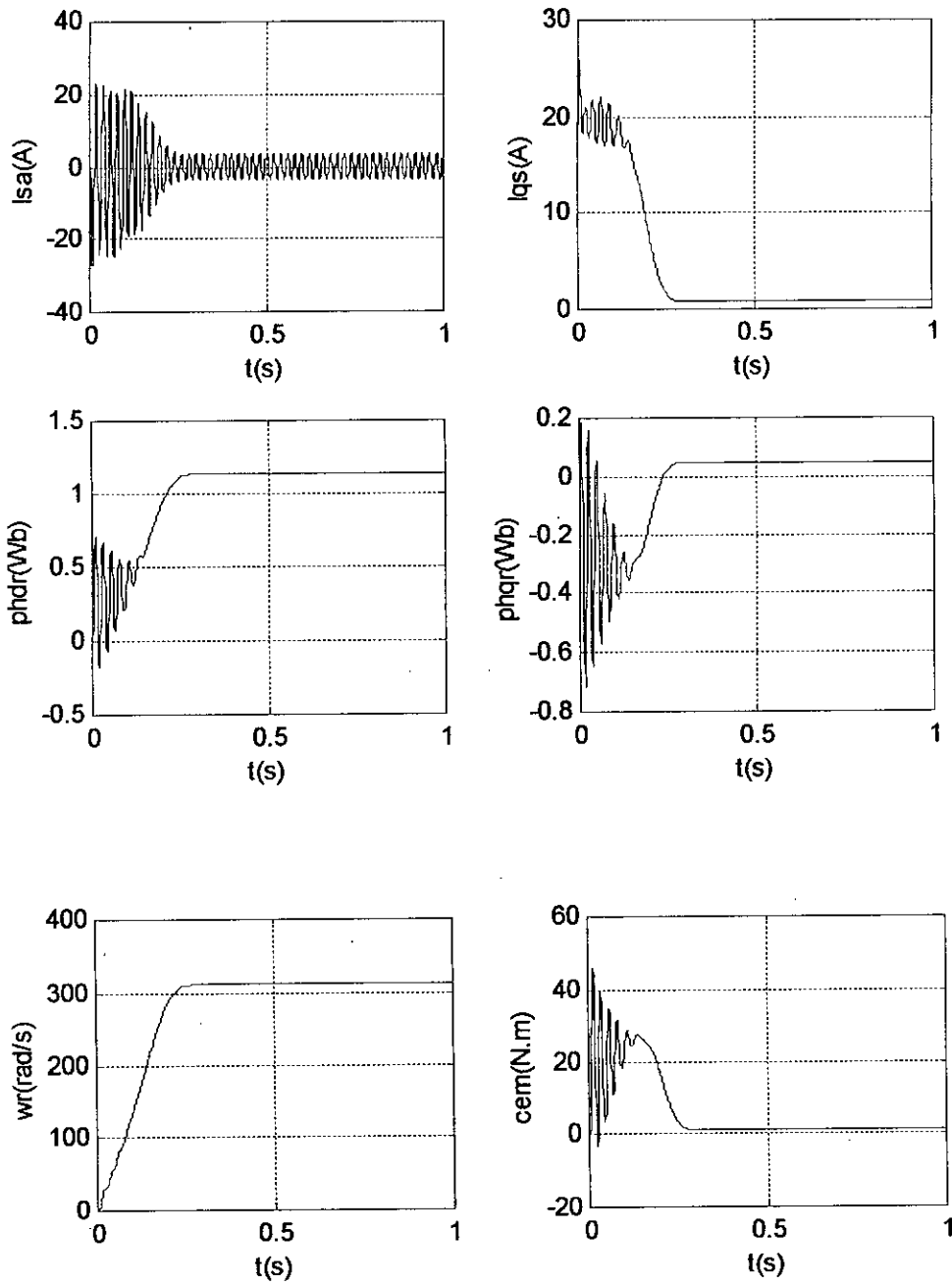


Fig I.3 démarrage de la MAS à vide.

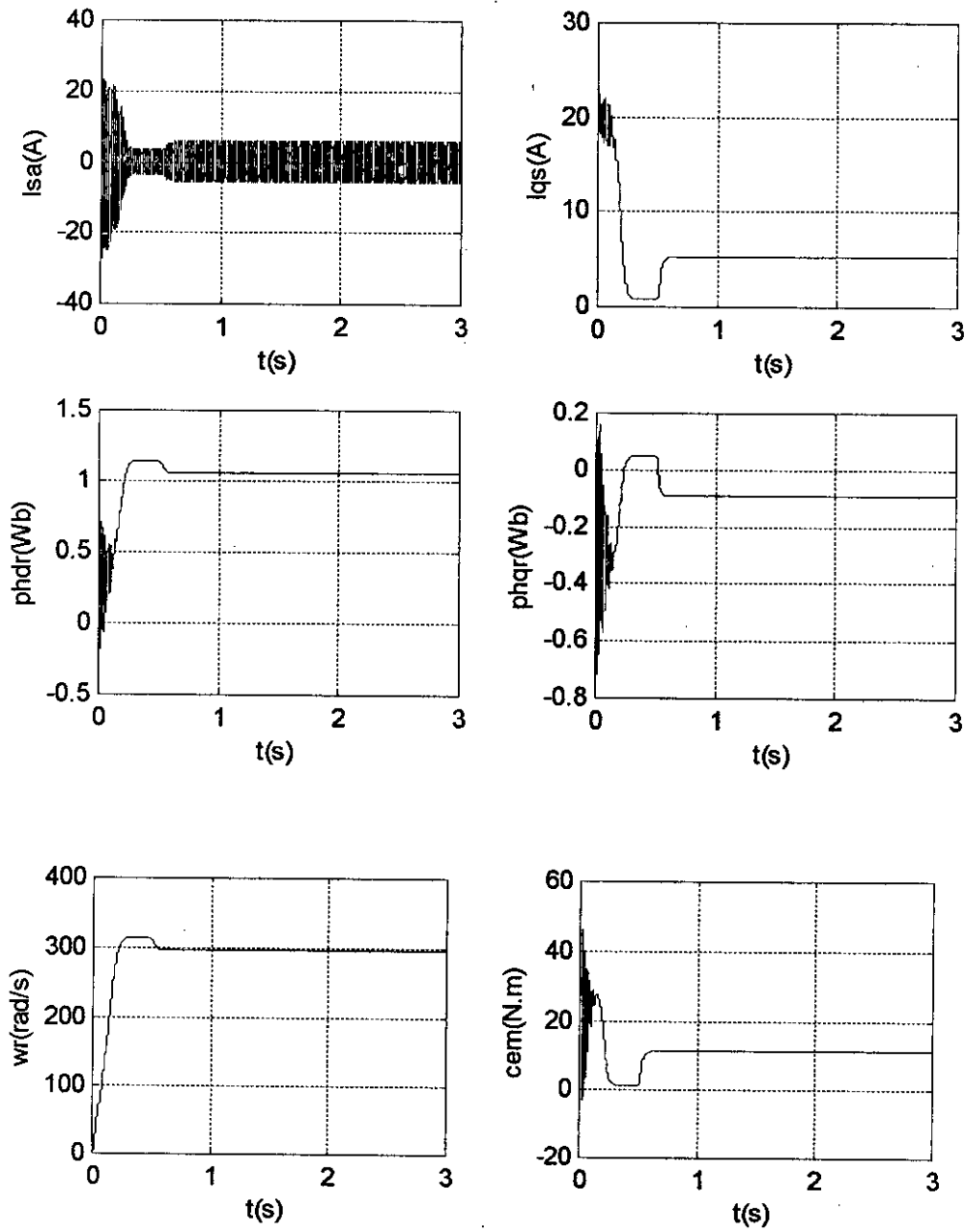


Fig I.4 démarrage de la MAS à vide et application d'une charge.

chapitre //

Modélisation de l'alimentation de la machine

II. Introduction

Nous présentons la modélisation de l'alimentation de la machine asynchrone qui est composée d'un onduleur de tension, contrôlé par la technique de modulation de largeur d'impulsion (*MLI*), et d'un redresseur à diodes alimentant cet onduleur. Un filtre passe-bas a été introduit afin de filtrer la tension redressée et de réduire les ondulations du courant d'entrée.

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

Elle repousse vers les fréquences plus élevées les harmoniques de la tension de sortie, ce qui facilite le filtrage.

- Elle permet de faire varier la valeur du fondamental de la tension de sortie.

II.1 Modélisation du redresseur

Le redresseur peut être schématisé par la figure (*Figure-II-1*).

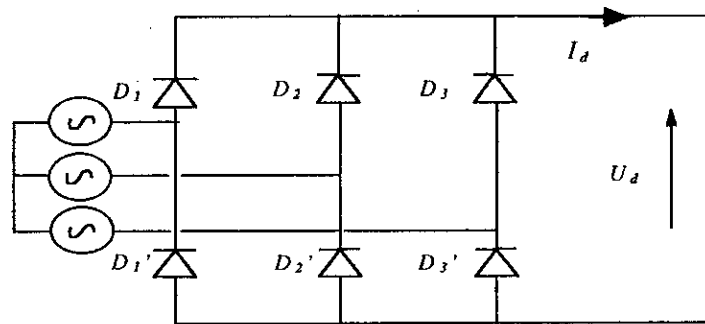


Fig II.1 Redresseur à diodes.

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

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

$$U_d = V_i - V_k \quad (\text{II.2})$$

avec :

$$V_i = \max(V_1, \max(V_2, V_3)) \quad (\text{II.3})$$

$$V_k = \min(V_1, \min(V_2, V_3)) \quad (\text{II.4})$$

Par conséquent

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

II.2 Modélisation du filtre

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

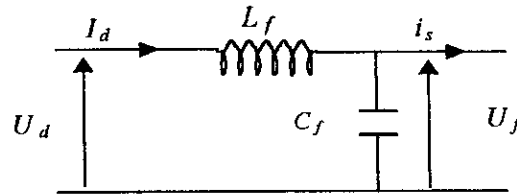


Fig II.2 Filtre (LC)

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, ceci étant vérifié par le fait qu'elles ont une fréquence égale ou supérieur à deux fois celle du fondamental, ce qui conduit à la condition suivante :

$$f_c < 2f \quad \text{donc} \quad L_f C_f > 2.77 \cdot 10^{-6}$$

nous choisissons $L_f C_f = 25 \cdot 10^{-6}$ et nous optons pour les valeurs suivantes [Bens-95] :

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

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

Introduction

Les études faites sur les onduleurs monophasés et triphasés à trois niveaux à structure NPC ont montré que l'onduleur à trois niveaux peut être considéré comme l'association en série de deux onduleurs à deux niveaux [Berkouk 94].

Ces études ont montré également les améliorations apportées par les convertisseurs à trois niveaux et en particulier l'onduleur triphasé à trois niveaux sur la qualité du signal de sortie ainsi que sur le taux d'harmonique injecté au réseau [Ben Romdhane 95].

Ces améliorations peuvent être plus importantes par l'insertion des différentes stratégies de commande visant l'élimination de certains d'harmoniques et la diminution des perturbations introduites par les convertisseurs statiques.

Parmi ces stratégies de commande on peut citer :

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

II.3.1 Structure de l'onduleur à trois niveaux

Il existe Plusieurs structures d'onduleur à trois niveaux.

La structure que nous allons étudier est celle d'un bras d'onduleur à trois niveaux représentée à la figure (II-3).

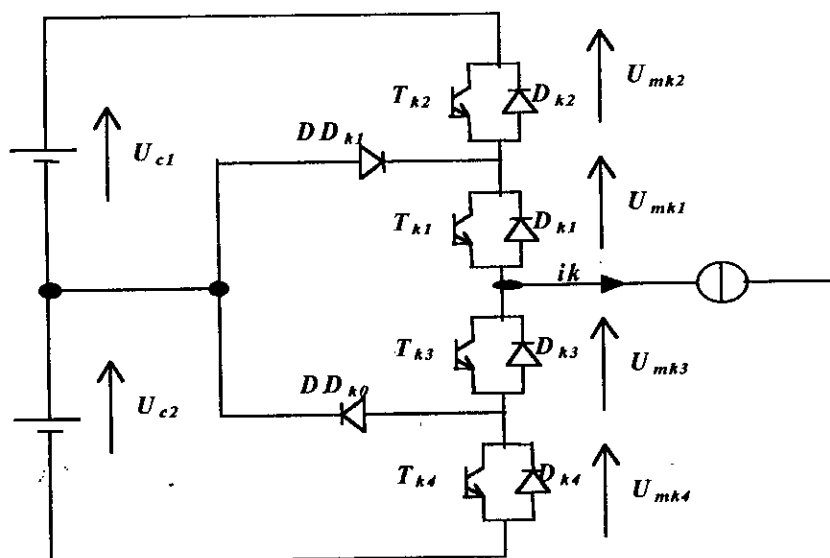


Fig II.3 Structure d'un bras d'onduleur à trois niveaux à structure NPC

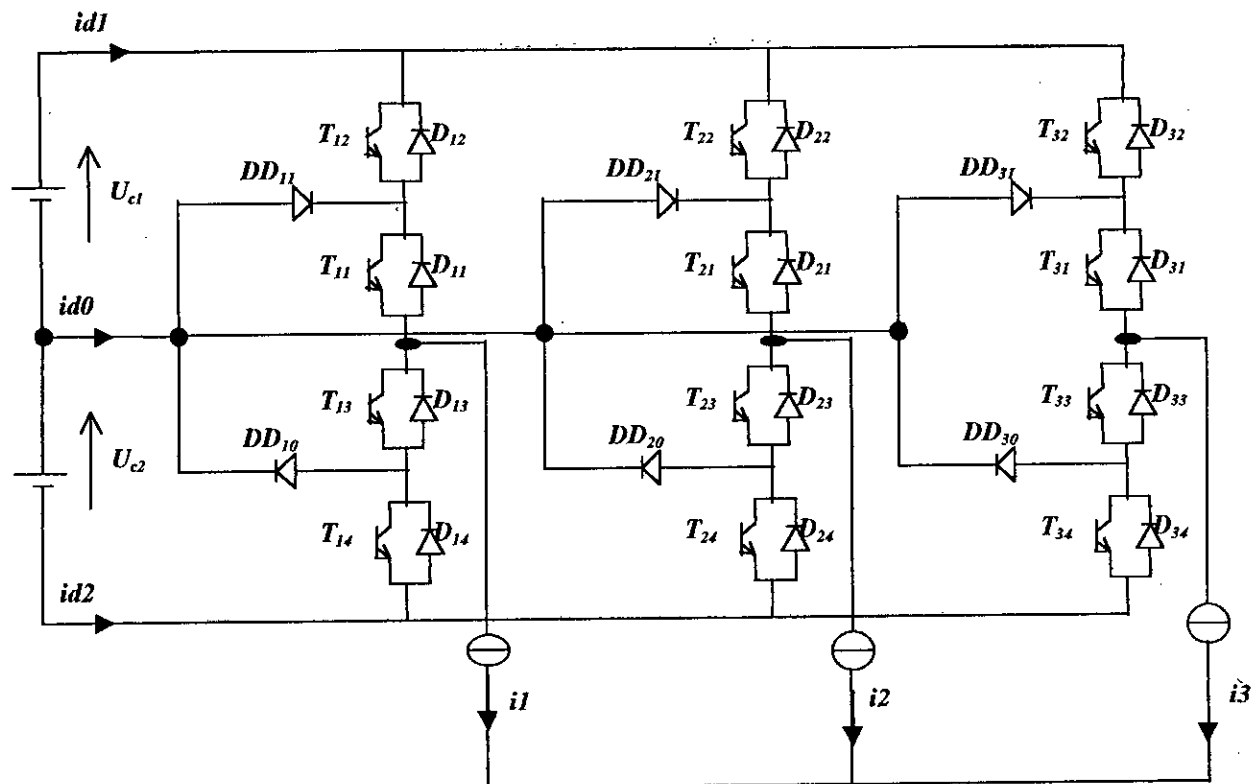


Fig II.4 L'onduleur triphasé à trois niveaux à structure NPC

II.3.2 Modélisation du fonctionnement d'un bras d'onduleur triphasé à trois niveaux

La structure de l'onduleur triphasé à trois niveaux étudiée, présentant un nombre d'interrupteurs supérieur comparé à l'onduleur triphasé à deux niveaux, offre par ce fait un large choix au niveau de configurations fonctionnelles. Ce choix s'accompagne par une complexité dans l'énumération des différentes configurations, et surtout à définir un modèle global les décrivant sans à priori sur la commande [Berkouk 94].

Remarque

Pour simplifier la complexité de la structure de l'onduleur à cinq niveaux, on présente chaque paire transistor (T_{ks})- diode (D_{ks}) par un seul interrupteur bidirectionnel (TD_{ks}) (Fig.II.5), et vue la symétrie de sa structure, on fait le raisonnement sur un seul bras (Fig.II.3).

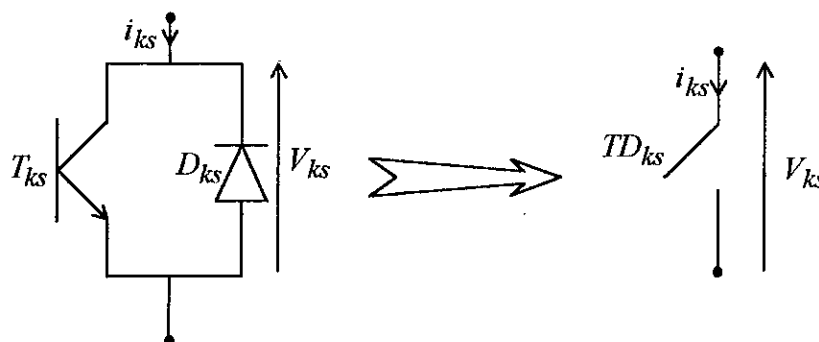


Fig II.5 Interrupteur bidirectionnel équivalent de la paire transistor - diode

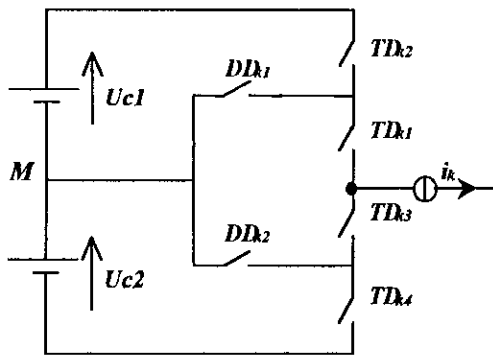
II.3.2.1 Différentes configurations d'un bras d'onduleur à trois niveaux

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

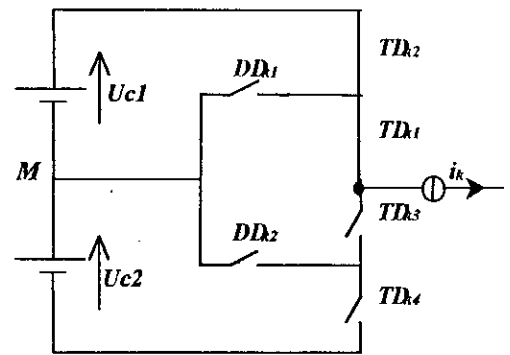
Le tableau (II.1) ci-dessous donne les grandeurs électriques caractérisant chaque configuration.

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

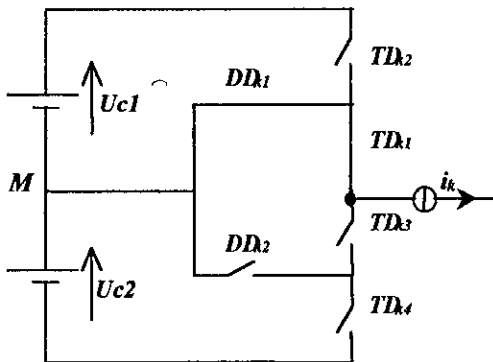
Tableau.II.1. Grandeurs électriques caractérisant chaque configuration possible d'un bras k d'onduleur triphasé à trois niveaux.



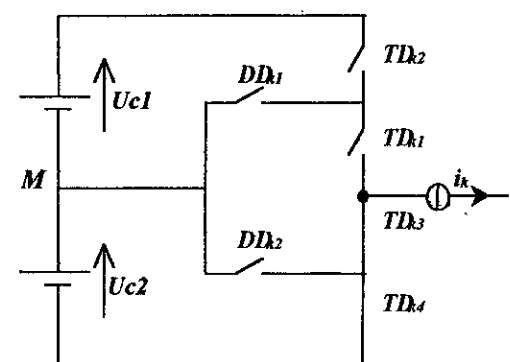
La configuration E0



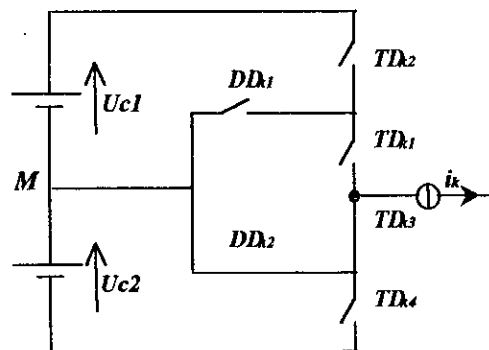
La configuration E1



La configuration E2



La configuration E3



La configuration E4

Fig II.6 Les cinq configurations possibles d'un bras d'onduleur triphasé à trois niveaux

I.4. Commandabilité des convertisseurs statiques

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

Pour l'onduleur à trois niveaux, cette condition de commandabilité implique que les transitions entre les configurations ne dépendent plus de la commande interne (grandeurs électriques), mais uniquement des commandes des transitions (commande externe). en mode commandable, on définit la commande complémentaire suivante :

$$\begin{cases} B_{k1} = \overline{B_{k4}} \\ B_{k2} = \overline{B_{k3}} \end{cases} \quad (\text{II.9})$$

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

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

$$\begin{cases} F_{k1} = 1 - F_{k4} \\ F_{k2} = 1 - F_{k3} \end{cases} \quad (\text{II.10})$$

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

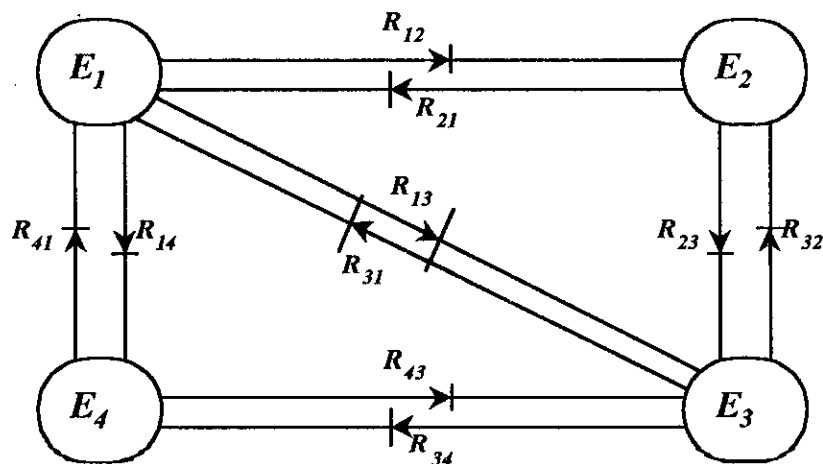


Fig II.7 Réseau de Pétri de l'onduleur

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

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

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

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

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

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

$$\begin{bmatrix} U_{AB} \\ U_{BC} \\ U_{CA} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \left\{ \begin{bmatrix} F_{11}^b \\ F_{21}^b \\ F_{31}^b \end{bmatrix} U_{C1} - \begin{bmatrix} F_{10}^b \\ F_{20}^b \\ F_{30}^b \end{bmatrix} U_{C2} \right\} \quad (\text{II.12})$$

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

$$\begin{bmatrix} V_A \\ V_B \\ V_C \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_{11}^b - F_{10}^b \\ F_{21}^b - F_{20}^b \\ F_{31}^b - F_{30}^b \end{bmatrix} U_C \quad (\text{II.13})$$

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

$$\begin{cases} i_{d1} = F_{11}^b i_1 + F_{21}^b i_2 + F_{31}^b i_3 \\ i_{d2} = F_{10}^b i_1 + F_{20}^b i_2 + F_{30}^b i_3 \end{cases} \quad (\text{II.14})$$

On remarque que Cette relation est analogue à celle de l'onduleur à deux niveaux en fonction des fonctions de connexion des interrupteurs de telle façon que le courant i_{a1} est équivalent au courant d'entrée de l'onduleur à deux niveaux du haut, et i_{a2} celui de bas.

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

$$i_{do.} = i_1 + i_2 + i_3 - i_{a1} - i_{a2} \tag{II.15}$$

On définit les relations de conversion simples comme suit :

$$\begin{bmatrix} V_A \\ V_B \\ V_C \\ i_{a1} \\ i_{a2} \\ i_{do} \end{bmatrix} = [N(t)] \begin{bmatrix} U_{c1} \\ U_{c2} \\ i_1 \\ i_2 \\ i_3 \end{bmatrix} \tag{II.16}$$

Avec :

$$N(t) = \begin{bmatrix} \left(\frac{2F_{11}^b - F_{21}^b - F_{31}^b}{3} \right) & \left(\frac{2F_{10}^b - F_{20}^b - F_{30}^b}{3} \right) & 0 & 0 & 0 \\ \left(\frac{-F_{11}^b + 2F_{21}^b - F_{31}^b}{3} \right) & \left(\frac{-F_{10}^b + 2F_{20}^b - F_{30}^b}{3} \right) & 0 & 0 & 0 \\ \left(\frac{-F_{11}^b - F_{21}^b + 2F_{31}^b}{3} \right) & \left(\frac{-F_{10}^b - F_{20}^b + 2F_{30}^b}{3} \right) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & F_{11}^b & F_{21}^b & F_{31}^b \\ 0 & 0 & F_{10}^b & F_{20}^b & F_{30}^b \\ 0 & 0 & (1 - F_{11}^b - F_{10}^b) & (1 - F_{21}^b - F_{20}^b) & (1 - F_{31}^b - F_{30}^b) \end{bmatrix} \tag{II.17}$$

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

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

$$\begin{bmatrix} U_{AB} \\ U_{BC} \\ U_{CA} \\ i_{d1} \\ i_{d2} \\ i_{d0} \end{bmatrix} = [M(t)] \begin{bmatrix} U_{C1} \\ U_{C2} \\ i_1 \\ i_2 \\ i_3 \end{bmatrix} \quad (\text{II.18})$$

avec :

$$M(t) = \begin{bmatrix} \begin{pmatrix} F_{11}^b & -F_{21}^b \\ F_{21}^b & -F_{31}^b \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} F_{10}^b & -F_{20}^b \\ F_{20}^b & -F_{30}^b \end{pmatrix} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & F_{11}^b & F_{21}^b & F_{31}^b \\ 0 & 0 & F_{10}^b & F_{20}^b & F_{30}^b \\ 0 & 0 & (1-F_{11}^b-F_{10}^b) & (1-F_{21}^b-F_{20}^b) & (1-F_{31}^b-F_{30}^b) \end{bmatrix} \quad (\text{II.19})$$

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

II. 5. Stratégies de commandes

II. 5. 1. Commande par hystérésis en courant

II. 5. 1. 1. Principe

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

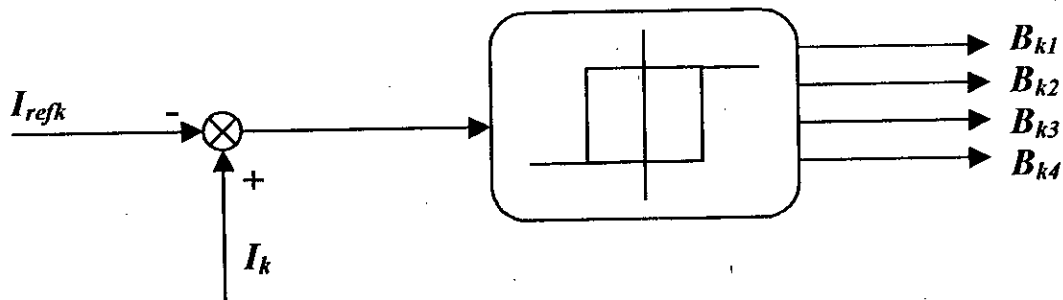


Fig II.8 Principe de la stratégie de commande par hystérésis en courant

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 [Boulkhrachef].

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 trois niveaux alimentant la charge triphasée sont donnés par le système (II-20) suivant.

$$\begin{cases} I_{ref1} = I_{eff} \sqrt{2} \sin(\omega t - \varphi) \\ I_{ref2} = I_{eff} \sqrt{2} \sin(\omega t - \varphi - 2\pi/3) \\ I_{ref3} = I_{eff} \sqrt{2} \sin(\omega t - \varphi - 4\pi/3) \end{cases} \quad (\text{II.20})$$

L'algorithme de la commande par hystérésis en courant se résume pour un bras k de l'onduleur triphasé à trois niveaux par le système (II-21).

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

$$\begin{cases} \text{Si } [(\varepsilon_k \geq \Delta i) \ \& \ (\varepsilon_k \leq 2\Delta i)] \text{ ou } [(\varepsilon_k \leq -\Delta i) \ \& \ (\varepsilon_k \geq -2\Delta i)] \Rightarrow B_{k1}=1, B_{k2}=0; \\ \text{Si } \varepsilon_k \geq 2\Delta i \Rightarrow B_{k1}=0, B_{k2}=0; \\ \text{Si } \varepsilon_k \leq -2\Delta i \Rightarrow B_{k1}=1, B_{k2}=1; \end{cases} \quad (\text{II.21})$$

Conclusion

Nous avons étudié dans ce chapitre la modélisation de L'alimentation qui est constituée d'un redresseur connecté au réseau, un filtre qui permet de réduire les ondulations du courant et de la tension, et un onduleur de tension type modulation de largeur d'impulsion (MLI).

La 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 vectorielle de la machine
asynchrone

III. Introduction

Grâce à l'évolution technologique récente de l'électronique de puissance, le domaine d'entraînement électrique à vitesse et position variable, a connu ces dernières années un essor considérable. En effet, les exigences de qualité accrues et les cycles de production de plus en plus courts sont à la base de l'utilisation de technique de réglage de plus en plus performantes, dans les applications industrielles [Boucherit 95].

La commande vectorielle de la MAS constitue actuellement un domaine de recherche particulièrement intéressant. Les applications industrielles se multiplient, cependant les efforts continuent pour assurer le découplage entre le flux et le couple surtout face à l'influence néfaste de la constante du temps rotorique, qui ne peut être occultée. Ces problèmes ont conduit à l'introduction des techniques de l'automatique moderne dans la modélisation et la commande des machines asynchrones [Garces 80].

Les méthodes classiques et modernes de l'automatique linéaire ont trouvées rapidement une application à la commande du MCC. Avec l'introduction de la commande vectorielle, les chercheurs sont orientés vers la possibilité d'utiliser ces mêmes méthodes pour la commande des machines à courant alternatif, et plus particulièrement la machine asynchrone [dote 88].

III.1 Principe de la commande vectorielle

Les principes de base de la commande vectorielle ont été réalisés dans les années 70 sur les machines à courant continu (à excitation séparée) (Figure III-1).

Dans une machine à courant continu, le rotor est bobiné de telle manière, que l'axe de la force magnétomotrice de l'induit établit un angle de 90° avec l'axe du flux inducteur, et ceci quelle que soit la vitesse de rotation de la machine. De ce fait, le couple est proportionnel au produit du flux inducteur et de courant d'induit (relation -III-1).

Dans une machine asynchrone, par contre, l'angle entre le champ tournant du stator et celui du rotor varie avec le temps, ce qui donne des interactions complexes.

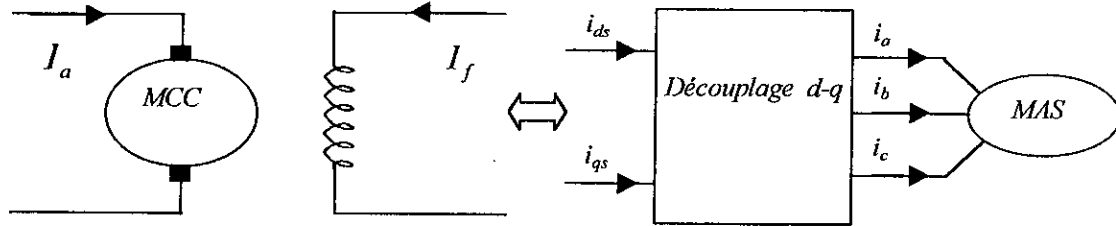


Fig III-1 Principe de la commande vectorielle

Pour obtenir une situation équivalente à celle d'une machine à courant continu, on cherche un repère propre pour que le vecteur courant stator se décompose en deux composantes, une qui produit le flux et l'autre le couple (relation -III-2-b).

Grâce à cette nouvelle technique de commande, on arrive à obtenir des commandes de vitesse, de position, et de couple de la machine asynchrone avec de bonnes performances. Ce type de commande est actuellement le plus adéquat pour le contrôle des machines alternatives. Cette technique est basée sur l'orientation du flux ou du courant.

Couple électromagnétique de la machine à courant continu :

$$\begin{aligned} C_{em} &= k\phi_a I_a \\ \phi_a &= k_f I_f \end{aligned} \quad (\text{III-1})$$

Couple électromagnétique de la machine asynchrone :

$$C_{em} = \frac{pM}{L_r} (\phi_{dr} i_{qs} - \phi_{qr} i_{ds}) \quad (\text{III.2})$$

Découplage :

Aligner le vecteur du flux sur l'axe « d » :

$$\phi_{dr} = \phi_r \quad ; \quad \phi_{qr} = 0 \quad (\text{III-2-a})$$

L'expression du couple devient :

$$C_{em} = \frac{pM}{L_r} \phi_r i_{qs} = k\phi_r i_{qs} \quad (\text{III-2-b})$$

Nous pouvons donc orienter le flux de trois façons :

- ◆ Soit ϕ_r , le flux rotorique sous les conditions :

$$\phi_{dr} = \phi_r \quad ; \quad \phi_{qr} = 0 \quad (\text{III-3})$$

- ◆ Le flux statorique tel que :

$$\phi_{ds} = \phi_s \quad ; \quad \phi_{qs} = 0 \quad (\text{III-4})$$

Le couple électromagnétique est s'exprimé par : $C_{em} = \frac{3}{2} \cdot p \cdot \phi_s \cdot i_{qs}$

- ◆ $\phi_{dg} = \phi_g$, Ou le flux d'entrefer avec :

$$\phi_{qg} = 0 \quad (\text{III-5})$$

Le couple électromagnétique est s'exprimé par : $C_{em} = \frac{3}{2} \cdot p \cdot \phi_e \cdot i_{qs}$

III.2 Orientation du flux rotorique

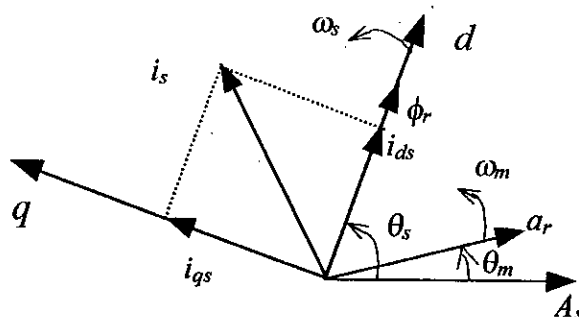


Fig III-2 Principe de la commande vectorielle.

Considérons les deux tensions (V_{ds} , V_{qs}) comme variables de commande, les deux courants (i_{ds} , i_{qs}), le flux ϕ_r et la vitesse mécanique Ω comme variables d'état. En imposant la condition (III-3), aux équations du modèle de la machine asynchrone alimentée en tension, on aboutit au système réduit suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l}
 \frac{di_{ds}}{dt} = -\frac{1}{\sigma} \left(\frac{1}{T_s} + \frac{(1-\sigma)}{T_r} \right) i_{ds} + \omega_s i_{qs} + \frac{(1-\sigma)}{\sigma M T_r} \phi_r + \frac{V_{ds}}{\sigma L_s} \\
 \frac{di_{qs}}{dt} = -\omega_s i_{ds} - \frac{1}{\sigma} \left(\frac{1}{T_s} + \frac{(1-\sigma)}{T_r} \right) i_{qs} - \frac{(1-\sigma)}{\sigma M} \omega_m \phi_r + \frac{V_{qs}}{\sigma L_s} \\
 \frac{d\phi_r}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \phi_r \\
 J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_r - k_f \Omega \\
 C_{em} = p \frac{M}{L_r} \phi_r i_{qs} \\
 \omega_{gl} = \omega_s - \omega_m = \frac{M}{T_r} \frac{i_{qs}}{\phi_r} \\
 \omega_m = p\Omega
 \end{array} \right. \quad (III.6)$$

D'après le système (III-6), on remarque que seule la composante directe du courant statorique i_{ds} détermine l'amplitude du flux rotorique ϕ_r . Alors que le couple ne dépend que de la composante en quadrature du courant statorique i_{qs} , dans le cas où le flux rotorique serait maintenu constant. Ainsi est réalisée une décomposition du courant en deux termes correspondants respectivement au flux et au couple.

III.3 Bloc de contrôle du flux orienté (FOC)

Le FOC (field oriented control) est un bloc de calcul qui possède deux entrées (ϕ_r^* et C_{em}^*) et génère les trois grandeurs de commande utilisées dans Park⁻¹ (I_{ds}^* , I_{qs}^* et ω_{gl}^*). Il est défini en considérant le régime statique pour lequel le flux rotorique et le couple électromagnétique sont maintenus constants égaux aux valeurs de référence. Si on ne tient pas compte des variations des courants direct et quadrature, les équations de ce bloc sont déduites de celles de modèle(III.6).

$$\left\{ \begin{array}{l}
 I_{ds}^* = \frac{\phi_r^*}{M} \\
 I_{qs}^* = \frac{L_r}{p \cdot M} \cdot \frac{C_{em}^*}{\phi_r^*} \\
 \omega_{gl}^* = \frac{M}{T_r} \cdot \frac{I_{qs}^*}{\phi_r^*}
 \end{array} \right. \quad (III.7)$$

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

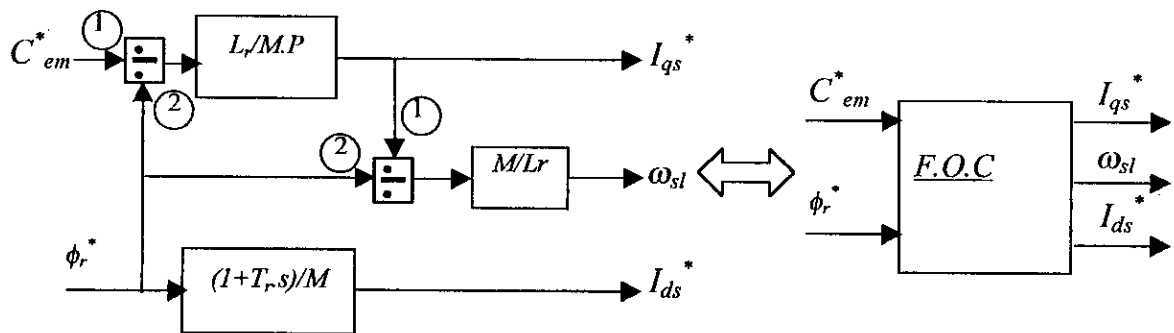


Fig III-3 Schéma bloc de la structure de commande en courant par orientation du flux rotorique (Field Oriented Control).

III.4. Implantation de la commande vectorielle sur la machine asynchrone

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

III.4.1 Méthode directe

Pour déterminer la position et le module du flux, l'idée naturelle est de mesurer le flux dans la machine à l'aide de bobinages supplémentaires ou de capteurs à effet hall. Ceci fragilise le moteur et nécessite une construction spéciale de la machine. Le moteur perd son principal avantage qui est sa robustesse. [Hemici 94]

III.4.2 Méthode indirecte

Le principe de cette méthode de contrôle de la fréquence (slip frequency control) consiste à ne pas utiliser l'amplitude du flux rotorique mais simplement sa position calculée en fonction des grandeurs de référence [Hemici 94].

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

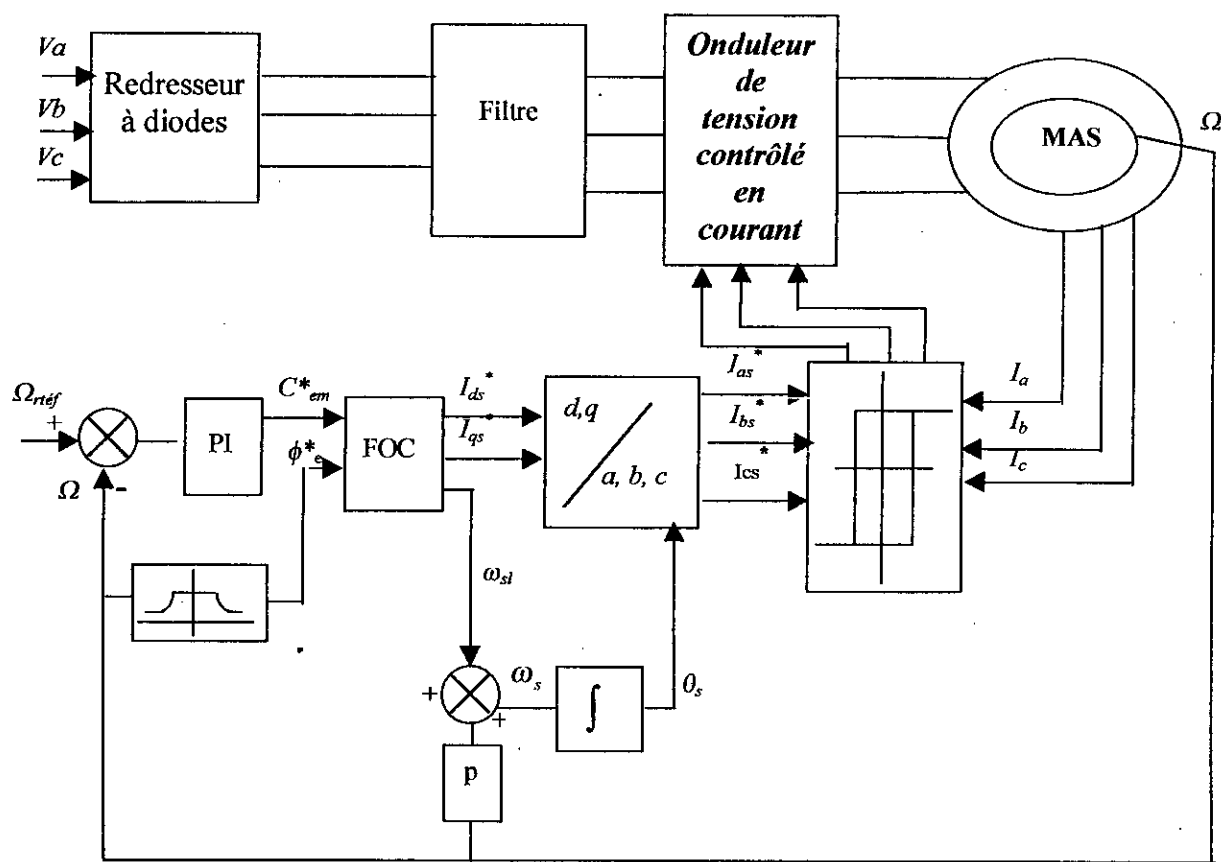


Fig III-4 Schéma bloc de la commande vectorielle indirecte

Le schéma bloc de la commande découplée permet de réaliser un découplage automatique entre le couple et le flux. Ce résultat remarquable a entraîné une utilisation systématique de ce schéma de commande dans des processus industriels. A cet effet, pour obtenir une variation de vitesse il suffit d'adjoindre à la boucle ouverte un régulateur de la vitesse. Par contre, le flux est généralement maintenu constant à sa valeur nominale (ϕ_n) pour des vitesses rotoriques inférieurs ou égales à la vitesse nominale de la machine (Ω). Pour des vitesses supérieures, le flux décroît lorsque la vitesse augmente afin de limiter la tension aux bornes de la machine. Pour cela, on définit le flux de référence par :

$$\phi_r^* = \begin{cases} \phi_r^n & \text{si } |\Omega| \leq \Omega_n = \frac{\omega_n}{p} = 1420(\text{tr / mn}) \\ \frac{\Omega_n}{|\Omega|} \phi_r^n & \text{si } |\Omega| \geq \Omega_n \end{cases} \quad (\text{III.7})$$

La commande (C_{em}^*) doit être limitée par un simple dispositif défini par :

$$C_{em}^* (\text{limité}) = \begin{cases} C_{em}^* & \text{si } |C_{em}^*| \leq C_{em}^{\max} \\ C_{em}^{\max} \cdot \text{sign}(C_{em}^*) & \text{si } |C_{em}^*| \geq C_{em}^{\max} \end{cases} \quad (\text{III.8})$$

La limite maximale adoptée est $C_{em}^{\max} = 2,5.C_{em}^n$

III.5 Réglage classique de la vitesse / position

Cette méthode de réglage consiste à utiliser des régulateurs classiques (PI ; IP...etc.). Ces régulateurs dépendent fortement des paramètres de la machine, et une erreur d'identification de ces derniers conduira à une détérioration des performances de la commande.

III.5.1 Calcul des régulateurs de vitesse et de position

Après un développement des équations du modèle de la machine et la structure de commande, nous obtenons la fonction de transfert en boucle ouverte suivante:

$$\Omega(s) = \frac{1}{k_f + Js} \left(\frac{1 + (T_r \omega_{gl}^*)^2}{(1 + sT_r)^2 + (T_r \omega_{gl}^*)^2} C_{em}^*(s) - C_r(s) \right) \quad (\text{III.9})$$

Le tout est schématisé par :

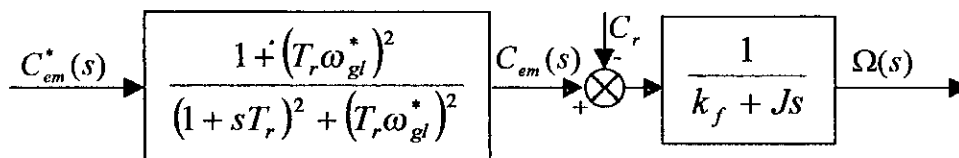


Fig-III-5 Schéma fonctionnel du système à réguler.

Les constantes de temps électriques sont négligeables devant la constante du temps mécanique. C.-à-d., la boucle interne de régulation est très rapide par rapport à celle de vitesse. Donc, on peut simplifier le schéma précédent par le schéma-bloc suivant :

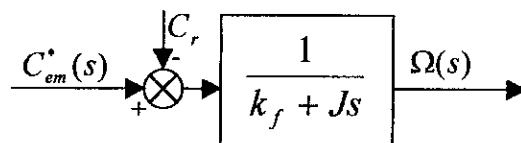


Fig III-6 Schéma fonctionnel simplifié du système à réguler

En insérant un régulateur PI (action proportionnelle et intégrale en parallèle) dans la boucle de régulation de la vitesse, le schéma fonctionnel en boucle fermée se présente comme suit :

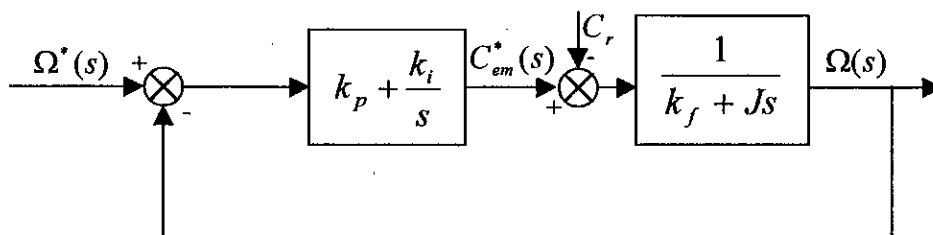


Fig III-7 Schéma fonctionnel de la boucle fermée de régulation de vitesse.

La fonction de transfert de la vitesse par rapport à sa référence et la perturbation se présente comme suit :

$$\Omega(s) = \frac{1}{k_f + Js} \left(\frac{1 + sT_n}{sT_i} (\Omega^*(s) - \Omega(s)) - C_r(s) \right) \quad (\text{III.10})$$

$$\text{avec } T_n = \frac{k_p}{k_i} \quad ; \quad T_i = \frac{1}{k_i}$$

La fonction de transfert en boucle fermée, calculée à partir du schéma précédent, s'écrit comme suit :

$$\frac{\Omega(s)}{\Omega^*(s)} = \frac{(k_p s + k_i) \frac{1}{J}}{p(s)} \quad (\text{III.11})$$

l'équation caractéristique $p(s)$ est :

$$p(s) = s^2 + \frac{k_f + k_p}{J}s + \frac{k_i}{J} = 0 \quad (\text{III.12})$$

En imposant toujours deux pôles complexes conjugués $s_{1,2} = \rho(-1 \pm j)$, en boucle fermée et, par identification avec la nouvelle équation caractéristique désirée, on trouve

$$k_i = 2J\rho^2 \quad \text{et} \quad k_p = 2\rho J - k_f \quad (\text{III.13})$$

avec $\rho = 35$

Pour le réglage de position, on utilise un régulateur proportionnel. Le schéma fonctionnel de la boucle de position est donné par la figure(III.8) :

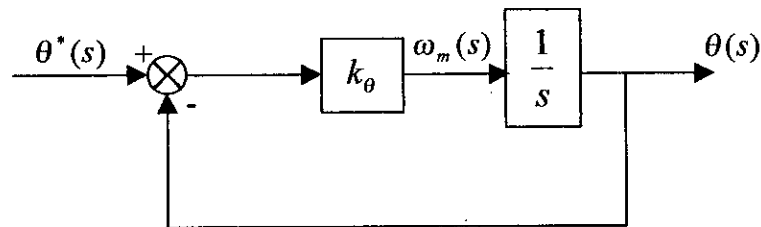


Fig III-8 Schéma fonctionnel en boucle fermée d'un régulateur de position.

La fonction en boucle fermée est comme suit :

$$G_{bf}(s) = \frac{1}{1 + sT_\theta} \quad (\text{III.14})$$

Avec: $T_\theta = 1/k_\theta$

La constante de temps de position doit être 5 à 10 fois plus grande que celle de la vitesse [Jelassi 91], ce qui permet de déterminer le coefficient k_θ du régulateur de position.

III.6 Simulation et interprétation

Pour illustrer les performances du réglage, nous avons simulé un démarrage à vide avec une application d'une charge variable entre les instants $t = 1\text{s}$ et $t = 1.5\text{s}$, puis une inversion de la consigne entre $\pm 100\text{ rad/s}$ pour la commande en vitesse et entre $\pm 5\text{ rad}$ pour la commande en position.

Nous pouvons constater que La vitesse et la position du moteur suivent bien leur référence respective sans dépassement.

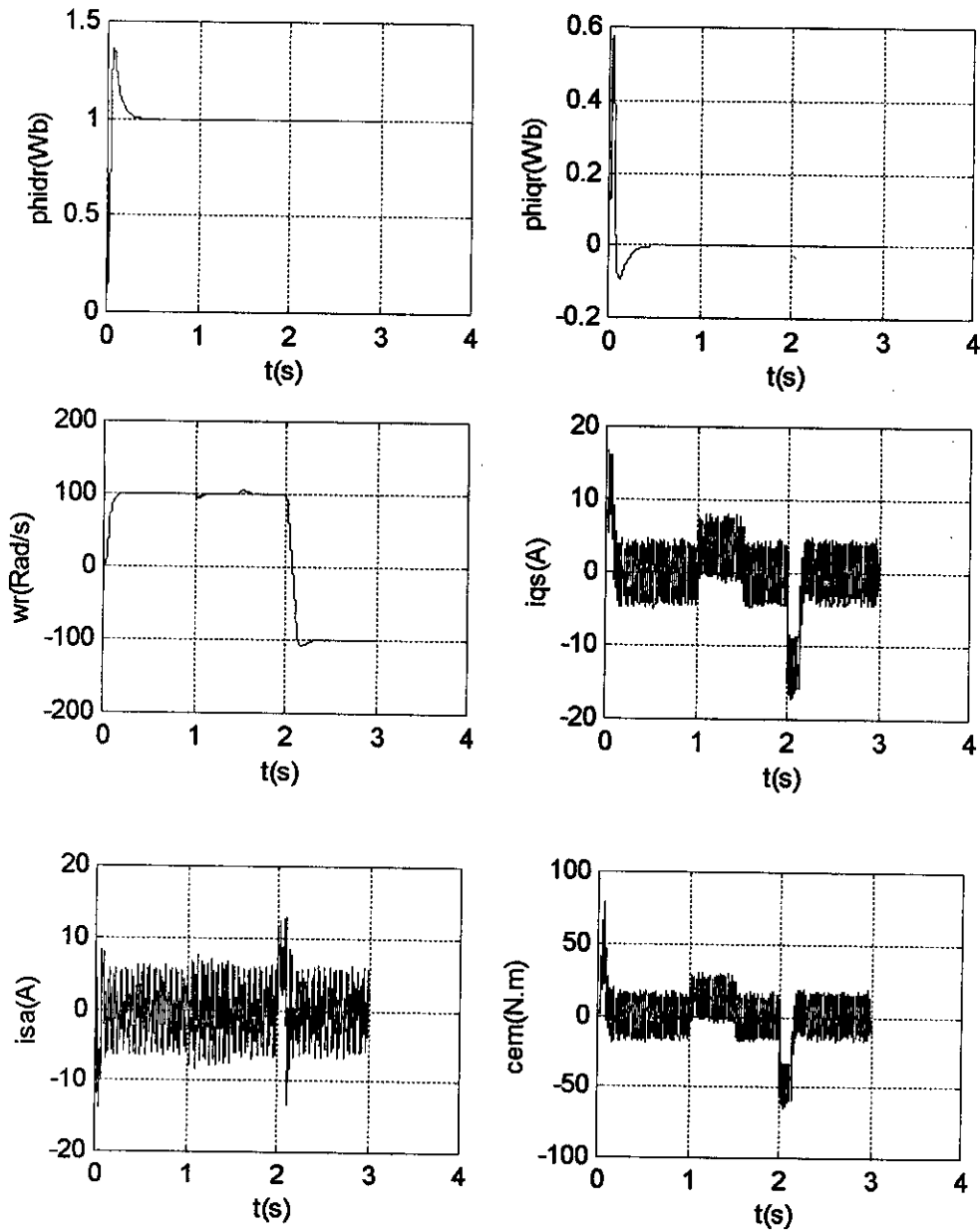
Nous constatons que le découplage entre flux et le couple est maintenu. Le flux rotorique reste constant et ne subit pas les brusques variations supportées par le couple, notamment pendant le changement de référence en vitesse. Donc après le démarrage le découplage est obtenu, car $\Phi_{dr} = \Phi_r$ et $\Phi_{qr} = 0$ quelle que soit la charge.

Conclusion

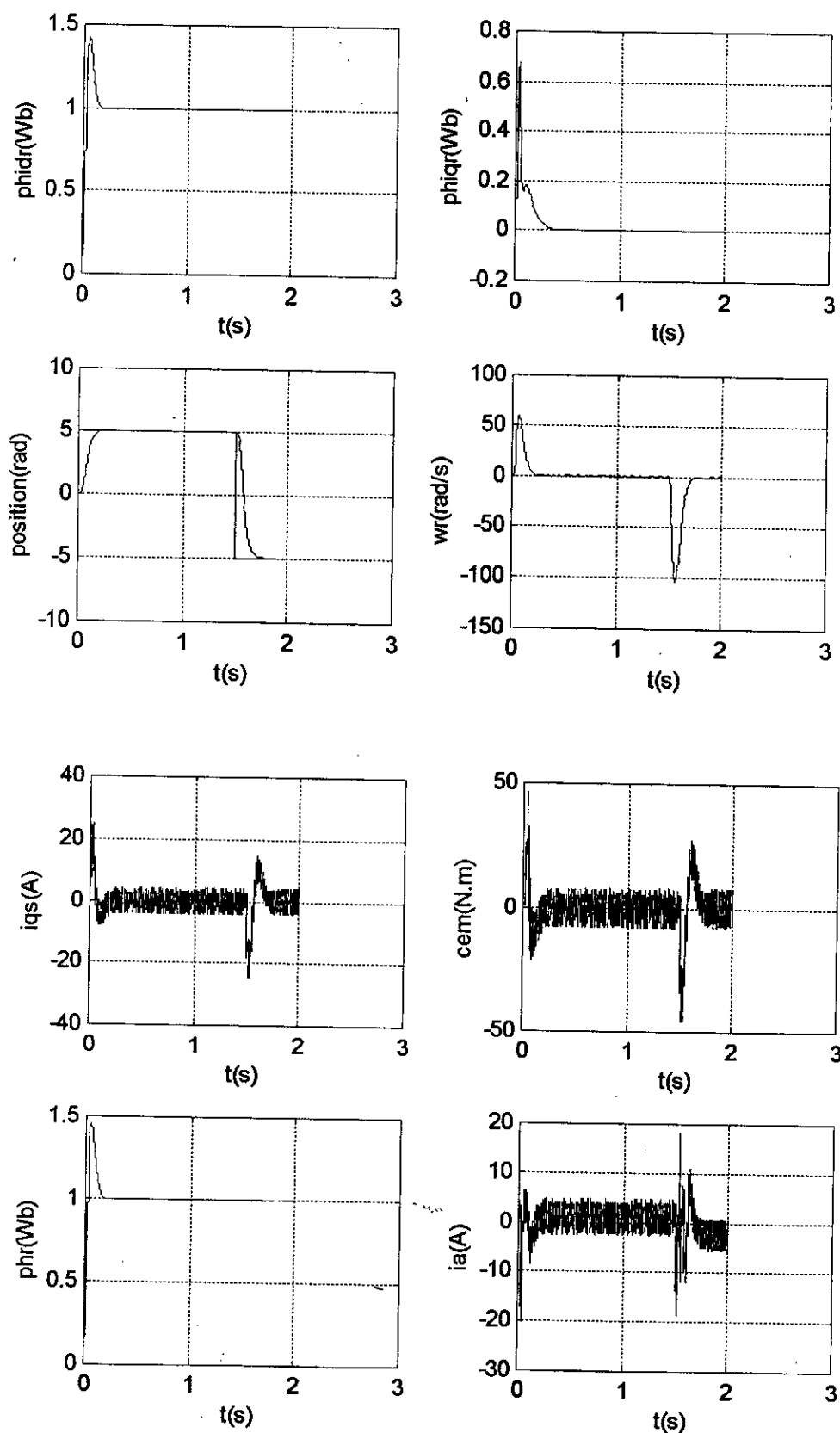
Nous avons présenté dans ce chapitre le principe de la commande vectorielle avec la méthode indirecte par orientation du flux de la MAS alimenté en courant. Ainsi, nous avons traité le réglage de vitesse et de position par un régulateur PI. Une meilleure orientation du flux est obtenue en utilisant le flux rotorique.

Grâce à cette technique, nous avons obtenu un modèle découplé de la machine asynchrone. Il faut signaler aussi que le régulateur classique permet de garder la vitesse et la position de la machine asynchrone égale à sa référence.

Résultats de simulation



FigIII.9 Les performances de l'asservissement de vitesse de la MAS alimentée par onduleur à trois niveaux utilisant la méthode indirecte



FigIII.10. Performances de la conduite d'une MAS triphasée avec réglage de la position, commandée par le contrôle vectoriel indirect utilisant le réglage classique

chapitre IV

Commande par retour d'état de la machine
asynchrone

IV. Introduction

Dans la commande des systèmes dynamiques, il est établi depuis fort longtemps que la technique de contre-réaction est un outil indispensable. Son utilisation entre dans le cadre de la stabilisation des processus en boucle ouverte et aussi dans la mise au point de dispositifs capables d'améliorer les performances des systèmes considérés. En effet, cette technique introduite un changement dans l'emplacement des pôles du système et entraîne ainsi une modification dans la dynamique global du système à régler (temps de réponse, dépassement, etc..) [Astrom 90],[Buhler 88].

La méthode de placement des pôles permet d'imposer les pôles en boucle fermée dans une lieu désirée dans le plan des pôles. Ce placement des pôles en particulier va fixer certaines performances pour le système, mais sans tenir compte de l'énergie nécessaire à mettre en œuvre lors de la réalisation physique [Friedland 72].

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 de l'électronique de puissance [Azzi 95],[Boucherit 95].

A l'heure actuelle, les travaux de recherche dans le domaine de la commande des machines électriques s'orientent de plus en plus vers l'application des techniques modernes de l'automatique. Ces techniques, qui évoluent continuellement d'une façon vertigineuse, permettent d'aboutir à des processus industriels de très haute qualité [Buhler 87],[Dote 88],[Sen 90].

Ce chapitre est consacré à l'application de la commande par retour d'état à une machine asynchrone alimentée en courant et commandée par orientation du flux rotorique.

IV.1 Réglage par retour d'état

Le problème est défini lorsqu'on spécifie le processus, le critère à optimiser et la commande adoptée.

IV.1.1 Equation d'état du système continu

Soit le système dynamique linéaire d'ordre n_s , sur lequel agit le vecteur de commande u , le vecteur de perturbation v , et qui possède un vecteur de sortie y_s et un vecteur d'état x_s , régit par l'équation différentielle suivante:

$$\begin{cases} \dot{x}_s(t) = A_s x_s(t) + B_s u(t) + B_{sv} v(t) \\ y_s(t) = C_s' x_s(t) \end{cases} \quad (\text{IV.1})$$

$A_s(n_s \times n_s)$: représente la matrice de dynamique du système, $B_s(n_s \times m)$: matrice des entrées de commande, $B_{sv}(n_s \times r)$: vecteur de perturbation extérieures, $C_s(n_s \times p)$: matrice d'observation.

IV.1.2 Equation d'état du système échantillonne

Le système linéaire échantillonné du système continu ainsi défini s'écrit:

$$\begin{cases} x_s[k+1] = F_s x_s[k] + H_s u[k] + H_{sv} v[k] \\ y_s[k] = C_s' x_s[k] \end{cases} \quad (\text{IV.2})$$

avec:

$$\begin{aligned} F_s &= \phi(t = T_e) \\ H_s &= \left(\int_0^{T_e} \phi(\tau) d\tau \right) B_s = \psi(T_e) B_s \\ H_{sv} &= \psi(T_e) B_{sv} \end{aligned}$$

Ces équations déterminent l'état du système aux instants d'échantillonnage avec une période d'échantillonnage T_e et une matrice de transition définie analytiquement par:

$$\phi(t) = L^{-1}[\phi(s)] \quad \text{et} \quad \phi(s) = sI - A_s$$

IV.1.3 Equation du régulateur intégrateur

Pour annuler l'écart de réglage en régime établi, il est nécessaire d'introduire un régulateur intégrateur qui s'écrit par:

$$x_r[k+1] = x_r[k] + w[k] - y_s[k] \quad (\text{IV.3})$$

Avec

$w[k]$: vecteur de consigne.

IV.1.4 Structure générale du réglage d'état

Le réglage par retour d'état adopté est basé sur une structure optimale obtenue par la minimisation d'un critère quadratique d'intégrale définie par [Buhler 86]:

$$I = e^t[n]Q_e e[n] + x_r^t[n]Q_r x_r[n] + \sum_{k=0}^{n-1} (e^t[k]Q_e e[k] + x_r^t[k]Q_r x_r[k] + u^t[k]Ru[k]) \quad (IV.4)$$

avec $e[k] = w[k] - y_s[k]$

Les matrices Q_e , Q_r et R sont des matrices de pondération respectivement pour l'écart du réglage $e[k]$, le vecteur d'état du régulateur $x_r[k]$, et la commande $u[k]$. Ces matrices sont des matrices carrées, symétriques et définies positives.

La minimisation du critère d'intégrale, en faisant appel au principe d'optimisation de Bellman, permet d'obtenir la loi de commande suivante:

$$u[k] = -k_s^t x_s[k] + k_r x_r[k] + k_w w[k] - k_v v[k] \quad (IV.5)$$

La présence d'un retour d'état est particulièrement intéressante pour le concepteur qui se trouve ainsi ramené, en quelque sorte, à une structure comparable aux traditionnelles 'boucle fermée' des régulateurs classiques. L'avantage de ces compensations en réaction permet de tenir compte en permanence de l'état du système physique.

La loi de commande définie par l'équation (IV.5) nous permet d'élaborer la structure optimale pour un système monovarié comme le montre la figure (IV.1) [Buhler 86]:

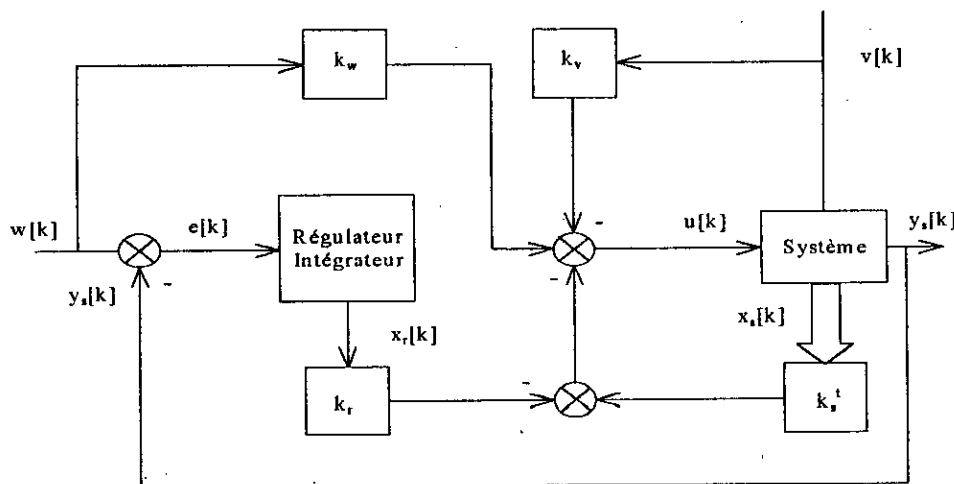


Fig IV.1 Structure optimal du réglage

IV.1.5 Equations du réglage

Le modèle mathématique échantillonné du système monovarié à régler est donné par:

$$\begin{cases} x_s[k+1] = F_s x_s[k] + H_s u[k] + H_{sv} v[k] \\ y_s[k] = C_s^t x_s[k] \end{cases} \quad (\text{IV.6})$$

Sachant que le régulateur intégrateur est régi par l'équation d'état suivante:

$$x_r[k+1] = x_r[k] + w[k] - C_s^t x_s[k] \quad (\text{IV.7})$$

En introduisant le vecteur d'état global:

$$x[k] = \begin{pmatrix} x_s[k] \\ x_r[k] \end{pmatrix}$$

Les équations d'état du système global deviennent:

$$\begin{cases} x[k+1] = Fx[k] + Hu[k] + H_w w[k] + H_v v[k] \\ y_s[k] = C^t x[k] \end{cases} \quad (\text{IV.8})$$

avec:

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

Compte tenu de ce qui précède la loi de commande devient:

$$\begin{aligned} u[k] &= -k^t x[k] + k_w w[k] - k_v v[k] \\ \text{avec} \quad k^t &= [k_s^t \quad -k_r] \end{aligned} \quad (\text{IV.9})$$

Connaissant la loi de commande, l'équation d'état du système global fermé s'écrit:

$$\begin{cases} x[k+1] = F_G x[k] + H_{GW} w[k] + H_{GV} v[k] \\ y_s[k] = C^t x[k] \end{cases} \quad (\text{IV.10})$$

avec:

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

IV.1.6 Détermination des coefficients du réglage d'état

De l'expression de la commande, il apparaît clairement que le réglage n'est assuré qu'une fois les coefficients de réglage (k^t , k_w , k_v) sont déterminés.

IV.1.6.1 Coefficients de la contre-réaction d'état (k^t)

Le calcul des coefficients de la contre-réaction d'état fait appel à la forme canonique de réglage qui nécessite la détermination de la matrice de transformation linéaire T selon l'algorithme suivant [Buhler 86]:

Soit $T = S^{-1}$ tel que S est une matrice non singulière, définie récursivement à partir des vecteurs colonnes S_i ; $i = 1, \dots, n = n_s + 1$ comme suit:

$$\begin{aligned} S_n &= H \\ S_{i-1} &= FS_i + a_{i-1}S_n \quad ; \quad \overline{i = 1, n-1} \end{aligned} \quad (\text{IV.11})$$

où les a_i sont les coefficients de l'équation caractéristique du système global en boucle ouverte:

$$\det(zI - F) = \sum_{i=0}^n a_i z^i \quad ; \quad a_n = 1 \quad (\text{IV.12})$$

Les coefficients de la contre-réaction d'état sont donnés par:

$$k^t = k_r^t T \quad \text{où} \quad k_{r_i} = \alpha_{i-1} - a_{i-1} \quad ; \quad \overline{i = 1, n} \quad (\text{IV.13})$$

La détermination de k_r^t nécessite une assignation des pôles de manière à déterminer les coefficients α_i désirés. Il faut noter que le choix des pôles dépend du comportement dynamique de l'équation caractéristique du système global en boucle fermée:

$$P(z) = \prod_{i=1}^n (z - z_i) = \sum_{i=0}^n \alpha_i z^i \quad ; \quad \alpha_n = 1 \quad (\text{IV.14})$$

A noter que, si le système est d'ordre $n \leq 4$, il est possible de développer analytiquement le déterminant (IV.12), on obtient ainsi le polynôme caractéristique en fonction des coefficients de la contre-réaction d'état. En identifiant les coefficients de ce polynôme avec les coefficients du polynôme (IV.14), on peut trouver facilement les coefficients de la contre-réaction d'état.

IV.1.6.2 Coefficients de l'intervention directe des grandeurs de consigne et de perturbation

La détermination du coefficient k_w de l'intervention directe de la grandeur de consigne, utilise la méthode de compensation d'un pôle réel du système en boucle fermée [Buhler 86], donc:

$$k_w = \frac{k_r}{1 - z_i} \quad \text{où } z_i \text{ : étant le pôle à compenser.} \quad (\text{IV.15})$$

Par contre, pour le coefficient k_v de l'intervention directe du vecteur de perturbation, nous avons utilisé la méthode imposant l'état du régulateur intégrateur nulle en régime établi [Buhler 86], ce qui abouti à:

$$k_v = \frac{C_s^t (1 - F_s + H_s k_s^t)^{-1} H_{sv}}{C_s^t (1 - F_s + H_s k_s^t)^{-1} H_s} \quad (\text{IV.16})$$

IV-2 Application à la machine asynchrone

IV-2-1 Dimensionnement du régulateur d'état

Le modèle d'état continu du système à régler est donné par :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_r \\ \omega_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_r} & 0 \\ 0 & -\frac{k_f}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_r \\ \omega_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{M}{T_r} & 0 \\ 0 & -\frac{k_t}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} + P \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{1}{J} \end{bmatrix} C_r \quad (\text{IV-17})$$

le régulateur intégrateur est défini par :

$$\frac{dx_r}{dt} = \frac{1}{T_i} (\omega - y_s) \quad \text{où } T_i \text{ : constante d'intégration.} \quad (\text{IV-18})$$

- pour le système électromagnétique :

$$\frac{dx_{rf}}{dt} = \frac{1}{T_i} (\phi_r^* - \phi_r) \quad (\text{IV-19})$$

- pour le système mécanique :

$$\frac{dx_{rv}}{dt} = \frac{1}{T_i} (\omega_m^* - \omega_m) \quad (\text{IV-20})$$

les lois de commande sont données par :

$$i_{as} = k_{vf} \phi_r^* + k_{rf} x_{rf} - k_{sf} \phi_r \quad (\text{IV-20})$$

$$i_{qs} = k_{vv} \omega_m^* + k_{rv} x_{rv} - k_{sv} \omega_m - k_v C_r \quad (\text{IV-21})$$

l'équation d'état du système global en boucle fermée est :

$$\frac{dx}{dt} = Ax + B u + B_v v \quad (\text{IV-22})$$

avec

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

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

$$x = [\phi_r \quad \omega_m \quad x_{rf} \quad x_{rv}]^T$$

$$\omega = [\phi_r^* \quad \omega_m^*]$$

$$v = C_r$$

les équations caractéristiques des sous systèmes sont définies par :

- Pour le système électromécanique :

$$s^2 + \left(\frac{1}{T_r} + \frac{M}{T_r} k_{sf}\right)s + \frac{M}{T_r T_i} k_{rf} = 0 \quad (\text{IV-23})$$

- Pour le système mécanique :

$$s^2 + \left(\frac{k_f}{J} + \frac{k_t}{J} k_{sv}\right)s + \frac{k_t}{J T_i} k_{rv} = 0 \quad (\text{IV-24})$$

Ces relations peuvent être s'exprimées sous forme d'un polynôme s'écrivant par:

$$P(s) = s^2 + 2\xi\omega_0 s + \omega_0^2 = 0 \quad (\text{IV-25})$$

où $(\xi\omega_0)$ spécifient les performances désirées en boucle fermée :

En faisant l'identification entre les équations caractéristiques (IV-23), (IV-24) et (IV-25), on trouve :

$$\begin{cases} k_{sf} = \frac{T_r}{M} \left(2\xi\omega_0 - \frac{1}{T_r}\right) \\ k_{sv} = \frac{1}{k_t} (2\xi\omega_0 J - k_f) \\ k_{rf} = \frac{\omega_0^2 k_r k_i}{M} \\ k_{rv} = \frac{\omega_0^2 J k_t}{k_i} \end{cases} \quad (\text{IV-26})$$

les coefficients k_{wf} et k_{wv} sont choisis d'une façon à compenser deux pôles réels du système global en boucle fermée :

$$\begin{cases} k_{wf} = -\frac{k_{rf}}{\rho_i T_i} \\ k_{wv} = -\frac{k_{rv}}{\rho_j T_i} \end{cases} \quad (\text{IV-27})$$

avec s_i, s_j sont les pôles à compenser :

en exigeant que la grandeur d'état du régulateur intégrateur soit nulle en régime établi, k_v s'exprime par :

$$k_v = -\frac{1}{k_t} \quad \text{avec} \quad k_t = \frac{p^2 M \phi_r}{L_r} \quad (\text{IV-28})$$

IV.3 Commande en vitesse de la machine asynchrone

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

Dans le chapitre précédent, le courant de commande i_{qs}^* était délivré par un régulateur de type PI, alors que dans cette section il est obtenu par un régulateur d'état dimensionné par la technique du placement de pôles.

IV.4 Commande en position de la machine asynchrone :

La loi de commande est de la forme suivante :

$$i_{qs} = K_{w1}\theta_m^* + K_r x_r - K_s \omega_m - K_v C_r - K_{w2}\theta_m \quad (IV.29)$$

en remplaçant (IV.29) dans (IV.17) on trouve

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \omega_m \\ \theta_m \\ x_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\left(\frac{K_f}{J} + \frac{K_t}{J} K_s\right) & -\frac{K_{w2} K_t}{J} & \frac{K_t K_t}{J} \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{T_i} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_m \\ \theta_m \\ x_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\left(\frac{P}{J} + \frac{K_t K_v}{J}\right) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} C_r + \begin{bmatrix} \frac{K_{w1} K_t}{J} \\ 0 \\ \frac{1}{T_i} \end{bmatrix} \theta_m^* \quad (IV-30)$$

L'équation caractéristique en boucle fermée est donnée par :

$$S^3 + \frac{1}{J}(K_f + K_s)S^2 + \frac{K_{w2} K_t}{J} S + \frac{K_r K_t}{J T_i} = 0 \quad (IV-31)$$

et qui se réécrit par :

$$S^3 + \alpha_2 S^2 + \alpha_1 S + \alpha_0 = 0 \quad (IV-32)$$

Pour garantir la stabilité de notre système il est indispensable que les trois pôles à imposer possèdent une même partie réelle négative, il est préférable de choisir deux pôles complexes conjugués avec partie imaginaire égale à la partie réelle et le troisième pôle réel sur la même verticale comme le montre la figure si dessous.

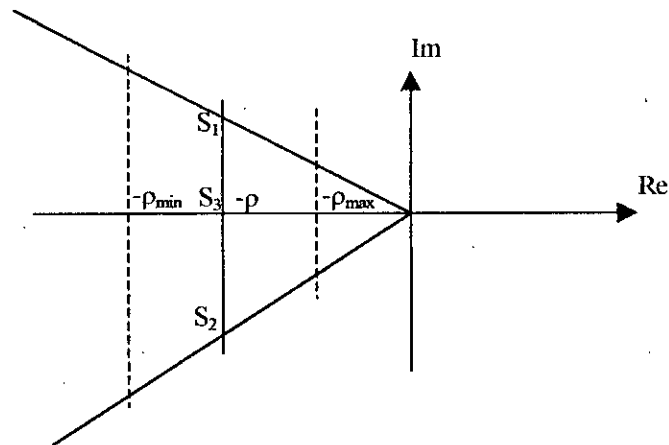


Fig III-2 domaine de placement des pôles

Les pôles à imposer sont :

$$S_{1,2} = \rho(-1 \pm j) \quad \text{et} \quad S_3 = -\rho.$$

L'identification terme à terme des équations (IV-31) et (IV-32) nous donne :

$$\begin{cases} K_s = \alpha_2 J - K_f \\ K_{w2} = \frac{\alpha_1 J}{K_t} \\ K_r = \frac{\alpha_0 T_i J}{K_t} \end{cases} \quad (\text{IV-33})$$

Les α_i sont déterminées à l'aide du théorème de Viète :

$$\begin{cases} \alpha_2 = 3\rho \\ \alpha_1 = 4\rho^2 \\ \alpha_0 = 2\rho^3 \end{cases}$$

Les coefficients d'intervention directe sont :

$$\begin{cases} K_{w1} = -\frac{K_r}{\rho T_i} \\ K_v = -\frac{1}{k_t} \end{cases}$$

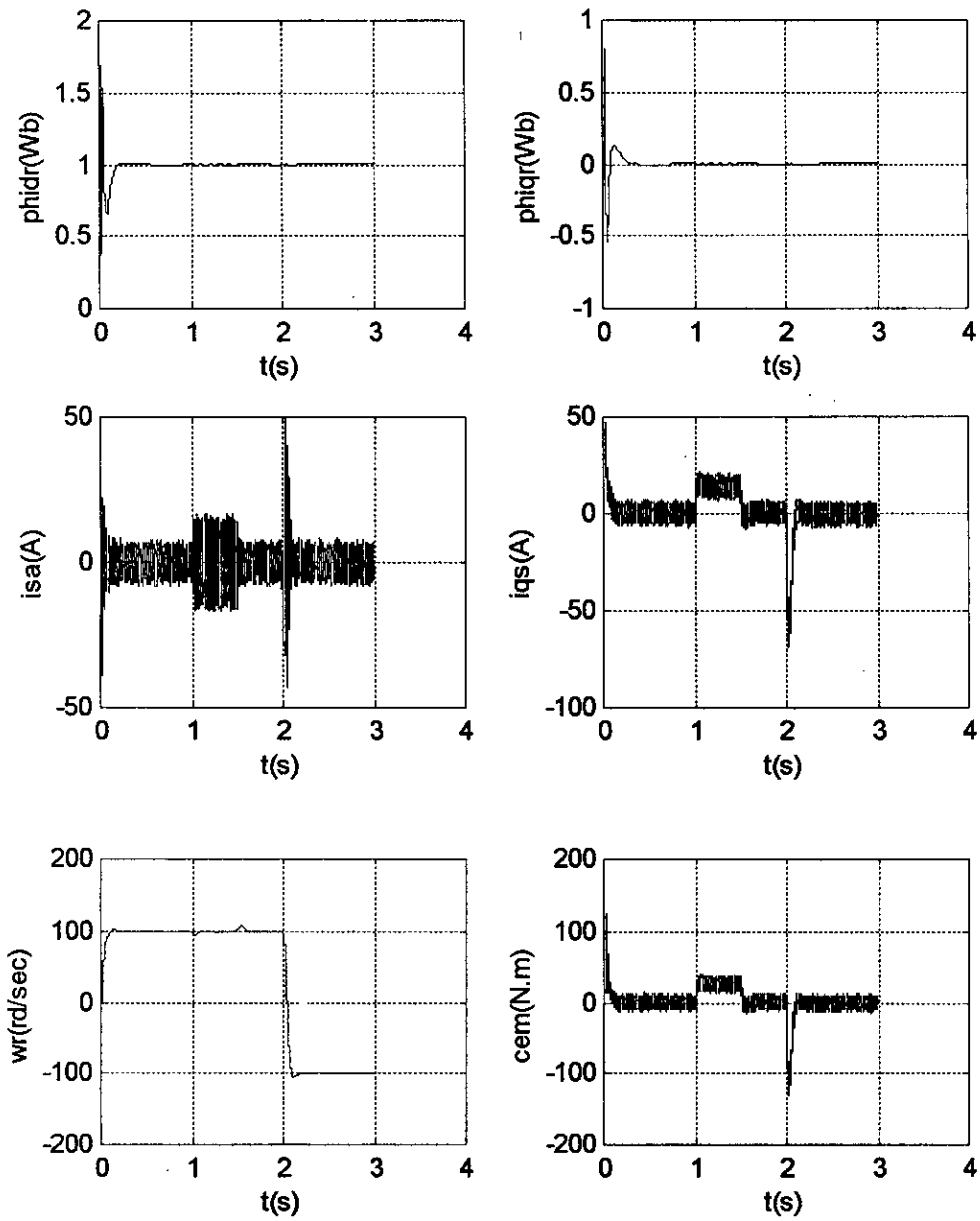
IV.5 Résultat de simulation

Pour évaluer les performances du réglage d'état appliqué à la machine asynchrone, la figure (IV-2) présente les résultats de simulation pour un démarrage à vide de la machine, puis l'application d'une charge variable avec inversion de la vitesse figure(IV-3).

A partir des résultats présentés par les figures (IV-2) et (IV-3), nous remarquons dans ce cas que la dynamique de régulation est la meilleure que dans le cas de la commande vectorielle où on a utilisé un régulateur PI, car l'action de la perturbation de charge est éliminée, cela est dû à l'effet de compensation de cette perturbation supposée mesurable.

Pour la position nous remarquons qu'après un régime transitoire, le couple et la vitesse s'annulent tandis que le courant de ligne devient pratiquement continu.

La commande par retour d'état nécessite plusieurs essais pour trouver le meilleur placements de pôles, par contre la commande par un régulateur de type PI est plus simple. En ce qui concerne le découplage, nous avons obtenu des résultats satisfaisants avec la commande par retour d'état à placements des pôles.



FigIV.3 Simulation du réglage de vitesse par régulateur d'état

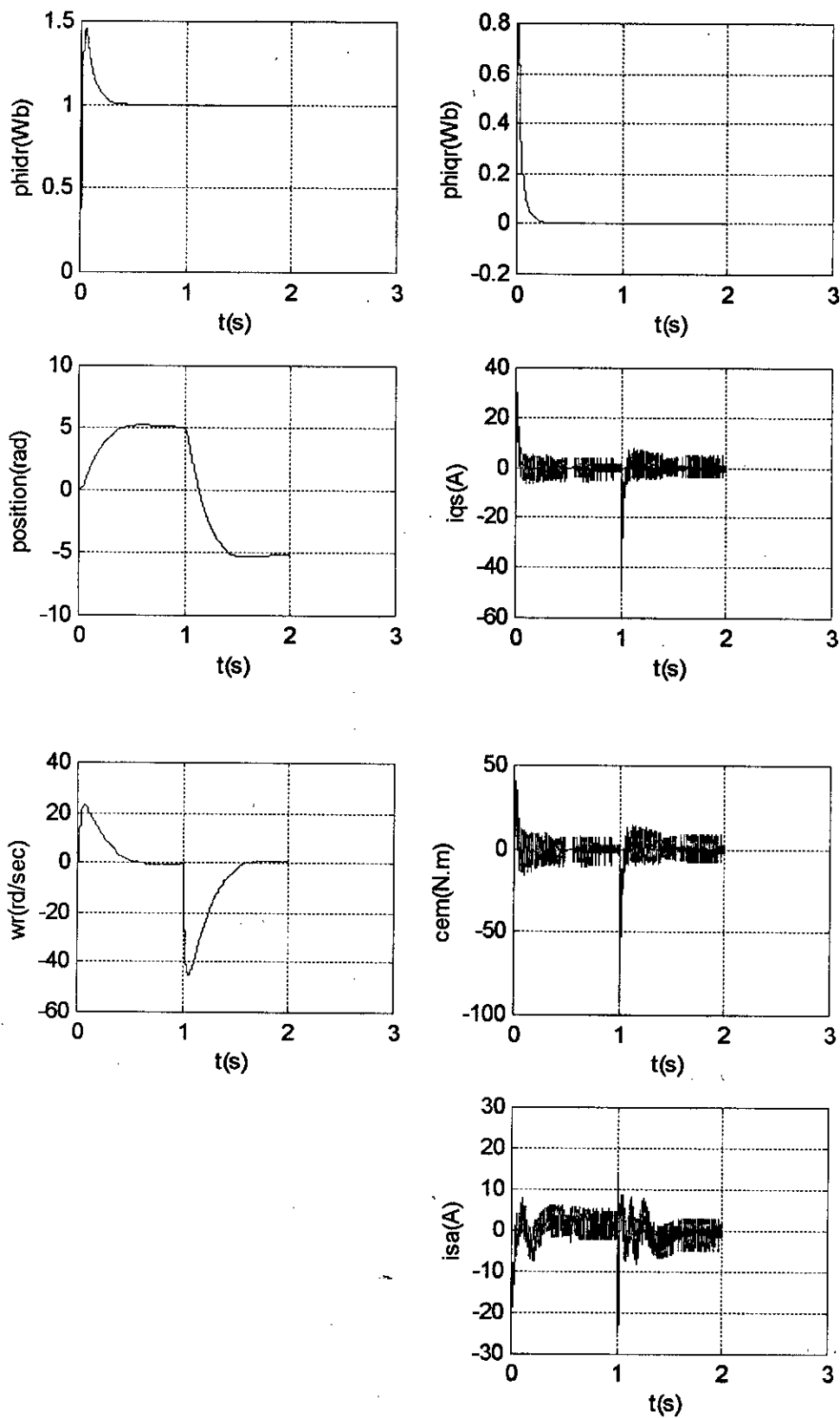


Fig IV.4 Simulation du réglage en position par retour d'état de la machine asynchrone alimentée par l'onduleur de tension à trois niveaux.

chapitre V

Introduction aux réseaux de neurones

Introduction

L'étude des réseaux de neurones date des années 1940-50. Héritière de la révolution scientifique qui mobilisait les esprits à cette période, cette discipline trouve ces sources à la fois dans les connaissances neurobiologiques de l'époque et dans un outil permettant d'explorer par simulation le comportement des modèles théoriques proposés, l'ordinateur. Cette décennie vit aussi plusieurs travaux importants (en particulier les réflexions sur la nature du raisonnement humain de John von Neumann, d'Alan Turing, de Alonzo Church, d'Allan Newell et de Herbert Simon) qui galvanisèrent les recherches sur le cerveau et l'esprit humain et posèrent les fondations de ce qui allait devenir l'intelligence artificielle.

Les réseaux de neurones sont des assemblages fortement connectés d'unités de calcul, les neurones formels. Ces derniers ont pour origine un modèle du neurone biologique, dont ils ne retiennent d'ailleurs qu'une vision fort simplifiée. Le neurone comme toute cellule, est composé d'un corps (ou soma), qui contient son noyau et où se déroulent les activités propres à sa vie cellulaire. Cependant, il est aussi généralement doté d'un axone et de dendrites, structures spécialisées dans la communication avec les autres neurones.

Cette communication entre cellules nerveuses revêt plusieurs formes, et peut être fort complexe. L'impulsion nerveuse en est une des manifestations les plus spectaculaires : c'est une décharge électrique qui prend sa source à l'extrémité somatique de l'axone (le segment initial), et court le long de l'axone vers les terminaisons axonales. Là, elle affectera tous les neurones reliés au neurone générateur, par l'intermédiaire de jonction entre les terminaisons axonales et les autres cellules. Cette jonction est appelée synapse.

La synapse est un lieu d'interactions fort complexes où le signal électrique de l'impulsion nerveuse est converti en un signal biochimique. Des substances biochimiques appelées neurotransmetteurs sont libérés par le terminal axonal pré-synaptique du neurone émetteur et traversent rapidement la courte distance qui le sépare de la membrane cellulaire post-synaptique du neurone récepteur. Un des effets possibles des neurotransmetteurs est d'exciter les neurones qui la reçoivent ; si suffisamment d'impulsions excitatrices convergent en un temps suffisamment court vers un même neurone, celui-ci produira généralement à son tour une impulsion nerveuse et affectera ses voisins. L'effet inverse excite aussi : c'est l'inhibition. Un neurone inhibant un autre neurone réduira sa tendance à produire des impulsions nerveuses.

Le premier modèle neuromimétique est dû à deux neurobiologistes américains, Warren McCulloch et Walter Pitts. Ceux-ci proposèrent pour la première fois un modèle formel de la

cellule nerveuse qui résumait en une formule simple l'effet d'une impulsion nerveuse sur un neurone. Mc Culloch et Pitts supposèrent que l'impulsion nerveuse était l'expression ou le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone, et que c'est grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurones interconnectés que naît la pensée. Au même moment, Donald Hebb proposait une hypothèse qui associe l'activité des neurones à l'efficacité des synapses qui les relient. Ces deux théories, en décrivant formellement d'une part de comportement à court terme d'un réseau connexionniste en fonction des neurones qui le constituent et d'autre part son comportement à long terme en fonction de ses interconnexions, constituent les fondements du neuromimétisme.

Peu de temps après, Franck Rosenblatt et Bernard Widrow proposèrent indépendamment des modèles neuromimétiques (le perceptron et l'Adaline, respectivement) capables d'apprendre à résoudre des problèmes posés par l'expérimentateur. Ces travaux donnèrent lieu à une intense activité de recherche.

V.1 Les réseaux de neurones artificiels

Définition

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau [Tou 92].

V.2 Le modèle neurophysiologique

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

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

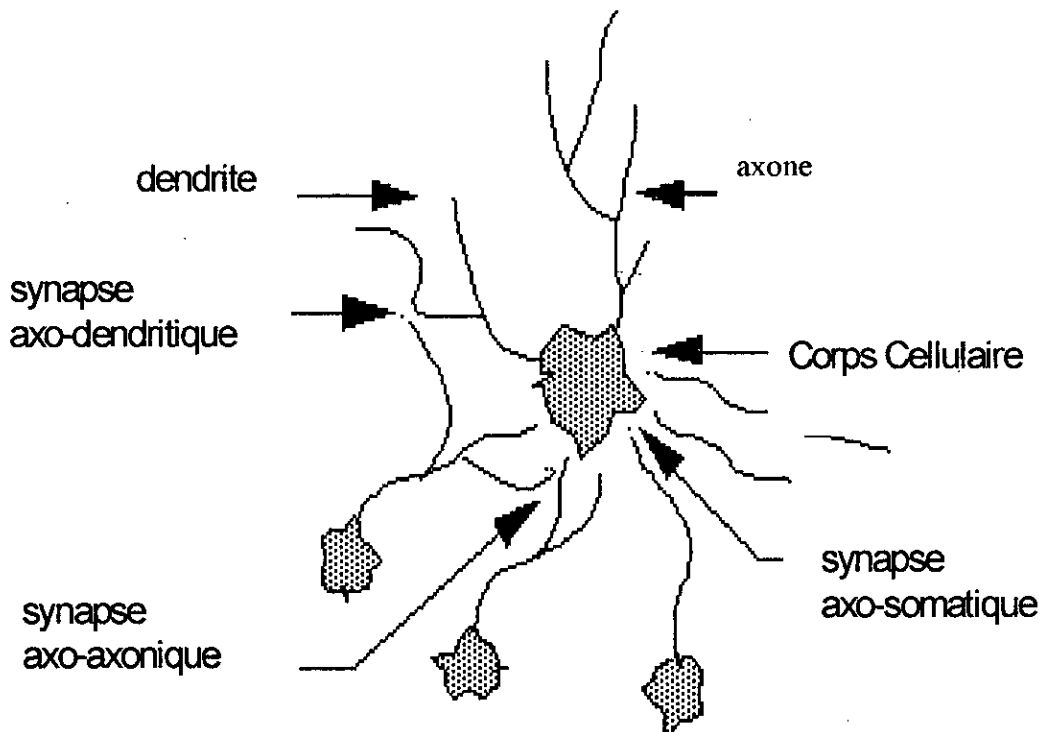


figure (V-1) un neurone avec son arborisation dendritique

V.3 Modelé mathématique

Les réseaux de neurones biologiques réalisent facilement un certain nombre d'applications telles que la reconnaissance de formes, le traitement du signal, l'apprentissage par l'exemple, la mémorisation, la généralisation, ces applications sont pourtant, malgré tous les efforts déployés en algorithmique et en intelligence artificielle, à la limite des possibilités actuelles. c'est à partir de l'hypothèse que le comportement intelligent émerge de la structure et du comportement des éléments de base du cerveau que les réseaux de neurones artificiels se sont développés, les réseaux de neurones artificiels sont des modèles, à ce titre ils peuvent être décrits par leurs composants, leurs variables descriptives et les interactions des composants [Yat 90].

V.3.1 Composant (le neurone artificiel)

V.3.1.1 Structure

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

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

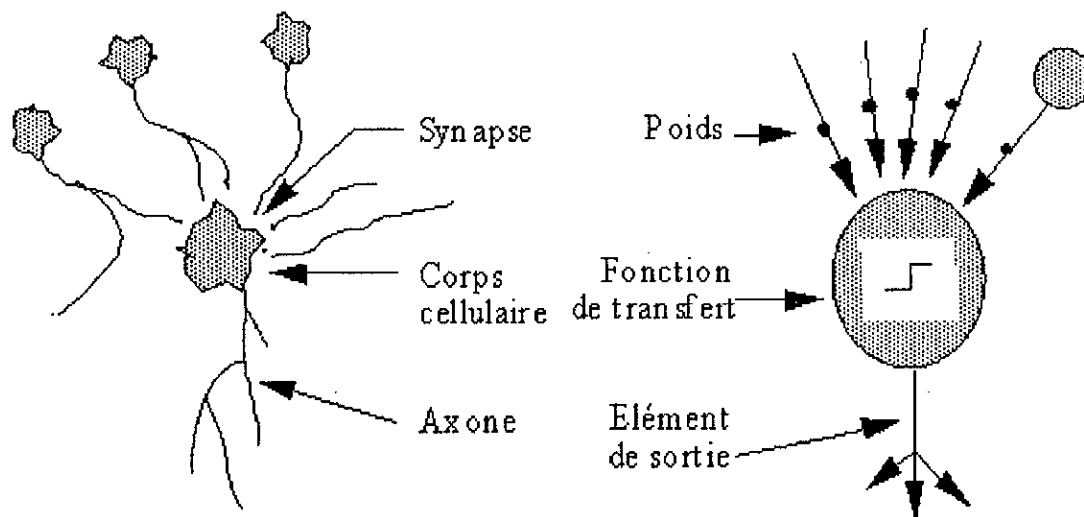
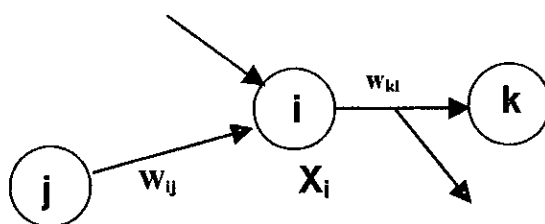


figure (V-2) mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel



Fig(V-3) Structure d'un neurone artificiel

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

V.3.2 comportement

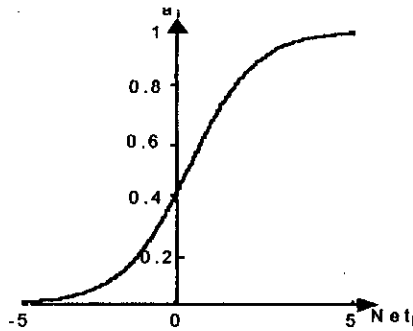
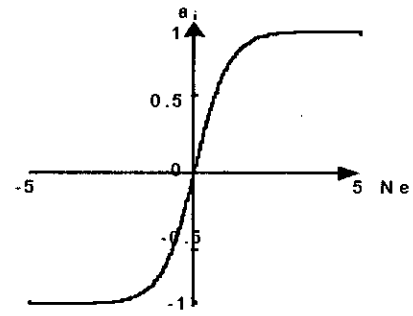
On distingue deux phases, la première est habituellement le calcul de la somme pondérée des entrées (a) selon l'expression suivante :

$$a = \sum_i^n W_i \cdot e_i \tag{V-1}$$

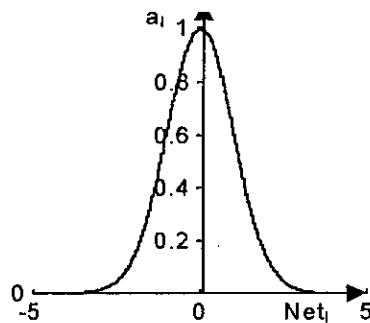
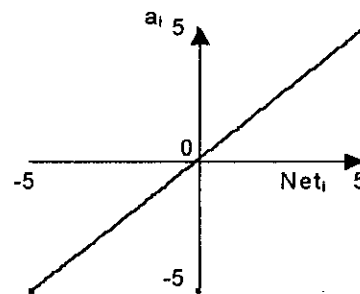
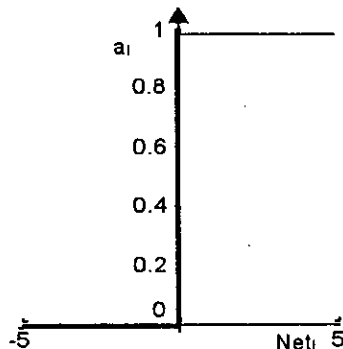
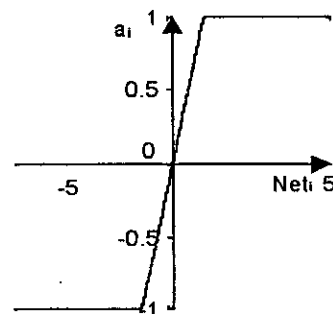
n : nombre de neurone dans la couche aval

A partir de cette valeur, une fonction d'activation calcule la valeur de l'état du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones avals, il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction d'activation, les plus courantes sont présentées sur la figure (V-4). On remarquera qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la

plupart des fonctions d'activation sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ (ou $[-1, +1]$).

fonction stochastique ($t=1$)

fonction sigmoïde tangentielle

fonction gaussienne ($\delta=1$)fonction linéaire ($\lambda=1$)fonction seuil ($\theta=0$)

fonction linéaire bornée

fig IV-4) différents types de fonctions d'activations pour le neurone artificiel.

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

V.4 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 [Yat90]. Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il a été défini deux grandes classes selon que l'apprentissage est dit supervisé ou non supervisé.

V.4.1 Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé a comme objectif l'estimation d'une relation $X \rightarrow Y$ à partir d'observation, sur des échantillons aléatoires $(X_i, Y_i) \ i=1,2,3,\dots,n$, faites dans l'espace des entrées-sorties.

Ce type d'apprentissage nécessite la présence d'un superviseur (teacher) qui présente au réseau ces entrées et leurs sorties désirées.

Il a pour rôle de ramener le réseau vers le comportement désiré imposé par le superviseur, ce qui se fait par la recherche du vecteur synaptique localement optimale W^* , parmi toutes les combinaisons possibles dans l'espace des poids, qui assurerait la meilleure approximation possible.

Il est nécessaire de déterminer, dans ce genre d'apprentissage, la fonction qui mesure l'écart entre les sorties désirées et celles fournies par le réseau. Cette fonction est appelée *Fonction Objectif*, constitue le critère à minimiser en agissant sur les poids synaptiques. Ce critère est en générale une fonction de l'erreur entre la sortie désirée et la réponse désirée.

$$E = \psi(Y_k - \hat{Y}_k) \quad (V-2)$$

Où Y_k est la sortie désirée et \hat{Y}_k représente l'estimation du réseau.

Ainsi l'apprentissage devient une procédure qui cherche à minimiser ce critère à travers la recherche de la séquence de poids synaptiques favorable.

V.5 ADALINE, MADALINE

Ce type de réseau trouve son application en tant qu'approximateur linéaire. Le premier modèle du genre, ADALINE (*Adaptative Linear Element*) est issu des recherches de Widrow et

M.Hoff en 1960 sur les filtres adaptatifs [Dav 90]. L'architecture de ce réseau est la même que celle du perceptron, à savoir une couche d'entrée connectée à une ou plusieurs sorties. Dans le cas de plusieurs sorties, il est alors appelé MADALINE (*Multiple Adaptive Linear Elements*).

La différence de ce réseau par rapport au perceptron classique, est que destiné à l'approximateur de fonctions, sa sortie est linéaire (équation V.3).

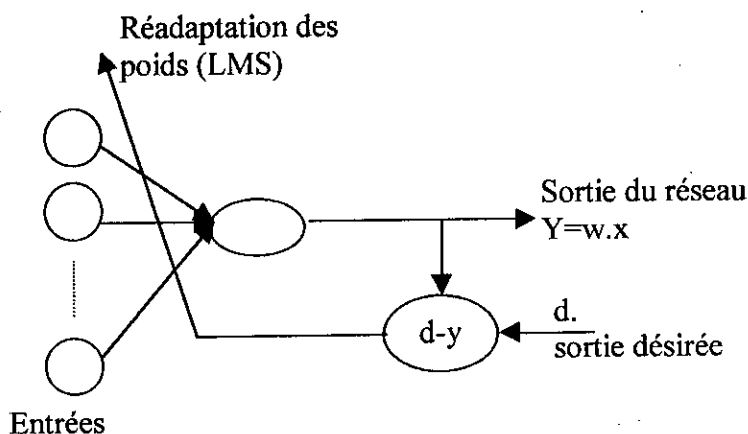


Fig V-5 Structure d'un réseau ADALINE et son principe d'apprentissage.

V.5.1 Apprentissage

A la présentation d'une entrée X^k chaque sortie y_i^k est le produit scalaire de cette entrée avec un vecteur poids W_i .

$$y_i = \sum_{j=1}^n x_j w_{ij} + \theta_i \quad i=1, 2, \dots, n \quad (V-3)$$

Ainsi pour chaque sortie y_i on définit l'erreur instantanée à la sortie :

$$e_j^k = d_j^k - y_j^k \quad (V-4)$$

Tel que d_j^k représente la réponse désirée de j ème élément la k ème entres. Le réseau est entraîné avec plusieurs entrées, le problème est donc d'ajuster les poids W afin que en moyenne, l'écart entre la sortie du réseau et celle désirée soit nulle pour toute ces entrées.

La première méthode, qui peut être utiliser est la méthodes des moindre carrés LMS.

V.5.1.1 Méthode des Moindres Carrées (LMS)

La LMS (*least mean square error*) repose sur la minimisation d'un terme quadratique. L'erreur à minimiser est donc définie en fonction des poids synaptiques :

$$(e^k)^2 = (d^k - W^T X^k)^2 \quad (V-5)$$

Le réseau doit être entraîné sur plusieurs exemples, l'erreur doit donc être minimisée en moyenne sur tout ces exemples. Mais pour cela, il faut que la solution du Minimum de la moyenne existe[Dem91].

D'où l'existence de cette solution.

La linéarité du système garantit que l'erreur quadratique, définie par l'expression (V-3) donne une surface moyenne qui est convexe dans l'espace, d'où l'existence de la solution. Cette méthode est basée sur l'estimation de la moyenne de toutes les entrées pour atteindre la solution optimale satisfaisant tous les exemples présentés au réseau.

B. Widrow a proposé une solution qui évite l'estimation de l'espérance pour cela l'algorithme agit à la présentation de chaque exemple en entres. Ainsi il estime la trajectoire à prendre vers le point minimum à chaque présentation d'un vecteur d'entrée, c'est la Méthode de Descente de gradient[Bla91].

V.5.1.2 Méthode de Descente de Gradient

Cette méthode est utiliser afin de déterminer les adaptations qu'il faut apporter aux vecteurs des poids synaptiques à chaque présentation d'une entrée, afin de faire décroître l'erreur de sortie jusqu'à obtention de la solution optimale.

L'idée consiste à évaluer la valeur du gradient de la fonction Objectif (V.2), pour quelques points W données dans la surface d'erreur. cette mesure nous informe sur l'augmentation du terme d'erreur avec les poids correspondants. Pour faire diminuer l'erreur, il suffit donc d'aller dans la direction opposée du gradient.

B. Widrow a proposé un algorithme[Wid90] qui estime la trajectoire à prendre vers le point minimum à chaque présentation d'entrée. Ainsi, à chaque vecteur présenté, on engendre une surface d'erreur, dont on estime le gradient en fonction des poids synaptiques, et on modifie ces poids pour faire décroître l'erreur. De cette manière, le gradient ne pointera que le minimum instantané à chaque étape. La convergence vers le minimum moyen théorique est assurée.

En utilisant l'équation (V-5), l'erreur quadratique instantanée à chaque étape devient :

$$\xi^k = \frac{1}{2}(e^k)^2 = \frac{1}{2}(d^k - y^k)^2 \quad (\text{V-6})$$

Cette méthode, dite aussi de *Gradient Stochastique* donnera une variation de poids après chaque calcul de sortie [Bla91].

Afin de progresser dans le sens opposé du gradient, on a donc :

$$\Delta W^k = -\eta_k \frac{\partial \xi^k}{\partial W^k} = e^k X^k \quad (\text{V-7})$$

A partir des équations (V-6) et (V-7), on obtient :

$$w_{ij}^{k+1} = w_{ij}^k + \eta_k (d_i^k - y_i^k) x_j^k \quad (\text{V-8})$$

Où η_k est un paramètre appelé *taux d'apprentissage*, dont le rôle est de réguler la vitesse de convergence et contrôler la stabilité de ce processus.

Ce réseau de neurones, qui est un approximateur linéaire est, évidemment, limité aux fonctions linéaires. En outre, une augmentation du nombre de couches de ce réseau, n'a absolument aucune utilité. En effet, le modèle étant linéaire, n'importe quel nombre de couches sera équivalent à une seule couche dont la matrice des poids et le produit des matrices poids de toutes ces couches.

L'amélioration des performances de ce réseau nécessite donc, l'introduction de non-linéarités, ceci le rendra, entre autres, sensible à l'augmentation du nombre de couches.

V-6 Structure d'interconnexion

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la "topologie du modèle", elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité [Tou 92].

V.6.1 Réseaux multicouches statiques

Nous avons vu que l'introduction de non-linéarité est nécessaire afin d'améliorer les aptitudes des approximateurs. De plus, contrairement au cas linéaire, il est intéressant pour ces réseaux d'élargir leurs structures vers des architectures multicouches permettant d'obtenir des réseaux plus puissants aptes à traiter des problèmes plus complexes.

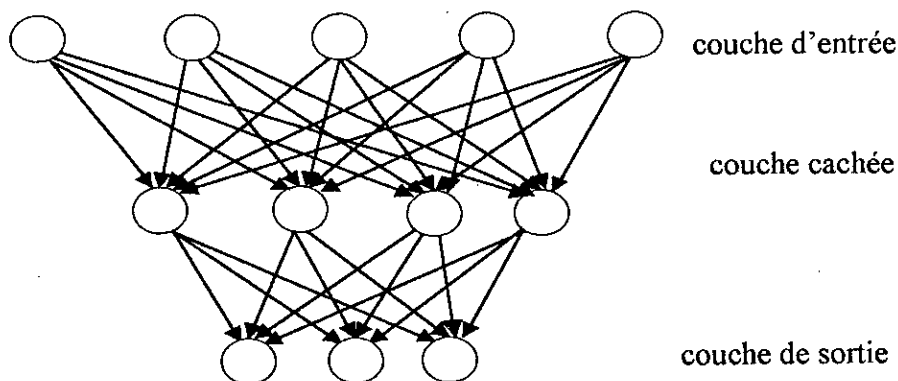
C'est en 1969 que Minsky et Papert [Koh77] ont démontré la nécessité de l'introduction de fonctions non linéaires et surtout de multiplier le nombre de couche pour recoudre les problèmes de non-linéarité, devant lesquels toutes les tentatives avaient échoué. Mais le

problème qui se posait, encore est l'entraînement des ces structures de neurones. C'est pourquoi ces réseaux ont été pratiquement délaissées, pendant presque une décennie, c'est en 1986 que les réseaux de neurones multicouches ont enfin pu être utilisés grâce à l'algorithme d'apprentissage *backpropagation* que nous étudierons dans ce chapitre.

V.6.1.1 Architecture des réseaux

L'organisation de ce type de réseaux fait que toute cellule d'entrée soit théoriquement suivie par une succession de couches dites *couches cachées*, pour finalement aboutir à la sortie (figIV-2). Si un réseaux est « *simplement étagé* », chaque unité d'une certaine couche reçoit son entrée à partir de la couche précédente seulement. Au sens large rien n'empêche cependant, des interactions entre couches éloignées.

La structure en *feedforward* veut que le signal traverse, à partir de la couche d'entrée, les couches cachées, pour arriver à la sortie, dans le sens direct, et jamais dans l'autre. ce passage par ces couches contribue à la richesse du traitement de l'information à l'intérieur du réseau afin d'obtenir le résultat désiré en sortie [Fre 92].



Fig(V-6) Définition des couches d'un réseau

V.6.2 Réseaux à Fonction de Base Linéaire (LBF)

Ce type des réseaux est parfois appelé *Backpropagation* [Kos92], du fait que c'est cet algorithme d'apprentissage qui lui a permis de voir le jour.

Un réseau LBF a son discriminant qui est linéaire. Il est régi par l'équation dynamique suivante :

$$u_i^l(t) = \sum_{j=1}^{N_{l-1}} w_{ij}^l(t) y_j^{l-1}(t) + \theta_i^l(t) \quad (V-9)$$

$$y_i^l(t) = f(u_i^l(t))$$

Où

$u_i^l(t)$: représente l'activité du i ème neurone dans la l ème couche.

$y_i^l(t)$: la sortie du i ème neurone dans la l ème couche.

L : le nombre de couche.

N_l : le nombre de neurones dans la l ème couche.

w_{ij}^l : représente le poids synaptique du i ème neurone dans la l ème couche, en provenance du j ème neurone de la couche précédente.

La fonction d'activation $f(.)$ du neurone est une fonction monotone non décroissante. Cette fonction a pour rôle de limiter l'activité du neurone tout en gardant sa continuité, elle peut être une fonction *Sigmoïde*, une *Tangente-Hyperbolique*, ou une *Log-Sigmoïde*.

En sortie du réseau la fonction linéaire est la plus souvent utilisée. Ceci afin de rendre cette sortie libre de pouvoir prendre toutes les valeurs possibles désirées [Pat96]. Pour les neurones de la couche d'entrée, cette fonction n'est autre que la fonction identité. Ainsi dans la couche d'entrée chaque neurone fait passer une composante du vecteur entrées vers sa sortie sans aucun traitement c.à.d $y_i^1(t) = x_i(t)$, où $x_i(t)$ représenté la i ème entrée du réseau à l'instant t .

Nous remarquons dans l'équation () la présence du paramètre θ_i^l appelé *Bias*.

L'introduction de ce paramètre, qui est différent pour chaque neurone, a pour objectif de donner plus de souplesse à la fonction de sortie du neurone en approximation des fonctions. L'effet de ce paramètre est très sensible dans l'entraînement. Celui ci est adapté tout comme les poids synaptiques. D'ailleurs en calcul, il peut être considéré comme un poids synaptique relié à une entrée constante.

Les poids et les biais sont théoriquement figés pendant l'utilisation. C'est pendant l'apprentissage qu'ils varient. Ainsi notre notation $w_{ij}^l(t)$ et $\theta_{ij}^l(t)$, dans l'équation (V-9) qui indique qu'ils sont variables (ce qui n'est pas valable que si le réseau effectue un apprentissage), est générale

V.6.2.1 Apprentissage des réseaux LBF

L'apprentissage de ce réseau consiste à minimiser un critère quadratique définissant l'écart entre la sortie du réseau et celle désirée.

$$E_P = \sum_{i=1}^{n_l} e_i^P = \sum_{i=1}^{n_l} (d^P - y_i^L)^2 \quad (\text{V-10})$$

Où d^P représente la sortie désirée pour la P ème entrée.

V.6.2.2 Backpropagation

C'est Werbos qui, en 1972, a le premier mis en œuvre cet algorithme avec notamment, son fondement mathématique, il avait appelé cette méthode *the dynamic Algorithm feed-back* [Wer 90].

En 1986, un groupe de recherche de l'université de Stanford aux états unis, Rumelhart, Hinton et Williams, l'ont développé et l'ont complètement adapté aux réseaux multicouches. Cet algorithme a été publié dans leur ouvrage sur les processus distribués parallèles (*parallel distributed processing*) [Rum86]. Ils ont appelé la méthode backpropagation en référence à l'erreur qui se « retro-propage » à travers les couches du réseau.

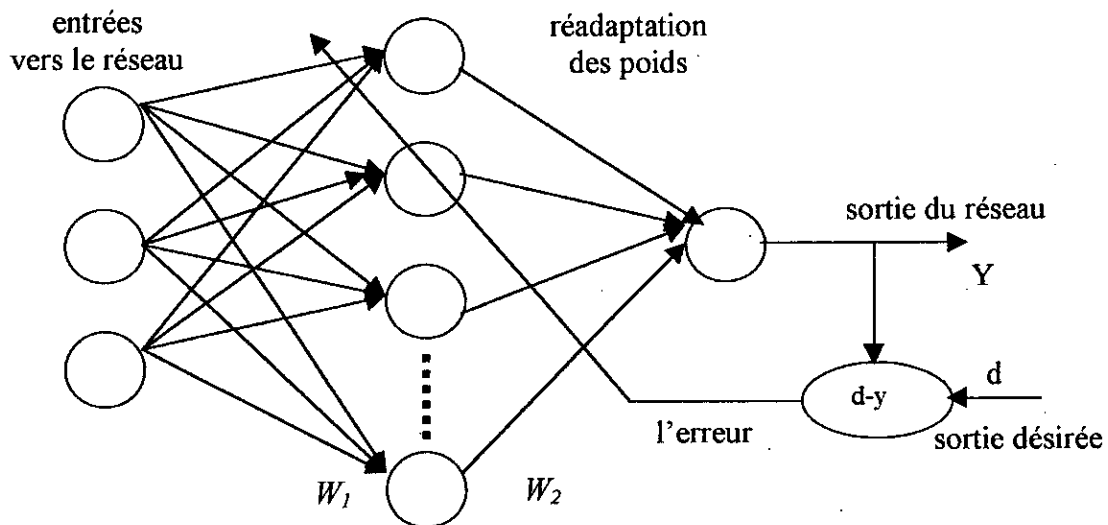


fig (V-7) principe de l'entraînement du réseau par rétro-propagation de l'erreur.

Cette méthode n'est rien d'autre que l'application de l'algorithme de descente de gradient sur ces réseaux de neurones. Contrairement au MADAMLIN. Pour ce réseau seuls les poids synaptiques directement connectés aux neurones de sortie ont un lien direct avec l'erreur à minimiser.

D.E.Rumelhart et G.E.Hinton ont proposé d'utiliser un enchaînement de différentiations calculant des dérivées partielles successives à partir de la couche de sortie jusqu'aux poids synaptiques en question [Rum86, Wid90]. La solution de P.J.Werbos, plus rigoureuse mathématiquement, utilise par contre les dérivées ordonnées (ordres dérivées) [Wer90], afin de calculer les dérivées de l'erreur par rapport à tout poids synaptiques du réseau.

V.7 Stabilité des réseaux de neurones

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

En effet, dans ce genre d'architecture, une fois simulé, le réseau de neurones entre dans une phase de circulation massive d'information entre les neurones. D'une manière générale, à chaque instant les neurones peuvent calculer leurs activations et envoyer leurs sorties vers les autres neurones ou vers l'extérieur. Il est donc important, pour que le réseau fonctionne correctement, de vérifier que ce régime de circulation d'informations s'arrête en atteignant la stabilité net et de prévoir où il s'arrêtera [Yedou 98].

V.8 Fonction de Lyapunov

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

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

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

$$\begin{cases} V(X) \geq 0 \\ \dot{V}(X) < 0 \end{cases} \quad \forall X \quad (V-14)$$

Il est à noter que trouver une telle fonction pour un système dynamique et une condition suffisante mais pas nécessaire pour établir sa stabilité [Koskob 92].

chapitre VI

**Commande par réseaux de neurones de la
machine asynchrone**

VI. Introduction

La théorie des systèmes de commande fournit des outils d'analyses et de synthèses parfaitement adaptés aux systèmes linéaires. Cependant, vu le caractère non linéaire de la plupart des systèmes à commander et leur fonctionnement en présence d'imprévisions, de perturbations et des variations de l'environnement, rend les méthodes linéaires très limitées, d'où la nécessité de développer de nouvelles techniques de commande qui puissent prendre en charge ces nouvelles considérations.

L'utilisation d'approximateurs universels, tels que les réseaux de neurones et les systèmes flous, dans la commande des systèmes non linéaire peut être interprétée comme une évolution naturelle des techniques de commandes, cette évolution est fondée sur plusieurs point :

- Capacité limitée des régulateurs classiques, nécessitant une étude détaillée de la dynamique du système, devant les systèmes complexes.
- Absence d'information à priori sur le système à commander, qui est considéré comme une boîte noire (entrées/sorties).

Ce chapitre consiste à utiliser les caractéristiques des réseaux de neurones pour identifier le comportement du système (régulateur classique du vitesse de type PI, régulateur de position, le régulateur d'état plus le bloc d'orientation du flux rotorique FOC), et le remplacer par un seul réseau de neurones artificiel.

VI. 1. Phase d'apprentissage

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

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

Nous allons effectuer l'apprentissage sous les conditions suivantes :

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

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

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

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

Nous avons trouvé que l'architecture représentée dans la figure (VI-1) est la meilleure. Les résultats d'apprentissage obtenus dans la figure(VI-2) et la figure(VI.4) montre que les sorties du réseau et les sorties désirées sont confondues. On applique ces résultats pour commander la machine asynchrone.

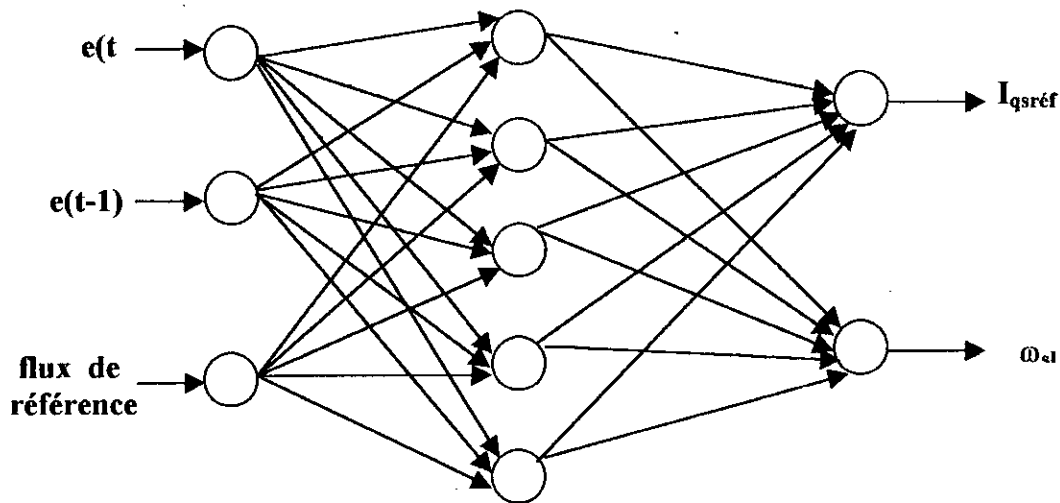


Figure (VI-1) :L'architecture du réseau de neurone

Interprétation

L'application de ces résultats d'apprentissages permet d'obtenir des bonnes performances mécaniques (vitesse et position) représentées dans Les figures (VI.3) et (VI.4) pour le régulateur classique (PI) et dans les figures (VI.6) et (VI.7) pour le régulateur d'état.

On remarque que :

- ✓ La vitesse et la position réelles suivent également leurs références.
- ✓ Contrôler le flux par réaction.
- ✓ Le découplage entre le couple et le flux est assuré.
- ✓ Minimiser le nombre de bloc de commande
- ✓ Minimiser les calculs.

Pour le bloc (régulateur PI (vitesse et position) +FOC) nous présentons les résultats suivants :

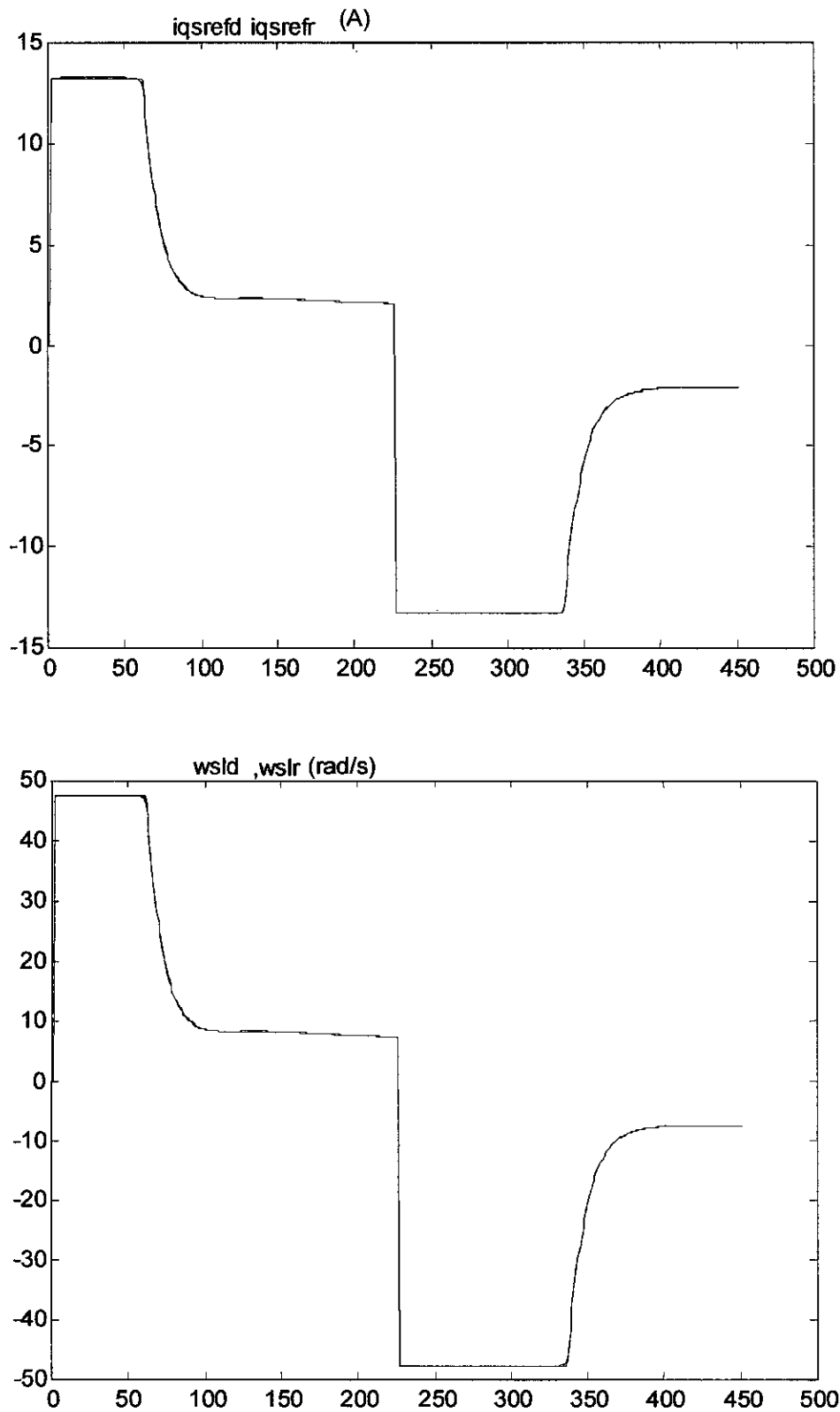
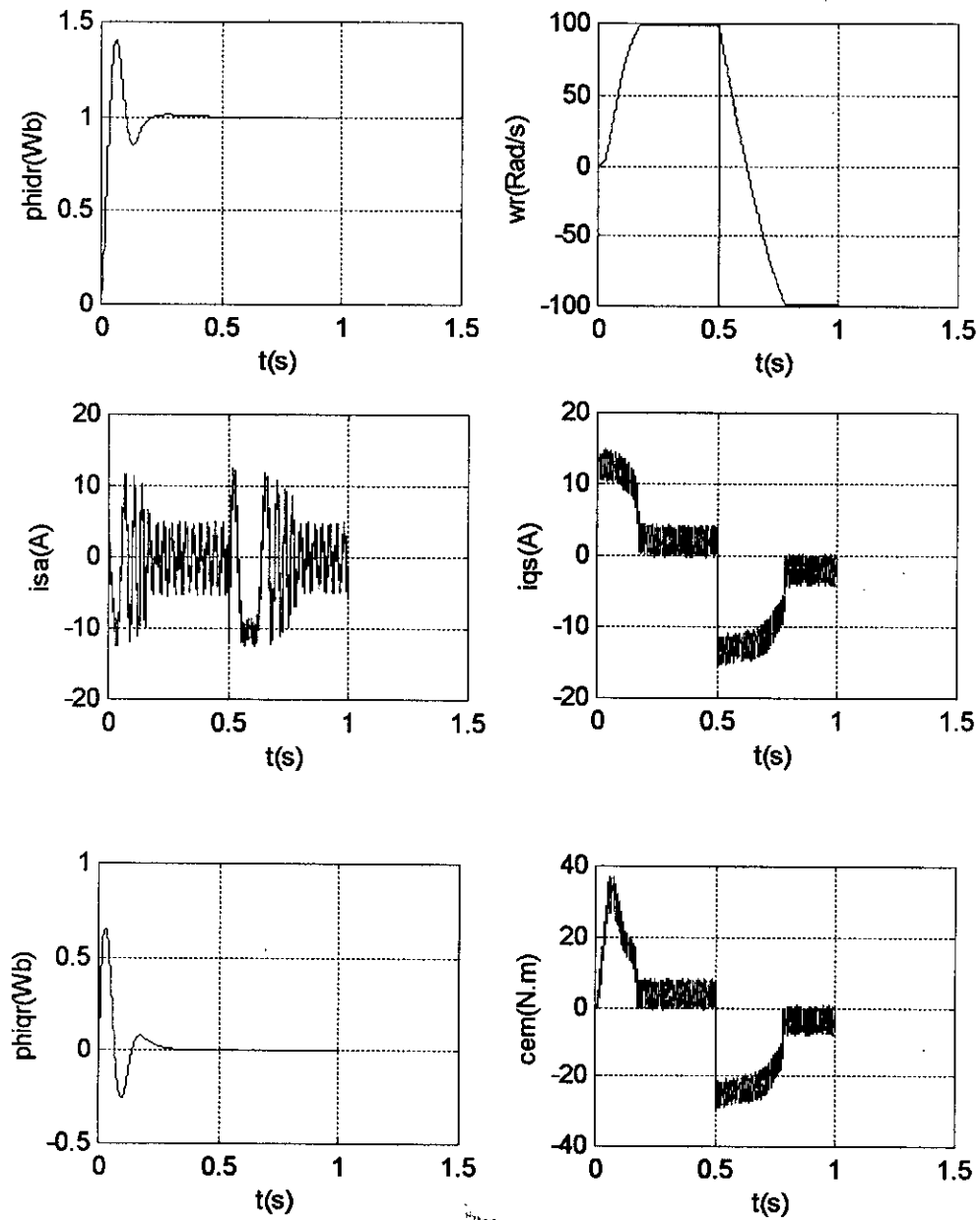
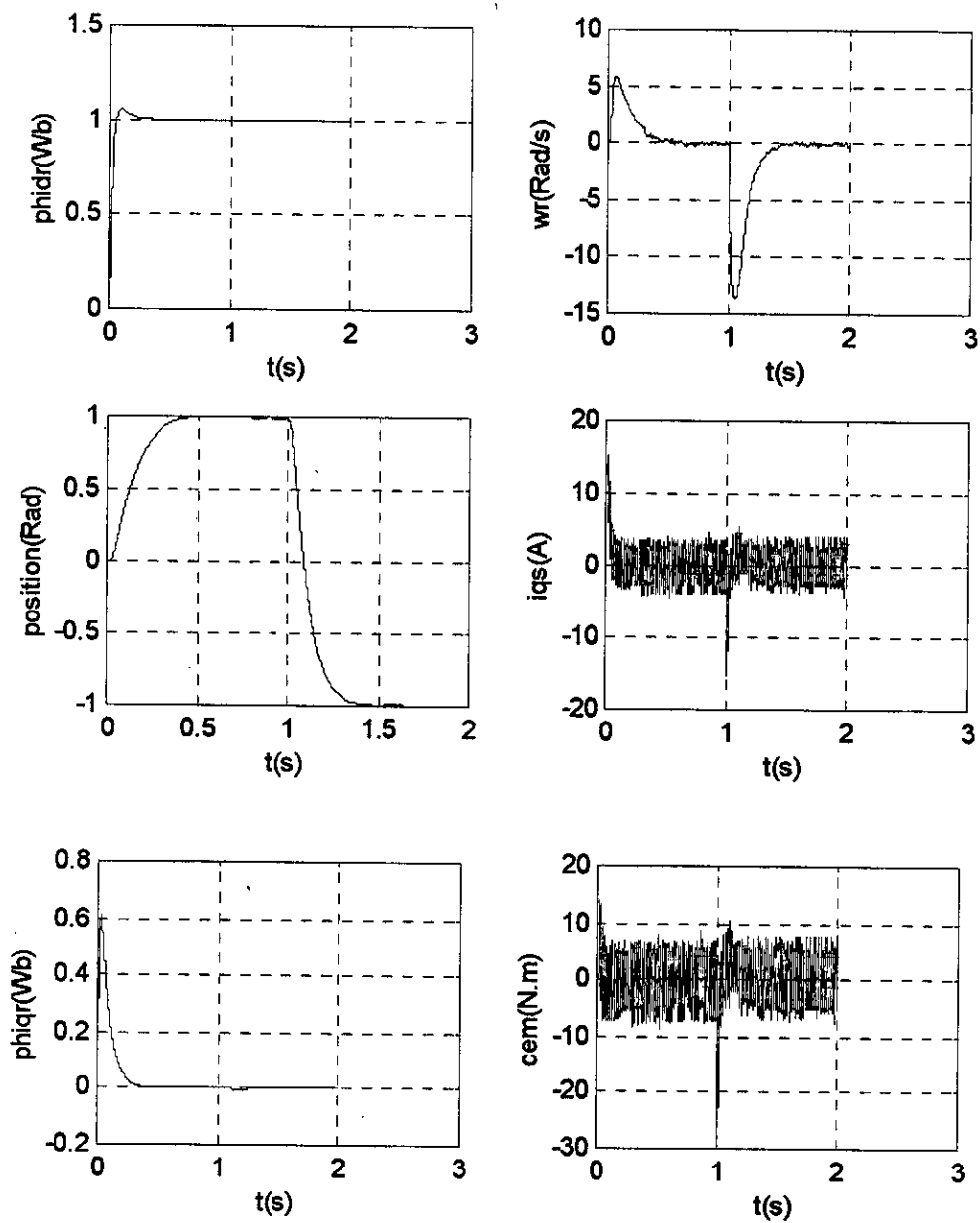


Fig IV-2 la phase d'apprentissage avec l'architecture[3 5 2]

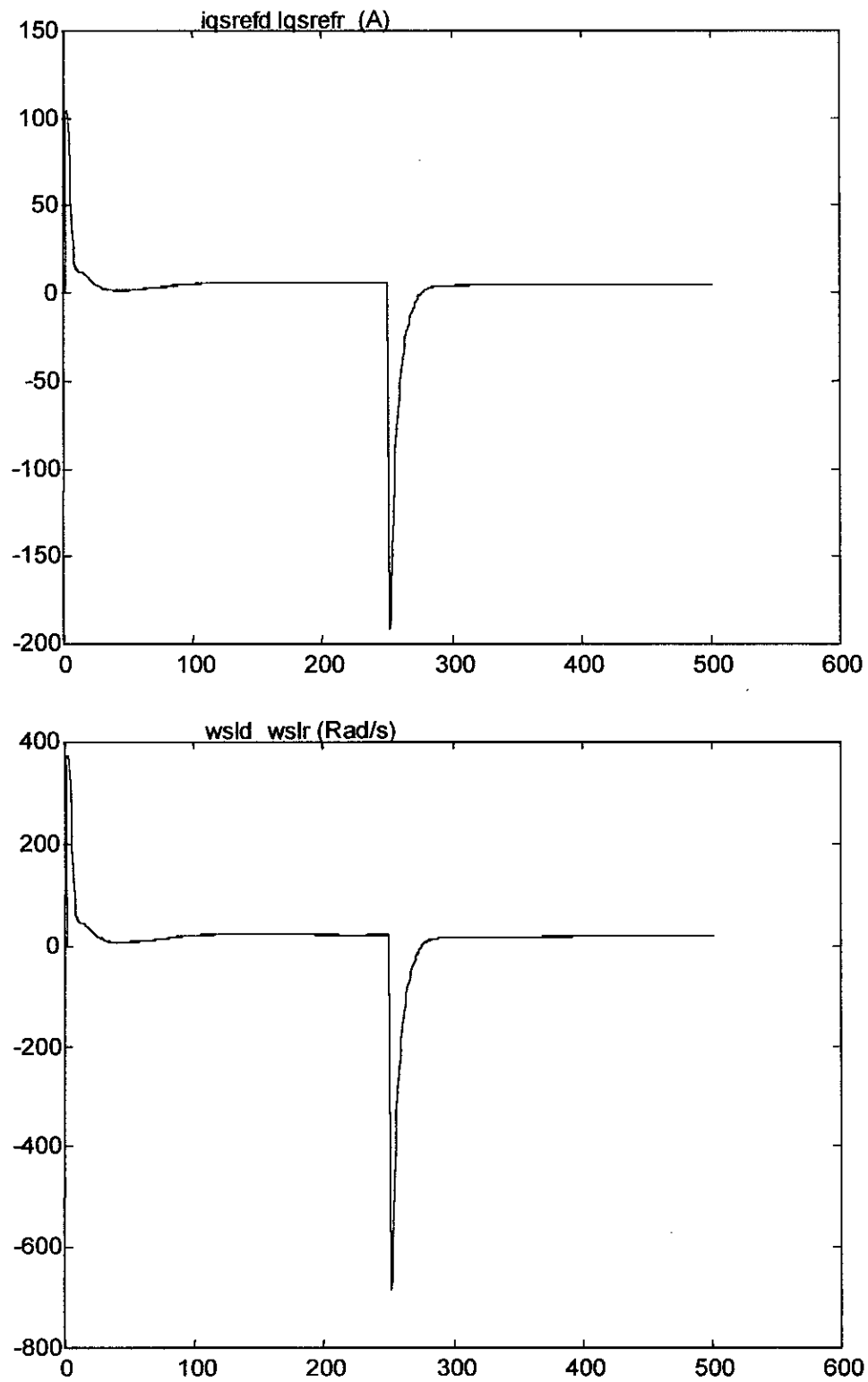


FigVI.3 commande supervisée de la MAS par réseau de neurones avec l'architecture [3 5 2].

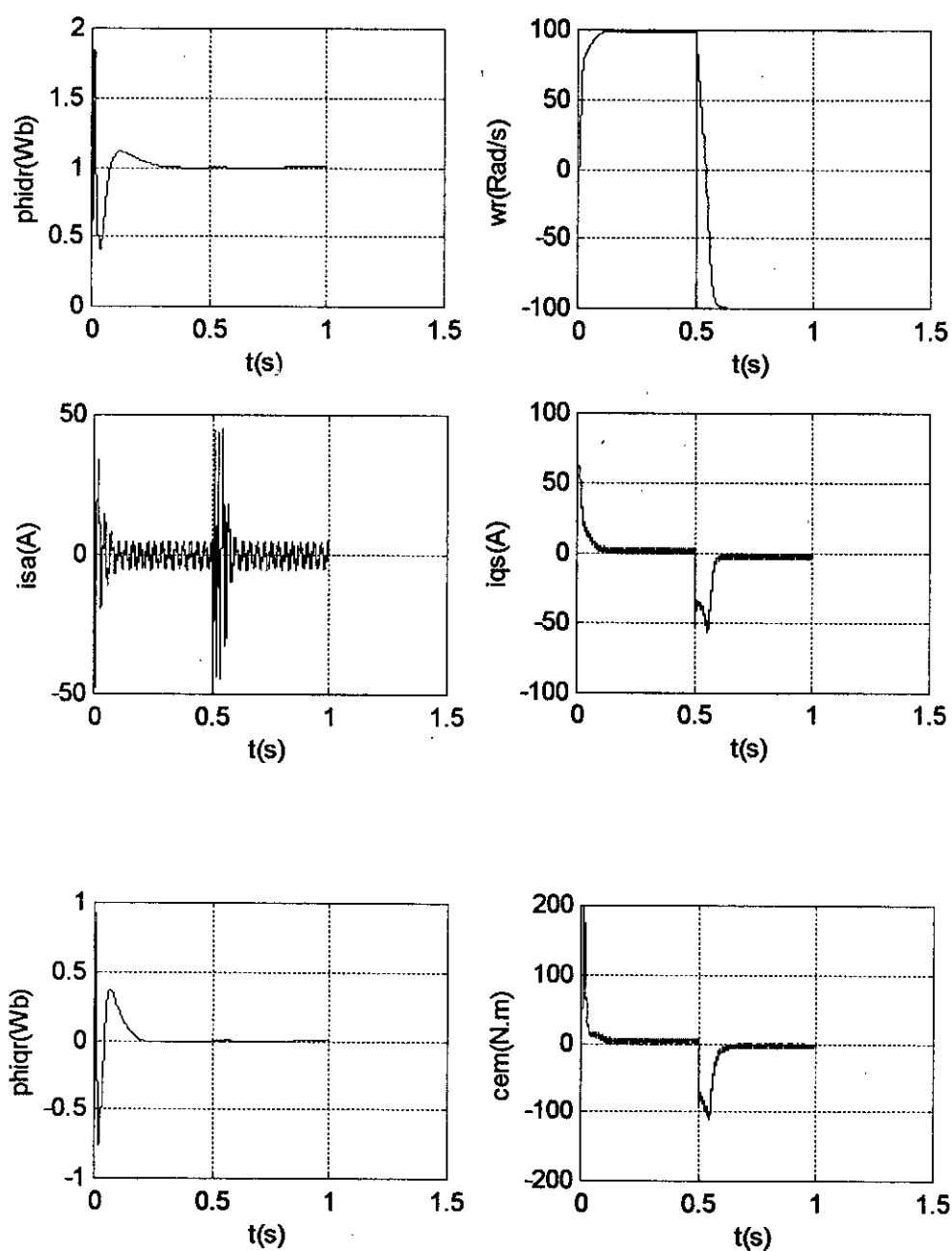


FigVI.4 commande en position par réseau de neurones de la MAS avec l'architecture [3 5 2]

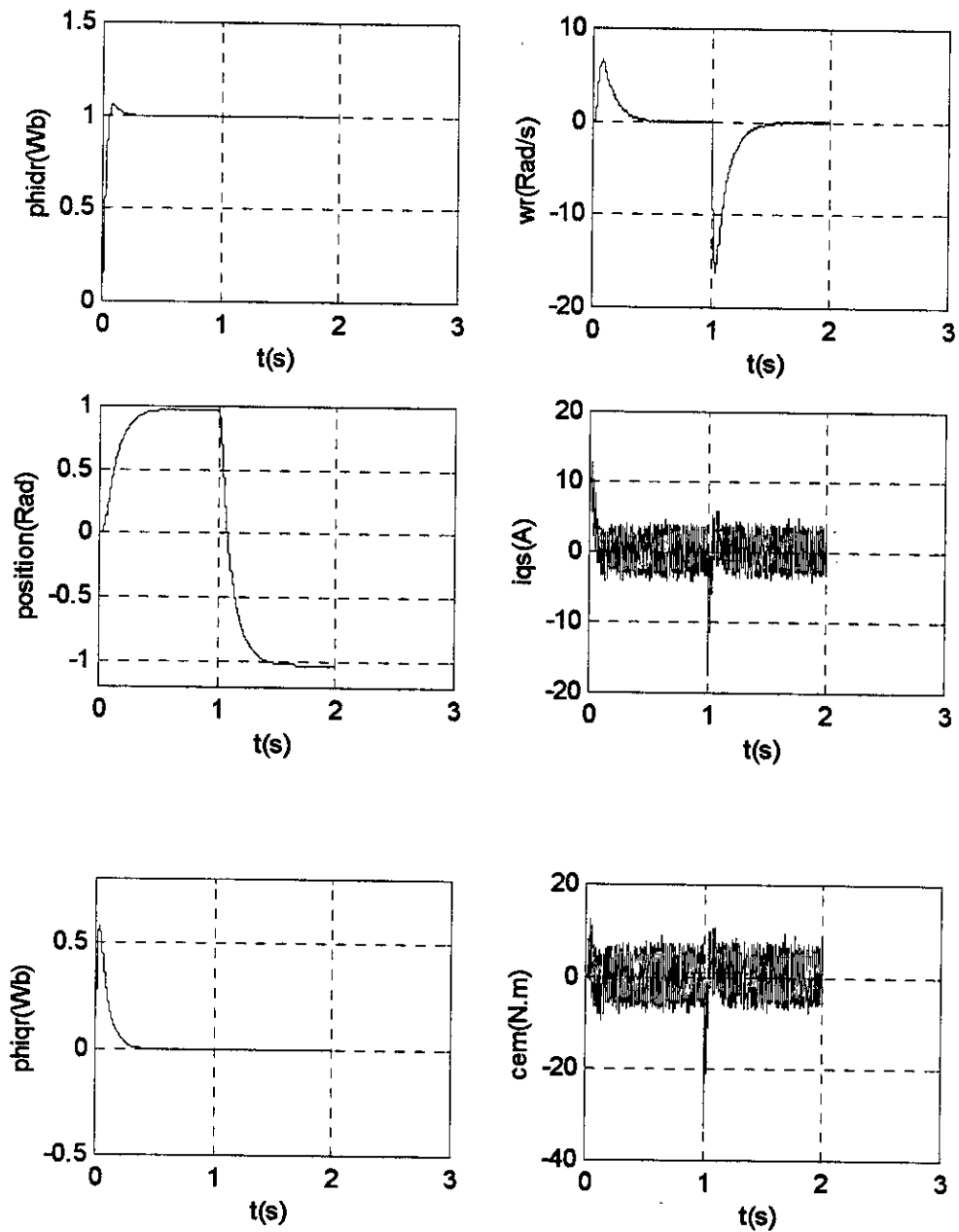
Pour le bloc (régulateur d'état (vitesse et position) +foc) nous présentons les résultats suivants :



FigVI.5 La phase d'apprentissage pour l'architecture [3 5 2]



FigVI.6 Commande supervisée de la MAS par réseau de neurone avec l'architecture [3 5 2]



FigVI.7 commande en position par réseau de neurones de la MAS avec l'architecture [3 5 2].

Conclusion

Le régulateur par réseau de neurones proposé dans ce mémoire permet de remplacer les blocs (PI + foc) et (régulateur d'état + FOC). La méthode de conception est basée sur la théorie de linéarisation d'entrée - sortie. La conception du réseau de neurones artificiel est faite pour la comparaison avec un régulateur classique.

Comme le réseau de neurones est capable d'apprendre à travers des exemples, la stabilité dynamique du système pourra être obtenue.

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

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

Conclusion générale

Le travail présenté dans ce mémoire est une contribution à la conduite d'une machine asynchrone triphasée alimentée par un onduleur à trois niveaux

Afin d'aborder cette étude, nous avons commencé par présenter le modèle de la MAS triphasée. Cette modélisation nous a montré, par simulation, le couplage existant entre flux et couple.

La commande vectorielle par orientation de flux rotorique permet de définir une structure de contrôle tout à fait semblable à celle d'une machine à courant continu à excitation séparée.

L'analyse des résultats obtenus par simulation, montre que cette technique offre de bonnes performances dynamiques.

Néanmoins, cette méthode est très sensible aux variations des paramètres de la machine qui peuvent varier suite à des échauffements excessifs ou à la saturation du circuit magnétique.

Pour éviter les inconvénients de cette méthode, l'introduction des techniques modernes de l'automatisme devient une nécessité.

L'une de ces techniques est le réglage par retour d'état qui est une méthode basée sur le retour des variables d'état pour former la commande et sur le calcul matriciel afin de déterminer les coefficients des différents éléments de vecteur de commande en imposant les pôles.

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 lorsqu'en utilisant un régulateur classique.

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

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

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

- Un régulateur PI.
- Un régulateur d'état
- Réseaux de neurones.

ANNEXE A1

Paramètres de la machine asynchrone

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

Sa plaque signalétique est :

- ❖ Puissance nominale : 1.5 kW.
- ❖ Intensité nominale : 3.64 / 6.31 A.
- ❖ Tension : 220 / 380 V.
- ❖ Nombre de paires de pôles : P = 2.
- ❖ Vitesse nominale : 1420 tr/mn.

Paramètres électriques

$$R_s = 4.850 \Omega$$

$$L_s = 0.274 H$$

$$R_r = 3.805 \Omega$$

$$L_r = 0.274 H$$

$$M = 0.258 H$$

Les paramètres mécaniques

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

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

ANNEXE A2

Théorème de Viète :

Ce théorème est utilisé pour calculer les coefficients α_i :

$$\alpha_{n-1} = -(S_1 + S_2 + \dots + S_n)$$

$$\alpha_{n-2} = S_1 S_2 + S_2 S_3 + \dots + S_{n-1} S_n$$

.

.

.

$$\alpha_0 = (-1)^n S_1 S_2 \dots S_n$$

ANNEXE A3

Algorithme de Backpropagation

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

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

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

3. calcul les valeurs de réadaptation des poids :

$$[\Delta w_{ij}^l]_p = \eta f'(u_i^l(t)) \delta_i^l y_j^{l'}$$

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

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

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

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

- aller à 5

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

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

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

5. réadapter les poids

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

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

-Bibliographie-

- [Ailam, Benzaoui 99], « *Identification des défauts dans un réseaux électrique par la technique des réseaux de neurones* », P.F.E, Dépt. De Génie Electrique, ENP 1999.
- [Bahar, Abdelmalek 99], « *Commande de vitesse et de position d'une MAS triphasée alimentée par un onduleur à cinq niveaux à structure NPC* », P.F.E, Dépt. de Génie Electrique, ENP, 1999.
- [Barkati 97], « *Commande robuste par retour d'état d'une machine asynchrone* », Thèse de magister, ENP 1997
- [Ben Romdhane 95], « *Etude comparative des courants appelés au réseau par deux cascades de conversion à onduleur deux et trois niveaux* ». L.E.I, CNAM . Paris
- [Berkouk 94], « *Etude comparative entre un onduleur deux et trois niveaux pour la conduite d'une machine asynchrone triphasée* ». EPE'94, Suisse 1994.
- [Berkouk 95], « *Contribution à la conduite des machines asynchrone monophasée et triphasée alimentées par des convertisseurs directes indirecte : application aux gradateurs et onduleurs multiniveaux* », Thèse de Doctorat d'état, Paris 1995.
- [Blaya 91], « Réseaux de neurone formels supervisés. Ecole de printemps neuroscience et sciences de l'ingénieur villard de Lans (Isere, France), NSI. (1991).
- [Boucherit 95], « *sur l'application de l'automatique moderne dans la commande des machines électriques* ». Thèse de Doctorat d'état. ENP, 1995.
- [Bens-95] A. Bensaid, A. Djahbar, « *Commande vectorielle de la MAS alimentée en tension* », P.F.E, Dépt. de Génie Electrique, ENP, 1995.
- [Buhler 88], « *Conception des systèmes automatiques* ». Presses Polytechniques Romandes, 1988
- [Chabane, Gharbi 2000], « *Commande vectorielle par réseaux de neurones d'une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension à trois niveaux* ». P.F.E, Dépt. De Génie Electrique, ENP 2000.
- [Chatelain 83] , « *Machines électriques* »; vol. 2, Edition Dunod, 1983.
- [Demongeot 91], « *Neural networks : From Formal Neuro-computing to Real Neural-Modelling* (Isère, France), NSI (1991).
- [Dote88], « *application of modern control technics to motors control. Procceding* » IEEE Vol 76 N° 4 Avril 1988.
- [Faidalah 95], « *Contribution à l'identification et à la commande vectorielle des machines asynchrones* », Thèse de Doctorat de L'INPI, France 1995.
- [Freeman 92], « *Neural Network, Algoritmes, Applications, and programming technique*. Adison wesley company (1992).

- [Garces 80], « *parameters adaptation for the speed-controlled static.AC.Drive with a squirrel-cage induction motors* » IEEE Trans.Ind.APPL.Vol IA-16-N^o 2. Mar/Apr 1980.
- [Hemici 94], « *Commande en position par la technique du flux orienté d'un moteur asynchrone alimenté par un onduleur de courant* ». Proc .Ofnd CEA, Algries, JOT, Vol. 1, 1994.
- [Jelassi 91] « *positionnement d'une machine asynchrone par la méthode du flux orienté* ».Thèse de Doctorat.I.N.P.T Toulouse, 1991.
- [Patterson 96], « *Artificial Neural Network. Theory and applications*. Printice Hall (1996).
- [Koskob 92], « *Neural networks and fuzzy systemes.Adymical machine.Approch to machines systemes* », Printice Hall International, 1992.
- [Kohonnen 77], « *Assosiative mémoires printice hall (1977)*.
- [Rumelhart 86], « *Learning internel représentation by error propagation.vol.1, pp 318-362 combrige, M.A,MST press (1986)*.
- [Touzet 92], « *Les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnesme I*, Edition Hermes, Mayenne, Juillet 1992.
- [Yathley 90], « *Backpropagation neural networks for nonlinéair self-tuning adaptive control* », IEEE contrôle systems magazine, pp.44.99, January 1990.
- [Yedou 98], « *Etude de synthèse sur les réseaux de neurones et leurs applications* », Thèse de magister, ENP 1998.
- [Werbos 90], « *Back propagation Trough Time : What It Does How To Do It. Proceeding of the IEEE, vol.78, No.10. Octobre (1990)*.

يتركز هذا البحث في استعمال تقنيات الشبكات العصبية الاصطناعية للتحكم في المحرك اللازامني. بعد الحصول على مجموعة المعادلات الواصفة للمحرك اللازامني، قمنا بتطبيق تقنية التدفق الموجه، التي تسمح لنا بالتحكم في الحقل المغناطيسي والعزمي المولد من طرف المحرك بصفة مستقلة، مطابقة لمحرك التيار المستمر ذو الحث المستقل. بعد ذلك، قمنا بتقديم مبادئ أساسية متعلقة بالشبكات العصبية الاصطناعية (الأنواع، الهندسة... الخ) للبرهان على قدرات استعمالها في الدوال الخطية. ثم قمنا باستبدال (المعدل $FOC + PI$) بمعدل عصبيوني وأظهرنا فعاليته وجودته في التحكم في المحرك اللازامني. بعد ذلك قمنا بدراسة تقنية التحكم على المحرك اللازامني في سرعة دورانه وفق نموذج معين قمنا باختياره، والتطرق لمعالجة مشاكل تغيرات قيمة الثابت الزمني للمحرك وذلك بتطبيق تقنية GARCES، وفي الأخير قمنا باستبدال هذه التقنية بواسطة الشبكات العصبية الاصطناعية التي تضبط قيمة الثابت الزمني للمحرك لحظياً.

كلمات مفتاحية: المحرك اللازامني، 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 controled independently, as in a DC machine with seperated excitation. Then, we introduced the fundamantal 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 utiliser 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 appliquer 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.