

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique



MEMOIRE

présenté au Laboratoire de Commande des Processus
En vue de l'obtention du titre de

Magister

En Automatique
Option : Commande et Conduites des Systèmes d'Energie Electriques
par

Sid-Ali AMAMRA

Ingénieur en Electrotechnique de l'ENP

Thème

**Commande par Réseaux de neurones d'une Machine
Asynchrone avec Linéarisation Hybride**

Soutenu publiquement en 01/10/2005, devant le jury composé de :

Président : **D. BOUKHETALA** Maître de conférences à l'ENP

Rapporteurs : **M.S. BOUCHERIT** Professeur à l'ENP
L. BARAZANE Maître de conférences à USTHB

Examineurs : **M.O. MAHMOUDI** Maître de conférences à l'ENP
B. HEMICI Chargé de cours à l'ENP
L.NEZLI Chargé de cours à l'ENP

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Dédicaces

C'est,

À bon dieu le tout puissant qui m'a aidé à concrétiser le rêve
des gens que j'aime,

À mon Père et ma Mère qui m'ont donné le sens de la vie,

À la mémoire de ma grand-mère,

À la mémoire de ma tante Ratiba,

À mes grands-parents,

À tous ceux dont la seule présence embellit mes journées,

Et sont pour moi comme une source intarissable de joie,

Et de bonheur,

Que je dédie cet humble travail,

Avec toute la sincérité dont un être humain est capable de
ressentir.

Sid-ali.

Avant Propos

Le travail présenté dans cet mémoire a été effectué au sein du Laboratoire de Commande des Processus (LCP) de l'Ecole Nationale Polytechnique (E.N.P) sous la direction conjointe de M.S. Boucherit, professeur à ENP, et L.Barazane, maître de conférences à USTHB, qu'ils trouvent ici le témoignage de ma profonde reconnaissance, pour leur encadrement, leur conseils avisés et l'encouragement constant qu'ils n'ont cessé de me prodiguer tout au long de cette étude.

Mes vifs remerciements les plus sincères sont adressés au président du jury Monsieur D. Boukhetala, ainsi qu'à Messieurs M.O. Mahmoudi, B. Hemici, L. Nezli, qui ont bien voulu être membres du jury de soutenance, ainsi que pour leur perpétuels conseils et ces encouragements qui m'ont permis ne pas baisser les bras devant les difficultés et d'aller toujours de l'avant, faisant ainsi de mon rêve une réalité.

Je n'oublie de citer les conseils qui m'ont été prodigué de la part de messieurs M. Tadjine, et E.M. Berkouk, qu'ils trouvent ici le témoignage de toute ma reconnaissance.

Que mes amis soient aussi sincèrement remerciés pour leurs encouragements afin de mener à terme les travaux de ce mémoire.

Sommaire

INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE I	06
Modélisation et Commande Vectorielle de la Machine asynchrone	
I.1 Modélisation de la machine asynchrone	07
I.I.1 Introduction	07
I.I.2 Equations de la machine asynchrone	08
I.I.3 Application de la transformation de Park	09
I.I.4 Modélisation de la machine asynchrone	13
I.II Commande Vectorielle de la machine asynchrone	14
I.II.1 Introduction	14
I.II.2 Théorie du flux orienté	15
I.III Conclusion	18
CHAPITRE II	19
Commandes Linéarisantes de la machine asynchrone	
II.1 INTRODUCTION	20
II.2 Système multi-entrée multi-sortie	20
II.3 Degrés relatif vectoriel	21
II.4 Conditions de linéarisations exacte	21
II.5 Linéarisation exacte par retour d'état	21
II.6 Retour d'état linéarisant	22
II.7 Application à la machine asynchrone	23
II.8 Commande hybride linéarisante et a orientation du flux rotorique	27
II.9 Conclusion	31

CHAPITRE III	32
Commande Hybride et par Réglage d'Etat de la Machine Asynchrone	
III.1 Introduction	33
III.2 Réglage par retour d'état	33
III.2.1 Equation d'état du système	34
III.2.2 Equation du Régulateur Intégrateur	34
III.2.2. Structure Générale du Réglage d'état	34
III.2.4. Equation du Réglage	35
III.2.5. Détermination des Coefficients du Réglage d'Etat	36
III.2.5.1 Coefficient de la contre réactions d'état	36
III.2.5.2 Coefficient de l'intervention directe des grandeurs de consigne et de perturbation	37
III.3. Application à la commande hybride de la machine asynchrone	37
III.3.1 Equation caractéristique du système global	38
III.4 Les inconvénients et les contraintes liées a la commande classique	42
III.5 Conclusion	42
CHAPITRE IV	44
Commande Hybride par Réseaux de Neurones Artificiels	
De la Machine Asynchrone	
IV.1 Historique	45
IV.2 Du Neurone Biologique au Neurone Artificiel	46
IV.3. Réseaux de neurones artificiels	46
IV.3.1 L'élément de traitement	47
IV.3.2 L'architecture d'un réseau	47
IV.3.2.1 Réseaux statiques ou multicouches	47
IV.3.2.2 Réseaux dynamiques ou récurrents	48
IV.3.2.3 Réseaux topologiques	48
IV.3.3 Apprentissage et adaptation	50
IV.3.3.1 Apprentissage supervisé	50

Sommaire

IV.3.3.2 Apprentissage non supervisé	51
IV.3.3.3 Différents algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones	51
IV.4 Certaines considérations pratiques pour le choix des réseaux de neurones adéquat	55
IV.5. Les réseaux de neurones et la commande des processus	56
IV.5.1 Utilité de la commande supervisée	57
IV.6. Commande supervisée par réseaux de neurones de la commande hybride	58
IV.6.1 Architecture des réseaux de neurones artificiels adoptée	58
IV.6.2 Processus d'entraînement du réseau de neurone de vitesse	59
IV.6.3 Processus d'entraînement du réseau de neurone du flux rotorique	59
IV. Validation de la régulation de vitesse avec les régulateurs robustes par réseaux de neurones	60
IV.7 Conclusion	62
Conclusion Générale	63
Annexe	67
Bibliographie	69

Nomenclature

- a, b, c : Indices correspondant aux trois phases de la machine
 d, q : Indices correspondant au référentiel lié au champ tournant
 a, b : Indices correspondant au référentiel fixe (lié au stator)
 i : Courant instantané
 v : Tension instantanée
 Φ : Flux instantané
 R_s, R_r : Résistances du stator et du rotor
 L_s, L_r : Inductances (cycliques) du stator et du rotor
 L_m : Inductance mutuelle cyclique entre le stator et le rotor
 L_{as}, L_{ar} : Inductances d'une phase statorique et d'une phase rotorique
 T_s : Constante de temps statorique (L_s / R_s)
 T_r : Constante de temps rotorique (L_r / R_r)
 σ : Coefficient de fuite (Blondel) ($\sigma = 1 - L_m^2 / (L_r L_s)$)
 p : Nombre de paires de pôles
 Ω : Vitesse mécanique
 w_{sl} : Vitesse de glissement
 q_r : Position du rotor ($\Omega = dq_r / dt$)
 q : Position du référentiel par rapport au stator
 w_s : Pulsation statorique
 w_r : Pulsation rotorique
 J : Moment d'inertie
 f : Coefficient de frottements visqueux
 C_{em} : Couple électromagnétique
 C_r : Couple résistant
 I_n : Matrice identité d'ordre ($n \times n$)
 I : Critère quadratique.
 K : entier naturel.
 e : Ecart de réglage
 w : Valeur de référence.
 K_s^t, k_r, k_w, k_v : paramètres de réglage.
 A_s, B_s, B_{vs}, C_s^t : Matrices de la représentation d'état continu.
 x_s, y_s, u, v : Grandeurs d'état, de sortie, d'entrée, et de perturbation.

Introduction Générale

Introduction Générale

Dans diverses applications industrielles modernes, la machine asynchrone à cage bénéficie d'une attention particulière due essentiellement, à sa fiabilité, sa robustesse, son coût relativement faible et sa simplicité de construction. Toutefois, et contrairement aux simplifications offertes par le système balai-collecteur dans la machine à courant continu, la dynamique de ce type de machine se trouve être non-linéaire, multivariables et fortement couplée. En plus, non seulement certaines de ses variables d'état sont inaccessibles aux mesures directes (Flux rotorique) mais aussi, les paramètres de la machine (en particulier, la résistance rotorique) sont affectés par l'effet thermique et les conditions de fonctionnement. Ce qui rend sa commande relativement difficile.

De nos jours et vu l'intérêt porté à ces actionneurs, les techniques de commande synthétisées sont de plus en plus complexes du fait qu'elles doivent répondre à des exigences de plus en plus sévères. En effet, toute commande développée doit d'une part, passer par la simplification du modèle mathématique de la machine asynchrone tout en assurant le découplage entre ses deux principales dynamiques (la vitesse et le flux). Elle doit aussi améliorer la robustesse vis-à-vis de la variation des paramètres, de l'incertitude liée aux mesures et/ou estimations (observations) des variables d'état, toute en permettant une mise en oeuvre des lois de commande assez simple et assez souple pour une implémentation aisée et efficace. Dans ce contexte, avec la proposition de nouvelles théories de commande destinées à formuler des lois de commande automatique des machines asynchrones lesquelles, grâce à l'accroissement de la puissance de traitement des calculateurs numériques, l'apparition des DSP « Digital Signal Processing » et la disponibilité de sources d'alimentation réglables (convertisseurs de fréquence), ont permis la mise en oeuvre de plusieurs schémas de commande performants. En ce qui concerne les techniques de réglage classiques, celles-ci sont de nature linéaire, et utilisent généralement des régulateurs standard. Malheureusement, si leurs utilisations ont permis d'assurer le contrôle des systèmes classiques plus ou moins compliqués, il se trouve qu'elles ont montrés leurs limites pour le cas de la machine asynchrone. En effet, la particularité du comportement dynamique de ce type de machine, caractérisée par une forte non-linéarité et un couplage interne étroit entre les diverses variables d'état, pose un problème important dans le cas de sa commande par ces techniques.

Ce n'est qu'au début des années soixante-dix que cette ambition qui consiste à faciliter la commande de la machine asynchrone est devenue réalisable et ce, avec la proposition de la commande vectorielle introduite par Blaschke, basée sur un changement de coordonnées et un retour d'état non-linéaire qui permet de réduire la complexité du modèle dynamique de la machine et assure un découplage en

régime établi des deux principales grandeurs « Couple-Flux » dans le cas où le flux est maintenu constant. La machine acquiert ainsi, un comportement similaire à celui de la machine à courant continu dont les propriétés de découplage sont réalisées naturellement par le biais de l'ensemble balai-collecteur [BLA72], [LEO85]. D'autre part, en 1980, en ayant un recours à des convertisseurs de fréquences, W. Leonard [LEO85] a introduit les régulateurs PI dans le processus de commande vectorielle. Le but de sa technique réside dans l'amélioration des performances dynamiques en assurant une certaine robustesse vis-à-vis des variations des paramètres.

Néanmoins, il est à signaler que les techniques de commande basées sur l'orientation du champ possèdent quelques inconvénients qui peuvent limiter leurs performances. En effet, si le module du flux est réduit pour faire fonctionner la machine asynchrone en dehors des limites de saturation du circuit magnétique et des tensions d'alimentation, la dynamique de vitesse se dégrade considérablement. D'autre part, les algorithmes de commande utilisés dans la commande vectorielle étaient au début basés sur des régulateurs classiques linéaires dépendants du modèle mathématique simplifié de la machine et qui est déterminé pour ses paramètres nominaux. Une variation de ces derniers entraîneraient, inévitablement, des incertitudes sur les coefficients de ce régulateur et lui font perdre les qualités de réglage exigées. De plus, le découplage « couple-flux » est très sensible aux variations des paramètres internes de la machine, en particulier à la constante de temps rotoriques très influencées par l'effet thermique [PER03], [BAR03].

Pour pallier à ces problèmes, le recours aux techniques de commande non-linéaires [ISI89], [SLO91], [BOD94], [CHI93], [SAS98] s'avérerait opportun et justifié. Parmi les techniques de commandes non-linéaires largement utilisées, nous citons le bouclage linéarisant ou « Feedback linearisation » [ISI89], [SLO91], [BOD94]. L'idée de base de cette technique consiste à la transformation du modèle réel de la machine en un modèle totalement ou partiellement linéarisé, pour lequel une technique de commande linéaire est ensuite appliquée. Ce qui constitue un avantage de taille du point de vue synthèse de commande. Grâce aux intéressants travaux développés par A. Isidori [ISI89], S.S. Sastry [SAS89] et R. Marino [MAR91] et autres, les théories de base pour le retour d'état linéarisant ont été mises en évidence. Les différentes conditions nécessaires et suffisantes pour qu'un système soit linéarisable par retour d'état ont été déterminées, ainsi que les lois de commande qui peuvent être engendrées. Bien que ces approches ont permis la simplification de la dynamique de la machine asynchrone en séparant ses deux comportements magnétique et mécanique l'un de l'autre, et facilité la mise en œuvre des schémas de commande, elles se sont avérées inefficaces devant la variation des paramètres et l'incertitudes des valeurs des variables d'état (mesurées, estimées ou observées), en particulier, dans le cas des régimes transitoires et des régimes dégradés. D'autre part, il est à signaler que le recours aux méthodes d'adaptations classiques, pour compenser l'effet de ces variations et de ces incertitudes, est lui aussi confronté à plusieurs limitations telles que : la nécessité d'une

modélisation précise, la complexité des schémas de commandes résultants, la complexité des lois de commandes générées, l'implémentation en temps réel, ainsi que la difficulté d'évaluer correctement la déviation des paramètres en temps réel. C'est pourquoi, il a fallu orienter les recherches vers de nouveaux axes, plus précisément depuis que les progrès technologiques en matière d'électronique de puissance, de la micro-électronique (VLSI) et des processeurs numériques DSP (Digital Signal Processor) ont permis l'implémentation d'algorithmes de commandes plus robustes et performants, parmi ces techniques nous pouvons citer : le réglage d'état, qui est connue pour sa puissance du point de vue rapidité en temps réponse de rejet de perturbations et insensibilité vis-à-vis des variations paramétriques. La méthode de placement des pôles permet d'imposer les pôles en boucle fermée dans un endroit désiré dans le plan des pôles. Ce placement des pôles en particulier va fixer certaines performances pour le système [AMA05], [BAK97], [BOU95]. De même que pour les commandes précédentes, bien qu'ayant divers avantages, cette technique de commande possède également un inconvénient qui a limité son utilisation. En effet, dans la pratique, cette technique ne tient pas en compte l'énergie nécessaire à mettre en œuvre. [FRI72].

Lorsque le concepteur du système de commande cherche une meilleure robustesse vis-à-vis d'éventuelles variations paramétriques, d'autres types de commandes intégrant les propriétés de robustesse sont alors nécessaires. En effet, l'utilisation des techniques de l'intelligence artificielle pourrait constituer une autre alternative. Dans ce contexte, et dans un effort visant résoudre les problèmes posés par la reconstitution des dynamiques non-linéaires incertaines, des schémas de commandes robustes basés sur les réseaux de neurones artificiels de type multicouches ont été proposés. En effet, les possibilités d'approximation des réseaux de neurones ont été clairement vérifiées par plusieurs travaux tels que ceux de J.G. Taylor[TAY93]. Il a été démontré qu'un réseau de neurones de trois couches (d'entrée, cachée et de sortie) avec un nombre approprié de neurones dans la couche cachée peut approximer n'importe quelle type de fonction non-linéaire.

Ainsi les réseaux multicouches ont été introduits dans plusieurs applications lorsque nous disposons d'une base d'apprentissage convenable. Pour la commande des machines électriques, L.A. Cabrera ont utilisés ce type de réseaux dans la commande direct du couple pour identifier la résistance statorique et pour sélectionner les états de commutations pour les bras de l'onduleur qui alimente la machine [BAR03], [TAM00], [DAV93]. Suite aux travaux sus-cités, les réseaux multicouches basés sur l'apprentissage en temps réel ont suscité un grand intérêt, en particulier pour l'identification et la commande des systèmes non-linéaires. En effet, ce type de réseaux est muni de règles d'apprentissage permettant d'ajuster continuellement et en temps réel les paramètres du réseau de neurone, ce qui les rends aptes à s'adapter aux différents régimes dynamiques du système étudié. En plus, la variation non-linéaire de leurs paramètres ainsi que leurs comportements non-linéaires leur permettent de s'intégrer aisément dans les systèmes de commande non-linéaires adaptatifs, ce qui constituait une caractéristique très recherchée. Pour l'apprentissage de tels réseaux, il existe deux approches. La

première approche, utilise l'algorithme rétro-propagation en temps réel, tandis que la seconde, est basée sur des règles d'adaptation obtenues en combinant les propriétés des réseaux de neurones considérés et celle de la commande classique. A la lumière de l'analyse développée ci-dessus, notre travail consiste à introduire la technique des réseaux de neurones artificiels (RNA), pour l'amélioration des performances, en assurant une commande robuste par rapport aux variations paramétriques et à toute incertitude de modélisation de la machine asynchrone.

Le présent travail est structuré en quatre chapitres :

- Le premier chapitre est consacré en premier lieu à la modélisation de la machine asynchrone dans un repère lié au champ tournant, nous avons donc choisi de présenter la machine asynchrone en vue de leur commande, par la suite, application de la commande vectorielle au processus de commande.

- Dans le deuxième chapitre, la commande par retour d'état est introduite pour obtenir un découplage parfait entre les grandeurs de commande indépendamment du point de fonctionnement de la machine, une commande hybride combinant les deux commandes précédentes est ensuite présentée, pour regrouper les performances des deux commandes précédentes dans une même loi de commande.

- Le troisième chapitre fait l'objet d'un réglage d'état appliqué à la commande hybride de la machine, pour pallier aux inconvénients de l'incertitude paramétrique et aux perturbations externe.

- Le quatrième chapitre fait l'objet d'une commande par réseaux de neurones artificiels appliqué à la commande hybride pour compenser les erreurs dues à l'estimation et aux mesures et faciliter le schéma de commande

Une conclusion générale donnera une synthèse du travail effectué, et résumera les principaux résultats obtenus, ainsi que les perspectives envisagées pour d'éventuelles améliorations.

Chapitre I

Modélisation et Commande Vectorielle de la Machine Asynchrone

Chapitre I

Modélisation et Commande Vectorielle de la Machine Asynchrone

I.I Modélisation de la machine asynchrone :

I.1.1 Introduction :

Le comportement électrique et dynamique d'un système quelconque ne peut être étudié que s'il est possible de le formuler par un modèle mathématique, c'est ce qu'on appelle modélisation; Il est donc évident que cette étape de modélisation est un passage indispensable pour concevoir des systèmes de commande performants.

Nous avons donc choisi de présenter la modélisation des machines asynchrones triphasées en vue de leur commande. A cet effet, nous avons pris comme point de départ un rappel du modèle mathématique de la machine généralisée, suivi de la simplification des équations par transformation de Park, en vue d'une modélisation de la machine asynchrone triphasée en biphasée équivalente. Après un choix convenable du référentiel, on déduit le modèle de la machine asynchrone alimenté en courant.

La machine asynchrone, avec la répartition de ses enroulements et sa propre géométrie est très complexe pour se prêter à une analyse tenant compte de sa configuration exacte. Ainsi, pour obtenir son modèle mathématique, nous supposons d'une part, que les trois phases statoriques et rotoriques sont symétriques et permettent une distribution spatiale sinusoïdale des forces magnétomotrices dans un circuit magnétique supposé non saturable et parfaitement feuilletés. D'autre part, l'effet d'encoches, l'effet de peau, les courants de Foucault ainsi que les pertes ferromagnétiques sont négligées [CHA83].

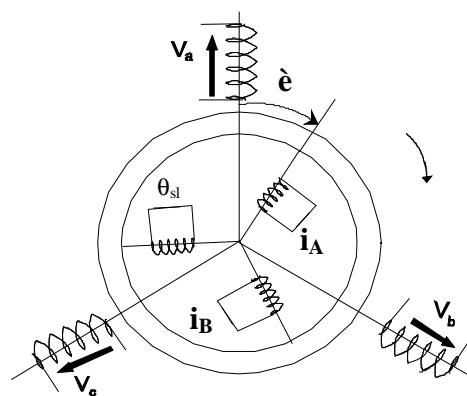


Figure I-1 : Représentation réelle des bobinages de la machine.

L'alimentation de la machine est constituée d'un redresseur triphasé, d'un filtre passe-bas et d'un onduleur de tension commandé par la stratégie delta (Hystérésis). A la fin de ce chapitre, nous présenterons la simulation de l'ensemble convertisseur statique - machine asynchrone.

I.1.2 Equations de la Machine Asynchrone :

En tenant compte des hypothèses simplificatrices, et en adoptant la convention de signe moteur, les expressions générales de la machine exprimées en fonction des flux et des courants sont définies comme suit [CHA83]

- Équations électriques :

$$\begin{cases} [V_{abc}] = R_s [i_{abc}] + \frac{d}{dt} [F_{abc}] \text{ au stator} \\ 0 = R_r [i_{ABC}] + \frac{d}{dt} [F_{ABC}] \text{ au rotor} \end{cases} \quad (\text{I-1})$$

- Équations magnétiques :

Les équations magnétiques qui établissent la relation entre les flux et les courants statoriques et rotoriques s'écrivent comme suite :

$$\begin{cases} [\Phi_{abc}] = [L_s] [i_{abc}] + [L_{sr}] [i_{ABC}] \\ [\Phi_{ABC}] = [L_{rs}] [i_{abc}] + [L_r] [i_{ABC}] \end{cases} \quad (\text{I-2})$$

Où :

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

$$[L_{sr}] = M_{sr} \begin{bmatrix} \cos q & \cos(q - 4p/3) & \cos(q - 2p/3) \\ \cos(q - 2p/3) & \cos q & \cos(q - 4p/3) \\ \cos(q - 4p/3) & \cos(q - 2p/3) & \cos q \end{bmatrix}$$

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

Sous une forme développée, les expressions deviennent :

$$\begin{cases} [V_{abc}] = R_s [i_{abc}] + [L_s] \frac{d}{dt} [i_{abc}] + \frac{d}{dt} \{ [L_{sr}] [i_{ABC}] \} \\ 0 = R_r [i_{ABC}] + [L_r] \frac{d}{dt} [i_{ABC}] + \frac{d}{dt} \{ [L_{rs}] [i_{abc}] \} \end{cases} \quad (\text{I-3})$$

- Equation mécanique :

L'équation du couple est donnée par :

$$C_{em} = \frac{1}{2} [i] \left\{ \frac{\partial}{\partial q} [L] [i] \right\} \quad (I-4)$$

Avec :

$$[i] = [i_a, i_b, i_c, i_A, i_B, i_C] \quad \text{et} \quad [L] = \begin{bmatrix} L_s & L_{sr} \\ L_{rs} & L_r \end{bmatrix}$$

Les sous matrices L_s et L_r contiennent des termes constants, d'où la forme condensée du couple suivante :

$$C_{em} = \frac{1}{2} [i_{abc}] \left\{ \frac{\partial}{\partial q} [L_{sr}] [i_{ABC}] \right\} \quad (I-5)$$

Nous aboutissons ainsi à un système d'équations différentielles et une expression du couple dont certains coefficients font intervenir des fonctions sinusoïdales dues au mouvement de rotation du rotor, d'où, la complexité de la résolution analytique [BAR93]. Afin de surmonter cette difficulté, nous adoptons la transformation triphasée – biphasée dite de Park.

I.1.3 Application de la transformation de Park :

Grâce à la structure symétrique et équilibrée de la machine, la transformation de Park permet le passage du système triphasé au système biphasé à deux axes fictifs (d, q) en quadratures équivalentes. Cette transformation peut être définie par la matrice suivante :

$$P(q) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos q & \cos(q - 2p/3) & \cos(q - 4p/3) \\ -\sin q & -\sin(q - 2p/3) & -\sin(q - 4p/3) \\ 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix} \quad (I-6)$$

Le passage des variables $X_{a,b,c}$ aux variables $X_{d,q,o}$ s'écrit sous la forme matricielle suivante :

$$[X_{dqo}] = [P(q)] [X_{abc}] \quad (I-7)$$

Nous définissons, de la même façon, la matrice inverse permettant le passage (diphase - triphasé). Elle est notée par $[P^{-1}]$ et donnée par :

$$P(q)^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos q & -\sin q & 1/\sqrt{2} \\ \cos(q - 2p/3) & -\sin(q - 2p/3) & 1/\sqrt{2} \\ \cos(q - 4p/3) & -\sin(q - 4p/3) & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix} \quad (I-8)$$

On constate que $P^{-1} = P^t$, ainsi cette transformation est orthogonale, avec :

$$[X_{abc}] = [P]^{-1} [X_{dqo}]$$

Pour simplifier la représentation électriques de la machine asynchrone, on a utilisé la transformation de Park (figure I-2), dont le but est d'arrivé à rendre la matrice impédance indépendante de la variation q_r .

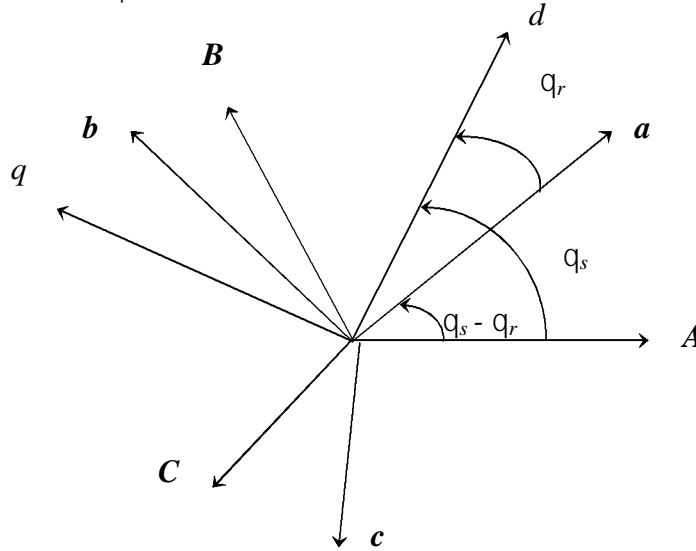


Figure I-2 : Représentation spatiale de la transformation de Park.

q_r : l'angle entre a et d.

q_s : l'angle entre A et d.

$q_s - q_r$: l'angle entre A et a.

Les équations électriques et magnétiques donnent alors lieu aux systèmes suivants :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{dF_{ds}}{dt} - \omega_s F_{qs} \\ V_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{dF_{qs}}{dt} + \omega_s F_{ds} \end{cases} \quad (I-9)$$

$$\begin{cases} 0 = R_r i_{dr} + \frac{d\Phi_{dr}}{dt} - \omega_r \Phi_{qr} \\ 0 = R_r i_{qr} + \frac{d\Phi_{qr}}{dt} + \omega_r \Phi_{dr} \end{cases} \quad (I-10)$$

$$\begin{cases} F_{ds} = L_s i_{ds} + L_M i_{dr} \\ F_{qs} = L_s i_{qs} + L_M i_{qr} \end{cases} \quad (I-11)$$

$$\begin{cases} F_{dr} = L_r i_{dr} + L_M i_{ds} \\ F_{qr} = L_r i_{qr} + L_M i_{qs} \end{cases} \quad (I-12)$$

$$\text{Avec : } \frac{dq_s}{dt} = \omega_s, \quad \omega_r = \frac{dq_r}{dt} \quad \text{et} \quad L_M = \frac{3}{2} M_{sr}$$

L'expression du couple pour une machine à p paires de pôles est donnée par :

$$C_{em} = \frac{pL_M}{L_r} \left[i_{dr} i_{qs} - i_{qr} i_{ds} \right] \quad (\text{I-13})$$

L'analyse de ces équations indique que cette transformation correspond à une substitution des enroulements statoriques et rotoriques par des enroulements fictifs d et q dont les axes magnétiques sont en permanence alignés avec les axes od et oq . Ainsi ces enroulements sont mutuellement immobiles. Ce qui a pour avantage de simplifier les expressions du flux puisque sa dépendance des angles mécaniques est éliminée.

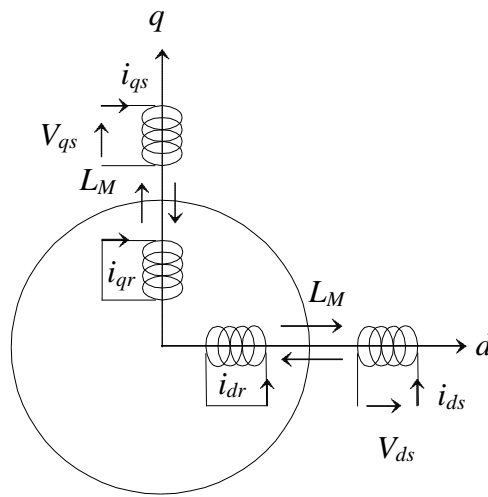


Figure I-3 : Représentation spatiale des enroulements.

En effet, en substituant les flux par leurs expressions dans les équations de tension, nous aurons sous la forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + L_s \frac{d}{dt} & -\omega_s L_s & L_M \frac{d}{dt} & -\omega_s L_M \\ \omega_s L_s & R_s + L_s \frac{d}{dt} & \omega_s L_M & L_M \frac{d}{dt} \\ L_M \frac{d}{dt} & -(\omega_s - \omega_r) L_M & R_r + L_r \frac{d}{dt} & -(\omega_s - \omega_r) L_r \\ (\omega_s - \omega_r) L_M & L_M \frac{d}{dt} & (\omega_s - \omega_r) L_r & R_r + L_r \frac{d}{dt} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} \quad (\text{I-14})$$

Il existe trois types de référentiels (stator, rotor et champ tournant). Le choix de l'un d'entre eux dépend du type de problème à étudier. Selon la vitesse qu'on peut attribuer au repère « d - q », nous distinguons les référentiels suivants :

I.1.4 Modélisation de la Machine asynchrone :

Afin de concevoir le modèle complet. L'équation mécanique de la machine asynchrone à p paire de pôle est donnée par :

$$J \frac{d\Omega_r}{dt} = C_{em} - C_r - f\Omega_r \quad \text{avec} \quad \Omega_r = \frac{\omega_r}{p} \quad (\text{I-15})$$

En substituant l'expression du couple électromagnétique (I-13). Nous déduisons l'équation mécanique suivante :

$$J \frac{d\Omega_r}{dt} = \left(P \frac{L_m}{L_r} (\Phi_{dr} i_{qs} - \Phi_{qr} i_{ds}) - C_r - f\Omega_r \right) \quad (\text{I-16})$$

la représentation d'état de son modèle dans le repère lié au champ tournant en considérant les composantes de tension (v_{ds}, v_{qs}) comme grandeurs de commande, et les variables ($i_{ds}, i_{qs}, \Phi_{dr}, \Phi_{qr}, \Omega$) comme variables d'état est donnée par :

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{u} \quad (\text{I-17})$$

où :

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)^t = (i_{ds}, i_{qs}, \Phi_{dr}, \Phi_{qr}, \Omega)^t ;$$

$$\mathbf{u} = (u_1, u_2)^t = (v_{ds}, v_{qs})^t$$

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \\ f_4 \\ f_5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -g x_1 + \omega_s x_2 + \frac{k}{T_r} x_3 + p k x_4 x_5 \\ -g x_2 - \omega_s x_1 + \frac{k}{T_r} x_4 - p k x_3 x_5 \\ \frac{L_m}{T_r} x_1 - \frac{1}{T_r} x_3 + (\omega_s - p x_5) \cdot x_4 \\ \frac{L_m}{T_r} x_2 - \frac{1}{T_r} x_4 - (\omega_s - p x_5) \cdot x_3 \\ \frac{p L_m}{J L_r} (x_3 x_2 - x_1 x_4) - \frac{C_r}{J} \end{pmatrix} ; \quad \mathbf{g}(\mathbf{x}) = (\mathbf{g}_1(\mathbf{x}) \quad \mathbf{g}_2(\mathbf{x})) = \begin{pmatrix} \frac{1}{s L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{s L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

avec :

$$T_r = \frac{L_r}{R_r} ; \quad \sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_r L_s} ; \quad k = \frac{L_m}{L_r L_s - L_m^2} ; \quad \gamma = \frac{1}{s L_s} \cdot \left(R_s - \frac{R_r L_m^2}{L_r^2} \right)$$

$\omega_{sl} = \omega_s - p x_5$: la vitesse du glissement.

Pour une commande en courant, la machine sera représentée par un modèle réduit du 3^{ième} ordre. Ainsi le nouveau système de la machine asynchrone alimentée en courant lié au champ tournant en

considérant les composantes de courant (i_{ds}, i_{qs}) comme grandeurs de commande, et les variables $(\Phi_{dr}, \Phi_{qr}, \Omega)$ comme variables d'état est le suivant :

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u \tag{I-18}$$

Avec :

$$x = (x_1, x_2, x_3)^t = (\Phi_{dr}, \Phi_{qr}, \Omega)^t ;$$

$$u = (u_1, u_2, u_3)^t = (i_{ds}, i_{qs}, \omega_{sl})^t ;$$

$$f(x) = \begin{bmatrix} f_1(x) \\ f_2(x) \\ f_3(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-x_1}{T_r} - p \cdot x_2 \cdot x_3 \\ \frac{-x_2}{T_r} + p \cdot x_1 \cdot x_3 \\ -\frac{C_r}{J} \end{bmatrix} ; \quad g(x) = [g_1(x) \quad g_2(x) \quad g_3(x)] = \begin{bmatrix} \frac{L_m}{T_r} & 0 & -p \cdot x_2 \\ 0 & \frac{L_m}{T_r} & p \cdot x_1 \\ \frac{-pL_m}{JL_r} x_2 & \frac{pL_m}{JL_r} x_1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\text{Avec : } T_r = \frac{L_r}{R_r} \quad ; \quad S = 1 - \frac{L_m^2}{L_r L_s}$$

I.II. Commande vectorielle de la machine asynchrone :

I.II.1 Introduction :

Le moteur asynchrone bien qu'ayant divers avantages comparé au moteur à courant continu, il reste tout de même assez difficile à commander, en raison de la complexité de son modèle qui présente des non-linéarités et un fort couplage entre les différentes variables. De plus, certaines de ces variables d'état (par exemple : courants et flux rotoriques) ne sont pas disponibles à la mesure directe et les paramètres internes eux aussi sont affectés par l'effet thermique et les conditions de fonctionnement, ce qui influe sur la dynamique du système à commander [CHA83], [LEO85]. Par le passé, diverses techniques ont été élaborées pour la commande de ces types de machines, dans le seul but d'atteindre de meilleures performances dynamiques en poursuite et en régulation. En effet, plusieurs types de commande classiques ont été élaborés à titre d'exemple, la commande scalaire, et qui sont conçues sur la base de la boucle ouverte et les régimes permanents de la machine. Ces techniques se sont révélées relativement médiocres lorsque des performances élevées sont requises. Pour pallier à ces contraintes, une nouvelle technique de commande appelée "commande vectorielle" fût introduite par **BLASCHKE** en 1971, et qui a fait l'objet d'une multitude de travaux de recherche [CHA83], [LEO85], [BLA72].

En effet, de nombreux schémas de commande vectorielle directe et indirecte furent proposés [BAR93], [BLA72], [BAR99], [BAR00a]. Le principe de cette technique est basé sur un changement de coordonnées non-linéaires et une commande par retour d'état qui permet d'une part, de réduire la

complexité du modèle dynamique de la machine, et d'autre part, d'aboutir à une relation linéaire entre la vitesse et la variable de commande correspondante et ce, en maintenant l'amplitude du flux constante. Cette technique a provoqué une réelle révolution dans le domaine de la commande des machines électriques leur permettant par conséquent d'épouser un comportement dynamique similaire à celui de la machine à courant continu à excitation séparée. Pour ce type de contrôle, les correcteurs de la famille du PID (PI, PID, IP, PD avance et retard de phase), ont été largement utilisés en raison de leur simplicité de conception, leur facilité de réglage et d'implémentation, ainsi que leurs performances acceptables [BAR93], [BUH88].

I.II.2 Théorie du flux orienté :

Le comportement dynamique de la machine asynchrone devient analogue à celui d'une machine à courant continu, dans la mesure où elle est modélisée de manière appropriée pour réaliser un découplage entre les grandeurs "couple-flux", obtenu en ayant recours à la commande vectorielle introduite par Blachke en 1971 [BLA71]. Le principe de cette technique consiste à orienter le vecteur flux rotorique sur l'axe d ($\Phi_{dr} = \Phi_r$; $\Phi_{qr} = 0$) dans un repère lié au champ tournant. Ainsi, l'orthogonalité des deux vecteurs (i_{qs} , Φ_r) qui en résulte assure une production optimale du couple électromagnétique (Figure :I.4) [BLA72],[BAR93].

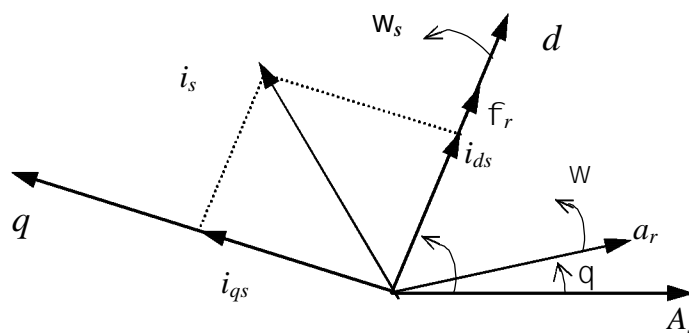


Figure I.4: Diagramme vectoriel de la machine asynchrone commandée par orientation du flux rotorique.

En substituant les conditions de l'orientation du flux rotorique ($\Phi_{qr} = 0$, $\Phi_{dr} = \Phi_r$) dans les équations du modèle (I.17), nous aboutissons au système d'équations suivant :

$$\begin{cases} T_r \frac{d\Phi_{dr}}{dt} + \Phi_{dr} = L_m i_{ds} \\ W_{sl} = \frac{L_m}{T_r \Phi_{dr}} i_{qs} \\ C_{em} = \frac{pL_m}{L_r} \Phi_{dr} i_{qs} \end{cases} \quad (I.19)$$

D'après le système (I.18), il est clair que si l'amplitude du flux rotorique est maintenue constante, son contrôle sera réalisé par la composante directe du courant statorique i_{ds} et le couple ne dépendra que de la composante en quadrature i_{qs} . Le schéma de la structure de réglage par orientation du flux est représenté à la (figure I.5).

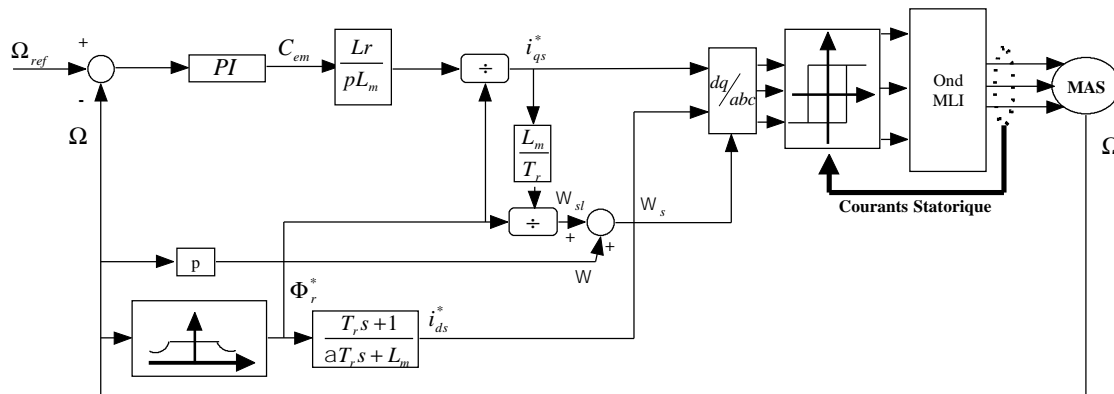


Figure I.5: Schéma bloc de la commande en courant avec régulation de vitesse.

L'alimentation de la MAS est assurée par un onduleur à deux niveaux contrôlé en courant par la stratégie delta (hystérésis), le principe de cette stratégie est de comparer le courant de référence au courant réel, et d'élaborer à partir de l'écart entre ces deux courants les signaux de commande des interrupteurs.

La dynamique du système avec une machine asynchrone dont les caractéristiques sont présentées en (annexe A) est simulée pour les conditions suivantes :

- démarrage à vide avec une consigne de vitesse de 100 rad/sec
- application brusque d'un couple de charge de 10 Nm à l'instant $t = 0.6$ sec
- inversion de la consigne de vitesse de 100 rad/sec à -100 rad/sec à $t = 1.5$ sec

Les paramètres K_p et K_I du régulateur PI sont calculés autour du point de fonctionnement, comme décrit dans [BAR93]. Les résultats de simulations obtenus sont illustrés à la figure (I.6).

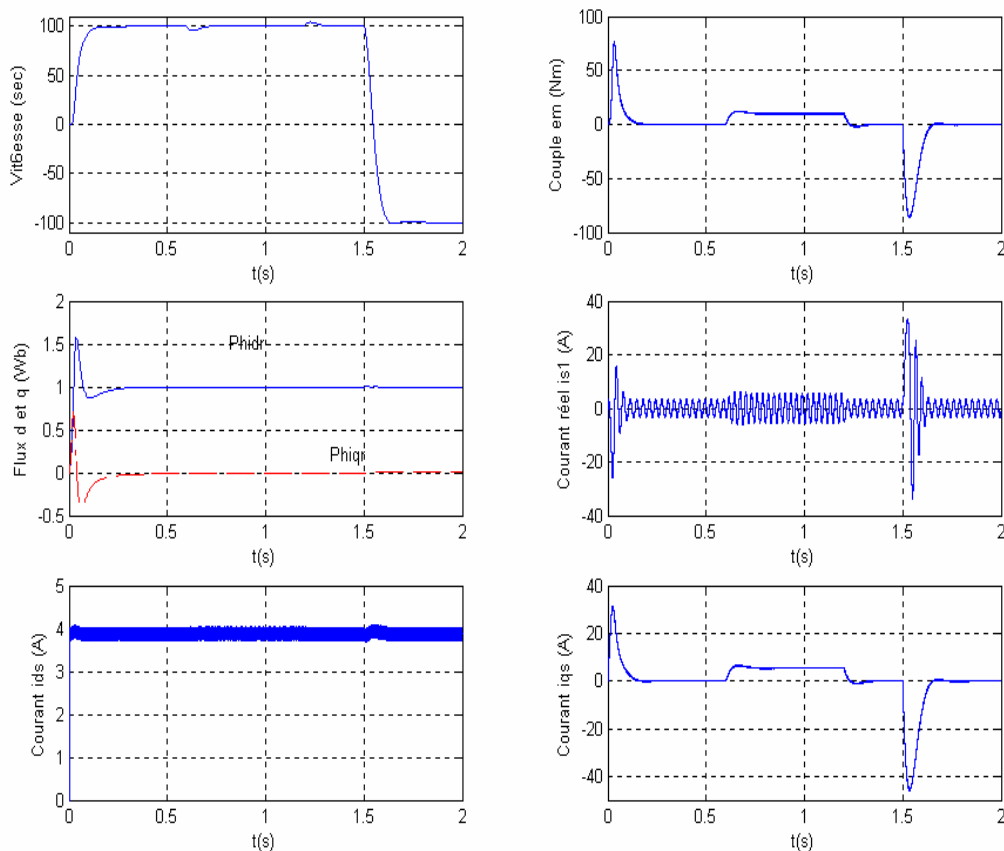


Figure I.6: Résultats de simulation pour la commande par flux orienté, cas idéal.

D'après ces résultats, nous remarquons que la vitesse suit sa valeur de référence sans dépassement, ni erreur statique. La stratégie de commande vectorielle est mise en évidence par l'annulation de la composante en quadrature du flux rotorique ($\Phi_{qr} = 0$) et la poursuite par de Φ_{dr} de la consigne de flux rotorique imposée à 1 Wb. Nous constatons également que le découplage "Couple-flux" est réalisé étant donné que l'application d'un couple de charge à $t = 0.6$ sec n'affecte pas le flux rotorique et que l'allure du courant i_{qs} est proportionnelle à celle du couple électromagnétique.

D'autre part, afin de voir l'influence des incertitudes et des variations paramétriques (en particulier, la résistance rotorique) sur le processus de commande, un test de robustesse qui se résume en deux essais est effectué:

- Le premier consiste à faire varier la résistance rotorique par rapport à la résistance nominale R_{r0} de 50% à 150% (Figure I.7)
- Le second essai est effectué dans les mêmes conditions que précédemment avec cependant une variation des inductances de 5% (Figure I.8).

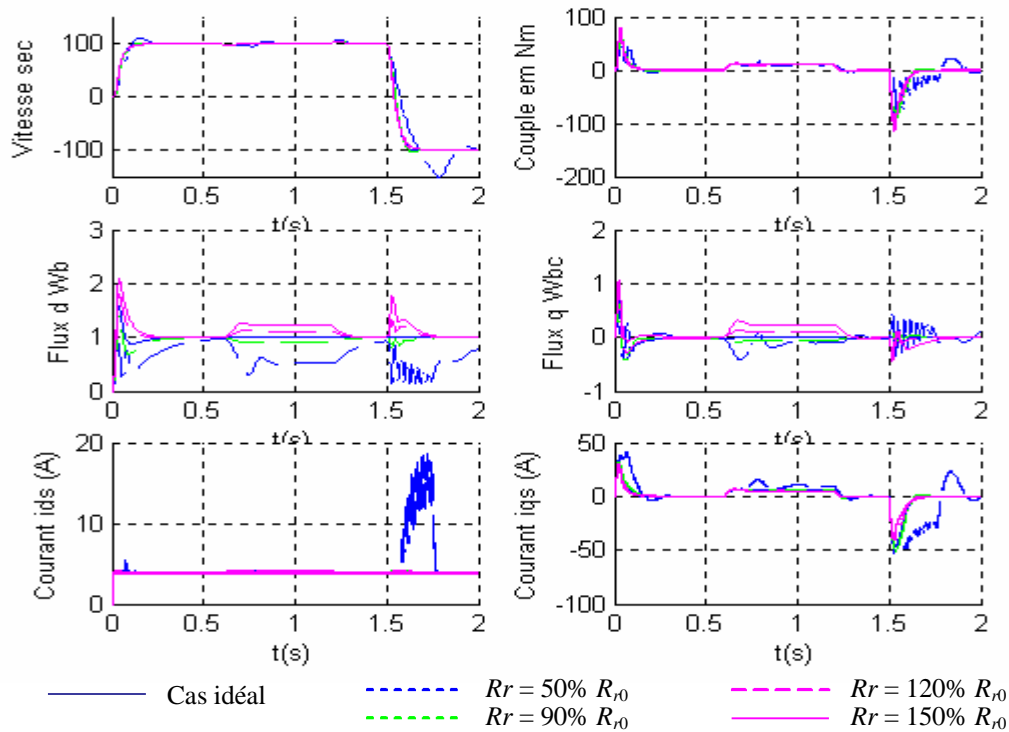


Figure I.7: Commande par flux orienté avec une variation de R_r de 50% à 150%.

D'après les résultats de simulation obtenus, il est clair que le découplage est très sensible à la variation de la résistance rotorique. En effet, dans les deux cas la détérioration des performances dynamiques se traduit par une perte totale du contrôle vectoriel ($\Phi_{qr} \neq 0$) qui est d'autant plus accentuée que la variation de R_r augmente.

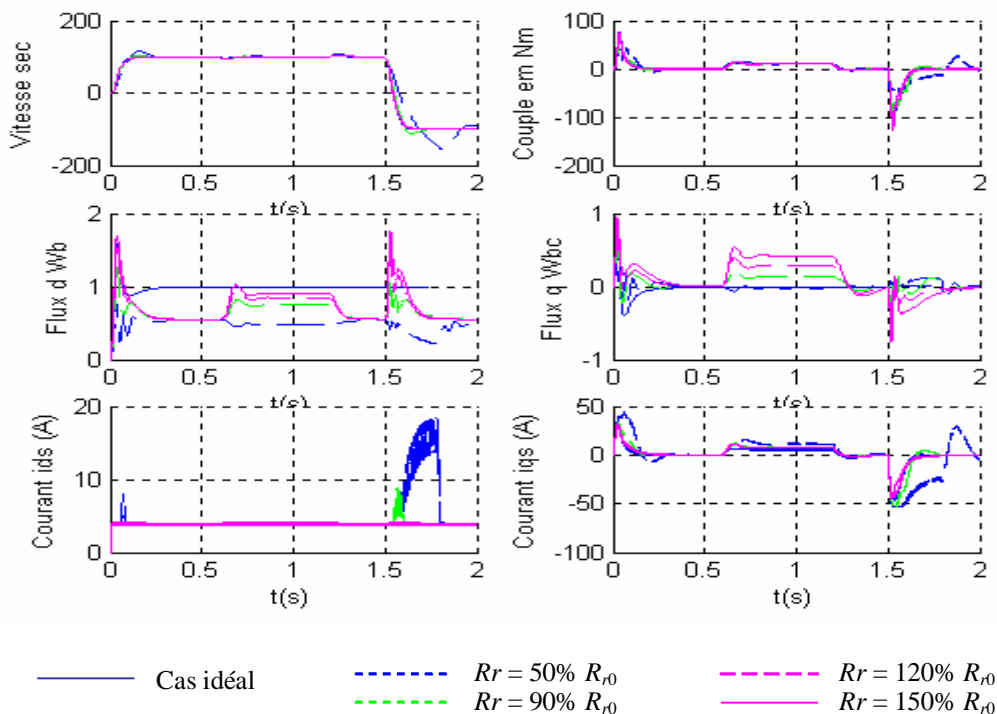


Figure I.8: Comportement de la machine lors d'une variation de R_r de 50% à 150% dans le cas où les inductances varient de 5%.

Ainsi, nous pouvons dire que si la commande vectorielle permet d'avoir un découplage entre les deux grandeurs “*couple-flux*” de la machine et par conséquent des performances dynamiques similaires à ceux d'une machine à courant continu, son établissement basé sur une approximation linéaire de la dynamique de la machine autour du point de fonctionnement ne permet pas d'avoir une bonne compensation des non-linéarités de la machine, en particulier, lors des régimes perturbés et des régimes transitoires. Par conséquent, afin de trouver des solutions à certains problèmes de la commande vectorielle et conférer un découplage quel que soit le régime de fonctionnement de la machine le recours aux commandes non-linéaires s'avère approprié [BAR03a]. Parmi ces techniques non-linéaires, nous pouvons citer le bouclage linéarisant ou “feedback linearisation” [ISI89], [SLO91], [BOD94], [KHA96].

I.III Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté le principe de la commande vectorielle, et ce après avoir modéliser la machine asynchrone en utilisant la transformation de Park dans le repère lié au champ tournant. Nous avons montré que la stratégie de commande par flux orienté présente l'inconvénient d'être très sensible aux variations des paramètres du moteur, en particulier la résistance et l'inductance rotorique qui sont souvent difficiles à identifier et varient avec l'état de fonctionnement du moteur, à cause de phénomènes divers tels que l'effet de peau, la variation de la température ou la saturation magnétique. Une erreur entre les paramètres utilisés dans l'établissement du modèle utilisé et les paramètres réels se traduit par une mauvaise orientation du flux rotorique sur le repère choisi. De plus, le découplage entre le couple et le flux n'est possible que pour un fonctionnement à flux constant pour des références de vitesse inférieures à celle nominale. Pour essayer d'arriver à un découplage quel que soit le régime de fonctionnement de la machine, une commande par retour d'état linéarisant fera l'objet du chapitre suivant.

Chapitre II

Commandes Linéarisantes de la Machine Asynchrone

Chapitre II

Commandes Linéarisantes de la Machine Asynchrone

II.1. Introduction :

La linéarisation classique basée sur le calcul du jacobien donne une approximation du comportement d'un système donné autour d'un point de fonctionnement. Pour une large variation autour de ce point de fonctionnement, la commande basée sur cette linéarisation perd ses performances, et le système perd sa stabilité [LAL99], [CHI93]. La linéarisation par retour d'état est une autre approche qui fait face à ces limitations. Elle transforme le modèle non linéaire en un modèle équivalent linéaire, sur toute la plage de fonctionnement. Cette linéarisation se fait en quatre étapes [CHI93], [MAR91], [BAR03]:

1. choix des grandeurs de sortie du système,
2. calcul du degré relatif vectoriel et changement de coordonnées,
3. retour d'état non-linéaire,
4. stabilité asymptotique et poursuite de référence.

Suivant le choix de sorties du système, la linéarisation est soit exacte soit partielle. Pour la linéarisation partielle, une partie du système est rendue inobservable. La stabilité de cette partie non observable doit être prise en considération. La linéarisation par retour d'état est basée sur des concepts théoriques de la géométrie différentielle. Nous allons illustrer ces concepts pour les systèmes multi-entrées multi sorties (MIMO), qui seront par la suite appliqués à la machine asynchrone.

II.2. Système multi-entrée multi-sortie :

On considère le système carré (nombre d'entrées et de sorties égales) suivant :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x) + \sum_{i=1}^m g_i(x)u_i \\ y_j = h_j(x) \quad 0 \leq j \leq m \end{cases} \quad (\text{II -1})$$

Avec : $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$: Vecteur d'état ;

f, g_1, g_2, \dots, g_m : Champs de vecteurs.

h_1, h_2, \dots, h_m : Des fonctions analytiques.

On utilise souvent des notions de la géométrie différentielle et de topologie telles que la dérivée de Lie, le crochet de Lie, le difféomorphisme, la distribution, et l'involutivité.

II.3. Degrés relatif vectoriel :

Le système (II-1) a le degré relatif vectoriel (r_1, r_2, \dots, r_m) si :

$$1. L_{g_i} L_f^k h_j(x) = 0 \quad 1 \leq i \leq m, \quad 1 \leq j \leq m, \quad k \leq r_i - 1 \tag{II-2}$$

2. La matrice de découplage :

$$D(x) = \begin{pmatrix} L_{g_1} L_f^{r_1-1} h_1 & L_{g_2} L_f^{r_1-1} h_1 & \dots & L_{g_m} L_f^{r_1-1} h_1 \\ L_{g_1} L_f^{r_2-1} h_2 & L_{g_2} L_f^{r_2-1} h_2 & \dots & L_{g_m} L_f^{r_2-1} h_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ L_{g_1} L_f^{r_m-1} h_m & L_{g_2} L_f^{r_m-1} h_m & \dots & L_{g_m} L_f^{r_m-1} h_m \end{pmatrix} \tag{II -3}$$

Est non singulière.

Remarque 1

Le degré relatif r_i lié la sortie y_i représente le nombre de fois qu'il faut dériver cette sortie pour faire apparaître explicitement au moins une des entrées u_i ($1 \leq i \leq m$) [ISI98].

Remarque 2

Le fait que chaque sortie y_i possède un degré relatif r_i , cela ne signifie nullement que la non-singularité de la matrice $D(x)$. En effet, une colonne de celle-ci peut être nulle [ISI89].

II.4 Conditions de linéarisation exacte :

On construit les distributions (sous espaces) suivantes :

$$G_0 = span\{g_i, \quad 1 \leq i \leq m\}$$

$$\perp \perp \perp \perp \perp \perp \perp \perp \perp \perp \perp$$

$$G_{n-2} = span\{g_i, ad_f^j g_i, \quad 1 \leq i \leq m, \quad 1 \leq j \leq n-2\}$$

$$G_{n-1} = span\{g_i, ad_f^j g_i, \quad 1 \leq i \leq m, \quad 1 \leq j \leq n-1\}$$

Le système (II-1) admet une linéarisation exacte si seulement si :

- 1- la distribution G_{n-1} est de rang n
- 2- les distributions G_k ($0 \leq k \leq n-2$) sont involutives et de rangs constants.

II.5 Linéarisation exacte par retour d'état :

On considère que les conditions de linéarisation exacte sont vérifiées. Le degré relatif vectoriel satisfait alors la condition [ISI89] :

$$\sum_{i=1}^m r_i = n \tag{II -4}$$

Le difféomorphisme suivant met le système sous la forme normale :

$$\begin{aligned}
 z_i^1 &= f_i^1(x) = h_i(x) \\
 z_i^2 &= f_i^2(x) = L_f h_i(x) \\
 &\lll \\
 z_i^{ri} &= f_i^{ri}(x) = L_f^{ri-1} h_i(x) \quad 1 \leq i \leq m
 \end{aligned}
 \tag{II-5}$$

Dans ces coordonnées, le système (II-1) s'écrit comme:

$$\begin{aligned}
 \dot{z}_i^1 &= z_i^2 \\
 \dot{z}_i^2 &= z_i^3 \\
 &\lll \\
 \dot{z}_i^{ri-1} &= z_i^{ri} \\
 \dot{z}_i^{ri} &= b_i(z) + \sum_{j=1}^m d_{ij}(z) u_j \quad 1 \leq i \leq m
 \end{aligned}
 \tag{II-6}$$

Avec :

$$\begin{aligned}
 b_i(z) &= L_f^{ri} h_i(f^{-1}(z)) \\
 d_{ij}(z) &= L_{g_j} L_f^{ri-1} h_i(f^{-1}(z)) \quad 1 \leq i, j \leq m
 \end{aligned}
 \tag{II-7}$$

Les éléments d_{ij} de l'équation (II-7) sont identiques aux éléments de la matrice de découplage $D(x)$ donnée par (II-3).

II.6 Retour d'état linéarisant :

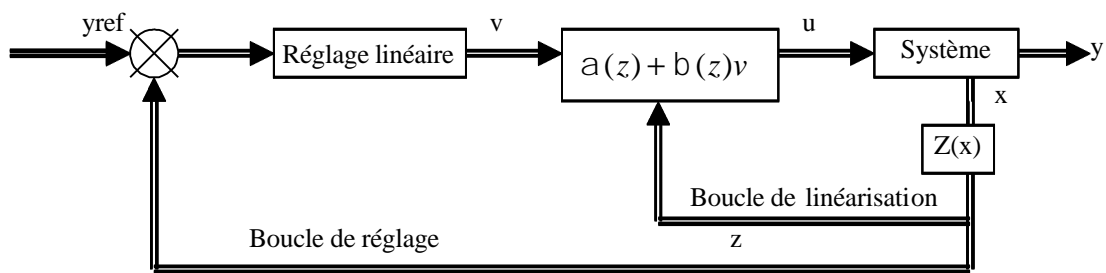
On applique le retour d'état suivant sur le système (II-6) :

$$\begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_m \end{pmatrix} = D^{-1}(z) \begin{pmatrix} v_1 - b_1 \\ v_2 - b_2 \\ \vdots \\ v_m - b_m \end{pmatrix}
 \tag{II-8}$$

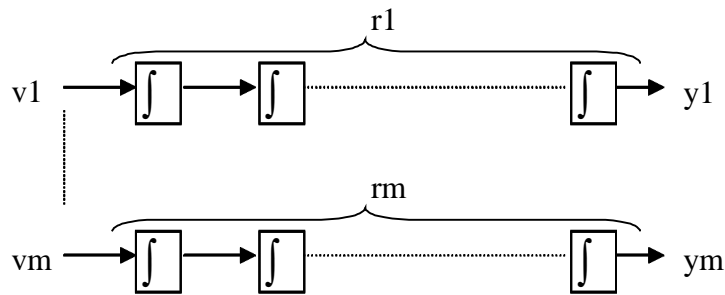
On obtient :

$$\begin{aligned}
 \dot{z}_i &= z_i^2 \\
 \dot{z}_i &= z_i^3 \\
 &\dots \\
 \dot{z}_i &= z_i^{r_i-1} \\
 \dot{z}_i &= v_i \quad 1 \leq i \leq m
 \end{aligned}
 \tag{II-9}$$

Le système (II-9) représente n intégrateurs indépendants en parallèle (figure II.1). Les entrées v_i ($1 \leq i \leq m$) sont obtenues par un réglage linéaire.



(a)



(b)

a. Boucles de linéarisation et de réglage. **b.** Forme canonique de Brunovsky

Figure II.1. Linéarisation exacte

II.7 Application à la asynchrone :

On applique la commande non linéaire au modèle réduit (I-18) de la machine asynchrone.

Etape 1 : Choix des grandeurs de sortie.

On reprenant le modèle réduit de la machine asynchrone précédent donné par:

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u
 \tag{II10}$$

Avec :

$$x = (x_1, x_2, x_3)^t = (\Phi_{dr}, \Phi_{qr}, \Omega)^t;$$

$$u = (u_1, u_2, u_3)^t = (i_{ds}, i_{qs}, W_{sl})^t;$$

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} f_1(x) \\ f_2(x) \\ f_3(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-x_1}{T_r} - p \cdot x_2 \cdot x_3 \\ \frac{-x_2}{T_r} + p \cdot x_1 \cdot x_3 \\ -\frac{C_r}{J} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{g}(\mathbf{x}) = [g_1(x) \quad g_2(x) \quad g_3(x)] = \begin{bmatrix} \frac{L_m}{T_r} & 0 & -p \cdot x_2 \\ 0 & \frac{L_m}{T_r} & p \cdot x_1 \\ \frac{-pL_m}{JL_r} x_2 & \frac{pL_m}{JL_r} x_1 & 0 \end{bmatrix}$$

Et afin de concevoir une structure de réglage des grandeurs (Φ_{dr} , Φ_{qr}) et de la vitesse Ω par bouclage linéarisant, les variables de sorties sont choisies comme [KAZ96], [BAR03b], [AMA05]:

$$\begin{aligned} h_1(x) &= x_1 = z_1 = \Phi_{dr} \\ h_2(x) &= x_2 = z_2 = \Phi_{qr} \\ h_3(x) &= x_3 = z_3 = \Omega \end{aligned} \quad (\text{II.11})$$

Etape 2 : calcul du degré relatif et changement de coordonnées.

Le degré relatif r est défini comme le nombre de fois qu'il faudrait dériver chaque sortie $z_i = h(x)$ du système pour faire apparaître explicitement une des grandeurs de commande u .

-sortie $h_1(x) = z_1$

Calculons la dérivée de z_1 .

$$z_1 = L_f h_1(x) + L_{g_1} h_1(x) \cdot u_1 + L_{g_2} h_1(x) \cdot u_2 + L_{g_3} h_1(x) \cdot u_3 = -\frac{1}{T_r} x_1 + x_2 \cdot u_3 + \frac{L_m}{T_r} \cdot u_1$$

Le degré relatif associé à la grandeur de sortie z_1 est : $r_1 = 1$

-sortie $h_2(x) = z_2$

Calculons la dérivée de z_2 .

$$z_2 = L_f h_2(x) + L_{g_1} h_2(x) \cdot u_1 + L_{g_2} h_2(x) \cdot u_2 + L_{g_3} h_2(x) \cdot u_3 = -\frac{1}{T_r} x_2 - x_1 \cdot u_3 + \frac{L_m}{T_r} \cdot u_2$$

Le degré relatif associé à la grandeur de sortie z_2 est : $r_2 = 1$

-sortie $h_3(x) = z_3$

Calculons la dérivée de z_3 .

$$z_3 = L_f h_3(x) + L_{g_1} h_3(x) \cdot u_1 + L_{g_2} h_3(x) \cdot u_2 + L_{g_3} h_3(x) \cdot u_3 = \frac{pL_m}{JL_r} (x_1 u_2 - x_2 u_1) - \frac{1}{J} (k_f x_3 + C_r)$$

Le degré relatif associé à la grandeur de sortie z_3 est : $r_3 = 1$

$$L_f h_1(x) = -\frac{x_1}{T_r}; \quad L_f h_2(x) = -\frac{x_2}{T_r}; \quad L_f h_3(x) = -\frac{k_f x_3}{J} - \frac{1}{J} C_r$$

$$L_{g_1}h_1(x) = \frac{L_m}{T_r} ; L_{g_2}h_1(x) = 0 ; L_{g_3}h_1(x) = x_2$$

$$L_{g_1}h_2(x) = 0 ; L_{g_2}h_2(x) = \frac{L_m}{T_r} ; L_{g_3}h_2(x) = -x_1$$

$$L_{g_1}h_3(x) = -\frac{pL_m}{JL_r}x_2 ; L_{g_2}h_3(x) = \frac{pL_m}{JL_r}x_1 ; L_{g_3}h_3(x) = 0$$

La somme des degrés relatifs correspondants aux sorties z_1, z_2 et z_3 et donnée par :

$$\sum_{i=1}^3 r_i = n = 3 \quad (\text{II.12})$$

Par conséquent, nous pouvons conclure que la linéarisation est exacte et que le système dans le nouvel espace d'état z qui en résulte s'écrit comme :

$$\begin{pmatrix} \dot{z}_1 \\ \dot{z}_2 \\ \dot{z}_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L_f h_1(x) \\ L_f h_2(x) \\ L_f h_3(x) \end{pmatrix} + D(x) \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \end{pmatrix} \quad (\text{II.13})$$

Où $D(x)$: est la matrice de découplage donnée par :

$$D(x) = \begin{pmatrix} L_{g_1}h_1(x) & L_{g_2}h_1(x) & L_{g_3}h_1(x) \\ L_{g_1}h_2(x) & L_{g_2}h_2(x) & L_{g_3}h_2(x) \\ L_{g_1}h_3(x) & L_{g_2}h_3(x) & L_{g_3}h_3(x) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L_{g_1}h_1(z) & L_{g_2}h_1(z) & L_{g_3}h_1(z) \\ L_{g_1}h_2(z) & L_{g_2}h_2(z) & L_{g_3}h_2(z) \\ L_{g_1}h_3(z) & L_{g_2}h_3(z) & L_{g_3}h_3(z) \end{pmatrix} \quad (\text{II.14})$$

Etape 3 : Retour d'état non-linéaire.

Pour que le retour d'état non-linéaire puisse être défini, il est impératif que la matrice de découplage soit non singulière. En effet, cette condition est vérifiée, étant donné que :

$$\det(D(x)) = \frac{pL_m^2}{JL_r T_r} (x_3^2 + x_4^2) \neq 0 \quad (\text{II.15})$$

Ainsi, nous déduisons les nouvelles variables de commande (v_1, v_2, v_3) qui assurent le découplage et la linéarisation du système telle que :

$$\begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \end{pmatrix} = D^{-1} \left\{ \begin{pmatrix} -L_f h_1(x) \\ -L_f h_2(x) \\ -L_f h_3(x) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \end{pmatrix} \right\} = \frac{1}{\det(D(x))} \begin{pmatrix} \frac{pL_m}{JL_r} x_1^2 & \frac{pL_m}{JL_r} x_1 x_2 & -\frac{L_m}{T_r} x_2 \\ \frac{pL_m}{JL_r} x_1 x_2 & \frac{pL_m}{JL_r} x_2^2 & \frac{L_m}{T_r} x_1 \\ \frac{pL_m^2}{JL_r T_r} x_2 & -\frac{pL_m^2}{JL_r T_r} x_1 & \frac{L_m^2}{T_r^2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v_1 + \frac{1}{T_r} x_1 \\ v_2 + \frac{1}{T_r} x_2 \\ v_3 + \left(\frac{k_f}{J} x_3 + \frac{1}{J} C_r\right) \end{pmatrix} \quad (\text{II.16})$$

Le nouveau système d'état est par conséquent représenté par trois intégrateurs donnant trois sous systèmes linéaires et entièrement découplés définie comme :

$$\begin{aligned} \dot{z}_1 &= \dot{x}_3 = v_1 \\ \dot{z}_2 &= \dot{x}_4 = v_2 \\ \dot{z}_3 &= \dot{x}_5 = v_3 \end{aligned} \quad (II.17)$$

Le schéma du processus de commande est illustré dans la figure (II-2):

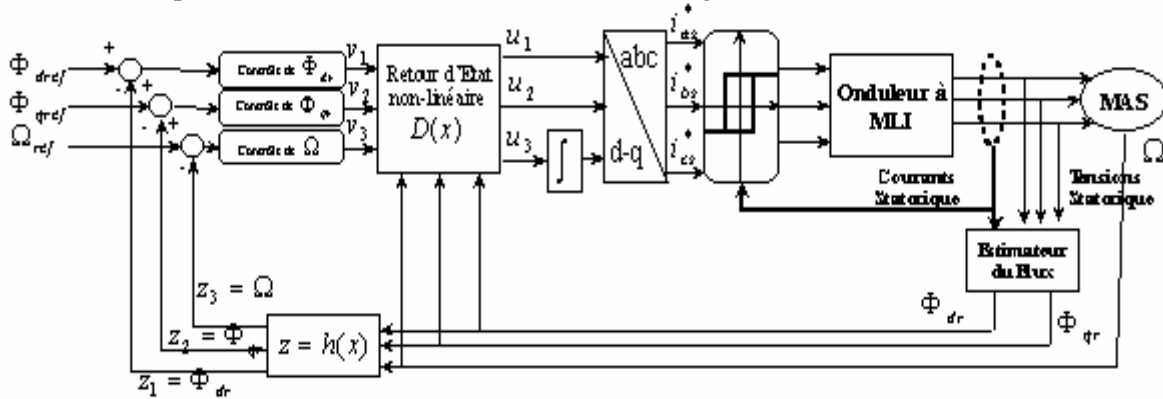


Figure II.2. Schéma de commande par retour d'état linéarisant de la machine asynchrone.

Etape 4: Stabilité asymptotique et poursuite de référence.

Afin d'assurer une certaine stabilité du système, ainsi qu'une réponse rapide et bien amortie, nous avons opté pour la commande par placements de pôles. La synthèse des commandes v_1 , v_2 et v_3 est régie par les relations suivantes [LAL99], [BAR03b], [AMA05]:

$$\begin{aligned} v_1 &= k_{p1} \cdot (z_{1ref} - z_1) + k_{I1} \cdot \int_0^t (z_{1ref} - z_1) \cdot dt \\ v_2 &= k_{p2} \cdot (z_{2ref} - z_2) + k_{I2} \cdot \int_0^t (z_{2ref} - z_2) \cdot dt \\ v_3 &= k_{p3} \cdot (z_{3ref} - z_3) + k_{I3} \cdot \int_0^t (z_{3ref} - z_3) \cdot dt \end{aligned} \quad (II.18)$$

avec z_{1ref} , z_{2ref} , z_{3ref} : les références des deux composantes du flux rotorique et de la vitesse respectivement. Les coefficients k_{p1} , k_{I1} , k_{p2} , k_{I2} , k_{p3} , k_{I3} sont choisis par un placement de pôles.

Une simulation numérique a été effectuée en 4 étapes consécutives (Figure. II.3):

- un démarrage à vide du moteur sous une référence de la vitesse $\Omega_{ref} = 100\text{rd/sec}$ avec des références du flux $F_{qr} = 0.3 \text{ Wb}$ et $F_{dr} = 0.8\text{Wb}$,
- diminution de cette référence à une valeur $F_{dr} = 0.4\text{Wb}$ entre les instants $t = 0.5\text{sec}$ et $t = 1\text{sec}$,
- rebasculement de cette dernière référence vers sa valeur initiale $F_{dr} = 0.8\text{Wb}$ à $t = 1\text{sec}$,
- application d'une inversion de vitesse (100 rd/sec , -100rd/sec) à $t = 1.5\text{sec}$.

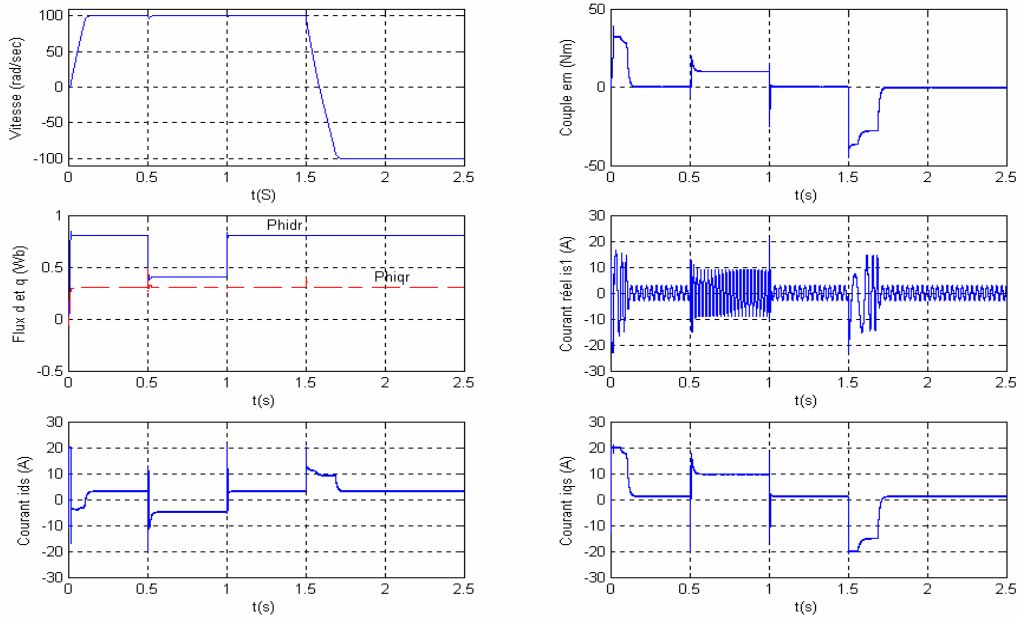


Figure II.3. Résultats de simulation de la commande par retour d'état linéarisant dans le cas idéal

D'après ces résultats, il est clair que la brusque variation de l'une ou l'autre des trois références n'affecte nullement les deux autres. Ce qui nous permet d'affirmer qu'un découplage total entre les trois grandeurs de la machines (F_{dr} , F_{qr} , Ω) est réalisé.

II.8 Commande Hybride Linéarisante et a Orientation du flux Rotorique :

L'introduction de la condition d'orientation du flux rotorique ($\Phi_{qr} = 0$ et $\Phi_{dr} = \Phi_r$) dans le modèle (II.13), nous permet d'obtenir une commande hybride associant la commande vectorielle et celle non-linéaire par retour d'état. L'avantage apporté par une telle technique réside d'une part, dans la réduction de la complexité des deux schémas de commande représentés aux figures (I.5) et (II.2), tout en gardant des performances similaires à ceux de la machine à courant continu, et surtout un découplage *Couple-flux* non restreint à la plage de vitesses inférieures à celle nominale mais effectif sur toute la plage de variation de la vitesse de rotation du moteur [BAR03b], [AMA05]. Cette commande hybride est régit par le système d'équation suivant:

$$\begin{pmatrix} \dot{z}_1 \\ \dot{z}_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{1}{T_r} z_1 \\ -\frac{C_r}{J} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{L_m}{T_r} & 0 \\ 0 & \frac{pL_m}{J \cdot L_r} z_1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_1 \\ u_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{1}{T_r} z_1 \\ -\frac{C_r}{J} \end{pmatrix} + D^*(x) \begin{pmatrix} u_1 \\ u_3 \end{pmatrix} \quad (II.19)$$

Le retour d'état linéarisant appliqué est défini par:

$$\begin{pmatrix} u_1 \\ u_3 \end{pmatrix} = D^*(x)^{-1} \left\{ \begin{pmatrix} -L_f h_1(x) \\ -L_f h_3(x) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} v_1 \\ v_3 \end{pmatrix} \right\} \quad (II.20)$$

Par conséquent, le système résultant est décrit par les équations suivantes:

$$\begin{aligned} \dot{z}_1 &= v_1 \\ \dot{z}_3 &= v_3 \end{aligned} \quad (\text{II.21})$$

Le schéma de commande de cette association entre les deux commandes, linéarisante et vectorielle, est illustré à la figure (II.4).

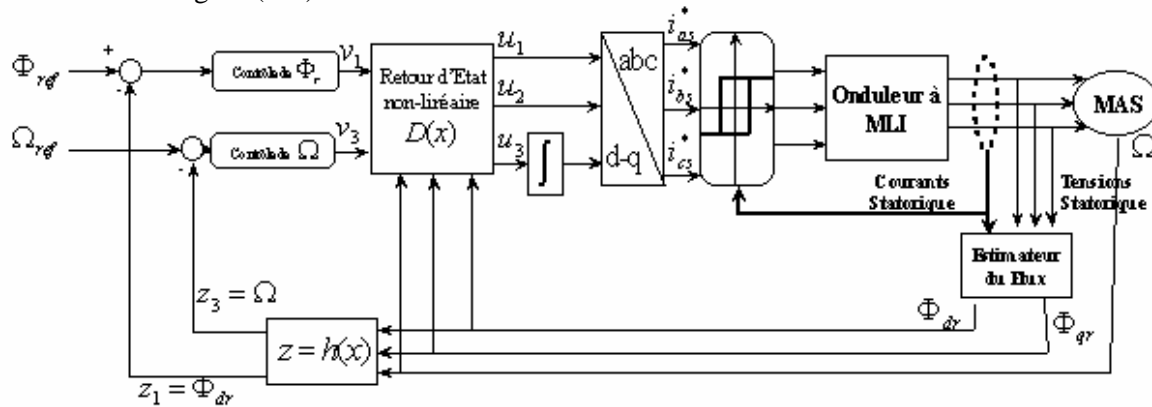


Figure II.4. Schéma de commande Hybride : Linéarisante et vectorielle.

De même que pour la section (II.7), la synthèse des commandes v_1 et v_3 est régie par:

$$\begin{aligned} v_1 &= k_{p1} \cdot (z_{1ref} - z_1) + k_{I1} \cdot \int_0^t (z_{1ref} - z_1) \cdot dt \\ v_3 &= k_{p3} \cdot (z_{3ref} - z_3) + k_{I3} \cdot \int_0^t (z_{3ref} - z_3) \cdot dt \end{aligned} \quad (\text{II.22})$$

avec : z_{1ref} , z_{3ref} : les références du flux rotorique et de la vitesse respectivement.

k_{p1} , k_{I1} , k_{p3} , k_{I3} : sont eux aussi choisis par un placement de pôles.

Une simulation numérique de la structure de réglage hybride a été effectuée dans les mêmes conditions que ceux de la section (II.7). Les résultats obtenus sont représentés aux figures (II.5 à II.8). La figure (II.5) montre d'une part que le découplage entre les deux grandeurs couple et flux rotorique est réalisé et d'autre part, que l'orientation du flux rotorique sur l'axe "d" est mise en évidence par la poursuite de la référence du flux rotorique imposée à 1Wb par la composante directe Φ_{dr} et par l'annulation de Φ_{qr} . La figure (II.6) montrent clairement que la commande par placements de pôles est sensible à la variation des paramètres de la machine (la résistance et l'inductance rotoriques). En effet, dans ces deux cas, une nette détérioration du flux rotorique est notée et est d'autant plus accentuée que la variation de R_r augmente. Par contre, la vitesse et le couple ne sont pas très affectés par les incertitudes paramétriques inhérentes à la machine. Deux autres essais ont été également effectués dans les mêmes conditions précédentes avec cependant une non estimation du couple résistant dans le premier essai (Fig.II.7) et une estimation de ce dernier dans le second (Fig.II.8).

Les performances du système obtenues sont eux aussi détériorées plus particulièrement ceux de la vitesse et du couple C_{em} dues à la dépendance de la vitesse par rapport au couple résistant.

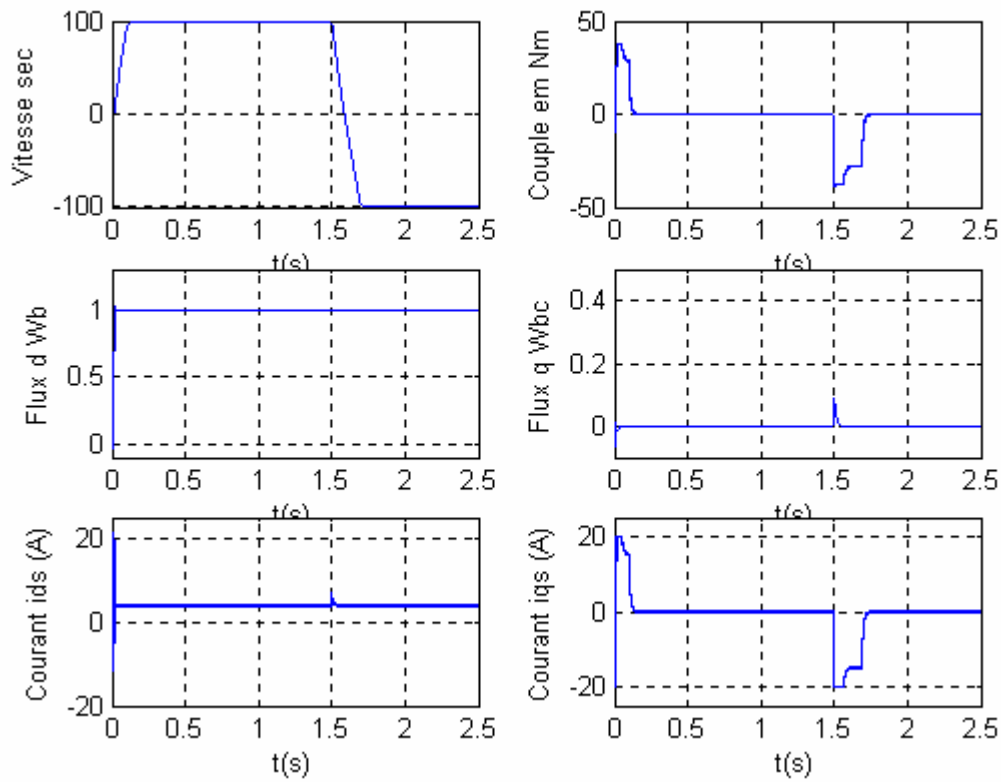
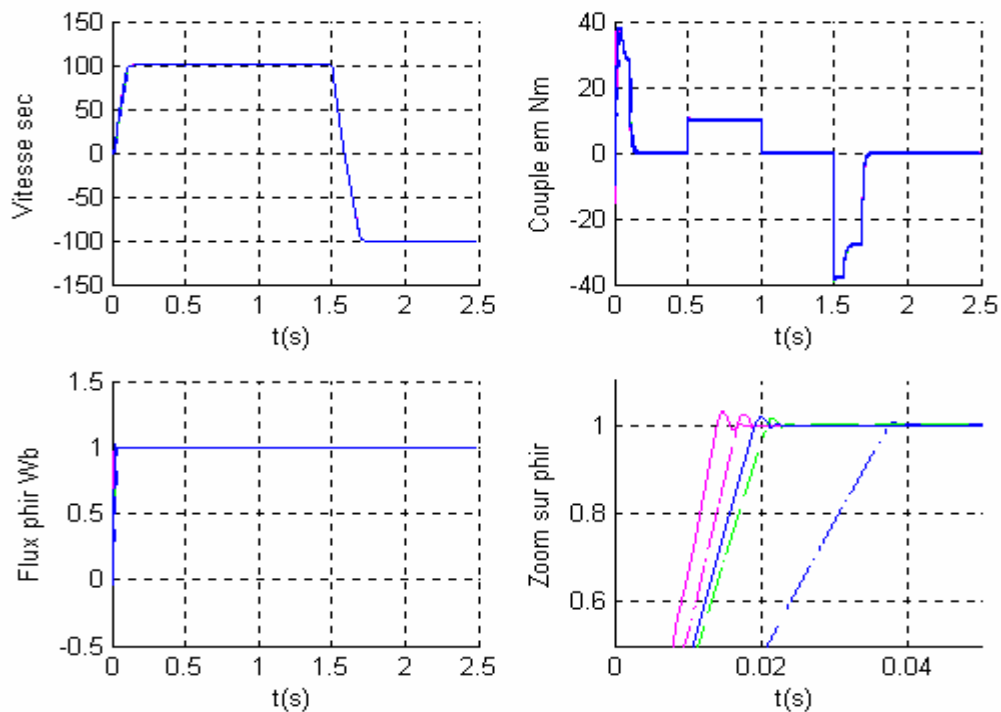
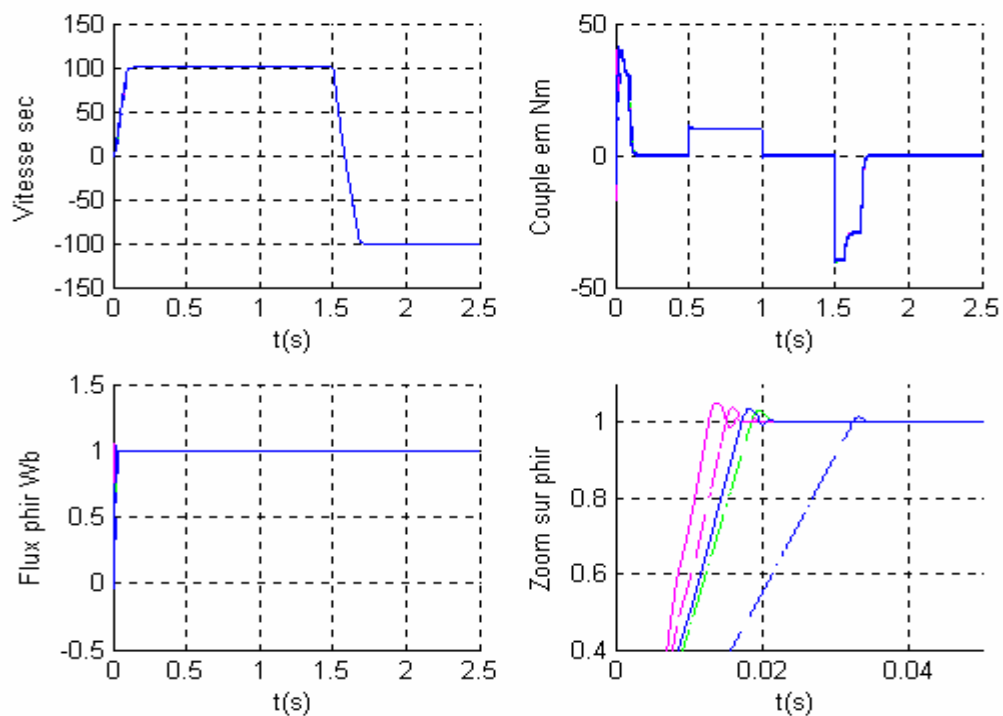


Figure II.5. Simulation numérique de la commande hybride : linéarisante et vectorielle
Dans le cas idéal



a) Les inductances sont connues avec certitude



b) Les inductances sont connues à 5% près

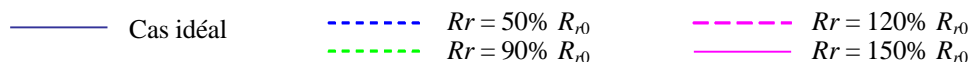


Figure II.6 Résultat d simulation pour une variation de la résistance R_r avec estimation de la charge C_r

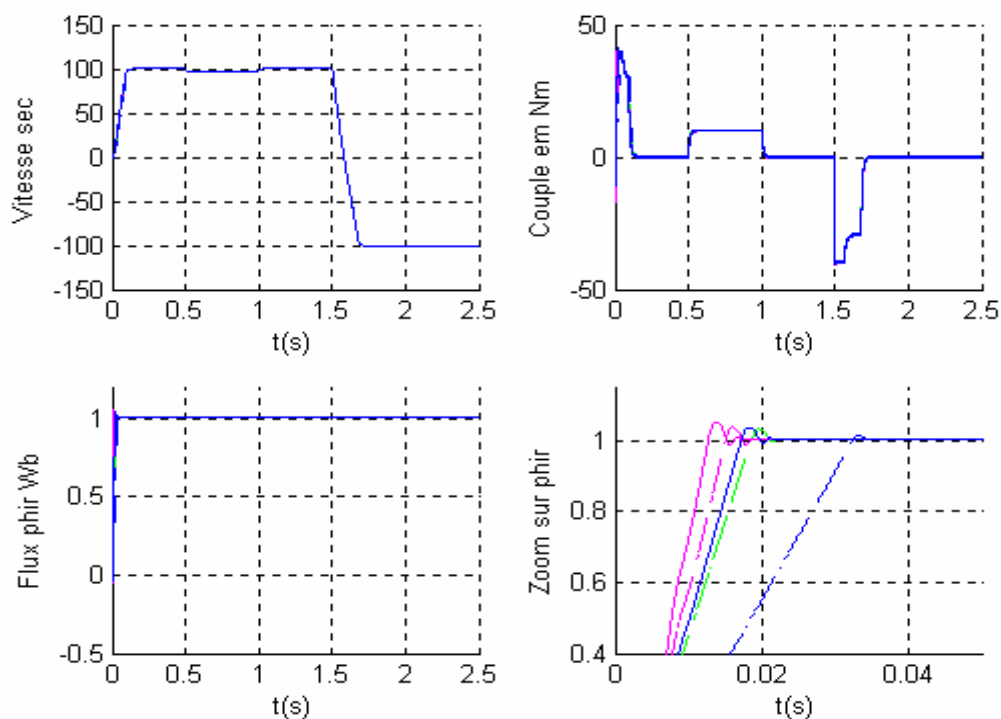


Figure II.7 Résultat de simulation pour une variation de la résistance R_r sans estimation de la charge (les inductances sont connues à 5% près)

II.9 Conclusion :

Le bouclage linéarisant transforme le système original en un système équivalent linéaire et découplé à condition que la matrice de découplage soit non singulière. Si cette condition est violée, il faudra redéfinir les sorties, de sorte que la matrice soit inversible, ou redéfinir de nouvelles entrées qui ne sont rien d'autre que les dérivées des entrées du système. Néanmoins, par un souci d'orientation du flux sur l'axe d dans un repère lié au champ tournant, une commande hybride combinant la commande vectorielle et celle par bouclage linéarisant a été proposée. Cette technique concilie entre les performances des deux commandes d'origine en permettant en plus d'avoir un schéma de commande plus simple à implémenter. Néanmoins, elle nécessite la disponibilité de tous les états et ne garantit pas une robustesse face à des incertitudes paramétriques et perturbations externe. Pour pallier à ces inconvénients, nous faisons recours à un réglage d'état qui fera l'objet du chapitre suivant.

Chapitre III

Commande Hybride Et Par Réglage d'Etat de la Machine Asynchrone

Chapitre III

Commande Hybride Et Par Réglage d'Etat de la Machine Asynchrone

III.1. 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 va introduire un changement dans l'emplacement des pôles du système et entraîne ainsi une modification dans la dynamique globale du système à régler (temps de réponse, dépassement, etc.) [AMA05], [BAK97], [BOU95], [BUH88]. La notion d'état a été introduite par **THURING** en 1936 en même temps que la notion d'évolution dans les automates. Ce concept a été repris par **SHANON** dans sa théorie de l'information. En automatique, c'est certainement **RE KALMAN** qui a apporté la contribution la plus importante à la théorie des systèmes basés sur cette notion [BUH86], [BUH88], [BAK97], [AMA05].

La représentation d'état est une vision de la théorie des systèmes reposant sur le concept d'énergie. La démarche est naturelle, puisque l'évolution des comportements d'un système, à partir d'un instant donné, dépend non seulement des sollicitations extérieures, mais également de son état énergétique à cet instant. Cet état initial constitue, pour le système, une mémoire représentée par des variables qui sont alors des facteurs d'énergie potentielle ou cinétique, tels que la tension au borne d'un condensateur ou le courant dans une inductance. Le vecteur d'état n'est pas unique ; en effet, le flux dans l'inductance ou le couple moteur est également des facteurs d'énergie car ils sont liés au courant [BOU95], [BUH86]. 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 [BAK97], [BOU95], [BUH86], [AMA05].

Ce chapitre est entièrement consacré à la commande par réglage d'état. A cet effet, nous introduisons les principes fondamentaux de ce type de réglage, que nous appliquons au processus de commande Hybride de la machine asynchrone présentée au chapitre précédent.

III.2. Réglage par Retour d'Etat :

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

III.2.1 Equation d'Etat du Système :

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

$$\begin{cases} \dot{x}_s(t) = A_s x_s(t) + B_s u(t) + B_v v(t) \\ y(t) = C_s^t x_s(t) \end{cases} \quad \text{(III-1)}$$

A (n*n) : représente la matrice de dynamique du système, B (n*m) : matrice des entrées de commande, B_v (n*r) : vecteur de perturbation extérieures, C (n*p) : matrice d'observation.

III.2.2 Equation du Régulateur Intégrateur

Pour annuler l'écart de réglage en régime établi, il est nécessaire d'introduire un régulateur intégrateur décrit par l'équation suivante [BUH86]:

$$x_r = \frac{1}{T_i} \int (w - y) dt \quad w : \text{vecteur de consigne.} \quad \text{(III-2)}$$

III.2.3 Structure Générale du Réglage d'Etat

Le réglage par retour d'état adopté est basé sur une structure optimale obtenue par la minimisation d'un critère quadratique d'intégral définie par [BUH86] :

$$I = e^t Q_e e + x_r^t Q_r x_r + \int (e^t Q_e e + x_r^t + u^t R u) dt \quad \text{(III-3)}$$

Avec : e=w-y

Les matrices Q_e, Q_r et R sont des matrices de pondération respectivement pour l'écart du réglage e le vecteur d'état du régulateur x_r, et la commande u. 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 [BUH86], [BUH88]:

$$u = -k_s^t x_s + k_r x_r + k_w w - k_v v \quad \text{(III-4)}$$

La présence d'un retour d'état est particulièrement intéressante pour le concepteur qui se trouve ainsi ramène, en quelque sorte, à une structure comparable aux traditionnelles 'boucle fermée' des régulateurs classiques. L'avantage de ces compensations en réaction est bien sûr de permettre de tenir compte en permanence de l'état du système physique. La loi de commande définie par l'équation (III-4) nous permet d'élaborer la structure optimale pour un système monovariable comme le montre la figure (III-1) [BUH86] :

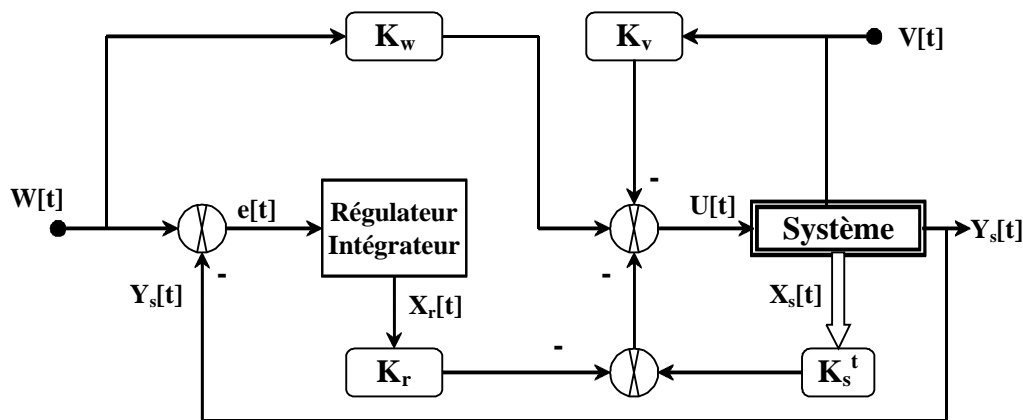


Figure. (III-1) : Structure optimal de réglage.

Dans cette structure, les coefficients k_s^T, k_r, k_w, k_v sont à déterminer. On présentera des règles, permettant la détermination de ces coefficients. Dans ce but, on peut considérer k_s^T et k_r comme la contre réaction d'état du système global. En imposant les pôles du système global, il est possible d'obtenir k_s^T et k_r , comme on le montrera par la suite. Par contre, les coefficients k_w et k_v ne dépendent pas des pôles et leur détermination exige d'autres réflexions qui vont être évoquées plus tard. Enfin, on établira encore les fonctions de transfert du système global par rapport à la grandeur de la consigne.

III.2.4 Equations du Réglage

Le modèle mathématique du système monovariante à régler est donné par :

$$\begin{cases} \dot{x}_s(t) = A_s x_s(t) + B_s u(t) + B_{sv} v(t) \\ y(t) = C_s^t x_s(t) \end{cases} \quad (III-5)$$

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

$$\dot{x}_r = \frac{1}{T_i} \int (w - y) dt \quad (III-6)$$

En introduisant le vecteur d'état global :

$$X = \begin{pmatrix} x_s \\ x_r \end{pmatrix}$$

Les équations d'état du système global deviennent :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + B_w w(t) + B_v v(t) \\ y_s(t) = C^t x(t) \end{cases} \quad (III-7)$$

Avec : $A = \begin{pmatrix} A_s & 0 \\ -C_s^t & 1 \end{pmatrix}$; $B = \begin{pmatrix} B_s \\ 0 \end{pmatrix}$; $B_w = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$; $B_v = \begin{pmatrix} B_{sv} \\ 0 \end{pmatrix}$; $C^t = \begin{pmatrix} C_s^t & 0 \end{pmatrix}$

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

$$u(t) = -k^t x(t) + k_w w(t) - k_v v(t) \quad (\text{III-8})$$

$$\text{Avec } k^t = \begin{bmatrix} k_s^t & -k_r \end{bmatrix}$$

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

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A_G x(t) + B_{g_w} w(t) + B_{G_v} v(t) \\ y_s(t) = C^t x(t) \end{cases} \quad (\text{III-9})$$

$$A_G = A - Bk^t$$

$$\text{Avec : } B_{G_w} = B_w + Bk_w$$

$$B_{G_v} = B_v - Bk_v$$

III.2.5 Détermination des Coefficients du Réglage d'Etat

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.

III.2.5.1 Coefficients de la contre réactions 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 [Buh86] :

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

$$\begin{aligned} S_n &= B \\ S_{i-1} &= AS_i + a_{i-1} S_n ; \quad i=1, \dots, n-1 \end{aligned} \quad (\text{III-10})$$

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

$$\det(pI - A) = \sum_{i=0}^n a_i p^i ; \quad a_n=1. \quad (\text{III-11})$$

Les coefficient de la contre réaction d'état sont donnees par :

$$K^t = k_r^t T \quad \text{ou} \quad k_{ri} = \hat{a}_{i-1} - a_{i-1} ; \quad i=1, \dots, n \quad (\text{III-12})$$

La détermination de k^t nécessite une assignation des pôles de manière à déterminer les coefficients \hat{a}_i désires. Il faut noter que le choix des pôles dépend du comportement dynamique de l'équation caractéristique du système global en boucle fermée :

$$P(p) = \prod_{i=1}^n (p - a_i) = \sum_{i=0}^n \hat{a}_i p^i ; \quad \hat{a}_n=1 \quad (\text{III-13})$$

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

III.2.5.2 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 du système en boucle fermée [Buh86], donc :

$$k_w = \frac{k_r}{1 - a_i} \quad \text{Ou} \quad a_i : \text{étant le pôle à compenser.} \quad (\text{III-14})$$

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 [Buh86], ce qui abouti à :

$$k_v = \frac{C_s^t (I - A_s + B_s k_s^t)^{-1} B_{sv}}{C_s^t (I - A_s + B_s k_s^t)^{-1} B_s} \quad (\text{III-15})$$

III.3 : Application a la commande hybride de la machine asynchrone :

Dans ce paragraphe, nous introduisons le concept du réglage d'état dans le processus de commande hybride. Les deux régulateurs de vitesse et de flux rotorique de la figure (II.4) sont remplacés par des régulateurs du réglage d'état. Ce qui impose un choix de placement de pôle sur chaque axe (d,q) (figure III.2) [AMA05]:

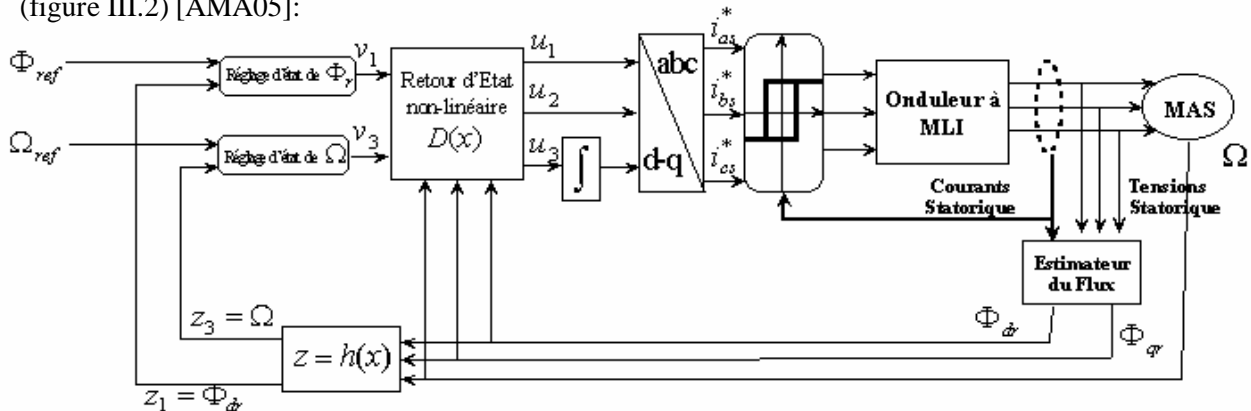


Figure III.2. Schéma du processus de commande par réglage d'état

Le nouveau système déduit de la commande hybride est linéaire et totalement découplé, présenté par le modèle d'état suivant [AMA05]:

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} \begin{pmatrix} \Phi_r \\ \Omega \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v_1 \\ v_3 \end{pmatrix} \\ y = \begin{pmatrix} \Phi_r \\ \Omega \end{pmatrix} \end{cases} \quad \text{avec} \quad A = [0] \quad B = [1] \quad C = [1] \quad (\text{III.16})$$

On peut décomposer ce modèle en deux sous système monovariabiles linéaires et découplé :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} \Phi_r = v_1 \\ y = \Phi_r \end{cases} \quad \text{et} \quad \begin{cases} \frac{d}{dt} \Omega = v_3 \\ y = \Omega \end{cases} \quad (\text{III.17})$$

On va étudier l'application du réglage d'état à un sous système monovariable par exemple celui du flux et par identification en déduira le réglage pour le deuxième sous système. Le régulateur intégrateur est représenté par l'équation :

$$\frac{dx_r}{dt} = \frac{1}{T_i} (\Phi_r^* - C_s^t x_s) = \frac{1}{T_i} (\Phi_r^* - \Phi_r) \quad (\text{III-18})$$

T_i : la constante d'intégration.

Le nouveau vecteur d'état global du système est le suivant :

$$x = \begin{pmatrix} \Phi_r \\ x_r \end{pmatrix} \quad (\text{III.19})$$

Il possède la dimension $n=n_s+1$, ou n_s est la dimension du vecteur d'état du système à régler (dans notre cas $n_s=1$).

La commande est donnée par :

$$v_1 = k_w \Phi_r^* + k_r x_r - k_v C_r - k \Phi_r \quad (\text{III-20})$$

on obtient en introduisant le vecteur d'état global x :

$$v_1 = k_w \Phi_r^* - k_v C_r - k \Phi_r \quad (\text{III-21})$$

avec le vecteur ligne de la contre réaction d'état :

$$k = [k_s^T \quad -k_r] \quad (\text{III.22})$$

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

$$\dot{x} = A_G x + b_{Gw} \Phi_{ref} + b_{Gv} C_r \quad (\text{III.23})$$

Avec :

$$A_G = A - bk^T = \begin{bmatrix} -k_s^T & k_r \\ -\frac{1}{T_i} & 0 \end{bmatrix}; \quad b_{Gw} = b_w + bk_w = \begin{bmatrix} k_w \\ \frac{1}{T_i} \end{bmatrix}; \quad b_{Gv} = b_v - bk_v = \begin{bmatrix} -k_v \\ 0 \end{bmatrix} \quad (\text{III.24})$$

III.3.1. Equation caractéristique du système global :

Lorsqu'on pose $\Phi_r^* = 0$ et $C_r = 0$ dans (III.23), on obtient à l'aide de la transformation de Laplace $s.x(s) = A_G .x(s)$

On trouve donc :

$$x(s) = \frac{1}{\det(sI - A_G)_{adj}} \quad (\text{III.25})$$

De cette relation, on obtient l'équation caractéristique du système global fermé :

$$P(s) = s^2 + ks + \frac{k_r}{T_i} = 0 \quad (\text{III.26})$$

D'autre part, cette équation peut être écrite par la relation sous la forme suivante:

$$s^2 + a_1s + a_0 = 0 \quad (III.27)$$

Sans faire appel à la forme canonique de réglage, il suffit de faire l'identification entre les deux équation caractéristiques (III-26) et (III-27), ce qui conduit à :

$$\begin{cases} k = a_1 \\ k_r = T_r a_0 \end{cases} \quad (III.28)$$

Pour la détermination des coefficients de la contre réaction d'état, on fera appel au principe de l'imposition des pôles. On imposera donc par la suite les deux pôles p_1, p_2 du système global fermé et on déduit les coefficients par le théorème de Viète, à savoir :

$$\begin{cases} a_1 = -(p_1 + p_2) \\ a_0 = p_1 p_2 \end{cases} \quad (III.29)$$

K_w est choisi de façon à compenser un pôle réel du système global fermé tel que :

$$K_w = -\frac{K_r}{p_i T_i} \quad \text{avec} \quad p_i : \text{Le pole à compenser}$$

$$K_w = \frac{K_r}{r T_i} \quad (III.30)$$

et $K_v = 0 \quad (III.31)$

Une simulation numérique e été effectuée dans les mêmes conditions d'essai que ceux du chapitre précédent.

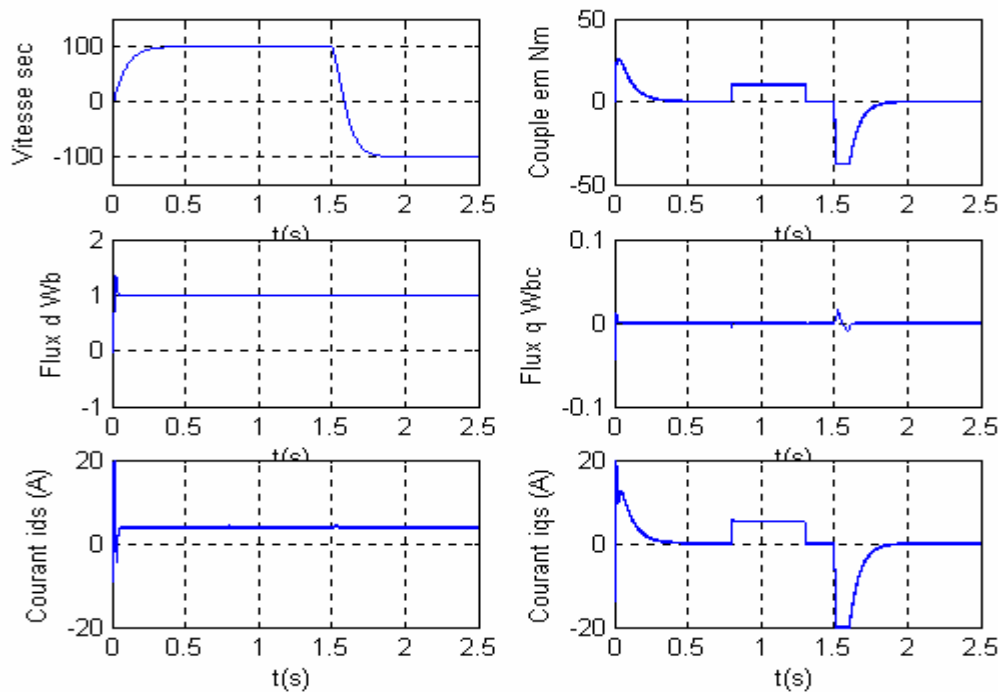
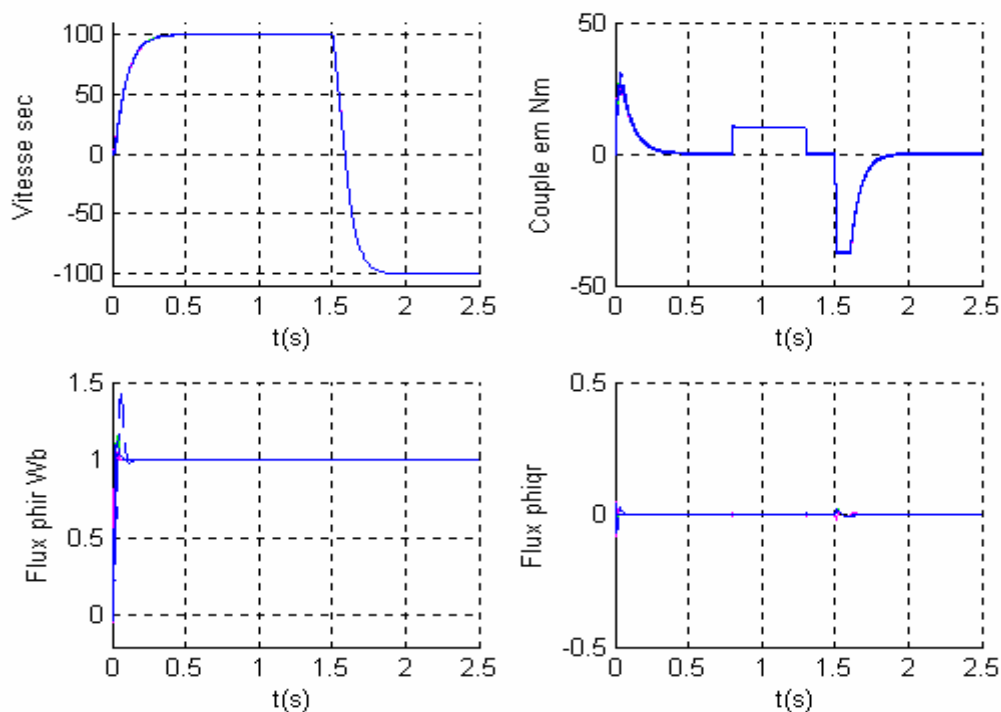
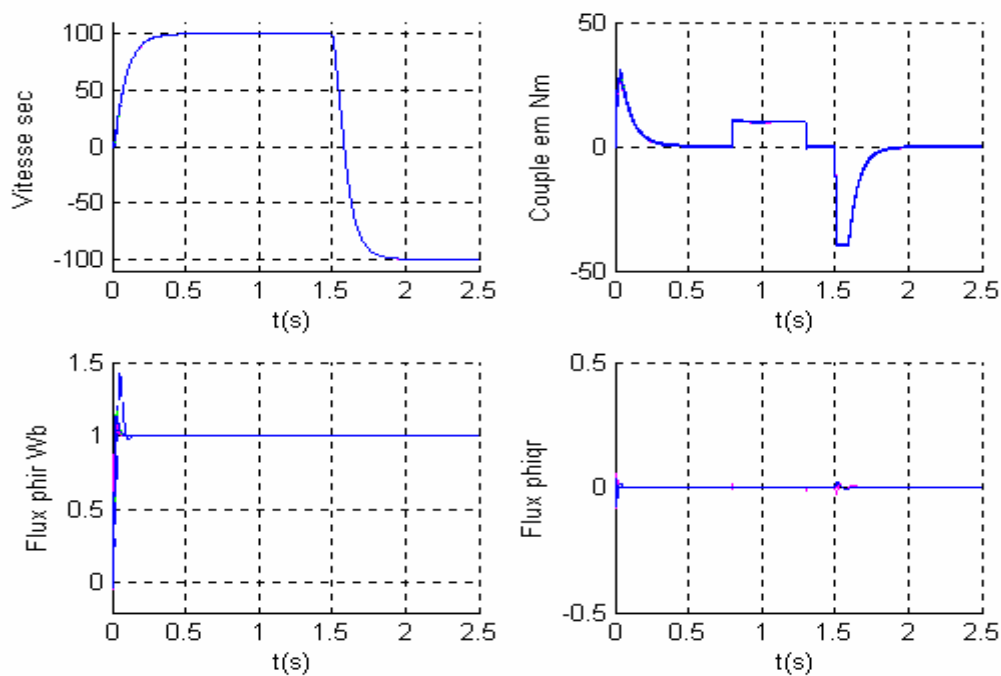


Figure III.3. Résultat de simulation du réglage d'état dans le cas idéal



a) Les inductances sont connues avec certitude



b) Les inductances sont connues à 5% près

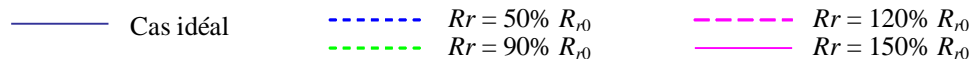
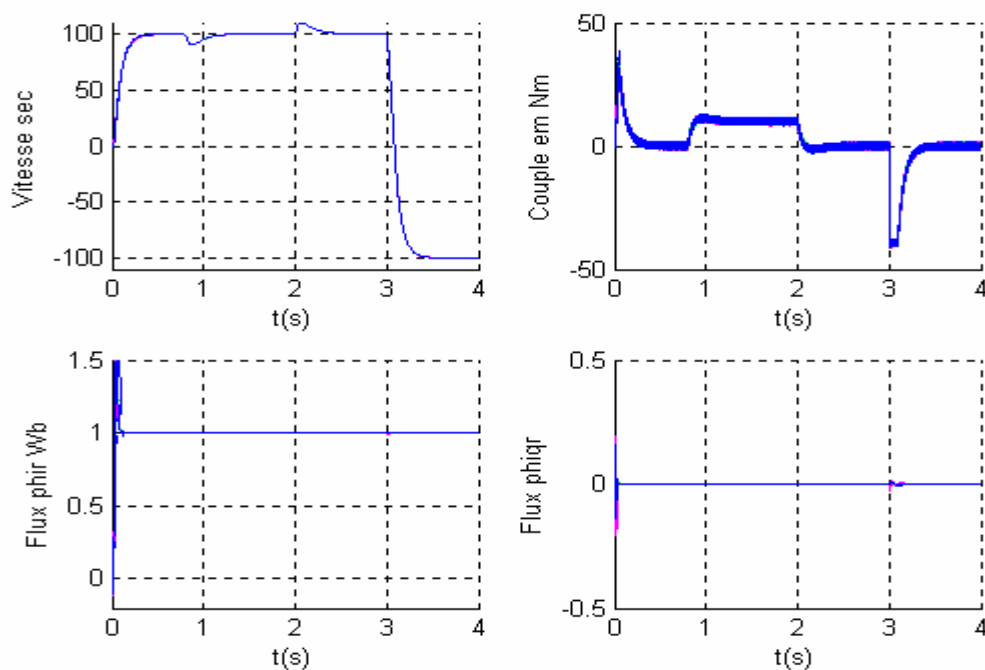
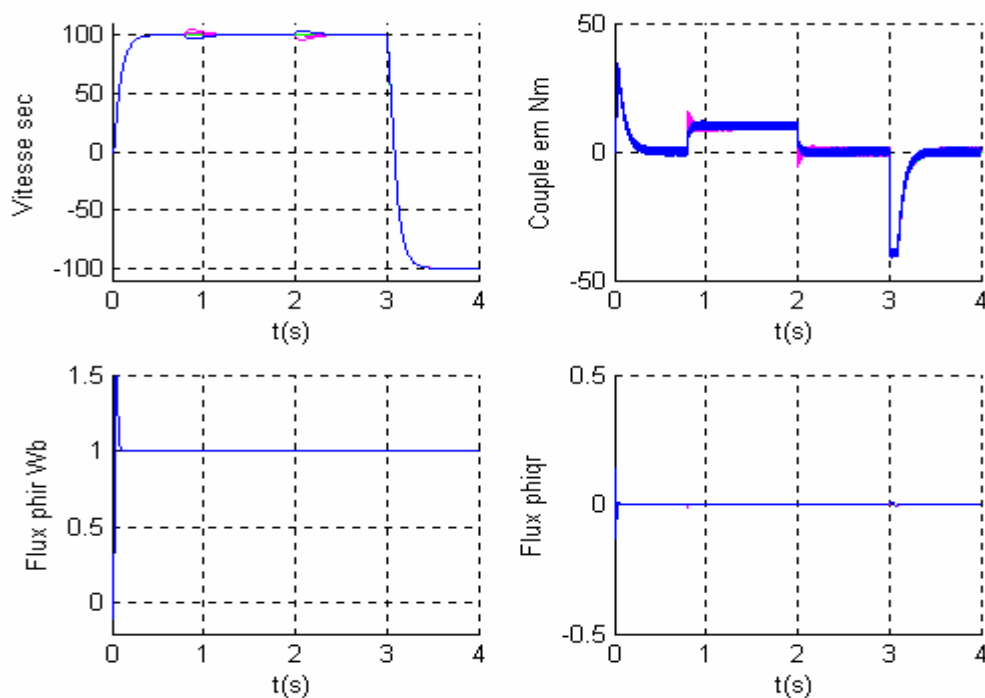


Figure III.4. Résultats de simulation pour une variation de la résistance R_r avec estimation de la charge



a) Sans estimation de la charge



b) Estimation de la charge



Figure III.5. Résultats de simulation pour une variation de la résistance $R_r = 90\% R_{r0}$
 (les inductances sont connues à 5% près)

L'application du réglage d'état à la machine asynchrone a permis de mettre en évidence la robustesse vis-à-vis des variations paramétriques et perturbations externes et la poursuite de trajectoires désirées obtenues avec ce type de commande quelles que soit les conditions de fonctionnements du système, relativement à celles obtenues avec la régulation par placements de pole.

III.4 Les inconvénients et les contraintes liées à la commande classique :

L'étude critique des différents modes de commande présentés précédemment permet de conclure que, d'un coté, ces techniques assurent de bonnes performances et permettent de résoudre plusieurs problèmes liés à la commande de la machine asynchrone, mais d'un autre coté, leur utilisation est accompagnée par plusieurs inconvénients, entre autres nous pouvons citer :

- Pour avoir une commande précise, on doit disposer d'un modèle qui est le plus représentatif possible de la machine asynchrone, ce qui n'est pas toujours évident. En effet, les procédures d'estimation et de mesure engendrent des erreurs systématiques qui ne peuvent pas être totalement composées.
- Pour obtenir une robustesse face à la variation et à l'incertitude des paramètres, nous devons procéder à une identification en temps réel. Toutefois, les algorithmes utilisés ne permettent pas d'avoir les paramètres avec exactitude. Ainsi, l'écart entre le modèle identifié et le modèle réel persistera toujours et une compensation complète de l'effet de ces variations paramétriques sur les performances de la machine asynchrone n'est jamais atteinte.

Par ailleurs, en plus de la dynamique non linéaire de la machine asynchrone, si en considère que certaines variables d'état sont mesurées, que d'autres sont estimées ou observées et que certaines d'entre elles sont identifiées, des erreurs peuvent survenir rendant l'analyse du système de commande résultant impossible. De plus, pour avoir de bonnes performances, une connaissance précise de flux est exigée, d'où la contrainte de la nécessité d'avoir recours à un observateur de flux fiable.

III.5 Conclusion :

A la lumière de l'analyse développée concernant les diverses solutions envisagées pour résoudre les problèmes liés à la commande de la machine asynchrone, nous pouvons conclure que chaque type de commande peut être avantageux dans un sens et désavantageux dans un autre. A cet effet, de nos jours, la recherche de solutions adéquates pour la commande des systèmes intelligents entre autres les réseaux de neurones artificiels permettant d'élaborer une commande neuronale non-linéaire susceptible de surmonter certains problèmes liés à la commande de la machine asynchrone entre autres :

- Permettre une identification précise des termes non-linéaires utiles pour générer l'action de Commande par retour d'état linéarisant.
- La compensation des erreurs dues à l'estimation et aux mesures.

-Le découplage exact entre la commande de la vitesse et du flux rotoriques.

-L'établissement d'une commande précise, robuste et simple à implémenter qui assure de meilleures performances lors de la poursuite et de la régulation dans les différents régimes de fonctionnement de la machine asynchrone.

Dans ce sens, le chapitre suivant est consacré au préalable à l'analyse des principes de fonctionnement, d'apprentissage et de commande par réseaux de neurones artificiels afin de nous faciliter la sélection du type de réseaux le plus approprié et son introduction dans l'application envisagée.

Chapitre IV

Commande Hybride Par Réseaux de Neurones
Artificiels de la Machine Asynchrone

Chapitre IV

*Commande Hybride Par Réseaux de neurones Artificiels de la Machine Asynchrone***IV.1 HISTORIQUE :**

Le développement, dans les années 40, des réseaux de neurones artificiels (RNA) ou réseaux de neurones formels résulte des travaux de plusieurs chercheurs visant à reproduire un comportement intelligent à partir d'un modèle neuronal simplifié [BOS00], [BOS01].

Pour cela, au travers de différents modèles, ces chercheurs ont essayé de développer des outils capables d'apprendre, de reconnaître et surtout d'acquérir la capacité d'effectuer une tâche spécifique par apprentissage. Malheureusement, les résultats atteints sont loin d'égaliser les capacités d'apprentissage développées par le cerveau humain, qui peut s'expliquer par la relative simplicité du modèle de réseau employé comparée à la complexité du cerveau. À partir des ressemblances biologiques, les réseaux de neurones permettent de réaliser des opérations dites intelligentes [BOS00], [BOS01], [BAR03].

Dans ce sens, l'intérêt des neurologues et des biologistes pour les réseaux de neurones artificiels s'est orienté vers la compréhension du cerveau humain à partir de l'élaboration et de l'étude de modèles artificiels complexes et plausibles au sens biologique, lesquels tentent de reproduire certaines facultés du cerveau. [BAR03], [TAY93], [DAV93].

En revanche, les ingénieurs et les informaticiens privilégient l'aspect calcul avec la construction de réseaux de neurones simplifiés, arborant une puissance de calcul élevée. Selon cette approche, les modèles neuronaux sont usuellement réduits à l'essentiel, l'efficacité primant sur la plausibilité biologique.

Arrivés sur le marché industriel au milieu des années 80, les réseaux de neurones artificiels ont largement bénéficié des capacités de calcul offertes par les ordinateurs modernes. Des environnements de développement sont apparus, permettant aux ingénieurs de développer des applications grandeur réelle.

Après l'enthousiasme de la fin des années 80, les chercheurs et ingénieurs ont été confrontés à des problèmes que les statisticiens connaissent depuis toujours et qui résident dans la taille des bases

d'exemples, la représentativité des données, la signification et l'interprétation des résultats et des estimations..., etc. Ces problèmes soulèvent l'insuffisance des bases théoriques, des pratiques heuristiques lesquels ont pendant longtemps tenu lieu de méthodes destinées au développement des techniques neuronales [BAR03].

Les liens qui unissent la statistique et les réseaux de neurones sont forts, et l'intersection des deux disciplines importante. Le processus d'apprentissage d'un réseau est en effet un processus stochastique (aléatoire) qui dépend des propriétés statistiques de la distribution des exemples de la base d'apprentissage. Des connotations statistiques apparaissent également dans la formulation des réseaux de neurones, dans l'étude de leur capacité de généralisation, ainsi que dans l'évaluation de leurs performances et du processus de validation des résultats [BAR03], [TAY93], [DAV93].

Dans notre travail, après avoir explicité la nature, les principales architectures et les mécanismes d'apprentissage des réseaux de neurones artificiels, ce chapitre leur associe une formalisation fondée sur une théorie de l'apprentissage afin d'acquies au réglage d'état de la commande hybride de la machine asynchrone présentée dans le chapitre précédent.

IV.2 Du Neurone Biologique au Neurone Artificiel :

Un réseau de neurones artificiels est un processeur parallèle de traitement d'informations distribuées, qui présente une propension naturelle à la mémorisation et à l'exploitation de connaissances relatives à l'environnement dans lequel il est immergé, connaissances acquises à partir de l'expérience.

Sa structure repose sur une interconnexion massive de cellules élémentaires de traitement d'information, appelées neurones formels ou modèle de Pits et MC-Culloch, dont la représentation est un graphe dirigé [BAR00a], [TAY93], [DAV93].

L'analogie entre un réseau de neurones formels et le cerveau humain se résume par [DAV93], [BAR03]:

1. un réseau de neurones artificiels acquies la connaissance de son environnement par l'intermédiaire d'un apprentissage qui "simule" la plasticité du cerveau. A cet effet, en cours d'apprentissage, le réseau peut être amené à modifier sa structure en créant ou supprimant des neurones ou des liaisons entre neurones.
2. la connaissance acquies par un réseau de neurones est encodée par les forces ou intensités évolutives des connexions établies entre neurones formels. Les forces de ces connexions reliant les neurones se réfèrent aux valeurs des poids ou coefficients synaptiques qui définissent les paramètres du modèle interne du réseau.

Des propos ainsi soulevés, il apparaît que l'intérêt des réseaux de neurones artificiels réside dans le parallélisme de leur structure, leur capacité d'adaptation, ainsi que leur mémoire distribuée.

Il est important de citer également la capacité de généralisation des réseaux de neurones qui pourrait éventuellement émerger de la phase d'apprentissage. Cette capacité désigne l'aptitude d'un réseau à présenter un comportement acceptable en réponse à des stimuli externes de son environnement non rencontrés lors de l'apprentissage (interpolation et extrapolation).

A la lumière des propriétés citées, il est possible de déterminer les caractéristiques des problèmes qui pourraient nécessiter une résolution par les réseaux de neurones formels [DAV93],

3. le modèle du problème considéré est inconnu ou difficile à formaliser. Un ensemble d'exemples, constitué d'entrées du problème auxquelles sont associées des solutions fournies par un expert, est néanmoins accessible,
4. les données du problème sont entachées de bruit,
5. le problème est de nature évolutive,
6. le problème nécessite un traitement en temps réel.

Les domaines d'application privilégiés, présentant les caractéristiques d'une résolution neuronale exposées ci-dessus, concernent le regroupement et la classification de données, le traitement du signal, la modélisation et l'identification de processus, le contrôle (surveillance) et la commande de processus, ...etc. [TAY83], [BAR03], [DAV93], [JOD94], [BAR99], [BAR00a].

IV.3. Réseaux de neurones artificiels :

De nos jours, une manière simple de concevoir un réseau de neurones consiste à considérer qu'il s'agit d'un système de traitement de l'information composé d'un grand nombre de processeurs interconnectés appelés cellules. Chacune de ces cellules calcule sa sortie sur la base d'informations qui lui sont transmises à partir des autres cellules qui sont connectées à elle et des poids de ces connexions. Un réseau de neurones peut-être complètement décrit par la spécification des quatre éléments suivants [TAY93]:

1. l'élément de traitement,
2. l'architecture ou topologie du réseau qui correspond au schéma d'interconnexions,
3. le type d'apprentissage
4. le schéma d'activation du système.

IV.3.1 L'élément de traitement :

Il est décrit par une fonction de transfert, appelée également fonction d'activation, qui établie une correspondance entre les valeurs présentées à l'entrée de la cellule et la valeur de sortie [DAV93].

IV.3.2 L'architecture d'un réseau :

Elle est entièrement déterminée par le modèle de ses neurones et la topologie de leurs connexions. Trois classes d'architectures de réseaux peuvent être considérées à savoir : les réseaux mono- et multicouches, les réseaux récurrents et les réseaux topologiques [DAV93], [BAR03].

IV.3.2.1 Réseaux statiques ou multicouches :

Un réseau statique présente une architecture de neurones organisée en couches successives. L'interconnexion des neurones est réalisée entre couches adjacentes, suivant un sens préférentiel de transfert de l'information. Typiquement, les entrées des neurones d'une couche sont également les sorties des neurones de la couche adjacente qui la précède. Au sein d'une même couche, les neurones ne sont pas interconnectés, par contre, l'interconnexion des neurones entre deux couches successives peut en revanche être totale ou partielle.

Par convention, un réseau multicouche à n couches effectives comporte en pratique $(n+1)$ couches.

- La première couche ne présente pas d'unités de traitement (neurones), mais des unités de transfert d'information sensorielle. Elle est généralement qualifiée de couche d'entrée étant donné que son rôle consiste uniquement à transmettre les stimuli externes au réseau.
- Les couches indexées 2 à n sont dénommées couches de neurones cachées ou plus simplement couches cachées.
- La dernière couche d'indice $(n+1)$ constitue, quant à elle, la couche de neurones de sortie. Cette dernière fournit, comme son nom l'indique implicitement, les réponses du réseau.

L'évolution des stimulus dans ces réseaux ne dépend nullement du temps d'où leur nomination. En effet, la modification de l'entrée n'entraîne qu'une modification stable de la sortie et non un retour d'information vers cette entrée. Du point de vue architectural, ce type de réseaux est multicouches, constitué par des neurones statiques dont la fonction de transfert $H(s) = 1$, de sorte que chaque neurone de la couche i reçoit des informations des neurones de la couche $(i - 1)$, et est connecté à tous les neurones de la couche $(i + 1)$ comme le montre la figure (IV.1).

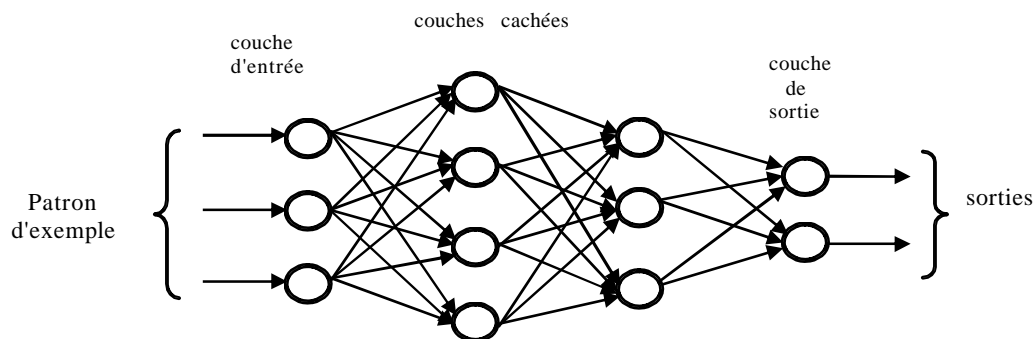


Figure IV.1: Architecture d'un réseau multicouche à interconnexion totale.

IV.3.2.2 Réseaux dynamiques ou récurrents :

Un réseau dynamique, au sens large, désigne un réseau dont chaque neurone est en mesure de communiquer avec tout autre neurone, éventuellement avec lui-même. En pratique, un réseau récurrent se présente sous la forme d'un réseau mono- ou multicouche doté de boucles de réaction internes au sein des couches. Les sorties des neurones d'une couche donnée sont alors ré-injectées à l'entrée de ces mêmes neurones.

En raison des retards ou des délais introduits par les boucles de réaction, un réseau récurrent présente un comportement dynamique qui lui permet d'intégrer explicitement la dimension temporelle. En effet, l'évolution de ce type de réseaux dépend intégralement du temps, ou, en d'autre terme, l'état présent du réseau dépend de ces états passés [BAR99], [DAV93].

L'architecture d'un tel réseau de neurones est illustrée à la figure (IV.2).

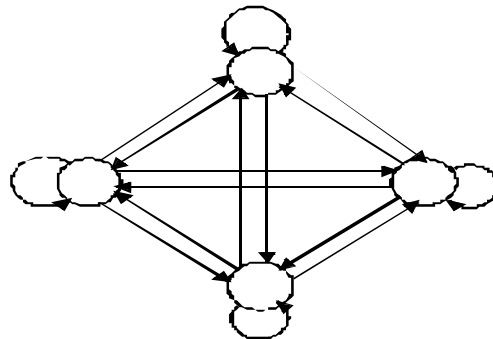


Figure.IV.2: Architecture d'un réseau récurrent mono-couche à interconnexion totale.

IV.3.2.3 Réseaux topologiques :

Un réseau topologique consiste en une couche mono- ou multidimensionnelle de neurones structurés en topologie, terme qui signifie une organisation spatiale des neurones dans la couche qui détermine une relation de voisinage entre neurones.

La notion de voisinage est définie par une mesure de proximité ou de distance qui obéit à une métrique particulière (distance euclidienne [DAV93], ou distance de Hamming généralisée [BAR03]). Elle n'est pas explicitement représentée dans le réseau et il n'existe pas de connexions entre les neurones de la couche topologique. En effet, elle n'est apparente que dans le comportement d'apprentissage des neurones du réseau qui signifie que des neurones voisins de la couche topologique mémorisent des connaissances similaires mais nuancées.

L'apprentissage des réseaux topologiques aboutit ainsi à une organisation distribuée, structurée de la connaissance [BAR03].

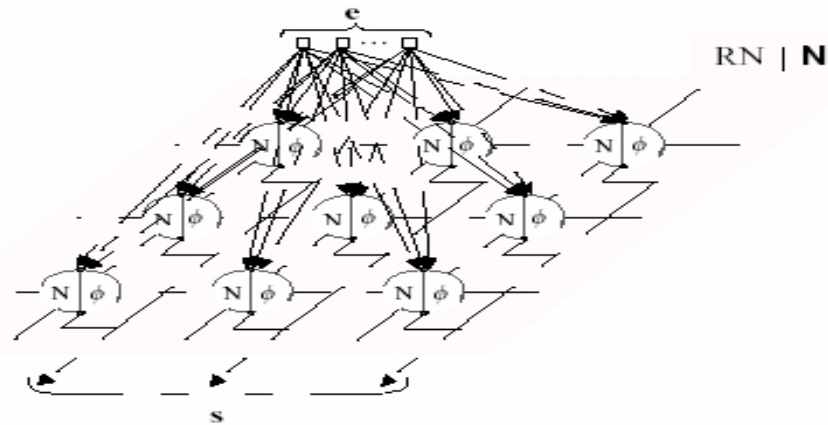


Figure.IV.3: Architecture d'un réseau topologique bidimensionnel à métrique euclidienne.

IV.3.3 Apprentissage et adaptation :

La caractérisation d'un système par le terme général "réseau de neurones" implique souvent son aptitude à acquérir des connaissances. L'apprentissage est le processus par lequel le réseau de neurones acquiert la capacité d'effectuer certaines tâches et ce, en ajustant ses paramètres internes (poids synaptiques) selon un schéma d'apprentissage spécifique. En fin d'apprentissage, le réseau est susceptible de nous fournir des sorties aussi proches que possible des sorties désirées.

Par ailleurs, si le terme adaptation, au sens de l'ajustement des paramètres internes d'un réseau de neurones artificiels réfère à l'assimilation et la mémorisation de connaissances, il dénote également la capacité du réseau à modifier dynamiquement son comportement afin de répondre à de nouvelles attentes ou de nouvelles situations.

La nuance de sens accordée au terme d'adaptation dans le domaine des réseaux de neurones est liée à la prise en considération ou non du facteur temps dans le processus d'apprentissage. Cet apprentissage, qu'il soit supervisé ou non supervisé, est en effet conventionnellement réalisé soit en ligne (temps réel), soit hors ligne (temps différé).

L'apprentissage hors ligne convient aux réseaux de neurones qui opèrent en environnement stationnaire. En raison de l'invariance d'un tel environnement au cours du temps, les paramètres du réseau peuvent être déterminés par un apprentissage limité à un ensemble de stimuli fini et représentatif.

Une fois l'apprentissage terminé, l'identification du modèle de connaissance stationnaire de l'environnement justifie le gel des paramètres du réseau en phase de restitution de la connaissance. Le réseau présente alors un comportement statique [TAY93], [JOD94].

Cependant, l'environnement dans lequel est immergé le réseau est souvent non stationnaire. En ce cas, l'état et le comportement de l'environnement sont sujets à des transformations au cours du temps.

D'autre part et par nature, l'apprentissage hors ligne ne permet pas de réactualiser le modèle de connaissance d'un environnement évolutif. Par conséquent, afin de surpasser cette limitation, l'apprentissage doit permettre l'ajustement en continu des paramètres du réseau. Ce qui est réalisé en amenant le réseau à considérer chaque stimulus produit par l'environnement comme un nouveau stimulus à assimiler. La dépendance temporelle de la connaissance est ainsi implicitement intégrée dans le modèle du réseau par le biais d'un apprentissage en ligne exploitant une base d'exemples ordonnés dans le temps. Le réseau présente alors un comportement adaptatif, au sens large du terme, lié à la nature spatio-temporelle implicite de l'apprentissage en ligne [DAV93], [BAR03].

IV.3.3.1 Apprentissage supervisé :

Dans ce type d'apprentissage, les poids des connexions sont déterminés par le biais d'algorithmes qui consistent à minimiser l'erreur quadratique entre la sortie désirée et la sortie du réseau jusqu'à l'obtention d'une performance acceptable [BAR03].

IV.3.3.2 Apprentissage non supervisé :

La détermination des poids, dans ce cas, n'est pas en fonction des erreurs, mais en présentant au réseau une quantité suffisante d'exemples contenant des corrélations de telle sorte que celui-ci en dégage les régularités automatiquement. Ces réseaux sont souvent appelés "auto-organiseurs" (self-organizing neural networks) ou encore à apprentissage compétitif.

IV.3.3.3 Différents algorithmes d'apprentissage des Réseaux de Neurones Artificiels :

Il existe plusieurs types d'algorithmes d'apprentissage, parmi lesquels nous pouvons citer : la Rétro-propagation, Fast-Retropropagation, Recurrent-Retropropagation, ROM (Random-Optimisation- Method),....etc.

Dans le présent travail, nous mettons le point sur l'algorithme de la rétro-propagation avec momentum qui a été utilisé pour l'entraînement des deux réseaux de neurones destinés à remplacer le réglage d'état dans le processus de commande hybride de la machine asynchrone de la figure (III.2), [TAY93], [DAV93], [JOD94].

➤ Algorithme de la Rétro-propagation

La backpropagation ou rétropropagation de l'erreur est une méthode d'apprentissage basée sur la minimisation d'un critère quadratique de l'erreur réalisée en adaptant continuellement les paramètres du réseau dans la direction de la plus grande descente du gradient de l'erreur. Le changement de chaque paramètre est proportionnel à sa relative contribution dans la somme des carrés des erreurs.

L'apprentissage par cette méthode s'effectue en cinq étapes successives :

– Première étape : Présentation du patron d'exemples

Un signal d'entrée est appliqué à l'entrée du réseau et se propage à travers les couches supérieures ou couches cachées dans le but de générer un signal de sortie.

– Deuxième étape : Calcul de l'erreur quadratique

La sortie du réseau obtenue est comparée à la sortie désirée pour générer un signal d'erreur. Ce dernier va se propager en sens inverse (d'où le nom rétro-propagation) en partant des sorties, provoquant au fur et à mesure une modification des poids dans le sens de la minimisation de l'erreur.

Pour des raisons de simplicité, nous présentons cet algorithme pour un réseau de trois couches. La généralisation à un réseau de plus de trois couches peut être faite par simple analogie.

Considérons le réseau à trois couches de la figure (IV.4).

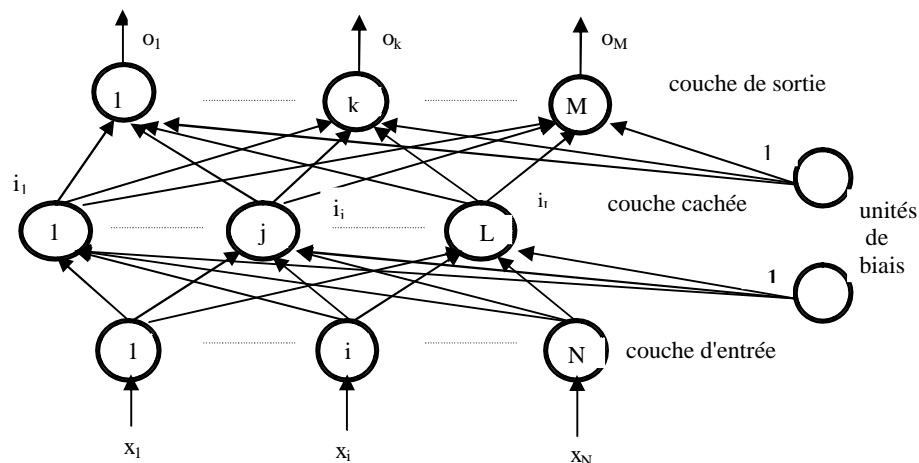


Figure IV.4: Structure d'un réseau à 3 couches.

Les notations suivantes sont adoptées:

q : nombre d'exemple à présenter au réseau lors de l'apprentissage. Nous désignons par le mot "exemple" la paire (X_p, Y_p) où :

$X_p = (x_{p1} \ x_{p2} \ \dots \ x_{pN})^T$: vecteur d'entrée avec N le nombre d'entrées du réseau.

$Y_p = (y_{p1} \ y_{p2} \ \dots \ y_{pM})^T$: vecteur des sorties désirées avec M le nombre de sorties du réseau.

$I_p = (i_{p1} \ i_{p2} \ \dots \ i_{pL})$: vecteur de sortie de la couche cachée avec L le nombre de neurones de la couche cachée.

$O_p = (o_{p1} \ o_{p2} \ \dots \ o_{pM})$: vecteur de sortie du réseau en réponse à X_p .

w_{ji}^1 : poids de la connexion entre le $i^{\text{ième}}$ neurone de la couche d'entrée et le $j^{\text{ième}}$ neurone de la couche cachée.

w_{kj}^2 : poids de la connexion entre le $j^{\text{ième}}$ neurone de la couche cachée et le $k^{\text{ième}}$ neurone de la couche de sortie.

net_{pj}^1 : somme pondérée du $j^{\text{ième}}$ neurone de la couche cachée, pour l'exemple p .

net_{pk}^2 : somme pondérée du $k^{\text{ième}}$ neurone de la couche de sortie, pour l'exemple p .

f : fonction d'activation des neurones.

Nous pouvons alors écrire les équations suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{net}_{pj}^1 = \sum_{i=1}^{N+1} w_{ji}^1 \cdot x_{pi} \\ \mathbf{i}_{pj} = f(\mathbf{net}_{pj}^1) \end{array} \right. \quad \mathbf{j} = \overline{1, L} \quad (\text{IV.1})$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{net}_{pk}^2 = \sum_{j=1}^{L+1} w_{kj}^2 \cdot \mathbf{i}_{pj} \\ \mathbf{o}_{pk} = f(\mathbf{net}_{pk}^2) \end{array} \right. \quad \mathbf{k} = \overline{1, M} \quad (\text{IV.2})$$

Le réseau est entraîné pour minimiser l'erreur totale E comme suit:

$$\mathbf{E} = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^q \sum_{k=1}^M (\mathbf{y}_{pk} - \mathbf{o}_{pk})^2 \quad (\text{IV.3})$$

Généralement, au lieu de considérer l'erreur sur tous les exemples, seule l'erreur E_p sur l'exemple p est prise en compte donnée par :

$$\mathbf{E}_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (\mathbf{y}_{pk} - \mathbf{o}_{pk})^2 \quad (\text{IV.4})$$

Ce qui facilite la dérivation de l'algorithme et conduit au même résultat. Pour déterminer le changement des poids, nous calculons le gradient de E_p par rapport à w_{kj}^2 dans le but d'ajuster les poids de la couche de sortie, puis par rapport à w_{ji}^1 pour celui des poids de la couche cachée. Enfin, pour minimiser l'erreur, nous faisons évoluer les poids dans le sens inverse du gradient.

– Troisième étape : Ajustement des poids de la couche de sortie :

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}^2} &= - (y_{pk} - o_{pk}) \frac{\partial f}{\partial (\text{net}_{pk}^2)} \frac{\partial (\text{net}_{pk}^2)}{\partial w_{kj}^2} \\ &= - (y_{pk} - o_{pk}) f'(\text{net}_{pk}^2) i_{pj} \end{aligned} \quad (\text{IV.5})$$

$$\text{et} \quad w_{kj}^2(t+1) = w_{kj}^2(t) - \eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}^2} \quad (\text{IV.6})$$

où : η est un paramètre d'apprentissage ajouté pour des considérations pratiques.

Ainsi, nous obtenons :

$$w_{kj}^2(t+1) = w_{kj}^2(t) + \eta (y_{pk} - o_{pk}) f'(\text{net}_{pk}^2) i_{pj} \quad (\text{IV.7})$$

– Quatrième étape : Ajustement des poids de la couche cachée :

L'erreur E_p peut être écrite comme:

$$\begin{aligned} E_p &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (y_{pk} - o_{pk})^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (y_{pk} - f(\text{net}_{pk}^2))^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \left(y_{pk} - f \left(\sum_{j=1}^{L+1} w_{kj}^2 i_{pj} \right) \right)^2 \end{aligned} \quad (\text{IV.8})$$

Ce qui nous permet d'aboutir à;

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}^1} &= - \sum_{k=1}^M (y_{pk} - o_{pk}) \frac{\partial o_{pk}}{\partial (\text{net}_{pk}^2)} \frac{\partial (\text{net}_{pk}^2)}{\partial i_{pj}} \frac{\partial i_{pj}}{\partial (\text{net}_{pj}^1)} \frac{\partial (\text{net}_{pj}^1)}{\partial w_{ji}^1} \\ &= - f'(\text{net}_{pj}^1) x_{pi} \sum_{k=1}^M (y_{pk} - o_{pk}) f'(\text{net}_{pk}^2) w_{kj}^2 \end{aligned} \quad (\text{IV.9})$$

d'où :

$$w_{ji}^1(t+1) = w_{ji}^1(t) + \eta f'(\text{net}_{pj}^1) x_{pi} \sum_{k=1}^M (y_{pk} - o_{pk}) f'(\text{net}_{pk}^2) w_{kj}^2 \quad (\text{IV.10})$$

Il existe plusieurs versions améliorées de la rétro-propagation qui ont été proposées en vue de surmonter les inconvénients de cette dernière. Parmi celles-ci nous pouvons citer l'algorithme de la rétro-propagation avec momentum.

– Cinquième étape : Backpropagation avec momentum

Dans cette version, lors du calcul du changement $\Delta w(t)$ des poids, une fraction du changement

précédent $\Delta w(t-1)$ est prise en compte. Ce terme additionnel tend à maintenir une évolution des poids dans la même direction résolvant ainsi le problème des minimums locaux. Elle est régie par :

$$w_{ji}^1(t+1) = w_{ji}^1(t) + \eta f'(\text{net}_{pj}^1) x_{pi} \sum_{k=1}^M (y_{pk} - o_{pk}) f'(\text{net}_{pk}^2) w_{kj}^2 + \Delta_{ij} w_{ji}^1(t-1) \quad (\text{IV.11})$$

IV.4 Certaines considérations pratiques pour le choix du réseaux de neurone adéquat :

Avant de procéder à l'apprentissage d'un réseau de neurones artificiels, un certain nombre de paramètres doivent être fixés (dimensionnement du réseau, pas d'apprentissage..., etc), au risque d'engendrer et de compromettre le processus d'entraînement dans le cas d'un mauvais choix, ces considérations sont :

1. Choix et dimensionnement d'un réseau

D'une manière générale, il n'existe pas de méthodes systématiques pour la détermination du nombre de couches dans le réseau ou le nombre de neurones par couche. Néanmoins, il existe dans ce sens des règles pratiques tirées à partir de l'expérience, parmi lesquelles nous pouvons citer:

Règle 1 : le nombre de neurones par couche doit être d'autant plus élevé que la relation entre les données en entrée et les sorties désirées est complexe [BAR03].

Règle 2 : pour les réseaux à une seule couche cachée, le nombre de neurones dans cette couche doit être égal à [BAR03]:

$$h = \frac{c}{10(M + N)} \quad (\text{IV.12})$$

avec : c : le nombre de vecteurs dans le fichier d'exemples.

M: nombre de neurones dans la couche de sortie.

N : nombre d'entrées du réseau.

Règle 3 : le nombre de couches cachées doit être égal au nombre de relations qui existent entre les neurones de la couche d'entrée et ceux de la couche de sortie [BAR03].

2. Paramètre d'apprentissage ou pas de correction η

Le choix du paramètre d'apprentissage η a un effet important sur les performances du réseau. Généralement, il prend des valeurs petites de l'ordre de 0.05 à 0.25, afin d'assurer une certaine convergence. Ce paramètre présente en réalité un dilemme : s'il est trop grand, il peut entraîner des oscillations, s'il est trop petit, le temps d'apprentissage devient infini. Par conséquent, le paramètre η est choisi variable à partir d'une valeur grande qu'on diminue progressivement [TAY93].

3. Poids initiaux

Les poids initiaux sont choisis aléatoirement entre -0.5 et 0.5. Par ailleurs, il est recommandé de ne pas initialiser les poids synaptiques à une même valeur.

4. Minimums locaux

L'algorithme d'apprentissage peut éventuellement, converger vers un minimum local du critère d'erreur. Dans ce cas, l'erreur stagnera autour d'une valeur relativement grande, et les performances requises ne seront jamais atteintes. Pour remédier à ce problème, il existe plusieurs alternatives à savoir : changer le pas de correction, changer les poids initiaux, utiliser rétro-propagation avec momentum, changer la fonction d'activation, augmenter le nombre de couches cachées ou bien augmenter le nombre de neurones par couche.

5. Saturation du réseau

Etant donné que, les fonctions d'activation dans un réseau de neurones sont généralement bornées, et fournissent des sorties entre 0 et 1 ou entre -1 et 1, il est de ce fait nécessaire de mettre à l'échelle les données présentées en entrée.

IV.5 Les réseaux de neurones et la commande des processus :

Widrow fut l'un des premiers chercheurs à avoir utiliser ce type de commande à base de réseaux de neurones artificiels à un pendule inversé en 1960. Il s'est référé à cette technique de commande comme à une méthode de construction d'un système expert neuronal par l'acquisition du savoir-faire d'un expert existant. Guez et Selinsky ont fourni une version plus améliorée et plus sophistiquée de la commande supervisée en mettant en évidence la capacité d'un réseau de neurones à apprendre à commander un système dynamique à partir d'exemples générés par des lois de commande linéaire, non linéaire et par un opérateur humain. Jorgenson a fourni lui aussi un excellent exemple de la commande supervisée dans le domaine de l'aéronautique [BOS00], [BOS01], [BAR03].

Ainsi, les facultés dont jouissent les réseaux de neurones, ont fait de ceux-ci un outil très intéressant et recherché pour la commande des systèmes, en particulier les systèmes non linéaires.

Il existe une multitude de commande par réseaux de neurones dont la plus fréquemment utilisée est la commande supervisée basée sur la supervision d'un régulateur déjà existant. Cette technique a été adoptée dans le processus de commande hybride. Ce type de commande s'effectue en deux phases: une phase d'apprentissage et une autre de commande comme le montre la figure (IV.5) [BOS00], [BAR03].

- Phase d'apprentissage : lors de cette phase, le réseau de neurones apprend la fonction entrées/sorties du régulateur existant. En effet, un fichier d'exemples est généré en laissant ce régulateur neuronal

commander le système en utilisant un algorithme d'apprentissage supervisé.

- Phase de commande : une fois l'apprentissage effectué, le régulateur est remplacé par le réseau de neurones entraîné afin de commander le système.

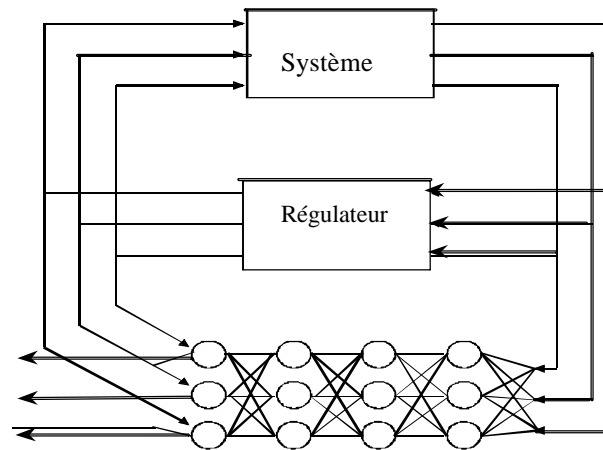


Figure IV.5: Commande supervisée

IV.5.1 Utilité de la commande supervisée :

La question concernant l'utilité de cette méthode de commande peut être posée. En effet, puisqu'un régulateur effectif existe déjà, et sait accomplir sa tâche, quel est l'intérêt d'avoir une copie de ce régulateur sous forme d'un réseau de neurones?

En réalité, il existe plusieurs réponses à cette question à savoir [BAR03]:

- Le régulateur existant peut être un élément impraticable lors de l'utilisation (comme un opérateur humain). Guez et Selinsky ont obtenu d'excellents résultats en supervisant une loi de commande de type "opérateur humain".
- Comme les calculs (transmission d'informations) dans un réseau de neurones se font en parallèle, la prise de décision et la réaction du réseau aux changements se fait très rapidement, contrairement à un opérateur humain ou un programme de commande implantée dans un ordinateur séquentiel.
- Il n'est pas nécessaire que la loi de commande à superviser soit donnée sous forme explicite étant donné que l'apprentissage des réseaux de neurones se fait à partir d'exemples. A priori, nous ne pouvons expliciter sous forme d'équations mathématiques une loi de commande présentée sous forme d'exemples.
- Le caractère distribué de la représentation des réseaux de neurones fournit une meilleure robustesse par rapport aux perturbations (internes et externes) et prévient la dégradation de l'information.

- Robustesse naturelle relativement aux paramètres non modélisés, due au pouvoir de généralisation des réseaux de neurones.
- Le réseau de neurones peut former une loi de commande sur la base d'une représentation d'état du système qui est plus facile à mesurer que la représentation requise par le régulateur existant.

IV.6 Commande supervisée par réseaux de neurones de la commande hybride :

Dans le présent travail, pour concevoir la commande hybride par réseaux de neurones nous procédons de la manière suivante :

1. adopter au préalable l'architecture adéquate des réseaux de neurones à utiliser,
2. apprentissage de ces réseaux de neurones par l'algorithme de rétropropagation avec momentum,
3. concevoir une commande supervisée pour le processus de commande hybride par réglage d'état.

IV.6.1 Architecture des réseaux de neurones artificiels adoptée :

Les deux réseaux de neurones destinés à remplacer le réglage d'état de vitesse et de flux du processus de commande de la figure (III.2) sont choisis comme étant des réseaux statiques, multi-couches, ayant trois couches respectives comme illustré à la figure (IV.6) [BAR99], [BAR00a], [BAR03]:

- une couche d'entrée avec deux neurones,
- une couche cachée ayant 10 neurones,
- et un seul neurone de sortie.

Les fonctions d'activation adoptées sont la sigmoïde hyperbolique pour les neurones d'entrée et ceux de la couche cachée, alors que celle correspondant au neurone de sortie est linéaire.

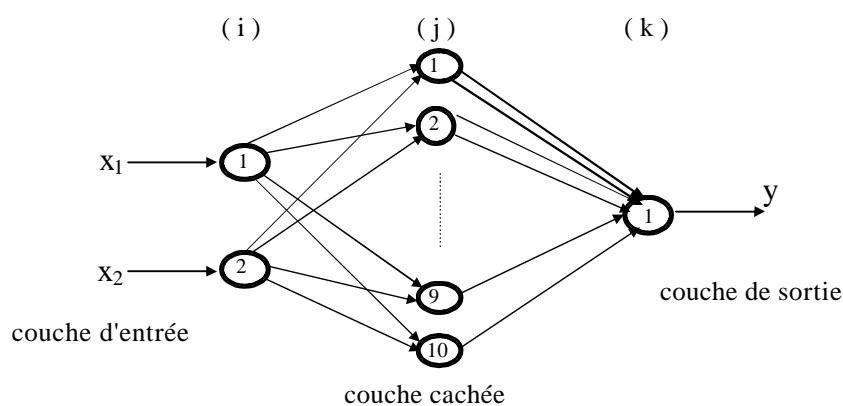


Figure IV.6: Architecture des réseaux de neurones adoptés.

IV.6.2 Processus d'entraînement du réseau de neurone de la vitesse (RNA₁) :

Les entrées du réseau de neurone artificiel sont considérées comme étant la vitesse de référence Ω_{ref} et la vitesse réelle Ω capturée afin de reproduire la dynamique du réglage d'état. La sortie du réseau est considérée comme étant la variable de commande v_3^* . La structure d'apprentissage du réseau de neurone proposée est représentée à la figure (IV.7). Le procédé d'apprentissage est basé sur l'aptitude du réseau adopté à reproduire la loi de commande réalisée par le réglage d'état de vitesse (Figure.III.2).

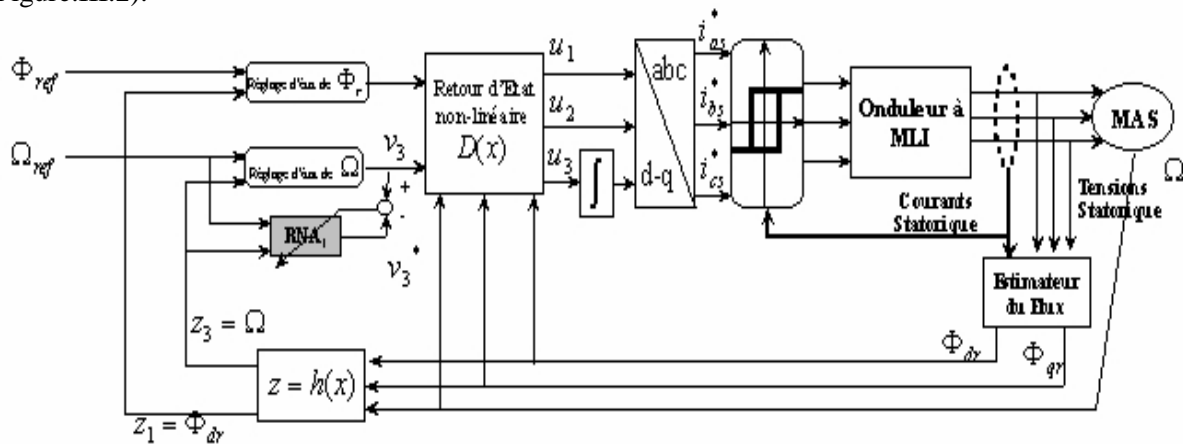


Figure IV.7 : Processus d'apprentissage du réseau de neurone de vitesse RNA₁

Le patron d'exemples est obtenu à partir du fichier de valeurs obtenu lors de la simulation numérique effectuée avec du réglage d'état de la figure (III.2). L'algorithme d'entraînement adopté est la rétro-propagation avec momentum, les poids initiaux sont choisis aléatoirement entre -0.5 et 0.5 et un pas d'adaptation de 0.3 et 0.2 pour la première et la deuxième couche respectivement. Le réseau de neurones adopté a parfaitement appris la fonction du réglage de vitesse. Par conséquent, il est apte à être injecté dans le processus de commande.

IV.6.3 Processus d'entraînement du réseau de neurone du flux rotorique (RNA₂) :

Une architecture de réseau similaire au cas précédent est adoptée pour l'obtention de la variable de commande v_1^* . Les entrées du réseau de neurone artificiel dans ce cas sont considérées comme étant le flux rotorique de référence Φ_{ref} et le flux réel Φ_r de la machine estimé. La sortie du réseau est considérée comme étant la variable de référence v_1^* .

La structure d'apprentissage du réseau de neurone proposée est celle représentée à la figure (IV.8). Il est important de noter que le régulateur de vitesse est considéré comme étant le réseau de neurone RNA₁.

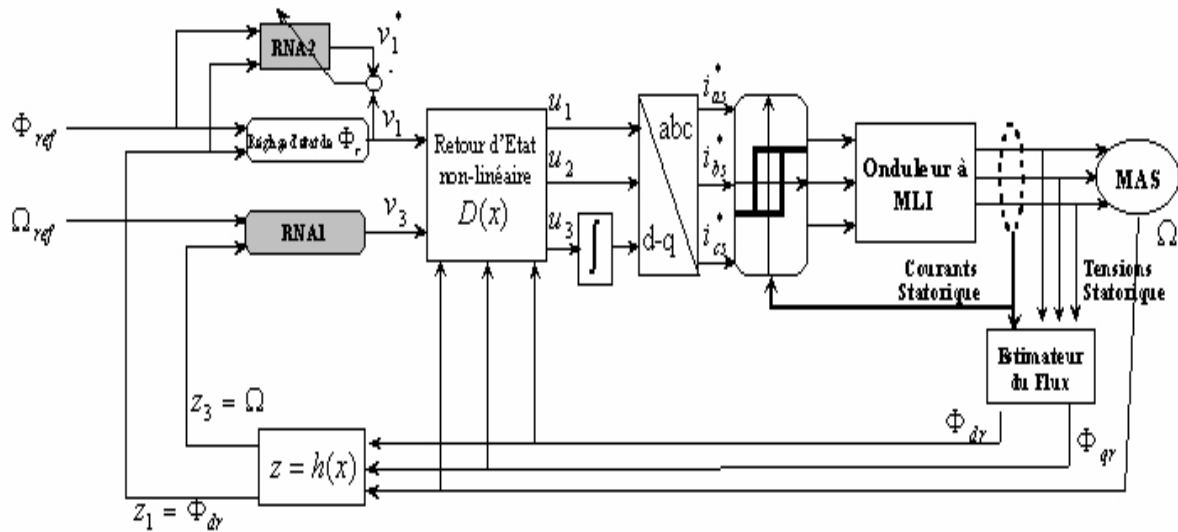


Figure IV.8: Processus d'apprentissage du réseau de neurone de vitesse RNA₂

Le patron d'exemples est le même que celui utilisé pour l'entraînement du RNA₁. Dans ce cas, les pas d'adaptation choisis sont égaux à 0.2 et 0.1 pour la première et la deuxième couche respectivement.

IV.6.4 Validation de la régulation de vitesse avec les régulateurs robustes par réseaux de neurones (RNAs) :

Une simulation numérique de la commande avec régulateurs à base de réseaux de neurone a été effectuée dans les mêmes conditions que ceux du chapitre précédent Figure (IV.9).

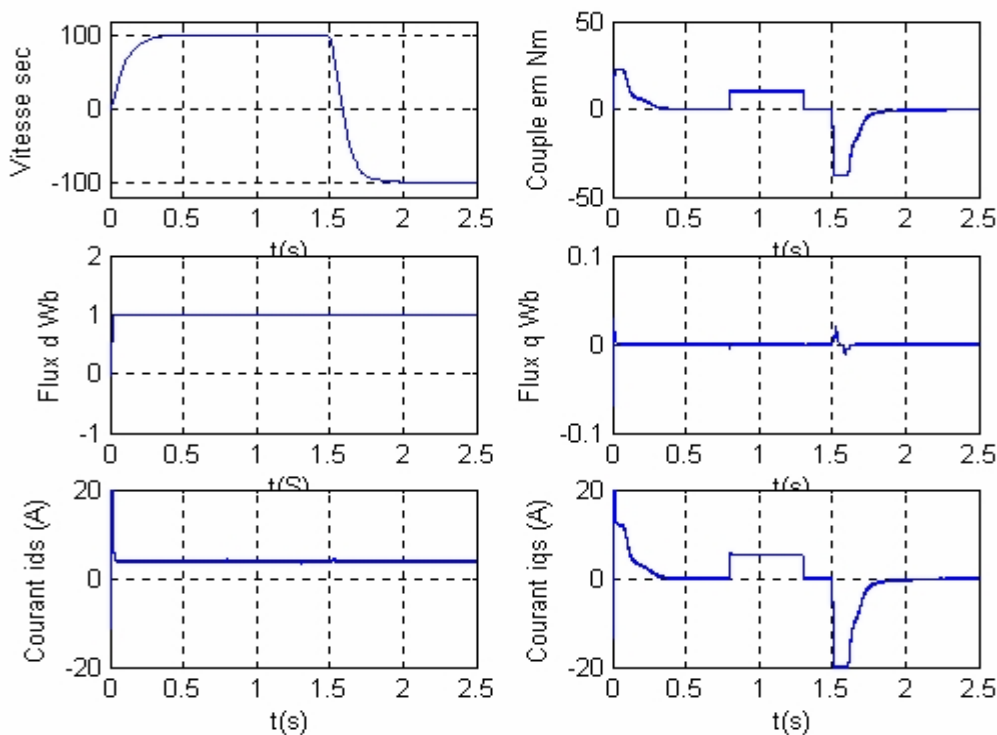


Figure IV.9. Résultat de simulation du réglage d'état par réseaux de neurones dans le cas idéal

Un test de robustesse a été effectué pour le réglage d'état le cas d'une variation de (50%-150%) de R_r dans les mêmes conditions que ceux des sections précédentes figure IV.10.

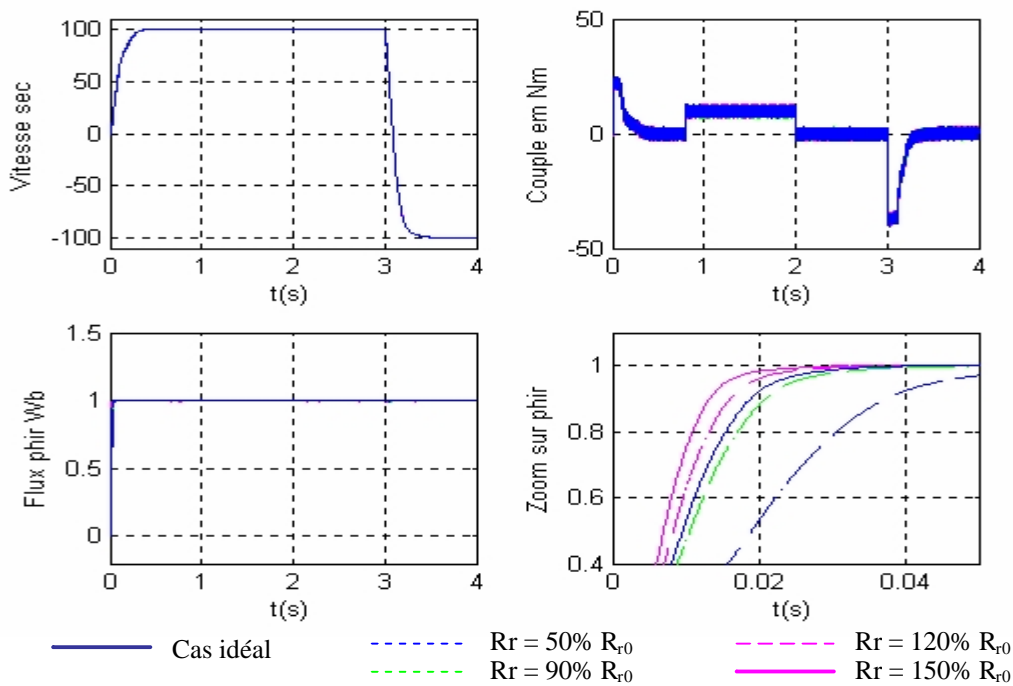
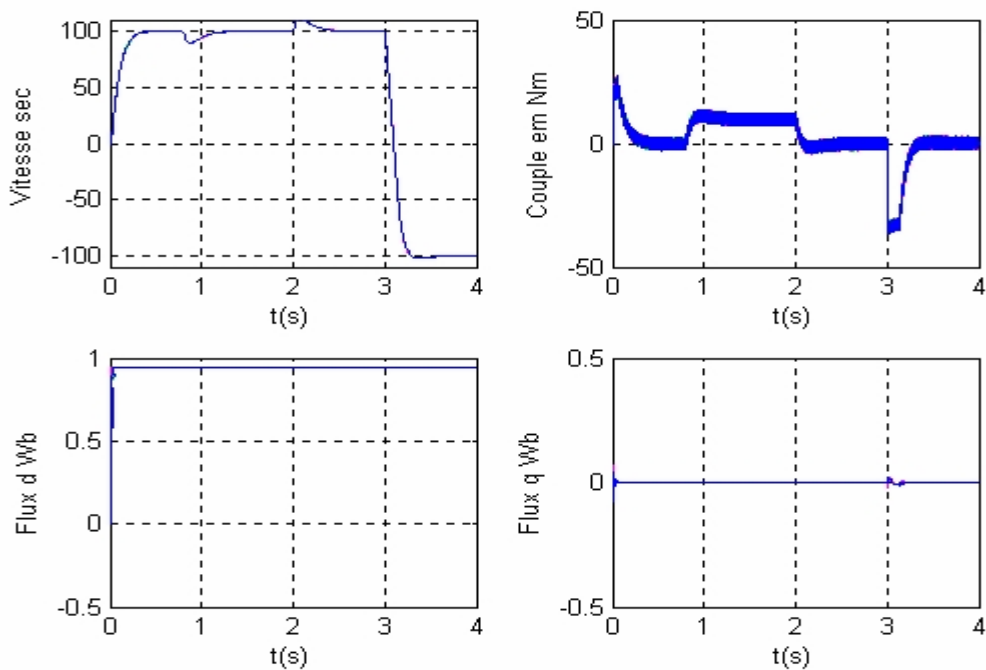


Figure IV.10. Résultats de simulation pour une variation de la résistance R_r
 Les inductances sont connues à 5% près

Deux autres essais ont été également effectués dans les mêmes conditions précédentes avec cependant une non estimation du couple résistant dans le premier essai (figure IV.11-a) et une estimation de ce dernier dans le second essai (figure IV.11-b).



a) Sans estimation de la charge

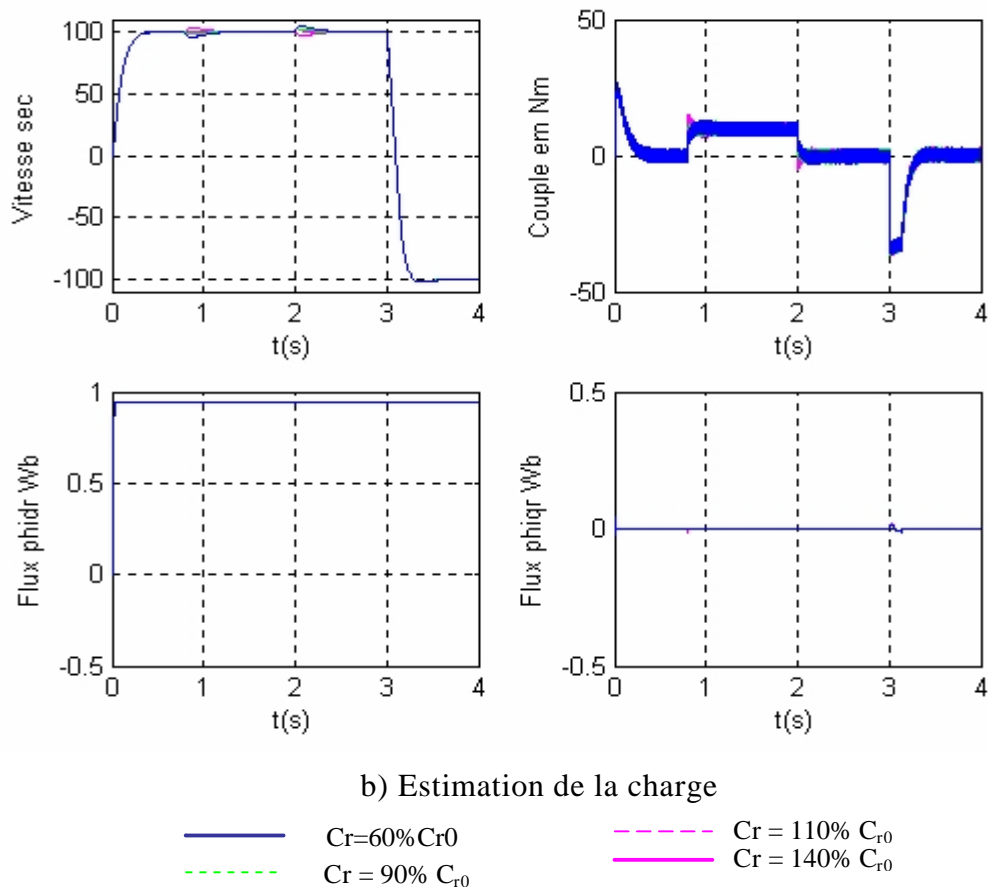


Figure IV.11. Résultat de simulation pour une variation de la résistance $R_r = 90\% R_{r0}$
Les inductances sont connues à 5% près

Il est clair d'après les résultats obtenus que le type de réseaux a apporté quelques légères améliorations à savoir l'amélioration de temps de réponse de la vitesse, l'annulation du dépassement du flux pendant les régimes transitoire et diminution du couple de démarrage de la machine.

I.V.7 CONCLUSION :

L'utilisation de réseaux de neurones a permis de résoudre plusieurs problèmes dans divers domaines d'application. Dans ce contexte, les propriétés offertes par ces derniers ont été mises à profit pour développer et améliorer le réglage d'état appliqué à la commande hybride. A cet effet les réseaux de neurones multicouches sont utilisés. Les paramètres de ces réseaux sont ajustés par le biais des règles d'adaptation non-linéaires afin de ramener les erreurs de poursuite à des valeurs infiniment petites. Ces erreurs de poursuite sont prises en compte comme indice de performance pour optimiser le fonctionnement de réseau de neurones adoptés. De plus et comme avantage, la commande résultante prend en compte la variation des paramètres internes de la machine sans recourir à une procédure d'identification. Ainsi, nous avons montré que ce type de réseaux peut apporter quelques légères améliorations entre autres : le dépassement du flux rotorique pendant les régimes transitoires, le temps de réponse de la vitesse et une diminution du couple de démarrage.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Les divers travaux de recherche entrepris jusqu'à nos jours, ont montré que la difficulté de la commande du moteur asynchrone réside essentiellement dans son modèle mathématique caractérisé par une forte non-linéarité et un couplage étroit entre les variables internes (Couples et flux), la présence des incertitudes et la variation des paramètres due à l'effet thermique et au vieillissement de la machine et la difficulté d'accès aux variables d'état (Flux rotorique). Pour trouver des solutions à ces contraintes, deux stratégies de commande classique du moteur asynchrone ont été d'abord présentées, à savoir : la commande par flux orienté et la commande par placement de pôles basées sur un retour d'état linéarisant du modèle. Elles ont été prises comme base pour la conception d'une autre commande dite hybride. La commande par flux orienté a montré son efficacité du point de vue découplage des deux principales grandeurs couple-flux, nous avons montré que la stratégie de commande par flux orienté présente l'inconvénient d'être très sensible aux variations des paramètres du moteur, en particulier la résistance et l'inductance rotorique qui sont souvent difficiles à identifier et varient avec l'état de fonctionnement du moteur, à cause de phénomènes divers tels que l'effet de peau, la variation de la température ou la saturation magnétique, une erreur entre les paramètres utilisés dans l'établissement du modèle utilisé et les paramètres réels se traduit par une mauvaise orientation du flux rotorique sur le repère choisi.

De plus, le découplage entre le couple et le flux n'est possible que pour un fonctionnement à flux constant pour des références de vitesse inférieures à celle nominale. Comme le retour d'état linéarisant est connu pour la réalisation d'un découplage indépendamment du régime de fonctionnement, ce bouclage linéarisant transforme le système original en un système équivalent linéaire et découplé à condition que la matrice de découplage soit non singulière. Si cette condition est violée, il faudra redéfinir les sorties, de sorte que la matrice soit inversible, ou redéfinir de nouvelles entrées qui ne sont rien d'autre que les dérivées des entrées du système. Néanmoins, par un souci d'orientation du flux sur l'axe d dans un repère lié au champ tournant, une commande hybride combinant la commande vectorielle et celle par bouclage linéarisant a été proposée. Cette technique concilie entre les performances des deux commandes d'origine en permettant en plus d'avoir un schéma de commande plus simple à implémenter. Néanmoins, l'inconvénient majeur déjà rencontré dans les deux commandes d'origine et qui concerne la sensibilité vis-à-vis des incertitudes inhérentes aux systèmes et des perturbations externes subsiste toujours.

Dans ce contexte, et comme plusieurs approches de commande robustes intègrent lors de leur élaborations, les fluctuations paramétrique et les perturbations de charge injectées dans le processus de commande, nous avons intégré le réglage d'état dans la commande hybride pour la conception des régulateurs de vitesse et du flux rotorique, L'application du réglage d'état à la machine asynchrone à permis de mettre en évidence la robustesse vis-à-vis des variations paramétriques et perturbations externes et la poursuite de trajectoires désirées obtenues avec ce type de commande quelles que soit les conditions de fonctionnements du système, relativement à celles obtenues avec la régulation par placements de pole. Un autre avantage appréciable apporté par cette technique est qu'elle ne nécessite, au préalable, ni l'estimation de la résistance rotorique, ni celle du couple résistant.

A la lumière de l'analyse développée concernant les diverses solutions envisagées pour résoudre les problèmes liés à la commande de la machine asynchrone, nous pouvons conclure que chaque type de commande peut être avantageux dans un sens et désavantageux dans un autre. A cet effet, de nos jours, la recherche de solutions adéquates pour la commande des systèmes intelligents entre autres les réseaux de neurones artificiels permettant d'élaborer une commande neuronale non-linéaire susceptible de surmonter certains problèmes lié à la commande de la machine asynchrone entre autres :

- Permettre une identification précise des termes non-linéaires utiles pour générer l'action de Commande par retour d'état linéarisant.
- La compensation des erreurs dues à l'estimation et aux mesures.
- Le découplage exact entre la commande de la vitesse et du flux rotoriques.
- L'établissement d'une commande précise, robuste et simple à implémenter qui assure de meilleures performances lors de la poursuite et de la régulation dans les différents régimes de fonctionnement de la machine asynchrone.

Dans ce sens, une technique intelligente à savoir les réseaux de neurones a été appliquée au réglage d'état de la commande hybride da la machine asynchrone. Dans ce contexte, les propriétés offertes par les réseaux de neurones ont été mises à profit pour approximer le réglage d'état précédent. Une fois, l'architecture des réseaux de neurones adoptée, ces derniers sont entraînés hors ligne en utilisant l'algorithme de la rétropropagation avec momentum avant d'être mis en ligne pour remplacer le réglage d'état. A cet effet, lors de cette phase d'apprentissage, les erreurs de poursuite des grandeurs commandées sont prises en compte comme indice de performance pour optimiser le fonctionnement de chaque régulateur neuronal. Les paramètres du réseau sont ajustés par le biais des règles d'adaptation non-linéaires afin de ramener les erreurs de poursuite à des valeurs infiniment petites. Les régulateurs neuronal a bien remplacé le réglage d'état et ils ont bien montrer leurs robustesse vis-à-vis aux variations paramétriques et incertitude de la charge extérieurs. Il a été signalé ainsi que, ce type de réseau a apporter quelques améliorations concernant l'annulation du dépassement du flux dans le

régime transitoire ainsi que l'amélioration du temps de réponse de vitesse et minimisation du couple de démarrage.

Enfin, ces travaux ouvrent différentes directions nouvelles de recherche qui peuvent être exploitées dans l'avenir, nous pouvons citer entre autres :

- Introduction du placement de pôles robustes appliqué à la commande hybride de la machine asynchrone.
- Implémentation pratique des techniques développées.

Bibliographie

BIBLIOGRAPHIE

[AMA05] S. Amamra, B. Hemici, L. Barazane, M.S. Boucherit, "Commande linéarisante et réglage par retour d'état de vitesse d'une machine asynchrone", Séminaire International sur les Systèmes Electromécaniques, SISEM'05, ANNABA, Nov 2005. (Soumis).

[AZZ95] A. Azzi, "Etude par simulation de commande par retour d'état échantillonné d'un actionneur asynchrone avec pilotage vectoriel", *Thèse de Magister, ENP, Alger, 1995.*

[BAK97] S. Barkati, "Commande Robuste par retour d'état d'une machine asynchrone". *Thèse de magister, ENP, Alger, 1997.*

[BAR93] L. Barazane, "Commande vectorielle d'une machine asynchrone alimenté en courant", *Thèse de magister, ENP, Alger, 1993.*

[BAR99] L. Barazane, B. Hemici, S. Boukhalfa, "Feed-Forward Field-Orientation Control of an Induction Motor Using an Artificial Neural Network", *Conférence sur les réseaux de neurones, la logique floue, les algorithmes génétiques et leurs applications (CSCA'99)*, pp. 160-164, Alger, Algérie, 1999.

[BAR00] L. Barazane, Y. Sellami, C. Larbes, R. Ouiguini, "Commande hybride, linéarisante et à structures variables d'un moteur asynchrone", *First International Conference on Electrical Engineering (ICEE'2000)*, pp.45-51, Boumerdes, Algérie, 2000.

[BAR00a] L. Barazane, Y. Sellami, S. Boukhalfa, "Speed Controller of Field Oriented Control of an Induction Motor Using an Artificial Neural Network", *5^{ème} Colloque Africain sur le Recherche en Informatique (INRIA'2000)*, pp. 81-89, Antanarivo, Madagascar 2000.

[BAR03] L.Barazane, "Application des systèmes Emergents à la commande d'un moteur Asynchrone", *Thèse de Doctorat d'état, ENP, Alger, 2003*

[BAR03a] L. Barazane, C. Larbes, R. Ouiguini, M.S. Boucherit, "Robust Hybrid Control Based on Feedback Linearization and Field Oriented Control of an Induction Motor", *Archives of electrical engineering*, N°2, Juillet 2003.

[BLA72] F. Blaschke, "The principle of field orientation as applied to the new transvector", *Siemens review*, vol. 34, pp.217-222, may 1972.

[BOD94] M. Bodson, J. Chiason, and R. Novotnak, "High performance of induction motor control via input-output linearization", *IEEE Control System*, pp.25-33, August 1994.

[BOS86] B.K. Bose, "Power Electronics and AC drives", *Printice Hall, 1986.*

[BOS00] B.K. Bose, "Fuzzy logic and Neural Networks", *IEEE Industry Applications Magazine*, pp.57-61, may/juin 2000.

[BOS01] B.K. Bose, "Artificial Neural Network Applications in Power Electronics", *IEEE Industrial Electronics Society*, pp. 1631-1638, 2001.

- [BOU95] M.S. Boucherit, "Sur l'application de l'automatique moderne dans la commande des machines électriques", Thèse de Doctorat d'état en G-électricité, ENP, Alger, 1995.
- [BUH86] H. Buhler, "Réglage échantillonnées: traitement dans l'espace d'état", Presse Polytechniques Romande, 1986.
- [BUH88] H. Buhler, "Conception des systèmes automatiques", Presse Polytechniques Romande, 1988.
- [CHA83] J. Chatelin "Machines Electriques", *Tome1, Dunod presses Polytechniques Romandes*, 1983.
- [CHI93] J. Chiasson, "Dynamic Feedback Linearisation of Induction Motor", *IEEE Control System*, pp. 1588-1594, octobre 1993.
- [DAV93] E. Davalo, P. Naim "Des Réseaux de Neurones", *Edition Eyrolles*, 1993.
- [FRI72] Friedland, "Control system design an introduction to state space methods", *Mc Grow-Hill Book Company*, 1972.
- [HUY01] H. Le-HUY, "Modeling and simulation of Electrical Drives using Matlab/Simulink and Power system blocsket", *IEEE Industrial Electronics Society*, pp. 1603-1611, 2001.
- [ISI89] A. Isidori, "Nonlinear Control Systems - An Introduction", *Springer Verlag*, Berlin, 1989.
- [JOD94] J.F. Jodouin, C. Jutten, "Les réseaux neuromimétiques", *Collection Informatique, Edition Hermès*, 1994.
- [KAB01] N. Kabache, "Commande non-linéaire adaptative d'une machine asynchrone en utilisant deux réseaux de neurones artificiels entraînés en temps réel", *Thèse de magister, UMBB, Boumerdes*, 2001.
- [KHA96] H.K. Khalil "Nonlinear systems", *Prentice Hall*, 1996.
- [LAL99] D. Lalili, "Sur les commandes non-linéaires adaptatives de la machine asynchrone". *Thèse de Magister, ENP, Alger*, 1999.
- [LEO85] W. Leonhard, "Control of electrical drives", *Springer-Verlag*, New York, 1985.
- [MAR91] R. Marino and P. Valigi, "Nonlinear control of induction motors : a simulation study", *In European Control Conference*, Grenoble, France, pp.1057-1062, 1991.
- [PER03] S. Peresada, A. Tilli and A. Tonielli, "Theoretical and Experimental Comparison of Indirect Field-Oriented Controllers for Induction Motors", *IEEE Trans on Power Electronics*, Vol. 18, No. 1. pp. 151-163, Jan 2003.
- [SAS89] S.S. Sastry, A. Isidori "Adaptive control of linearizable systems", *IEEE Trans. On Automatic and control*, vol.34, N°11, pp.1123-1131, 1989.
- [SLO91] J.J. Slotine, W. Li, "Applied nonlinear control", *Englewood Cliffs, NJ : Prentice Hall*, 1991.
- [TAM00] M.R. Tamjis, W.P. Hew, M.R. Anas and W.A. Adnan, "Intelligent Electrical Drive System", *IEEE Trans On Industrial Electronics*, pp. 334-335, 2000.
- [TAY93] J.G. Taylor, "The promise of neural networks", *Springer-Verlag*, New York, 1983.

Annexe

Annexe

Paramètres du Moteur Asynchrone

La simulation est effectuée sur une machine définie par les paramètres suivant :

Puissance nominale : 1,5 KW

Tension nominale : 220 / 380 V

Rendement nominal : 0,78

Facteur de puissance nominal : 0,8

Vitesse nominale : 1420 tr/min

Fréquences nominale : 50 Hz

Résistance statorique : 4,85 Ω

Résistance rotorique : 3.805 Ω

Inductance cyclique du stator : 0,274 H

Inductance cyclique du rotor : 0,274 H

Inductance mutuelle cyclique : 0,258 H

Nombre de paires de pôles : 2

Moment d'inertie : 0,031 Nm-s² / rad

Coefficient de frottement : 0,008 N.m.s/rad

Résumé

Ce travail concerne l'application des techniques des réseaux de neurones à la machine asynchrone. Après la modélisation de la machine asynchrone, nous utilisons 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, nous appliquons aussi la commande par retour d'état linéarisant à la machine asynchrone ensuite une commande hybride (vectorielle et celle linéarisante) est appliquée pour réduire la complexité des deux schémas de commande précédentes, tout en gardant des performances similaires à ceux de la machine à courant continu. Ensuite, nous introduisons le réglage d'état qui est appliqué à la commande hybride pour faire face aux variations paramétriques de la machine. Finalement nous introduisons les concepts fondamentaux des réseaux de neurones artificiels pour démontrer leurs capacités dans le traitement non linéaire. Puis, nous appliquons ces réseaux dans le réglage d'état appliqué à la commande hybride par le remplacement de tous les régulateurs par des régulateurs neuronaux qui commande la machine.

Mots clés : Machine asynchrone, Commande par flux orienté, Linéarisation exacte par retour d'état, Commande hybride, Réglage d'état, Réseaux de neurones,

Abstract

This present work deals with the neural network techniques used in the control of the induction motor. After giving a reduced model of motor, we use the field oriented control technique, which allows the flux and the torque to be controlled independently, as in a DC machines with separated excitation, and we have applied the feedback linearisation of the induction motor then we have applied a hybrid control between a field oriented control and a feedback linearisation control. In order to improve the performance we use a feedback state variable control to linearized machine by hybrid control. Then, we introduce the fundamental concepts of the artificial neural network 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 control system by replacing all regulators in the state control by a neural regulator to control its.

Key words: Induction machine, Field oriented control, Feedback linearisation, Hybrid control, Feedback state variable control, Neural network