

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

THÈSE PRÉSENTÉE À  
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À CHICOUTIMI  
COMME EXIGENCE PARTIELLE  
DU DOCTORAT EN INGÉNIERIE

Par

**Adel Merabet**

**Commande non linéaire à modèle prédictif pour une  
machine asynchrone**

Mai 2007



### *Mise en garde/Advice*

Afin de rendre accessible au plus grand nombre le résultat des travaux de recherche menés par ses étudiants gradués et dans l'esprit des règles qui régissent le dépôt et la diffusion des mémoires et thèses produits dans cette Institution, **l'Université du Québec à Chicoutimi (UQAC)** est fière de rendre accessible une version complète et gratuite de cette œuvre.

Motivated by a desire to make the results of its graduate students' research accessible to all, and in accordance with the rules governing the acceptance and diffusion of dissertations and theses in this Institution, the **Université du Québec à Chicoutimi (UQAC)** is proud to make a complete version of this work available at no cost to the reader.

L'auteur conserve néanmoins la propriété du droit d'auteur qui protège ce mémoire ou cette thèse. Ni le mémoire ou la thèse ni des extraits substantiels de ceux-ci ne peuvent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

The author retains ownership of the copyright of this dissertation or thesis. Neither the dissertation or thesis, nor substantial extracts from it, may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

## RÉSUMÉ

La machine asynchrone est un système multivariable, non linéaire, fortement couplé, à dynamique rapide et à paramètres variant dans le temps. Vu les avantages qu'elle a sur les autres types de machines électriques, parmi lesquels nous pouvons citer : robustesse, entretien moins fréquent et faible coût, la machine asynchrone est de loin la plus utilisée dans les applications requérant la variation de vitesse. Cependant, sa nature non linéaire rend sa commande compliquée. Le but de cette thèse est la mise en œuvre d'une loi de commande non linéaire prédictive de haute performance pour un moteur asynchrone, avec comme objectifs : améliorer la poursuite de trajectoires, garantir la stabilité, la robustesse aux variations des paramètres et le rejet de perturbation. L'élément de base dans une commande prédictive est le modèle pour prédire le comportement du système. Deux méthodes sont utilisées pour la conception du modèle de prédiction ; l'une est une conception à partir de réseaux de neurones pour une *commande prédictive neuronale*, et l'autre utilise les outils mathématiques de la géométrie différentielle pour la *commande non linéaire prédictive*.

Dans la commande prédictive neuronale, une modélisation multivariable de la machine par un réseau de neurones de type multicouches est présentée pour la conception d'un prédicteur non linéaire. La commande optimale est obtenue en minimisant un critère quadratique. Un modèle de référence, calculé à partir de l'inversion du modèle de la

machine, est inclus dans le critère à optimiser. Ce modèle permet d'améliorer l'optimisation.

Pour la commande non linéaire prédictive, deux variantes sont proposées dans ce travail. Une commande multivariable pour le contrôle d'un système carré avec la vitesse rotorique et la norme carré du flux rotorique comme sorties, et une commande en cascade pour le contrôle du couple électromagnétique, de la norme carré du flux et de la vitesse. Le choix de ces sorties est pris pour contrôler la vitesse et simplifier le calcul différentiel lors du développement de ces lois de commande. Le modèle de prédiction est obtenu en utilisant une expansion en série de Taylor. La perturbation (couple de charge) est estimée par un observateur. L'intégration de la commande prédictive dans la structure de l'observateur de perturbation lui permet de se comporter comme un contrôleur PID ou PI de vitesse selon le degré relatif de la sortie vitesse par rapport à la commande. Cette combinaison aboutit à une *commande non linéaire PID (ou PI) prédictive*. La commande non linéaire prédictive est détaillée, d'abord dans le cas où l'état est supposé entièrement mesurable, puis lorsqu'un observateur doit être utilisé. Le problème de la stabilité globale est alors pris en compte. La méthode de Lyapunov est utilisée pour prouver la stabilité globale du schéma complet de commande (procédé + commande + observateur d'état).

Les performances de poursuite de trajectoires, de robustesse aux variations de paramètres et de rejet de perturbation, sont améliorées par ce contrôleur non linéaire prédictif. Nous croyons que ce que nous avons réalisé avec la commande prédictive non linéaire constitue une contribution majeure au domaine des entraînements à vitesse variable par machines asynchrones.

## ABSTRACT

Induction machines are widely used in industry because they are more rugged, reliable, compact, efficient and less expensive compared to other machines used in similar applications. They however, represent highly nonlinear, coupled, multivariable, complex control plant with unknown disturbances and time varying parameters requiring complex control algorithms. This PhD thesis deals with the development of a high performance nonlinear predictive control induction motor drive. The research work is directed towards improving trajectory tracking capability, stability guarantee, robustness to parameters variations and disturbance rejection. The main part of nonlinear predictive control is the system behavior prediction model. Two methods are used for the design of the prediction model. First, the design is based on neural networks modeling. The control law in this case is called *neural predictive control*. The other prediction model is obtained using mathematical tools of differential geometry for *nonlinear predictive control*.

In the neural predictive control, a multivariable modeling of the machine is done using a multi-layer neural network in order to design a nonlinear predictor. Optimal control is obtained by minimization of a quadratic criterion. A reference model, obtained from the inversion of the machine model, is included in the optimization criterion, which helps to improve the optimization.

In nonlinear predictive control, two types of control algorithms are proposed in this work. First, a multivariable controller is used for the system control, with the rotor speed

and the rotor flux norm as outputs. Then, a cascaded controller is used for electromagnetic torque, rotor flux norm and rotor speed control. The prediction model is obtained by using the Taylor series expansion. The nonlinear predictive controller is enhanced by embedding a disturbance observer, which behaves like a PID or PI speed controller according to the relative degree of the speed output. This combination is called *nonlinear PID (or PI) predictive control*. Initially, control action is carried out assuming that all the states are known by measurement. Then, in the next step an observer is implemented instead of measurement. Here, the Lyapunov method is used to prove the global stability of the complete control scheme (process + control + state observer).

The trajectories tracking, robustness to parameters variations and disturbance rejection are successfully achieved using this nonlinear predictive controller. Therefore, we believe that this work constitutes a major contribution to the domain of variable speed induction motor drive.

## AVANT PROPOS

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été effectués au Laboratoire d'Identification et Commande des Machines Electriques (LICOME) de l'université du Québec à Chicoutimi (UQAC). Cette unité de recherche est accréditée par l'UQAC en vertu de sa politique de financement de la recherche.

Au terme d'un travail de trois ans de recherche, je tiens à remercier tous ceux qui m'ont aidé en contribuant à l'aboutissement de cette thèse, tout particulièrement :

- Monsieur Mohand Ouhrouche, professeur à l'UQAC et directeur du LICOME, qui a dirigé ces travaux de recherche. Qu'il soit assuré de ma profonde reconnaissance pour ses conseils précieux et la confiance dont il a témoigné à mon égard tout au long de ce parcours.
- Monsieur Rung-Tien Bui, professeur émérite à l'UQAC, qui a co-dirigé ce travail. Ses conseils judicieux ont été pour moi une aide précieuse.
- Monsieur Hassan Ezzaidi, professeur à l'UQAC, pour sa collaboration dans le domaine des réseaux de neurones.
- La compagnie ALCAN (Saguenay) pour m'avoir honoré par la bourse d'excellence 2006/2007.

Mes remerciements vont aussi à madame Nicole Bouchard, doyenne des études de cycles supérieurs et de la recherche, pour son assistance à ma soutenance, monsieur Daniel Audet, président du jury, et les membres, en plus de mes encadreurs, messieurs Hichem Arioui et Issouf Fofana pour leur évaluation de mon travail de recherche.

Je tiens à remercier également tous les membres du LICOME, qui ont contribué à rendre ce cadre de travail agréable, tant d'un point de vue technique que humain.

Enfin, un remerciement particulier à mes parents, à mon épouse, et à mes frères et sœurs.



## **SOMMAIRE**

<b>LISTE DES FIGURES .....</b>	<b>xii</b>
<b>LISTE DES TABLES .....</b>	<b>xv</b>
<b>LISTE DES SYMBOLES .....</b>	<b>xvi</b>
<b>ABRÉVIATIONS .....</b>	<b>xxi</b>
<b>INTRODUCTION GÉNÉRALE .....</b>	<b>2</b>

## **CHAPITRE I**

### **MODÉLISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE EN VUE DE LA COMMANDE**

<b>1.1 Introduction .....</b>	<b>11</b>
<b>1.2 Description .....</b>	<b>12</b>
<b>1.3 Modélisation électrique de la machine asynchrone .....</b>	<b>13</b>
<b>1.4 Modélisation en représentation d'état de la machine asynchrone en vue de commande .....</b>	<b>20</b>

1.4.1	Modèle d'état dans un référentiel tournant .....	21
1.4.2	Modèle d'état dans un référentiel fixe au stator .....	22
1.5.	Modélisation en représentation d'état de la machine asynchrone en vue d'observation .....	22
1.6	Modélisation inverse de la machine asynchrone .....	23
1.7	Modélisation de l'alimentation avec onduleur à MLI .....	27
1.7.1	MLI sinus-triangle .....	28
1.7.2	MLI vectorielle .....	29
1.8	Observation d'état .....	30
1.9	Conclusion .....	33

## **CHAPITRE II**

### **DIFFÉRENTES STRATÉGIES DE COMMANDE POUR LA MACHINE ASYNCHRONE**

2.1	Introduction .....	35
2.2	Commande vectorielle .....	36
2.3	Commande par linéarisation entrée-sortie .....	39
2.4	Commande directe de couple .....	45
2.5	Résultats de simulation .....	47
2.5.1	Commande vectorielle .....	48

2.5.2 Commande par linéarisation entrée-sortie .....	52
2.6 Conclusion .....	56

### **CHAPITRE III**

#### **COMMANDE PRÉDICTIVE NEURONALE**

3.1 Introduction .....	58
3.2 Réseaux de neurones artificiels .....	60
3.2.1 Modélisation d'un système dynamique non linéaire par réseaux de neurones .....	61
3.2.2 Application de la modélisation par réseaux de neurones au moteur asynchrone .....	64
3.3 Prédicteur neuronal .....	66
3.4 Commande prédictive neuronale .....	67
3.5 Résultats de simulation .....	72
3.5.1 Modélisation de la machine par un réseau de neurones .....	72
3.5.2 Commande à partir d'un modèle de référence .....	76
3.5.3 Commande prédictive neuronale .....	80
3.6 Conclusion .....	86

**CHAPITRE IV**  
**COMMANDE PRÉDICTIVE NON LINÉAIRE**

4.1 Introduction .....	89
4.2 Commande prédictive non linéaire multivariable .....	90
4.2.1 Application de la loi de commande prédictive non linéaire au moteur asynchrone .....	90
4.2.2 Dynamique et stabilité du système en boucle fermée .....	94
4.2.3 Conception de l'observateur de perturbation .....	96
4.2.4 Stabilité globale de la commande en boucle fermée avec observateur d'état .....	101
4.3 Commande prédictive non linéaire en cascade .....	106
4.3.1 Commande prédictive non linéaire multivariable (boucle interne) .....	106
4.3.2 Commande prédictive de vitesse (boucle externe) .....	109
4.3.3 Dynamique du système non linéaire .....	110
4.3.4 Conception de l'observateur de perturbation .....	112
4.3.5 Stabilité globale de la commande cascade en boucle fermée avec observateur d'état .....	114
4.4 Résultats de simulation .....	119
4.4.1 Commande prédictive non linéaire multivariable .....	119
4.4.2 Commande prédictive non linéaire en cascade .....	124
4.5 Conclusion .....	129

## CHAPITRE V

### SIMULATION EN TEMPS RÉEL À L'AIDE DE LA PLATE-FORME RT-LAB

5.1 Introduction .....	132
5.2 Système temps réel .....	133
5.3 Concept de la simulation numérique en temps réel .....	134
5.4 Implantation de la simulation numérique en temps réel .....	137
5.5 Résultats de simulation en temps réel .....	142
5.5.1 Commande prédictive neuronale .....	143
5.5.2 Commande non linéaire prédictive multivariable .....	144
5.5.3 Commande non linéaire prédictive en cascade .....	153
5.6 Conclusion .....	160
CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES .....	163
PUBLICATIONS .....	167
BIBLIOGRAPHIE .....	169
ANNEXES .....	182

## LISTE DES FIGURES

### Chapitre I

Figure 1.1 Modélisation de la machine asynchrone dans un repère triphasé .....	14
Figure 1.2 Transformation de repères .....	15
Figure 1.3 Schéma équivalent dynamique dans un référentiel tournant .....	16
Figure 1.4 Schéma équivalent dynamique dans un référentiel fixe .....	17
Figure 1.5 Schéma de l'onduleur de tension alimenté à partir du réseau triphasé .....	27
Figure 1.6 Allure des courants et tensions .....	28
Figure 1.7 Principe de MLI vectorielle .....	29

### Chapitre II

Figure 2.1 Schéma bloc de la commande vectorielle pour un moteur asynchrone .....	38
Figure 2.2 Schéma bloc de la commande par linéarisation entrée-sortie pour un moteur asynchrone.....	44
Figure 2.3 Représentation des secteurs .....	46
Figure 2.4 Schéma bloc de la commande directe de couple .....	47
Figures 2.5 et 2.6 Résultats de simulation pour la commande vectorielle sans variation paramétrique .....	48

Figures 2.7 Variation des paramètres de la machine .....	50
Figures 2.8 Couple de charge appliqué à la machine .....	50
Figures 2.9 et 2.10 Résultats de simulation pour la commande vectorielle avec variation de la résistance rotorique .....	51
Figures 2.11 à 2.16 Résultats de simulation pour la commande par linéarisation E/S .....	52

### **Chapitre III**

Figure 3. 1 Stratégie de la commande prédictive .....	59
Figure 3.2 Structure d'un réseau de neurones multicouches à propagation avant.....	60
Figure 3.3 Structure du réseau de neurones pour la modélisation du moteur asynchrone .....	65
Figure 3.4 Prédicteur neuronal avec pas multiples en avant .....	66
Figure 3.5 Schéma bloc de la commande prédictive neuronale pour un moteur asynchrone .....	71
Figures 3.6 à 3.11 Résultats de simulation pour la modélisation par réseau de neurones .....	73
Figures 3.12 à 3.17 Résultats de simulation pour la commande à partir d'un modèle de référence .....	76
Figures 3.18 et 3.19 Résultats de simulation pour la commande prédictive neuronale .....	80

### **Chapitre IV**

Figure 4.1 Schéma bloc de la commande non linéaire prédictive pour un moteur
--

asynchrone .....	100
Figure 4.2 Commande non linéaire prédictive en cascade pour un moteur asynchrone...	114
Figures 4.3 à 4.10 Résultats de simulation pour la commande prédictive multivariable...	120
Figures 4.11 à 4.18 Résultats de simulation pour la commande prédictive en cascade ...	125

## **Chapitre V**

Figure 5.1 Simulation en temps réel du système d'entraînement de la machine .....	135
Figure 5.2 Simulation avec matériel dans la boucle du système d'entraînement de la machine .....	136
Figure 5.3 Schéma de l'implantation de la simulation en temps réel .....	137
Figure 5.4 Répartition des sous-systèmes de la structure d'entraînement du moteur .....	139
Figure 5.5 Illustration du module : ss_controleur .....	140
Figure 5.6 Illustration du module : ss_moteur .....	141
Figure 5.7 Illustration du module : sm_acquisition_donnees .....	141
Figure 5.8 Illustration du module : sc_interface .....	142
Figures 5.9 et 5.10 Résultats de simulation en temps réel pour la commande prédictive neuronale .....	143
Figures 5.11 à 5.24 Résultats de simulation en temps réel pour la commande prédictive multivariable .....	145
Figures 5.25 à 5.37 Résultats de simulation en temps réel pour la commande prédictive en cascade .....	154



## LISTE DES TABLES

Tableau de localisation pour le contrôle du couple et du flux .....	46
Comparaison entre la commande non linéaire prédictive et la commande neuronale prédictive .....	166

## LISTE DES SYMBOLES

<b>A</b>	Matrice de découplage
<b>b</b>	Vecteur de perturbation
$\hat{\mathbf{b}}$	Vecteur de l'estimation de perturbation
<i>e</i>	Erreur
<b>f</b>	Matrice d'état
$\hat{\mathbf{f}}$	Matrice d'état estimé
$f_r$	Coefficient de frottement
<b>g</b>	Matrice de commande
<i>h</i>	Fonction de la couche cachée du réseau de neurones
Im	Partie imaginaire
$i_{r(a,b,c)}$	Courant de phase rotorique
$\vec{i}_r$	Vecteur spatial du courant rotorique
$i_{r\alpha}, i_{r\beta}$	Composantes ( $\alpha, \beta$ ) du courant rotorique dans le référentiel fixe
$i_{rd}, i_{rq}$	Composantes ( $d, q$ ) du courant rotorique dans le référentiel tournant
$i_{s(a,b,c)}$	Courant de phase statorique
$\vec{i}_s$	Vecteur spatial du courant statorique

$i_{s\alpha}, i_{s\beta}$	Composantes $(\alpha, \beta)$ du courant statorique dans le référentiel fixe
$\hat{i}_{s\alpha}, \hat{i}_{s\beta}$	Composantes $(\alpha, \beta)$ du courant statorique estimé dans le référentiel fixe
$\tilde{i}_{s\alpha}, \tilde{i}_{s\beta}$	Erreur entre le courant statorique réel et celui estimé dans le référentiel fixe
$i_{sd}, i_{sq}$	Composantes $(d, q)$ du courant statorique dans le référentiel tournant
$\mathfrak{S}$	Fonction de coût pour la commande prédictive
$\mathbf{J}$	Fonction de coût pour l'apprentissage du réseau de neurones
$J$	Inertie de la machine
$j$	$\sqrt{-1}$
$K_p, K_i$	Gains du contrôleur PI
$k_1, k_2$	Gains de l'observateur d'état
$K_0, K_1$	Gains du contrôleur prédictif
$L_s, L_r, L_m$	Inductances statorique, rotorique et mutuelle
$L_g, L_f$	Dérivée de Lie
$N_u$	Horizon de commande,
$N_1$	Horizon d'initialisation
$N_2$	Horizon de prédiction
$N_h$	Nombre des neurones en couche cachée
$p$	Nombre de paires de pôles
$p_0$	Gain de l'observateur de perturbation
$R_s, R_r$	Résistances statorique et rotorique
$T_{em}$	Couple électromagnétique

$T_L$	Couple de charge
$\hat{T}_L$	Couple de charge estimée
$T_r$	Constante de temps rotorique
$\mathbf{u}$	Vecteur de commande
$u_{r(a,b,c)}$	Tension de phase rotorique
$\vec{u}_r$	Vecteur spatial de la tension rotorique
$u_{r\alpha}, u_{r\beta}$	Composantes $(\alpha, \beta)$ de la tension rotorique dans le référentiel fixe
$u_{rd}, u_{rq}$	Composantes $(d, q)$ de la tension rotorique dans le référentiel tournant
$u_{s(a,b,c)}$	Tension de phase statorique
$\vec{u}_s$	Vecteur spatial de la tension statorique
$u_{s\alpha}, u_{s\beta}$	Composantes $(\alpha, \beta)$ de la tension statorique dans le référentiel fixe
$u_{sd}, u_{sq}$	Composantes $(d, q)$ de la tension statorique dans le référentiel tournant
$\mathbf{V}$	Vecteur de consigne externe
$V$	Fonction de Lyapunov
$\vec{V}_0$ à $\vec{V}_7$	Vecteurs de tension de commutation
$\mathbf{w}$	Vecteur des poids et biais du réseau de neurones
$w$	Poids du réseau de neurones
$\vec{X}$	Vecteur tournant
$\vec{X}^*$	Vecteur conjugué
$\mathbf{x}$	Vecteur d'état

$\hat{\mathbf{x}}$	Vecteur d'état estimé
$\tilde{\mathbf{x}}$	Erreur entre le vecteur d'état réel et celui estimé
$\mathbf{y}$	Vecteur de sortie
$\mathbf{y}_r$	Vecteur de référence
$\mathbf{y}_{RN}$	Vecteur de sortie du réseau de neurones
$\mathbf{z}$	Vecteur d'état du système linéarisé
$(\alpha_r, \beta_r)$	Repère lié au rotor
$(\alpha_s, \beta_s)$	Repère lié au stator $(\alpha, \beta)$
$\theta$	Position angulaire du rotor par rapport au stator
$\theta_s$	Position angulaire du repère $(d, q)$ par rapport au stator
$\theta_r$	Position angulaire du repère $(d, q)$ par rapport au rotor
$\varphi$	Vecteur de régression
$\phi_{r(a,b,c)}$	Flux de phase rotorique
$\vec{\phi}_r$	Vecteur spatial du flux rotorique
$\phi_{r\alpha}, \phi_{r\beta}$	Composantes $(\alpha, \beta)$ du flux rotorique dans le référentiel fixe
$\hat{\phi}_{r\alpha}, \hat{\phi}_{r\beta}$	Composantes $(\alpha, \beta)$ du flux rotorique estimé dans le référentiel fixe
$\tilde{\phi}_{r\alpha}, \tilde{\phi}_{r\beta}$	Erreur entre le flux rotorique réel et celui estimé dans le référentiel fixe
$\phi_{RN}$	Sortie flux du réseau de neurones
$\phi_{s(a,b,c)}$	Flux de phase statorique
$\vec{\phi}_s$	Vecteur spatial du flux statorique

$\phi_{s\alpha}, \phi_{s\beta}$	Composantes $(\alpha, \beta)$ du flux statorique dans le référentiel fixe
$\phi_{sd}, \phi_{sq}$	Composantes $(d, q)$ du flux statorique dans le référentiel tournant
$\phi_{rd}, \phi_{rq}$	Composantes $(d, q)$ du flux rotorique dans le référentiel tournant
$\Omega$	Vitesse mécanique
$\Omega_s$	Vitesse synchrone
$\omega = d\theta / dt$	Vitesse rotorique
$\omega_s = d\theta_s / dt$	Vitesse de rotation du repère $(d, q)$ par rapport au stator
$\omega_{RN}$	Sortie vitesse du réseau de neurones
$\sigma$	Coefficient de dispersion magnétique
$\lambda$	Facteur de pondération de la commande,
$\Delta$	Opérateur de différence
$\tau_r$	Horizon de prédiction
$\rho$	Position angulaire

## ABRÉVIATIONS

CL E/S	Commande par linéarisation entrée-sortie
CMR	Commande par modèle de référence
CNP	Commande non linéaire prédictive
CNP PID	Commande non linéaire PID prédictive
CPG	Commande prédictive généralisée
CPN	Commande prédictive neuronale
DTC	Acronyme de <i>Direct torque control</i>
FOC	Acronyme de <i>Field oriented control</i>
MLI	Modulation par largeur d'impulsion
MPC	Acronyme de <i>Model predictive control</i>
NARX	Acronyme de <i>Nonlinear autoregressive external input</i>
NNARX	Acronyme de <i>Neural network autoregressive external input</i>
PID	Commande proportionnelle, intégrale, dérivée
PN	Prédicteur neuronal
RN	Réseau de neurones

# **INTRODUCTION GÉNÉRALE**



## INTRODUCTION GÉNÉRALE

La machine (moteur) asynchrone (ou à induction), très appréciée dans les applications industrielles pour sa grande robustesse électromécanique et son faible coût, requiert des structures de contrôle spécifiques et complexes, qui sont utilisées dans des systèmes d'entraînement à vitesse variable performants.

Le développement de différentes méthodes de commande du moteur asynchrone est justifié par le besoin de prendre en compte sa structure non linéaire. C'est d'ailleurs pour cette raison, et en dépit de son plus faible coût et de son encombrement moindre, que l'industrie avait préféré, jusqu'aux années 1980, l'utilisation des moteurs à courant continu, puis synchrones, car leur structure linéaire en facilitait la commande. Une méthode de commande pour le moteur asynchrone, qui se ramenait à une structure de commande linéaire par l'hypothèse dite d'orientation du flux, a été proposée par Blaschke en 1972 [5]. Si cette méthode est restée peu exploitée jusqu'au début des années 80, les progrès réalisés dans la technologie des semi-conducteurs et dans la microélectronique ont permis son utilisation dans les variateurs industriels actuels. Cependant, l'expérience a montré les faiblesses de cette méthode face aux incertitudes de paramètres, qu'ils soient mesurés, comme la vitesse des moteurs, ou qu'ils varient en cours de fonctionnement, comme les résistances du stator et du rotor. Par ailleurs, la commande des moteurs électriques s'est

révélee être un champ d'application des méthodologies de l'automatique non linéaire, développées depuis les années 70. En effet, la modélisation des moteurs à courant alternatif est bien maîtrisée, et elle se traduit en des modèles non linéaires caractérisés par un nombre limité de variables d'état. Dans un même temps, l'évolution rapide de l'électronique numérique permet la réalisation de commandes de plus en plus sophistiquées telles que la commande par linéarisation entrées-sorties, commande directe du couple, etc. [3, 4, 7, 9, 13, 20-23, 66, 67], et la commande prédictive qui représente le thème de notre travail.

La commande à modèle prédictif MPC<sup>1</sup> est née vers les années 70 et s'est considérablement développée depuis, à la fois dans la communauté de la recherche en automatique et dans l'industrie [29, 37, 38, 82]. La philosophie de la commande prédictive se résume à utiliser le modèle pour prédire le comportement du système et choisir la meilleure décision au sens d'un certain coût tout en respectant les contraintes. La formulation du MPC intègre des concepts tirés de la commande optimale, la commande avec modèle interne, la commande multivariable et prend en compte les références futures. Un avantage de la commande prédictive tient au fait que des contraintes, et même des processus non linéaires et/ou variants dans le temps, peuvent être considérés en pratique et cela, grâce aux horizons de prédiction et au modèle du système. Les premiers succès de cette loi de commande ont été réalisés dans le domaine des systèmes à dynamique lente, mais avec l'évolution de la technologie numérique du traitement de signal, elle a trouvé une place privilégiée dans celui de la commande des procédés en raison de sa performance et de sa fiabilité [8, 37, 82].

---

<sup>1</sup> *Model Predictive Control* en anglais

Le comportement du moteur asynchrone est celui d'un système non linéaire, sa dynamique est rapide, ses paramètres varient pendant le fonctionnement et il est sujet à des perturbations inconnues. Toutes ces caractéristiques rendent la commande de cette machine complexe. Par conséquent, la conservation de la nature non linéaire de la machine, la poursuite de trajectoires prédéterminées, la robustesse aux variations de paramètres et le rejet de perturbations inconnues avec une réponse performante sont les objectifs à satisfaire lors d'une mise en œuvre d'une stratégie de commande. La commande prédictive, mentionnée auparavant, apparaît comme une alternative intéressante pour contrôler le moteur asynchrone et satisfaire les exigences souhaitées. L'intérêt de cette commande par rapport aux autres, par exemple à la commande par linéarisation entrée-sortie, est qu'elle peut être réalisée à partir du modèle de la machine ou à partir d'une technique de modélisation pour contourner les variations paramétriques. C'est la raison pour laquelle, la communauté des chercheurs en commande des machines s'est intéressée à l'application de la commande à modèle prédictif pour le contrôle du moteur asynchrone [2, 24, 34, 35, 45, 46, 48, 49, 54, 55, 60-63]. En [2, 24, 34, 35, 54, 55], où une commande prédictive généralisée (CPG) monovariante [25, 26] est appliquée à un modèle linéarisé de la machine. Le modèle de la machine peut être décomposé en une partie linéaire et une autre non linéaire [60-63] ; par la suite, la commande CPG est appliquée à la partie linéaire. Une commande non linéaire prédictive multivariante, basée sur l'optimisation d'une fonction de coût définie sur un horizon, peut être appliquée à la commande de la machine [45, 46], la performance de cette commande se détériore avec les variations des paramètres de la machine et les perturbations inconnues. Par conséquent, une compensation de perturbation

doit être intégrée dans le schéma de commande, qui est le cas dans de différentes stratégies de commande [50, 53, 76, 96]. Concernant notre stratégie de commande prédictive multivariable pour améliorer le comportement du système d'entraînement, nous intégrons dans la chaîne de commande un observateur de perturbation, réalisé à partir de la commande prédictive, qui se comporte comme un contrôleur PID ou PI de vitesse selon le degré relatif de la sortie à contrôler, permettant de garantir le rejet de perturbation et d'améliorer la robustesse aux variations de paramètres et rendant le système plus performant. Cette amélioration de la commande constitue une des contributions de ce travail par rapport aux applications de la commande non linéaire prédictive à la machine asynchrone mentionnées auparavant. En général, la conception d'une commande non linéaire prédictive utilise les états du système, et dans le cas d'un moteur asynchrone, ce contrôleur utilise les états (flux rotorique) issus d'un observateur. Dans la plupart des travaux mentionnés précédemment, les problèmes de couplage (commande, observateur d'état) ne sont pas pris en considération. Dans notre travail, la stabilité globale, pour le système complet (procédé + commande + observateur d'état), est traitée en utilisant le critère de stabilité de Lyapunov. Cette étude de stabilité globale est considérée comme une contribution majeure pour la commande non linéaire prédictive du moteur asynchrone.

Concernant la commande prédictive neuronale, malgré la disponibilité d'outils pour son implantation numérique [58, 89, 90], il existe peu de travaux sur ses applications aux moteurs asynchrones. Dans [31, 74, 75], une commande prédictive neuronale monovariable est appliquée au moteur pour le contrôle de la vitesse. Ce manque a rendu délicate la tâche de concevoir et d'appliquer une commande prédictive neuronale multivariable au moteur

asynchrone dans le référentiel fixe  $(\alpha, \beta)$ . Une autre contribution de ce travail consiste à étudier une combinaison de la commande prédictive neuronale et un modèle de référence.

En résumé, la recherche dans le domaine de la commande non linéaire demeure un champ florissant. D'où l'intérêt et la motivation, pour la présente thèse, de prendre en compte la non-linéarité du système et d'appliquer une commande prédictive non linéaire multivariable plus performante pour la poursuite de trajectoires, la stabilité, la robustesse paramétrique et le rejet de perturbations. L'amélioration de la performance de l'actionneur électrique, vis-à-vis ces points, représente une contribution majeure de ce travail de recherche.

Dans cette thèse, une commande prédictive neuronale multivariable et deux variantes de la commande non linéaire prédictive ont été réalisées pour le contrôle de la vitesse de rotation et la norme du flux rotorique, choisies comme sorties afin d'avoir un système multivariable carré. L'objectif est de démontrer les avantages et les inconvénients de la mise en œuvre d'une loi de commande non linéaire prédictive pour l'entraînement à vitesse variable d'un moteur asynchrone.

L'élément de base, dans une commande prédictive neuronale, est le réseau de neurones. Les réseaux de neurones appartiennent à la famille de méthodes d'intelligence artificielle. Elles ont eu un succès considérable dans les domaines de commande et d'identification des systèmes non linéaires et plusieurs applications ont été réalisées avec succès [10, 30, 33, 41, 83]. La popularité des réseaux de neurones est due à la capacité d'imiter le comportement des systèmes non linéaires, non stationnaires, et la robustesse par rapport aux perturbations. Pour le moteur asynchrone comme système non linéaire avec des paramètres variables, des

travaux ont été proposés pour l'identification (ou l'estimation) de la vitesse ou le flux par les réseaux de neurones, par contre peu de travaux existe pour les deux simultanément [15, 27, 28, 42, 56, 68, 86, 94]. Cette procédure, qui est la conception d'un modèle neuronal multivariable pour la prédiction à partir du modèle de la machine dans le référentiel  $(\alpha, \beta)$ , est une étape essentielle dans la mise en œuvre de la commande prédictive neuronale. Elle sera l'une des contributions de ce travail de recherche.

La seconde commande est la commande prédictive non linéaire multivariable, réalisée à partir d'une fonction de coût plus simple par rapport au travaux mentionnés antérieurement, seule l'erreur quadratique entre la sortie du procédé et la référence est incluse dans cette fonction, ce qui diminue la charge de calcul pour l'optimisation. Cette commande fait appel aux outils mathématiques de la géométrie différentielle. Un autre point, concernant le couple de charge, est traité dans ce travail afin d'améliorer le contrôleur prédictif. Le couple de charge est considéré comme une perturbation inconnue et il est estimé par un observateur de perturbation dérivé de la commande prédictive. Cette estimation permet de garantir le rejet de perturbation et d'améliorer les performances du suivi de trajectoires. Une version en cascade de la commande prédictive non linéaire est réalisée pour les sorties couple électromagnétique, norme du flux rotorique et vitesse rotorique. Ces deux versions de la commande prédictive sont étudiées pour permettre de mettre en relief la relation entre la structure de l'observateur de perturbation et le degré relatif de la sortie vitesse rotorique. Ces lois de commande sont détaillées, d'abord dans le cas où l'état du système est supposé entièrement mesurable, puis lorsqu'un observateur doit être utilisé pour l'estimation de flux [12, 19]. Le problème de la stabilité globale est alors pris en compte. La méthode de

Lyapunov est utilisée pour prouver la stabilité globale du schéma complet de la commande. Les résultats obtenus lors de ces travaux furent fructueux et ils ont permis la publication de plusieurs articles scientifiques dans des revues et des conférences internationales spécialisées dans le domaine de la commande des procédés.

Cette thèse est organisée comme suit :

Le chapitre 1 expose la description et la modélisation du moteur asynchrone, du point de vue de l'automaticien, pour utilisation en commande et observation d'état. Le chapitre 2 présente quelques stratégies de commande pour le moteur asynchrone, telles que la commande vectorielle, la commande par linéarisation entrée-sortie et la commande directe de couple. Il est à noter que ce chapitre n'inclut pas toutes les stratégies, de commande de la machine, qui existent, mais seulement quelques-unes qui font intervenir des concepts de linéarisation et de non-linéarité et celles qui sont utilisées dans l'industrie. Le chapitre 3, consacré à la commande prédictive neuronale, présente une modélisation multivariable de la machine par un réseau de neurones pour la conception d'un prédicteur non linéaire. Ce chapitre traite aussi de l'optimisation d'un critère quadratique, incluant une commande de référence, qui permet de trouver la commande optimale. Le chapitre 4 traite une autre stratégie de commande prédictive non linéaire; le prédicteur non linéaire est développé à partir d'outils mathématiques de la géométrie différentielle. Un observateur de perturbation (couple de charge) est dérivé de la commande prédictive. En plus, une étude de stabilité globale est réalisée pour le système complet (moteur + commande + observateur). Des simulations sur Simulink/Matlab pour les lois de commande, traitées dans cette thèse, sont présentées à la fin de chaque chapitre afin de tester leur performance. Le chapitre 5 montre

un outil de simulation en temps réel (RT-LAB<sup>2</sup>), ainsi que la mise en œuvre de la commande non linéaire prédictive du moteur sur ce système pour une implantation en temps réel. La simulation en temps réel est une technique aujourd'hui largement utilisée dans les technologies de pointe, telles que les industries d'automatisation et d'aéronautique. Elle constitue un outil primordial pour le prototypage rapide des systèmes complexes sur les plans économique et sécuritaire. Enfin, des conclusions et perspectives sont exposées. Elles résument les avantages et les inconvénients des lois de commande non linéaires proposées dans le cadre de ce travail.

En conclusion, nous pouvons résumer les contributions apportées par ce travail de recherche par les points suivants :

- La mise en œuvre d'une commande prédictive neuronale avec modèle de référence, pour l'entraînement d'un moteur asynchrone, à partir de la conception d'un modèle neuronal multivariable pour la prédiction non linéaire.
- L'amélioration de la performance d'entraînement à vitesse variable de la machine électrique par une loi de commande non linéaire prédictive, vis-à-vis la poursuite de trajectoires, la robustesse paramétrique et le rejet de perturbations. Cette amélioration est due à l'intégration d'un observateur de perturbation dans la structure de commande. L'observateur se comporte comme un contrôleur PID ou PI de vitesse selon le degré relatif de la vitesse, et il permet la conception d'une commande non linéaire PID (ou PI) prédictive.
- L'étude de la stabilité globale du système complet (moteur + commande + observateur).

---

<sup>2</sup> RT-LAB marque déposée de Opal-RT Technologies Inc.



# **CHAPITRE I**

## **MODÉLISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE EN VUE DE LA COMMANDE**

## CHAPITRE I

### MODÉLISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE EN VUE DE LA COMMANDE

#### 1.1 Introduction

Le système d'entraînement de la machine asynchrone intègre l'alimentation, le convertisseur statique, la machine et la commande indispensable au fonctionnement de l'ensemble. De ce fait, une modélisation de la machine asynchrone, destinée aussi bien à l'étude de son comportement qu'à la mise en place des fonctionnements de la commande, est nécessaire pour le bon déroulement du processus d'entraînement.

L'objectif de ce chapitre est de présenter mathématiquement, d'un point de vue de l'automaticien, une modélisation de la machine asynchrone sous forme de différents modèles d'état selon le choix de repère, le vecteur d'état et les entrées-sorties possibles du moteur. Généralement, ces modèles sont définis dans un référentiel diphasé, soit tournant  $(d, q)$ , soit fixe au stator  $(\alpha, \beta)$ . Ces référentiels sont définis à partir du référentiel triphasé naturel de la machine asynchrone à l'aide de transformations mathématiques adaptées. En plus, un modèle inverse de la machine est étudié afin de l'utiliser dans la stratégie de commande neuronale prédictive développée dans cette thèse.

Le chapitre est organisé comme suit : après une brève description de la machine asynchrone, une modélisation vectorielle, selon le choix du référentiel, et une autre, sous forme de représentation d'état dans des référentiels biphasés, sont exprimées. Un modèle inverse est exprimé à partir des équations de la machine. Ensuite, un bref aperçu de l'alimentation et de l'onduleur MLI est donné. Enfin, une description d'un observateur d'état, intégré dans le schéma de commande, est donnée pour tester la stabilité globale du système complet (procédé + commande + observateur) dans le chapitre sur la commande non linéaire prédictive.

## **1.2 Description**

Un moteur asynchrone se présente sous la forme d'un carter entourant le circuit magnétique, ferromagnétique, statorique et qui accueille dans des encoches l'enroulement statorique polyphasé (généralement triphasé) bobiné en fil de cuivre isolé. À l'intérieur de ce circuit magnétique, qui se présente comme un cylindre creux, séparé par un entrefer, tourne le circuit magnétique rotorique qui accueille dans ses encoches les barreaux de la cage rotorique, en aluminium coulé ou en cuivre, court-circuités à chaque extrémité par des anneaux réalisés dans le même matériau. Le circuit magnétique rotorique est traversé par l'arbre qui repose sur des paliers montés dans les flasques fixés au carter.

Le moteur asynchrone est donc caractérisé par la présence d'un seul bobinage polyphasé au stator, alimenté par une source extérieure, et d'un bobinage massif en court-circuit au rotor [11].

Pour établir des relations simples entre les tensions d'alimentation du moteur et ses courants, il faut s'appuyer sur un certain nombre d'hypothèses :

- parfaite symétrie de construction;
- assimilation de la cage à un bobinage en court-circuit de même nombre de phases que le bobinage statorique;
- répartition sinusoïdale, le long de l'entrefer, des champs magnétiques de chaque bobinage ;
- absence de saturation dans le circuit magnétique.

### 1.3 Modélisation électrique de la machine asynchrone

La machine asynchrone est un système dynamique non linéaire. Par conséquent, sa commande nécessite la disponibilité d'un modèle représentant fidèlement son comportement au niveau de ses modes électrique, électromagnétique et mécanique.

La machine asynchrone est de nature triphasée et, à partir des hypothèses mentionnées auparavant, les équations des circuits électriques font intervenir des inductances propres et mutuelles permettant de définir les flux en fonction des courants.

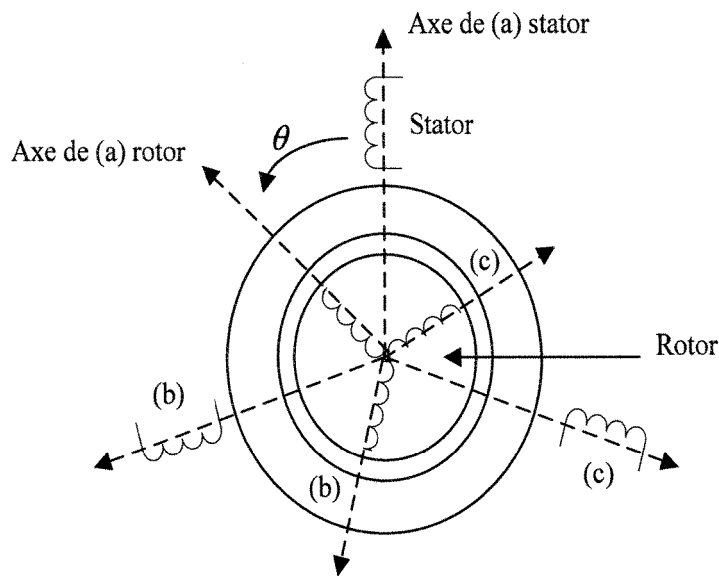
Pour un observateur lié au stator, les équations en grandeurs de phase sont :

$$u_{s(a,b,c)} = R_s i_{s(a,b,c)} + \frac{d\phi_{s(a,b,c)}}{dt} \quad (1.1)$$

Pour un observateur lié au rotor, les équations en grandeurs de phase sont :

$$u_{r(a,b,c)} = 0 = R_r i_{r(a,b,c)} + \frac{d\phi_{r(a,b,c)}}{dt} \quad (1.2)$$

Les équations des flux en fonction des courants s'obtiennent à partir des différentes inductances, dont certaines dépendent du temps par l'intermédiaire de l'angle électrique  $\theta$ , position de la phase (a) du rotor par rapport à la phase (a) du stator (figure 1.1).



**Figure 1.1** Modélisation de la machine asynchrone dans un repère triphasé

L'introduction du vecteur spatial permet de simplifier grandement le modèle décrit par les équations (1.1) et (1.2)

La représentation vectorielle d'une grandeur triphasée peut s'exprimer dans différents référentiels liés à la machine asynchrone. Ces référentiels sont de type biphasé, ce qui réduit considérablement la complexité du modèle en vue de commande. La structure symétrique et équilibrée de la machine permet le passage d'une représentation triphasée à une autre biphasée équivalente (transformations de Park et Concordia). Toutes les grandeurs électromagnétiques de la machine, statoriques ou rotoriques, sont ramenées à un seul référentiel.

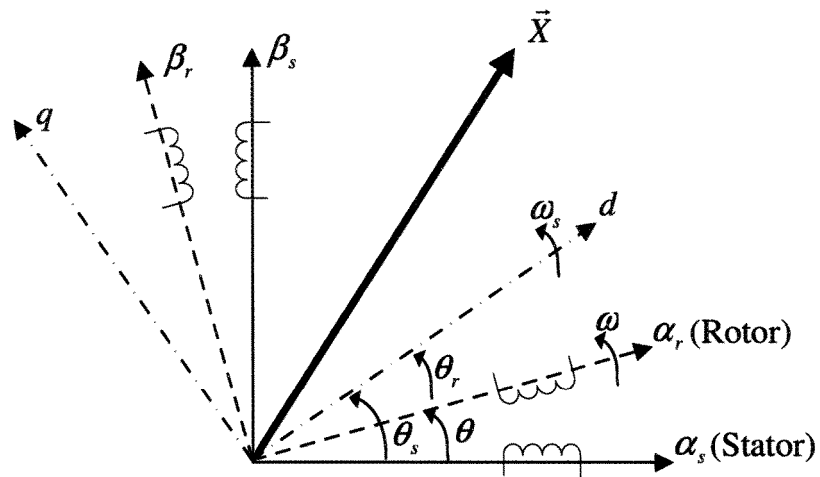


Figure 1.2 Transformation de repères

Les deux référentiels les plus utilisés dans la commande de la machine asynchrone sont

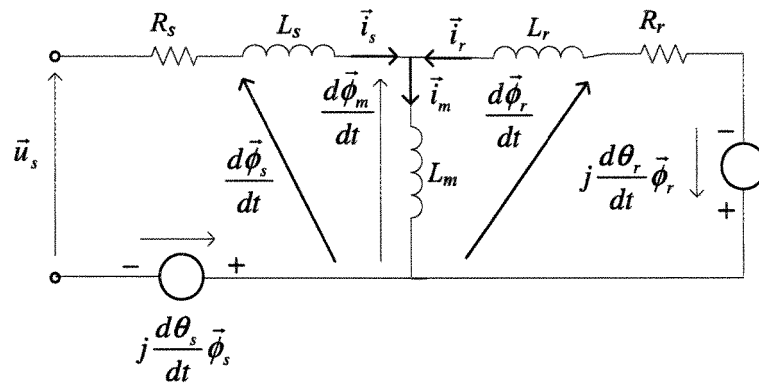
[11] :

- le référentiel tournant à la vitesse du champ statorique appelé  $(d, q)$  ;
- le référentiel fixe par rapport au stator  $(\alpha_s, \beta_s)$ , par convention appelé  $(\alpha, \beta)$ .

Les équations des tensions et des flux du stator et du rotor du modèle vectoriel de la machine dans un référentiel  $(d, q)$  tournant à une vitesse  $\omega$ , par rapport au stator sont :

$$\begin{cases} \vec{u}_s = R_s \vec{i}_s + \frac{d\vec{\phi}_s}{dt} + j\omega_s \vec{\phi}_s \\ \vec{u}_r = \vec{0} = R_r \vec{i}_r + \frac{d\vec{\phi}_r}{dt} + j(\omega_s - \omega) \vec{\phi}_r \end{cases} \quad (1.3.a)$$

$$\begin{cases} \vec{\phi}_s = L_s \vec{i}_s + L_m \vec{i}_r \\ \vec{\phi}_r = L_r \vec{i}_r + L_m \vec{i}_s \end{cases} \quad (1.3.b)$$



**Figure 1.3** Schéma équivalent dynamique dans un référentiel tournant

Les équations des tensions et des flux du stator et du rotor du modèle vectoriel de la machine dans un référentiel fixe lié au stator ( $\alpha, \beta$ ) sont :

$$\begin{cases} \vec{u}_s = R_s \vec{i}_s + \frac{d\vec{\phi}_s}{dt} \\ \vec{u}_r = 0 = R_r \vec{i}_r + \frac{d\vec{\phi}_r}{dt} - j\omega \vec{\phi}_r \end{cases} \quad (1.4.a)$$

$$\begin{cases} \vec{\phi}_s = L_s \vec{i}_s + L_m \vec{i}_r \\ \vec{\phi}_r = L_r \vec{i}_r + L_m \vec{i}_s \end{cases} \quad (1.4.b)$$

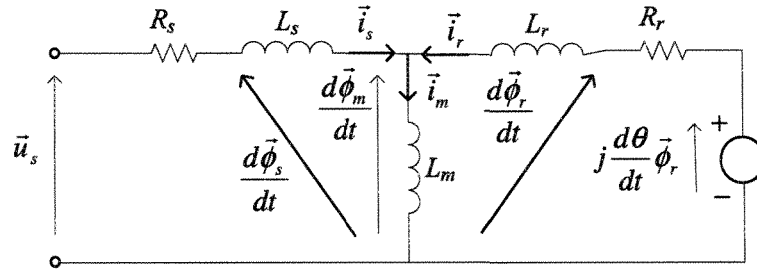


Figure 1.4 Schéma équivalent dynamique dans un référentiel fixe

Les projections des équations du modèle vectoriel dans le référentiel tournant, sur les deux axes ( $d, q$ ), permettent d'obtenir les équations de Park de la machine asynchrone :

$$\begin{cases} u_{sd} = R_s i_{sd} + \frac{d\phi_{sd}}{dt} - \omega_s \phi_{sq} \\ u_{sq} = R_s i_{sq} + \frac{d\phi_{sq}}{dt} + \omega_s \phi_{sd} \\ u_{rd} = 0 = R_r i_{rd} + \frac{d\phi_{rd}}{dt} - (\omega_s - \omega) \phi_{rq} \\ u_{rq} = 0 = R_r i_{rq} + \frac{d\phi_{rq}}{dt} + (\omega_s - \omega) \phi_{rd} \end{cases} \quad (1.5.a)$$



$$\begin{cases} \phi_{sd} = L_s i_{sd} + L_m i_{rd} \\ \phi_{sq} = L_s i_{sq} + L_m i_{rq} \end{cases} \quad \begin{cases} \phi_{rd} = L_r i_{rd} + L_m i_{sd} \\ \phi_{rq} = L_r i_{rq} + L_m i_{sq} \end{cases} \quad (1.5.b)$$

Le changement de repères triphasé/biphasé  $(a, b, c) \rightarrow (d, q)$  peut être réalisé par la transformation de Park.

$$\begin{bmatrix} X_d \\ X_q \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos \rho & \cos\left(\rho - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\rho + \frac{2\pi}{3}\right) \\ -\sin \rho & -\sin\left(\rho - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\rho - \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

L'angle  $\rho$  correspond à la position du repère choisi pour la transformation.

La transformation inverse est donnée par :

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos \rho & -\sin \rho \\ \cos\left(\rho - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\rho - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\rho + \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\rho - \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_d \\ X_q \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

avec  $\rho = \theta_s$  pour le stator ou  $\rho = \theta_r$  pour le rotor.

Les projections des équations du modèle dans le référentiel fixe lié au stator, sur les deux axes  $(\alpha, \beta)$  du référentiel, permettent d'obtenir les équations de Concordia de la machine asynchrone :

$$\begin{cases} u_{s\alpha} = R_s i_{s\alpha} + \frac{d\phi_{s\alpha}}{dt} \\ u_{s\beta} = R_s i_{s\beta} + \frac{d\phi_{s\beta}}{dt} \end{cases} \quad \begin{cases} u_{r\alpha} = 0 = R_r i_{r\alpha} + \frac{d\phi_{r\alpha}}{dt} + \omega \phi_{r\beta} \\ u_{r\beta} = 0 = R_r i_{r\beta} + \frac{d\phi_{r\beta}}{dt} - \omega \phi_{r\alpha} \end{cases} \quad (1.8.a)$$

$$\begin{cases} \phi_{s\alpha} = L_s i_{s\alpha} + L_m i_{r\alpha} \\ \phi_{s\beta} = L_s i_{s\beta} + L_m i_{r\beta} \end{cases} \quad \begin{cases} \phi_{r\alpha} = L_r i_{r\alpha} + L_m i_{s\alpha} \\ \phi_{r\beta} = L_r i_{r\beta} + L_m i_{s\beta} \end{cases} \quad (1.8.b)$$

Le changement de repères triphasé/biphasé  $(a, b, c) \rightarrow (\alpha, \beta)$  peut être réalisé par la transformation de Concordia.

$$\begin{bmatrix} X_\alpha \\ X_\beta \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \quad (1.9)$$

La transformation inverse est donnée par :

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_\alpha \\ X_\beta \end{bmatrix} \quad (1.10)$$

La transformation de Concordia  $(\alpha, \beta)$  peut également être obtenue à partir des composantes de Park  $(d, q)$ , et en faisant une rotation de l'angle  $\rho$ . Le passage des composantes de Park à celles de Concordia se fait par :

$$\begin{bmatrix} X_\alpha \\ X_\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \rho & -\sin \rho \\ \sin \rho & \cos \rho \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_d \\ X_q \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

On définit également la transformation inverse :

$$\begin{bmatrix} X_d \\ X_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \rho & \sin \rho \\ -\sin \rho & \cos \rho \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_\alpha \\ X_\beta \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

Le modèle complet de la machine asynchrone comprend l'équation mécanique donnée par :

$$T_{em} - T_L = J \frac{d\omega}{dt} + f_r \omega \quad (1.13)$$

Le couple électromagnétique est donné par :

$$T_{em} = p \frac{L_m}{L_r} \text{Im} (\vec{i}_s \vec{\phi}_r^*) \quad (1.14)$$

Dans le référentiel tournant  $(d, q)$ , le couple est défini par :

$$T_{em} = p \frac{L_m}{L_r} (\phi_{rd} i_{sq} - \phi_{rq} i_{sd}) \quad (1.15)$$

Dans le référentiel fixe  $(\alpha, \beta)$ , le couple est défini par :

$$T_{em} = p \frac{L_m}{L_r} (\phi_{r\alpha} i_{s\beta} - \phi_{r\beta} i_{s\alpha}) \quad (1.16)$$

#### 1.4 Modélisation en représentation d'état de la machine asynchrone en vue de commande

La modélisation en représentation d'état en vue de commande est une approche appréciée par tout automaticien, surtout pour l'étude d'un système multivariable. Le choix des variables d'état, d'entrées et de sorties du système dépend des objectifs liés à la commande ou à l'observation. Pour des applications de commande, un choix approprié pour le vecteur d'état, selon le repère choisi, est le suivant :

$$\mathbf{x} = [i_{s\alpha(d)} \quad i_{s\beta(q)} \quad \phi_{r\alpha(d)} \quad \phi_{r\beta(q)} \quad \omega]^T \quad (1.17)$$

Le choix des courants statoriques est justifié par le fait qu'ils sont accessibles par mesure. Les entrées du modèle de la machine sont les deux composantes de la tension statorique  $\vec{u}_s$ .

Le modèle d'état de la machine asynchrone est celui d'un système multivariable non

linéaire de la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}_1(\mathbf{x})\mathbf{u}(t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{h}(\mathbf{x}) \end{cases} \quad (1.18)$$

Le vecteur  $\mathbf{x}$  appartient à l'ensemble  $\Omega = \{\mathbf{x} \in \mathfrak{R}^5 : \phi_{r\alpha(d)}^2 + \phi_{r\beta(q)}^2 \neq 0\}$

Les matrices  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ ,  $\mathbf{g}_1(\mathbf{x})$  et  $\mathbf{h}(\mathbf{x})$  sont définies selon le choix du repère.

En disposant de deux entrées indépendantes, deux sorties doivent être choisies afin d'obtenir un système carré, on peut choisir :

$$\mathbf{y} = [\omega \quad \sqrt{\phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2}]^T \quad (1.19)$$

#### 1.4.1 Modèle d'état dans un référentiel tournant

Dans un référentiel  $(d, q)$  tournant à une vitesse  $\omega_s$ , le modèle du moteur asynchrone, tiré des équations (1.5), (1.13) et (1.15), est défini par le système non linéaire, d'ordre 5, suivant :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\gamma i_{sd} + \omega_s i_{sq} + \frac{K}{T_r} \phi_{rd} + pK \omega \phi_{rq} \\ -\omega_s i_{sd} - \gamma i_{sq} - pK \omega \phi_{rd} + \frac{K}{T_r} \phi_{rq} \\ \frac{L_m}{T_r} i_{sd} - \frac{1}{T_r} \phi_{rd} - (\omega_s - p\omega) \phi_{rq} \\ \frac{L_m}{T_r} i_{sq} - (\omega_s - p\omega) \phi_{rd} - \frac{1}{T_r} \phi_{rq} \\ \frac{pL_m}{JL_r} (\phi_{rd} i_{sq} - \phi_{rq} i_{sd}) - \frac{f_r}{J} \omega - \frac{T_L}{J} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{sd} \\ u_{sq} \end{bmatrix} \quad (1.20)$$

avec 
$$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}; \quad K = \frac{L_m}{\sigma L_s L_r}; \quad \gamma = \frac{1}{\sigma L_s} \left( R_s + R_r \frac{L_m^2}{L_r^2} \right)$$

Le modèle de la machine dans le repère  $(d, q)$  est le modèle le plus général pour la représentation du moteur asynchrone.

#### 1.4.2 Modèle d'état dans un référentiel fixe au stator

Dans un référentiel  $(\alpha, \beta)$  fixe au stator ( $\omega_s=0$ ), le modèle du moteur asynchrone, tiré des équations (1.8), (1.13) et (1.16), est défini par le système non linéaire, d'ordre 5, suivant :

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}_1 \mathbf{u}(t) \quad (1.21)$$

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \phi_{r\alpha} \\ \phi_{r\beta} \\ \omega \end{bmatrix}; \mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} -\gamma_{s\alpha} + \frac{K}{T_r} \phi_{r\alpha} + pK \omega \phi_{r\beta} \\ -\gamma_{s\beta} - pK \omega \phi_{r\alpha} + \frac{K}{T_r} \phi_{r\beta} \\ \frac{L_m}{T_r} i_{s\alpha} - \frac{1}{T_r} \phi_{r\alpha} - p \omega \phi_{r\beta} \\ \frac{L_m}{T_r} i_{s\beta} + p \omega \phi_{r\alpha} - \frac{1}{T_r} \phi_{r\beta} \\ \frac{pL_m}{JL_r} (\phi_{r\alpha} i_{s\beta} - \phi_{r\beta} i_{s\alpha}) - \frac{f_r}{J} \omega - \frac{T_L}{J} \end{bmatrix}; \mathbf{g}_1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}; \mathbf{u} = \begin{bmatrix} u_{s\alpha} \\ u_{s\beta} \end{bmatrix}$$

#### 1.5 Modélisation en représentation d'état de la machine asynchrone en vue d'observation

Dans la plupart des applications industrielles de la machine asynchrone, l'information sur le flux rotorique, nécessaire dans le système d'entraînement de la machine, n'est pas disponible par mesure; l'observation est une option pour remédier à ce problème. Le modèle de la machine utilisé pour l'observation peut être simplifié à un modèle linéaire

d'ordre 4 en prenant la vitesse, qu'on suppose la connaître par mesure, comme un paramètre variable. Le vecteur d'état<sup>3</sup> est le suivant :

$$\mathbf{x} = [i_{s\alpha} \quad i_{s\beta} \quad \phi_{r\alpha} \quad \phi_{r\beta}]^T \quad (1.22)$$

Le modèle d'état est celui d'un système linéaire d'ordre 4 à paramètres variant dans le temps.

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \phi_{r\alpha} \\ \phi_{r\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\gamma & 0 & \frac{K}{T_r} & pK \omega(t) \\ 0 & -\gamma & -pK \omega(t) & \frac{K}{T_r} \\ \frac{L_m}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & -p \omega(t) \\ 0 & \frac{L_m}{T_r} & p \omega(t) & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \phi_{r\alpha} \\ \phi_{r\beta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{s\alpha} \\ u_{s\beta} \end{bmatrix} \quad (1.23)$$

En cas d'une étude de l'observation d'état, les sorties doivent être connues par mesure. Pour le modèle de la machine, les courants statoriques mesurés sont les éléments du vecteur de sortie.

$$\mathbf{y} = [i_{s\alpha} \quad i_{s\beta}]^T \quad (1.24)$$

## 1.6 Modélisation inverse de la machine asynchrone

Le but de l'approche, proposée en [60], est d'exploiter les équations générales de la représentation biphasée de la machine pour concevoir un modèle inverse de la machine, qu'on peut utiliser comme modèle de référence dans la commande neuronale prédictive. Ce

---

<sup>3</sup> Le modèle en  $(d, q)$  peut être exprimé par le changement de repères  $(\alpha, \beta) \leftrightarrow (d, q)$ .

modèle est exprimé à partir des sorties choisies, qui sont la vitesse rotorique et la norme du flux rotorique, ainsi qu'un nombre fini de leurs dérivées et de leurs intégrales premières [32, 60].

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 = \omega \\ y_2 = \sqrt{\phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2} = \phi_r \end{bmatrix} \quad (1.25)$$

Le modèle inverse est développé à partir des équations électromécanique et électriques de la machine.

L'équation électromécanique :

$$J \frac{d\omega}{dt} = p \operatorname{Im}(\vec{\phi}_r \vec{i}_r^*) - f_r \omega - T_L \quad (1.26)$$

où  $\vec{\phi}_r = \phi_r e^{j\rho}$ .

L'équation électrique du rotor :

$$\frac{d\vec{\phi}_r}{dt} - jp \omega \vec{\phi}_r + R_r \vec{i}_r = 0 \quad (1.27)$$

Le couple produit par le moteur est le suivant :

$$T_{em} = p \operatorname{Im}(\vec{\phi}_r \vec{i}_r^*) = \frac{p}{R_r} \phi_r^2 (\dot{\rho} - p \omega) \quad (1.28)$$

En remplaçant  $T_{em}$  de (1.28) dans (1.26), l'équation électromécanique devient :

$$J \frac{d\omega}{dt} = \frac{p}{R_r} \phi_r^2 (\dot{\rho} - p \omega) - f_r \omega - T_L \quad (1.29)$$

alors

$$\rho = \frac{R_r}{p} \int_0^t \left( \frac{J \dot{\omega}}{\phi_r^2} + \frac{f_r \omega}{\phi_r^2} + \frac{T_L}{\phi_r^2} + \frac{p^2}{R_r} \omega \right) d\tau \quad (1.30)$$

En considérant le couple de charge  $T_L$  nul, pour avoir des relations seulement en fonction des sorties, le flux rotorique peut être déterminé en fonction des sorties prédéterminées :

$$\vec{\phi}_r = y_2 \exp\left(j \frac{R_r}{p} \int_0^t \left( \frac{J \dot{y}_1}{y_2^2} + \frac{f_r y_1}{y_2^2} + \frac{p^2}{R_r} y_1 \right) d\tau\right) \quad (1.31)$$

À partir de (1.27) et (1.31), le courant rotorique peut être exprimé par :

$$\vec{i}_r = -\frac{1}{R_r} \left( \frac{d\vec{\phi}_r}{dt} - jp\omega\vec{\phi}_r \right) = -\frac{1}{R_r} \left[ \dot{y}_2 + j \frac{R_r}{p} \left( \frac{J \dot{y}_1}{y_2} + \frac{f_r y_1}{y_2} \right) \right] \exp(j\rho) \quad (1.32)$$

À partir de (1.31), (1.32) et l'équation du flux rotorique :

$$\vec{\phi}_r = L_m \vec{i}_s + L_r \vec{i}_r \quad (1.33)$$

on obtient le courant statorique :

$$\vec{i}_s = \frac{1}{L_m} \left[ y_2 + T_r (\dot{y}_2 + j(\dot{\rho} - py_1) y_2) \right] \exp(j\rho) \quad (1.34)$$

À partir de (1.32), (1.34) et le flux statorique :

$$\vec{\phi}_s = L_s \vec{i}_s + L_m \vec{i}_r \quad (1.35)$$

Le flux statorique est donné par :

$$\vec{\phi}_s = \left( \frac{L_s}{L_m} y_2 + \frac{L_s L_r - L_m^2}{L_m R_r} (\dot{y}_2 + j(\dot{\rho} - py_1) y_2) \right) \exp(j\rho) \quad (1.36)$$

Finalement, la tension statorique peut être exprimée par :

$$\begin{aligned} \vec{u}_s &= u_{s\alpha} + ju_{s\beta} = R_s \vec{i}_s + \frac{d\vec{\phi}_s}{dt} \\ &= \frac{R_s}{L_m} (y_2 + T_r (\dot{y}_2 + j(\dot{\rho} - py_1) y_2)) \exp(j\rho) + \frac{d}{dt} \left\{ \left( \frac{L_s}{L_m} y_2 + \frac{L_s L_r - L_m^2}{L_m R_r} (\dot{y}_2 + j(\dot{\rho} - py_1) y_2) \right) \exp(j\rho) \right\} \end{aligned} \quad (1.37)$$



En décomposant la tension  $\vec{u}_s$  dans le référentiel  $(\alpha, \beta)$ , les expressions suivantes sont obtenues :

$$\left\{ \begin{array}{l} u_{s\alpha} = \frac{R_s}{L_m} (y_2 \cos \rho + T_r \dot{y}_2 \cos \rho - T_r y_2 (\dot{\rho} - p y_1) \sin \rho) + \frac{L_s}{L_m} (\dot{y}_2 \cos \rho - y_2 \dot{\delta} \sin \rho) + \\ \frac{L_s L_r - L_m^2}{L_m R_r} (\ddot{y}_2 \cos \rho - y_2 (\dot{\rho} - p y_1) \dot{\rho} \cos \rho - y_2 (\ddot{\rho} - p \dot{y}_1) \sin \rho - \dot{y}_2 \dot{\rho} \sin \rho - \dot{y}_2 (\dot{\rho} - p y_1) \sin \rho) \\ u_{s\beta} = \frac{R_s}{L_m} (y_2 \sin \rho + T_r \dot{y}_2 \sin \rho + T_r y_2 (\dot{\rho} - p y_1) \cos \rho) + \frac{L_s}{L_m} (\dot{y}_2 \sin \rho + y_2 \dot{\rho} \cos \rho) + \\ \frac{L_s L_r - L_m^2}{L_m R_r} (\ddot{y}_2 \sin \rho - y_2 (\dot{\rho} - p y_1) \dot{\rho} \sin \rho + y_2 (\ddot{\rho} - p \dot{y}_1) \cos \rho + \dot{y}_2 \dot{\rho} \cos \rho + \dot{y}_2 (\dot{\rho} - p y_1) \cos \rho) \end{array} \right. \quad (1.38)$$

Les variables d'état, ainsi que la tension d'entrée du stator du moteur, sont complètement exprimées dans la formulation désirée. Il est ainsi possible de calculer numériquement une commande de référence en boucle ouverte à partir de trajectoires planifiées du vecteur de sortie  $(y_1, y_2)$  et leurs dérivées continues. Cependant, le manque d'un retour de sortie pour la correction nécessite d'avoir une stratégie de stabilisation autour des trajectoires [64]. En revanche, ce modèle de référence peut être utilisé dans la commande prédictive neuronale, développée dans le cadre de notre travail pour l'entraînement de la machine, afin d'améliorer l'optimisation de la fonction de coût.

La modélisation de la machine sous forme de représentation d'état, ainsi que la modélisation inverse font apparaître les variables d'état nécessaires aux objectifs de commande ou d'observation. Cependant, dans une application réelle, il serait essentiel de prendre en considération les équations de l'onduleur, qui est un système à commutation, et de les faire intervenir dans la mise au point du modèle de la machine. D'un point de vue

automatique, l'absence des équations de l'onduleur dans le modèle n'affecte pas l'étude de la commande et l'observation, mais dans une implantation temps réel, il faut vérifier l'influence de l'onduleur sur le comportement global du système d'entraînement.

### 1.7 Modélisation de l'alimentation avec onduleur à MLI

La figure 1.5 présente un schéma d'alimentation pour le moteur asynchrone avec un onduleur de tension alimenté à partir d'un réseau triphasé.

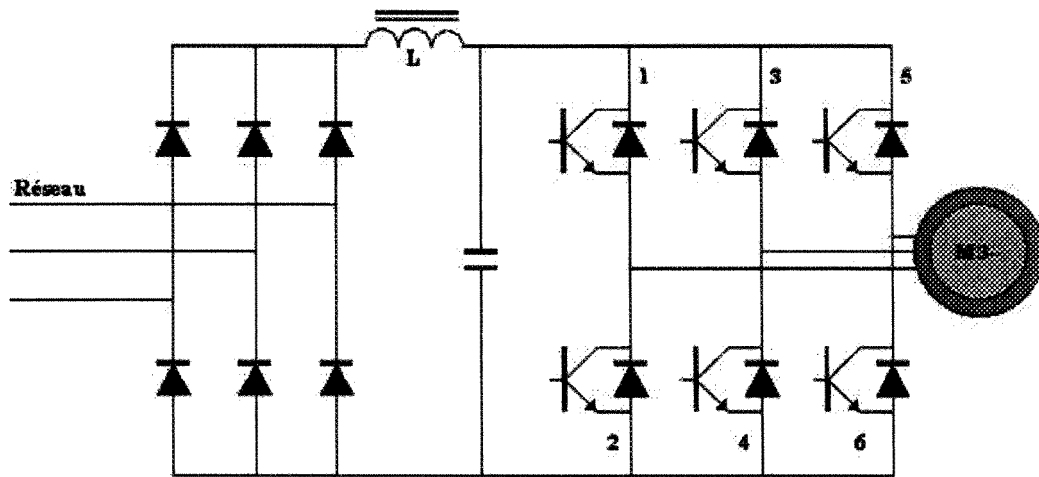


Figure 1.5 Schéma de l'onduleur de tension alimenté à partir du réseau triphasé

Le filtre L-C, associé au pont redresseur à diodes constitue une source de tension non réversible en courant. L'énergie ne peut donc transiter de la machine asynchrone au réseau. L'ensemble de transistors constitue l'onduleur triphasé à modulation de largeur d'impulsion (MLI), qui impose la fréquence du champ tournant et l'amplitude du courant dans la machine. Le moteur, inductif par nature, lisse le courant. Ce dernier est pratiquement sinusoïdal.

La technique de commande MLI permet de définir les instants de commande des interrupteurs. Deux types de MLI sont présentés dans le cadre de ce travail. Pour plus de détails sur le calcul, le lecteur est invité à se reporter par exemple à la référence [11].

### 1.7.1 MLI sinus-triangle

Une onde modulatrice sinusoïdale  $u$ , de fréquence  $f_u$  est comparée à une onde triangulaire  $v$  de fréquence  $f_v$ . La sortie du comparateur permet, par l'intermédiaire de transistors de puissance, le pilotage d'une phase de la machine. Les autres phases sont pilotées par des ensembles identiques, déphasés de  $120^\circ$ .

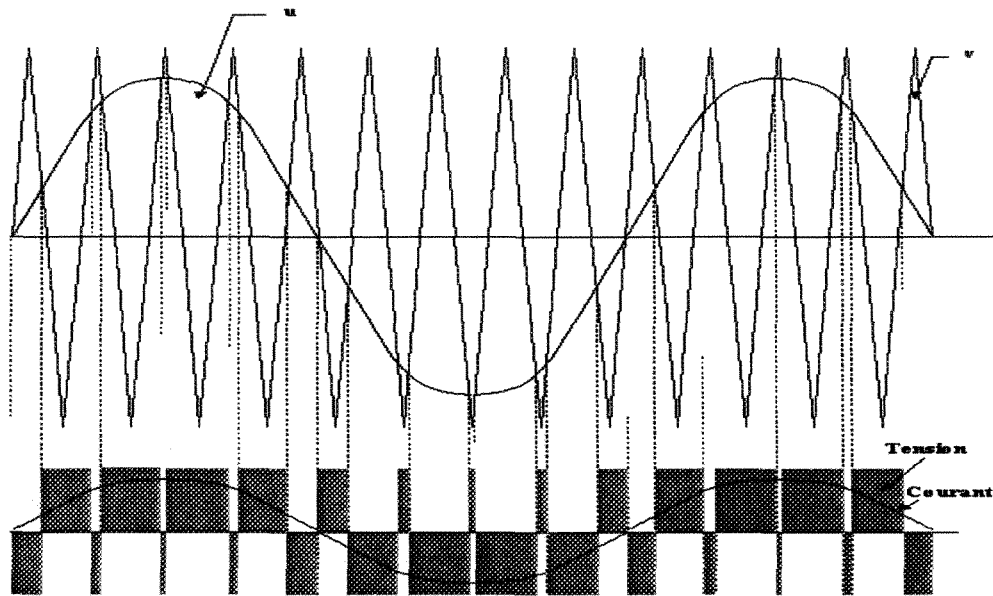


Figure 1.6 Allure des courants et tensions

### 1.7.2 MLI vectorielle

Un onduleur triphasé à deux niveaux de tension possède six cellules de commutation, donnant huit configurations possibles. Ces huit états de commutation peuvent s'exprimer dans le plan  $(\alpha, \beta)$  par huit vecteurs de tension notés de  $\vec{V}_0$  à  $\vec{V}_7$ ; parmi ces vecteurs, deux sont nuls, les autres étant répartis régulièrement à tous les  $60^\circ$ . Le principe de MLI vectorielle consiste à projeter le vecteur  $\vec{V}_s$  de tension statorique désiré sur les deux vecteurs de tension adjacents correspondant à deux états de commutation de l'onduleur. Les valeurs de ces projections, assurant le calcul des temps de commutations désirées, correspondent à deux états non nuls de commutation de l'onduleur. Si nous notons  $t_i$  et  $t_{i+1}$  ces deux temps, leur somme doit être inférieure à la période  $T_{com}$  de commutation de l'onduleur. Pour maintenir la fréquence de commutation constante, un état nul de l'onduleur est appliqué durant une durée complémentaire à  $T_{com}$ .

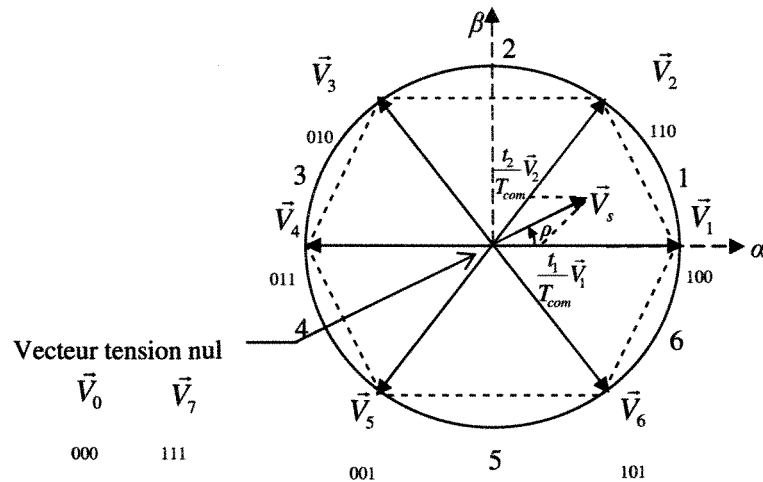


Figure 1.7 Principe de MLI vectorielle

## 1.8 Observation d'état

Les algorithmes de certaines lois de commande, en particulier la commande non linéaire prédictive, nécessitent la connaissance des états du système. Dans des applications industrielles de machines asynchrones, les grandeurs d'état ou de sortie utilisées pour l'élaboration de la commande des machines électriques sont souvent difficilement accessibles pour des raisons techniques (flux, ...) ou pour des problèmes de coût (vitesse, position ...). Il faut donc les déterminer sans utiliser de capteurs dédiés. En général, le flux rotorique est la grandeur la plus difficile à mesurer, et dans presque tous les systèmes d'entraînement de la machine, elle est évaluée par observation.

Cette thèse n'a pas comme objectif l'observation des grandeurs d'état. Cependant, dans le cadre d'une application de commande avec une observation d'état, il est nécessaire de prendre en considération les problèmes de couplage (commande, observateur). Pour reconstruire les états manquants (flux rotorique), de nombreuses méthodes d'estimation sont possibles, néanmoins des observateurs prenant en compte explicitement les erreurs d'observation sont performants et améliorent notablement les résultats [12, 19, 39].

L'observateur présenté en [12] est utilisé pour reconstruire les états inconnus  $\hat{\phi}_{r\alpha}$  et  $\hat{\phi}_{r\beta}$  et fournir des estimées des courants  $\hat{i}_{s\alpha}$  et  $\hat{i}_{s\beta}$ . Le choix de cet observateur est pris seulement pour l'étude de la stabilité globale du système complet. Par contre, cette étude peut être généralisée avec d'autres observateurs plus performants comme le filtre de Kalman.

L'observateur est défini par :

$$\dot{\hat{\mathbf{x}}} = \begin{bmatrix} -\gamma & 0 & \frac{K}{T_r} & pK\omega \\ 0 & -\gamma & -pK\omega & \frac{K}{T_r} \\ \frac{L_m}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & -p\omega \\ 0 & \frac{L_m}{T_r} & p\omega & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \hat{\mathbf{x}} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{u} \quad (1.39)$$

$$+ \begin{bmatrix} k_1 & 0 \\ 0 & k_1 \\ \frac{k_2}{T_r} & -p\omega k_2 \\ p\omega k_2 & \frac{k_2}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{i}_{s\alpha} \\ \tilde{i}_{s\beta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} f_{ia} \\ f_{ib} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Les termes  $f_{ia}$  et  $f_{ib}$  sont des termes supplémentaires ajoutés pour permettre d'établir la stabilité globale du système complet (procédé + observateur + commande).

Les erreurs d'estimation sur les états sont définies par :

$$\begin{aligned} \tilde{i}_{s\alpha} &= i_{s\alpha} - \hat{i}_{s\alpha} & \tilde{\phi}_{r\alpha} &= \phi_{r\alpha} - \hat{\phi}_{r\alpha} \\ \tilde{i}_{s\beta} &= i_{s\beta} - \hat{i}_{s\beta} & \tilde{\phi}_{r\beta} &= \phi_{r\beta} - \hat{\phi}_{r\beta} \end{aligned} \quad (1.40)$$

Les équations d'erreurs s'écrivent par différence avec les équations du modèle et ont pour expression :

$$\dot{\tilde{\mathbf{x}}} = \begin{bmatrix} -\gamma - k_1 & 0 & \frac{K}{T_r} & pK\omega \\ 0 & -\gamma - k_1 & -pK\omega & \frac{K}{T_r} \\ \frac{L_m}{T_r} - \frac{k_2}{T_r} & p\omega k_2 & -\frac{1}{T_r} & -p\omega \\ -p\omega k_2 & \frac{L_m}{T_r} - \frac{k_2}{T_r} & p\omega & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \tilde{\mathbf{x}} - \begin{bmatrix} f_{ia} \\ f_{ib} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (1.41)$$

La fonction de Lyapunov candidate  $V_1$  ( $\gamma_2 > 0$ ) définie par :

$$V_1 = \frac{\tilde{i}_{s\alpha}^2 + \tilde{i}_{s\beta}^2}{2} + \frac{\tilde{\phi}_{r\alpha}^2 + \tilde{\phi}_{r\beta}^2}{2\gamma_2} \quad (1.42)$$

a pour dérivée :

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 = & -(\gamma + k_1)[\tilde{i}_{s\alpha}^2 + \tilde{i}_{s\beta}^2] - \frac{1}{T_r\gamma_2}[\tilde{\phi}_{r\alpha}^2 + \tilde{\phi}_{r\beta}^2] + \left(\frac{K}{T_r} + \frac{L_m}{T_r\gamma_2} - \frac{k_2}{T_r\gamma_2}\right)[\tilde{i}_{s\alpha}\tilde{\phi}_{r\alpha} + \tilde{i}_{s\beta}\tilde{\phi}_{r\beta}] \\ & + p\omega\left(K - \frac{k_2}{\gamma_2}\right)[\tilde{i}_{s\alpha}\tilde{\phi}_{r\beta} - \tilde{i}_{s\beta}\tilde{\phi}_{r\alpha}] - [f_{ia}\tilde{i}_{s\alpha} + f_{ib}\tilde{i}_{s\beta}] \end{aligned} \quad (1.43)$$

Le choix  $k_2 = K\gamma_2$  permet d'obtenir :

$$\dot{V}_1 = -(\gamma + k_1)[\tilde{i}_{s\alpha}^2 + \tilde{i}_{s\beta}^2] - \frac{1}{T_r\gamma_2}[\tilde{\phi}_{r\alpha}^2 + \tilde{\phi}_{r\beta}^2] + \left(\frac{L_m}{T_r\gamma_2}\right)[\tilde{i}_{s\alpha}\tilde{\phi}_{r\alpha} + \tilde{i}_{s\beta}\tilde{\phi}_{r\beta}] - [f_{ia}\tilde{i}_{s\alpha} + f_{ib}\tilde{i}_{s\beta}] \quad (1.44)$$

Lorsque les termes  $f_{ia}$  et  $f_{ib}$  sont nuls, la condition suffisante de stabilité et de convergence exponentielle est :

$$k_1 > \left(\frac{L_m^2}{T_r\gamma_2} - \gamma\right) \quad (1.45)$$

En présence des termes  $f_{ia}$  et  $f_{ib}$ , la négativité de la dérivée de la fonction  $V_1$  n'est pas garantie pour toutes les valeurs de l'état. La fonction  $V_1$  n'est donc pas une fonction de Lyapunov. L'utilité de ces termes sera établie plus loin afin de garantir la stabilité globale du système complet (procédé + commande + observateur) pour la structure de commande non linéaire prédictive (chapitre 4).

## 1.9 Conclusion

Dans ce chapitre, différentes approches de modélisation de la machine asynchrone ont été présentées brièvement, l'accent étant mis sur les modèles biphasés représentés dans des repères tournant et fixe. Le choix de cette représentation permet de modéliser la machine sous forme d'un modèle d'état qu'on peut utiliser pour la commande et l'observation. En plus, un modèle inverse de la machine est présenté, où les états et les entrées du modèle de la machine peuvent être définis en fonctions de ses sorties. Ce modèle peut être utilisé dans des applications de commande telle que la stratégie de commande prédictive neuronale.

Le modèle d'état choisi dans ce travail pour décrire le moteur asynchrone est celui d'un système non linéaire multivariable avec comme entrées les tensions statoriques. Le choix des sorties est lié à la nature de l'étude effectuée sur la machine. Dans le cas de la commande d'un système multivariable carré, les sorties sont la vitesse rotorique et la norme du flux rotorique. Pour l'observation d'état, les sorties doivent être connues par mesure, alors les courants statoriques sont pris comme sorties. Une synthèse d'observateur d'état est présentée afin d'étudier le couplage de l'observateur d'état avec le contrôleur.



## **CHAPITRE II**

# **DIFFÉRENTES STRATÉGIES DE COMMANDE POUR LA MACHINE ASYNCHRONE**

## CHAPITRE II

### DIFFÉRENTES STRATÉGIES DE COMMANDE POUR LA MACHINE ASYNCHRONE

#### 2.1 Introduction

Dans ce chapitre sont présentées quelques stratégies de commande pour le moteur asynchrone. Une commande vectorielle en champ orienté est discutée dans un repère tournant  $(d, q)$ , ainsi que les limites associées, justifiant le choix d'une commande non linéaire. De même, deux autres lois de commande sont discutées, une commande de linéarisation entrée-sortie par bouclage en utilisant les outils mathématiques de la géométrie différentielle et la commande directe de couple basée sur la détermination directe de la séquence de commande. Le choix de ces lois de commande est motivé par le fait qu'elles font intervenir les concepts de linéarité et de non-linéarité et elles sont des méthodes validées industriellement, d'où l'intérêt de les aborder.

Les lois de commande par orientation de flux et par linéarisation entrée-sortie sont simulées numériquement pour comparer leur performance avec celle de la commande non linéaire prédictive qui est le sujet de notre travail de recherche.

## 2.2 Commande vectorielle

La commande par orientation de flux (FOC<sup>4</sup>), proposée par Blaschke en 1972 [5], est une technique de commande classique pour l'entraînement des machines asynchrones. L'idée fondamentale de cette méthode de commande est de ramener le comportement de la machine asynchrone à celui d'une machine à courant continu. Cette méthode se base sur la transformation des variables électriques de la machine vers un référentiel qui tourne avec le vecteur du flux. Par conséquent, ceci permet de contrôler le flux de la machine avec la composante  $i_{sd}$  du courant statorique qui est l'équivalent du courant inducteur de la machine à courant continu. Tandis que, la composante  $i_{sq}$  permet de contrôler le couple électromagnétique correspondant au courant induit de la machine à courant continu [11, 39].

Les dynamiques de composantes du courant statorique, flux rotorique et vitesse dans un référentiel tournant  $(d, q)$ , sont données dans le modèle d'état (1.20) de la machine.

Les grandeurs à contrôler sont le couple électromagnétique  $T_{em}$  et le module du flux rotorique  $\phi_r$  et s'expriment par :

$$\begin{cases} T_{em} = p \frac{L_m}{L_r} (i_{sq} \phi_{rd} - i_{sd} \phi_{rq}) \\ \phi_r = \sqrt{\phi_{rd}^2 + \phi_{rq}^2} \end{cases} \quad (2.1)$$

Pour une approche linéaire classique, la difficulté réside dans la non-linéarité en la sortie. La commande vectorielle contourne cette difficulté par l'hypothèse d'orientation du référentiel sur le flux rotorique, c'est-à-dire :

---

<sup>4</sup> Acronyme de *Field Oriented Control* en anglais.

$$\begin{cases} \phi_{rq} = 0 \Rightarrow \dot{\phi}_{rq} = 0 \\ \phi_r = \phi_{rd} \Rightarrow \dot{\phi}_r = \dot{\phi}_{rd} \end{cases} \quad (2.2)$$

Les équations du modèle d'état (1.20) deviennent :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} i_{sd} = -\gamma_{sd} + \omega_s i_{sq} + \frac{K}{T_r} \phi_{rd} + \frac{1}{\sigma L_s} u_{sd} \\ \frac{d}{dt} i_{sq} = -\gamma_{sq} - \omega_s i_{sd} - pK \omega \phi_{rd} + \frac{1}{\sigma L_s} u_{sq} \\ \frac{d}{dt} \phi_r = \frac{L_m}{T_r} i_{sd} - \frac{1}{T_r} \phi_r \\ 0 = \frac{L_m}{T_r} i_{sq} - (\omega_s - \omega) \phi_r \\ \frac{d}{dt} \omega = p \frac{L_m}{JL_r} \phi_r i_{sq} - \frac{f_r}{J} \omega - \frac{T_L}{J} \end{cases} \quad (2.3)$$

À partir de ces relations, les sorties sont obtenues par découplage comme suit :

$$T_{em} = p \frac{L_m}{L_r} \phi_r i_{sq} \quad (2.4)$$

$$\left( \frac{d}{dt} + \frac{1}{T_r} \right) \phi_r = \frac{L_m}{T_r} i_{sd} \quad (2.5)$$

$$\omega_s = \omega + \frac{L_m i_{sq}}{T_r \phi_r} \quad (2.6)$$

Les relations (2.4) et (2.5) permettent le contrôle du flux rotorique et celui du couple électromagnétique à partir des grandeurs des courants statoriques  $i_{sd}$  et  $i_{sq}$  respectivement. Le contrôle de vitesse peut être réalisé par un contrôleur PI à partir de l'équation électromécanique du système. Les composantes de la commande  $u_{sa}^*$ ,  $u_{sb}^*$  et  $u_{sc}^*$  peuvent être déterminées par une structure de contrôleur de courant à base d'hystérésis (figure 2.1).

Pour une alimentation par un onduleur de tension, les composantes de la tension statorique peuvent être déterminées à partir des deux premières équations du modèle (2.3).

Selon la façon d'évaluer la position du flux rotorique, il existe deux variantes de la commande vectorielle. Dans le cas d'une commande directe, l'angle  $\theta_s$  est mesuré ou estimé. Dans le cas d'une commande indirecte, cet angle est calculé à partir de l'expression de la vitesse de glissement (2.6) où  $\dot{\theta}_s = \omega_s$ .

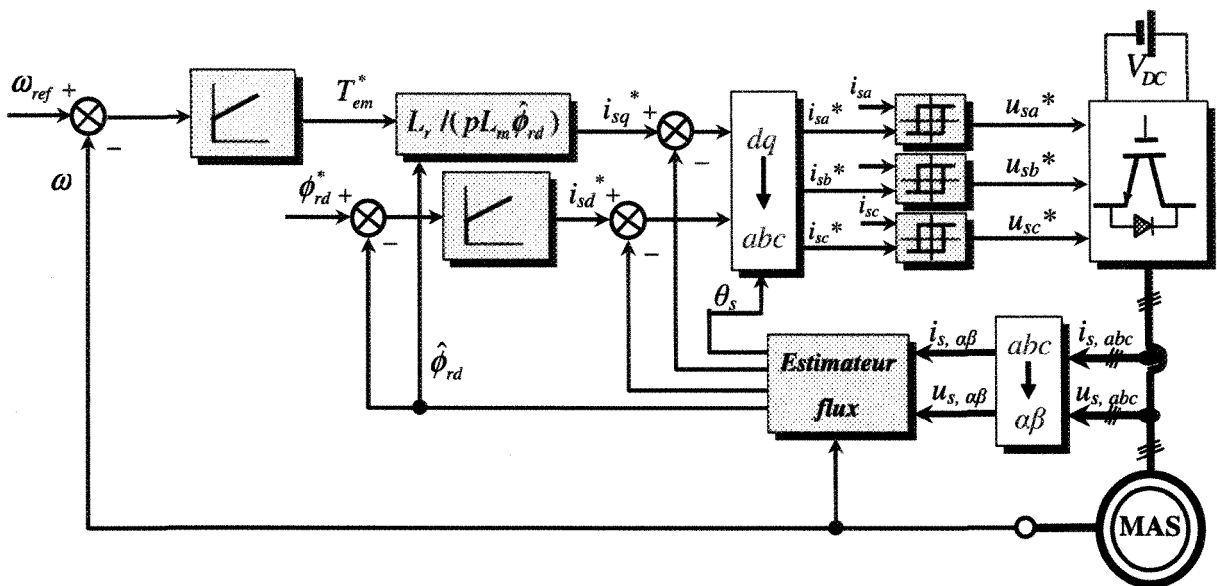


Figure 2.1 Schéma bloc de la commande vectorielle pour un moteur asynchrone

Le schéma de commande du moteur asynchrone par orientation de flux permet un découplage entre le contrôle du couple et celui du flux. Cependant, il présente des limites dont certaines remettent en cause ce découplage. La pulsation angulaire  $\omega_s$ , est très sensible au biais de la mesure de la vitesse  $\omega$ . Par conséquent, une mauvaise information sur  $\omega$  peut nuire à la détermination de la position du flux dans la commande indirecte. En plus, un autre point faible de cette commande est sa faible robustesse vis-à-vis des variations paramétriques, et en particulier la variation de la constante de temps rotorique  $T_r$ , c'est-à-dire de  $R_r$ , qui intervient, d'après l'équation (2.6), sur la définition de  $\omega_s$ . La mesure de  $\omega$  et l'estimation de  $T_r$  apparaissent comme des problèmes majeurs de la commande par orientation de flux. Ces points apparaissent comme des difficultés liées à la modélisation en  $(d, q)$ . Par ailleurs, elles pourraient être possiblement éliminées par la conception d'une commande par orientation de flux dans le référentiel  $(\alpha, \beta)$ . Cependant, l'évolution des variables d'état dans ce référentiel étant sinusoïdale, la mise en œuvre d'une telle commande impose à la boucle de régulation d'avoir une bande passante suffisante [11].

Une approche non linéaire, ne faisant a priori aucune hypothèse d'orientation de flux, se présente comme une alternative intéressante.

### **2.3 Commande par linéarisation entrée-sortie**

Le but de cette section est de rappeler le principe de la commande du moteur asynchrone par linéarisation entrée-sortie (E/S). Cette méthode généralise les commandes de type vectoriel en assurant le découplage et la linéarisation des relations entre les entrées et les sorties. Supposant que la totalité du vecteur d'état est mesurable, il est ainsi possible

de concevoir un retour d'état non linéaire qui assure la stabilité du système bouclé. Plusieurs travaux [7, 9, 20-23, 52, 66, 67] ont démontré que cette technique de commande non linéaire a fait apparaître des propriétés intéressantes quant au découplage couple/flux, au temps de réponse en couple, et à la robustesse paramétrique. Cette structure de commande apparaît ainsi comme une alternative intéressante à la commande par orientation du flux. L'objectif de notre travail est un contrôle multivariable avec la vitesse et le flux comme sorties. Par conséquent, la commande par linéarisation entrée-sortie est détaillée pour ses sorties dans la suite de ce paragraphe.

Le modèle d'état de la machine asynchrone (1.25), dans un référentiel fixe lié au stator ( $\alpha, \beta$ ), est une représentation non linéaire de la forme :

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}_1 \mathbf{u}(t) \quad (2.7)$$

où

$$\mathbf{x} = [i_{s\alpha} \ i_{s\beta} \ \phi_{r\alpha} \ \phi_{r\beta} \ \omega]^T, \quad \mathbf{u} = [u_{s\alpha} \ u_{s\beta}]^T$$

Le vecteur d'état  $\mathbf{x}$  appartient à l'ensemble.

$$\Omega = \{\mathbf{x} \in \mathfrak{R}^5 : \phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2 \neq 0\} \quad (2.8)$$

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} -\mathcal{N}_{s\alpha} + \frac{K}{T_r} \phi_{r\alpha} + pK \omega \phi_{r\beta} \\ -\mathcal{N}_{s\beta} + \frac{K}{T_r} \phi_{r\beta} - pK \omega \phi_{r\alpha} \\ \frac{L_m}{T_r} i_{s\alpha} - \frac{1}{T_r} \phi_{r\alpha} - p \omega \phi_{r\beta} \\ \frac{L_m}{T_r} i_{s\beta} - \frac{1}{T_r} \phi_{r\beta} + p \omega \phi_{r\alpha} \\ \frac{pL_m}{JL_r} (\phi_{r\alpha} i_{s\beta} - \phi_{r\beta} i_{s\alpha}) - \frac{1}{J} (f_r \omega + T_L) \end{bmatrix} \quad \mathbf{g}_1 = [g_{11} \ g_{12}] = \begin{bmatrix} \frac{1}{\mathcal{A}_s} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\mathcal{A}_s} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T \quad (2.9)$$

Le système à contrôler, par une loi de commande par linéarisation, doit être de type carré. Par conséquent, on peut choisir la vitesse rotorique et la norme du flux rotorique au carré comme sorties du procédé. Le choix de la norme au carré est dû au fait que cette forme permet de simplifier le calcul différentiel. Elles sont exprimées sous forme vectorielle par :

$$\mathbf{y} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} \text{ avec } \begin{cases} y_1 = h_1(\mathbf{x}) = \omega \\ y_2 = h_2(\mathbf{x}) = \phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2 = \phi_r^2 \end{cases} \quad (2.10)$$

Les fonctions  $\mathbf{f}$ ,  $\mathbf{g}$  et  $\mathbf{h}$  sont analytiques.

La méthode de linéarisation par entrée-sortie est développée à partir de théories de la géométrie différentielle. Elle consiste à utiliser les dérivées de Lie pour exprimer le modèle de la machine en relation entrée-sortie.

**Définition 1: (Dérivée de Lie)** La dérivée directionnelle de  $h(\mathbf{x})$  suivant le champ du vecteur  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  est définie comme suit :

$$L_{\mathbf{f}} h_j(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \frac{\partial h_j}{\partial x_i} f_i(\mathbf{x}) \quad (2.11)$$

Par itération, on a la relation suivante :

$$L_{\mathbf{f}}^i h_j = L_{\mathbf{f}}(L_{\mathbf{f}}^{i-1} h_j) \quad (2.12)$$

La dérivation des sorties  $y_j$  du système par rapport au temps s'exprime alors par la relation suivante :

$$\dot{y}_j = L_{\mathbf{f}} h_j + \sum_{i=1}^p (L_{\mathbf{g}_i} h_j) u_i \quad (2.13)$$

$p$  : nombre des sorties.



**Définition 2: (Degré relatif)** On appelle vecteur de degré relatif du système non linéaire affine en commande (2.7), le vecteur  $(r_1 \dots r_p)$  vérifiant l'existence d'au moins une dérivée telle que :

$$L_{g_i} L_f^{r_j-1} h_j(\mathbf{x}) \neq 0 \quad (2.14)$$

L'élément  $r_j$  correspond à la première dérivée de  $y_j$  faisant apparaître explicitement la commande  $\mathbf{u}$  dans l'expression :

$$y_j^{(r_j)} = L_f^{r_j} h_j + \sum_{i=1}^p (L_{g_i} L_f^{r_j-1} h_j) u_i \quad (2.15)$$

En appliquant la procédure dans le cas du moteur asynchrone, il est facile de vérifier que les commandes apparaissent pour la première fois dans les dérivées secondes  $\ddot{y}_1$  et  $\ddot{y}_2$ .

$$\begin{cases} \dot{y}_1 = L_f h_1 \\ \dot{y}_2 = L_f h_2 \\ \ddot{y}_1 = L_f^2 h_1 + L_{g_{11}} L_f h_1 u_{s\alpha} + L_{g_{12}} L_f h_1 u_{s\beta} \\ \ddot{y}_2 = L_f^2 h_2 + L_{g_{21}} L_f h_2 u_{s\alpha} + L_{g_{22}} L_f h_2 u_{s\beta} \end{cases} \quad (2.16)$$

Le calcul des dérivées de Lie est détaillé dans l'annexe 1.

On obtient ainsi :

$$\begin{bmatrix} \ddot{y}_1 \\ \ddot{y}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_f^2 h_1 \\ L_f^2 h_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_{g_{11}} L_f h_1 & L_{g_{12}} L_f h_1 \\ L_{g_{21}} L_f h_2 & L_{g_{22}} L_f h_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{s\alpha} \\ u_{s\beta} \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

C'est-à-dire une expression de la forme :

$$\begin{bmatrix} \ddot{y}_1 \\ \ddot{y}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_\alpha \\ v_\beta \end{bmatrix} = \mathbf{B}(\mathbf{x}) + \mathbf{A}(\mathbf{x})\mathbf{u} \quad (2.18)$$

$\mathbf{A}(\mathbf{x})$  est la matrice de découplage.

$$\det[\mathbf{A}(\mathbf{x})] = -\frac{2pL_m^2}{\sigma J L_s^2 L_r T_r} (\phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2) \quad (2.19)$$

On peut vérifier que la matrice de découplage n'est pas singulière sauf au point de départ, ce qui peut être évité en choisissant des conditions initiales non nulles dans l'observation du flux.

Le système possède un vecteur de degré relatif (2, 2), alors le retour d'état défini par :

$$\mathbf{u} = \mathbf{A}^{-1}(\mathbf{x})(\mathbf{V} - \mathbf{B}(\mathbf{x})) \quad (2.20)$$

découple et linéarise le système.

Par conséquent, le système en boucle fermée est équivalent à deux chaînes de deux intégrateurs indépendants :

$$\begin{bmatrix} \ddot{y}_1 \\ \ddot{y}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_\alpha \\ v_\beta \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

Le vecteur  $\mathbf{V} = [v_\alpha \ v_\beta]^T$  représente une consigne externe du système linéarisé.

Soit  $\mathbf{y}_r = [\omega_{ref} \ \phi_{ref}^2]^T$  une trajectoire de référence,  $\mathbf{V}$  peut être calculé de la manière suivante :

$$\begin{cases} v_\alpha = -k_{a1}(\omega - \omega_{ref}) - k_{a2}(\dot{\omega} - \dot{\omega}_{ref}) + \ddot{\omega}_{ref} \\ v_\beta = -k_{b1}(\phi_r^2 - \phi_{ref}^2) - k_{b2}(\dot{\phi}_r^2 - \dot{\phi}_{ref}^2) + \ddot{\phi}_{ref}^2 \end{cases} \quad (2.22)$$

Ce choix conduit à la dynamique

$$\begin{cases} \ddot{e}_1 + k_{a2}\dot{e}_1 + k_{a1}e_1 = 0 \\ \ddot{e}_2 + k_{b2}\dot{e}_2 + k_{b1}e_2 = 0 \end{cases} \quad (2.23)$$

sur les erreurs de poursuite  $e_1 = \omega - \omega_{ref}$ ;  $e_2 = \phi_r^2 - \phi_{ref}^2$ . Si les  $k_{ai}$  et  $k_{bi}$  sont respectivement les coefficients des polynômes de Hurwitz, la convergence des erreurs de poursuite est garantie.

En conclusion, la stratégie de commande par linéarisation entrée/sortie (figure 2.2) se ramène à la linéarisation du système en chaînes d'intégrateurs découplées, suivie d'un placement de pôles.

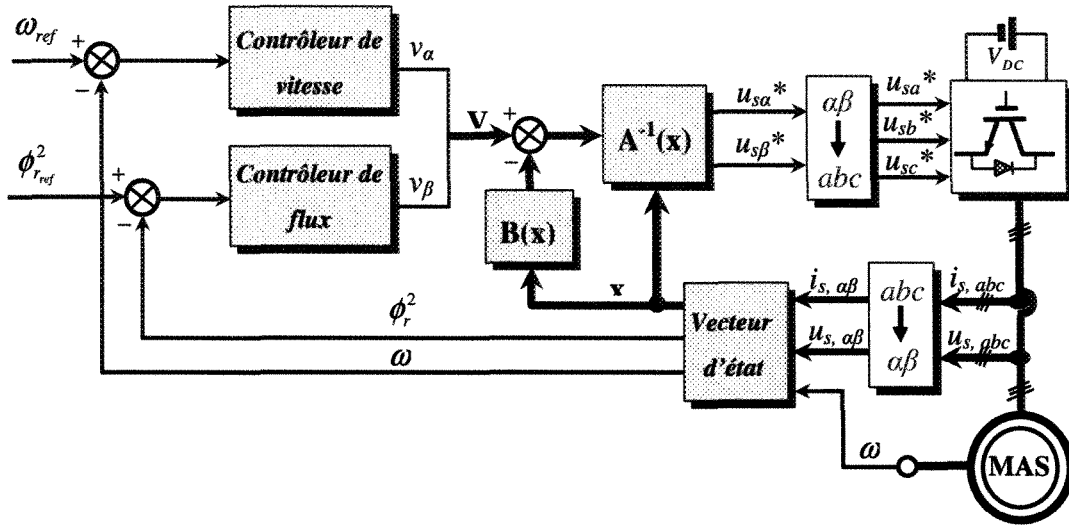


Figure 2.2 Schéma bloc de la commande par linéarisation E/S pour un moteur asynchrone

## 2.4 Commande directe de couple

La commande directe de couple d'une machine asynchrone, proposée par Takahashi et Noguichi en 1986 [91], est basée sur la détermination directe de la séquence de commande appliquée aux interrupteurs de l'onduleur de tension, qui permet de sélectionner le vecteur spatial de la tension statorique.

Le flux statorique peut être obtenu par l'équation suivante :

$$\vec{\phi}_s(t) = \int_0^t (\vec{u}_s(t) - R_s \vec{i}_s(t)) dt \quad (2.24)$$

Le couple électromagnétique est calculé à partir de l'équation :

$$T_{em} = p \operatorname{Im}(\vec{i}_s \vec{\phi}_s^*) \quad (2.25)$$

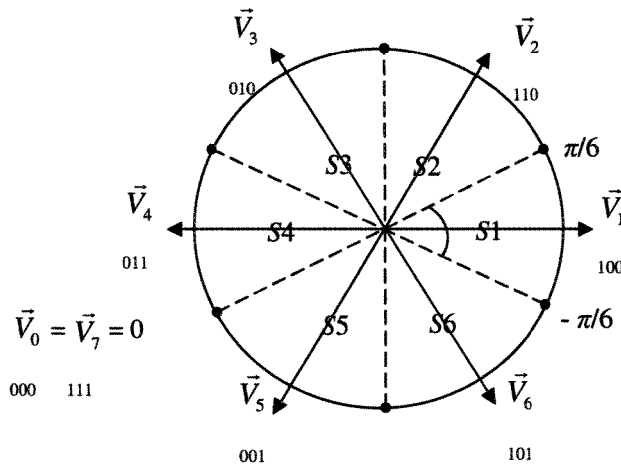
La commande du flux statorique et du couple est réalisée à partir de deux contrôleurs à bande d'hystérésis respectivement à deux (+1, -1) et à trois (+1, 0, -1) niveaux. L'erreur entre le flux de référence et le flux estimé est injectée dans le contrôleur hystérésis à deux niveaux qui génère à sa sortie la variable  $u_{\phi_s}^*$ . L'erreur entre le couple de référence et le couple estimé est injectée dans le double contrôleur hystérésis à trois niveaux qui génère à sa sortie la variable  $u_{T_{em}}^*$ .

$u_{\phi_s}^* = 1 \rightarrow$  augmenter le flux;  $u_{\phi_s}^* = -1 \rightarrow$  réduire le flux.

$u_{T_{em}}^* = 1 \rightarrow$  augmenter le couple;  $u_{T_{em}}^* = -1 \rightarrow$  réduire le couple;  $u_{T_{em}}^* = 0 \rightarrow$  maintenir le couple.

Le secteur angulaire (figure 2.3) dans lequel se trouve le flux statorique est choisi à partir de l'angle :

$$\theta_s = \arctan(\phi_{s\beta} / \phi_{s\alpha}) \quad (2.26)$$



**Figure 2.3** Représentation des secteurs

En utilisant les variables  $u_{\phi_s}^*$ ,  $u_{T_{em}}^*$  et le secteur angulaire, un choix de l'état de l'onduleur

Les vecteurs ( $\vec{V}_0$  à  $\vec{V}_7$ ) peuvent être effectués selon le tableau de localisation (2.1).

$u_{\phi_s}^*$	$u_{T_{em}}^*$	S1	S2	S3	S4	S5	S6
+1	+1	$V_2$	$V_3$	$V_4$	$V_5$	$V_6$	$V_1$
	0	$V_1$	$V_2$	$V_3$	$V_4$	$V_5$	$V_6$
	-1	$V_6$	$V_1$	$V_2$	$V_3$	$V_4$	$V_5$
-1	+1	$V_3$	$V_4$	$V_5$	$V_6$	$V_1$	$V_2$
	0	$V_4$	$V_5$	$V_6$	$V_1$	$V_2$	$V_3$
	-1	$V_5$	$V_6$	$V_1$	$V_2$	$V_3$	$V_4$

**Tableau 2.1** Tableau de localisation pour le contrôle du couple et du flux

Le contrôle de vitesse peut être réalisée par un contrôleur PI. La figure (2.4) représente le schéma bloc de la commande directe de couple.

Ce type de commande se démarque dans son approche de ce qui avait été fait auparavant et constitue une avancée méthodologique dans la commande des machines. Cependant, cette commande conduit à des oscillations de couple.

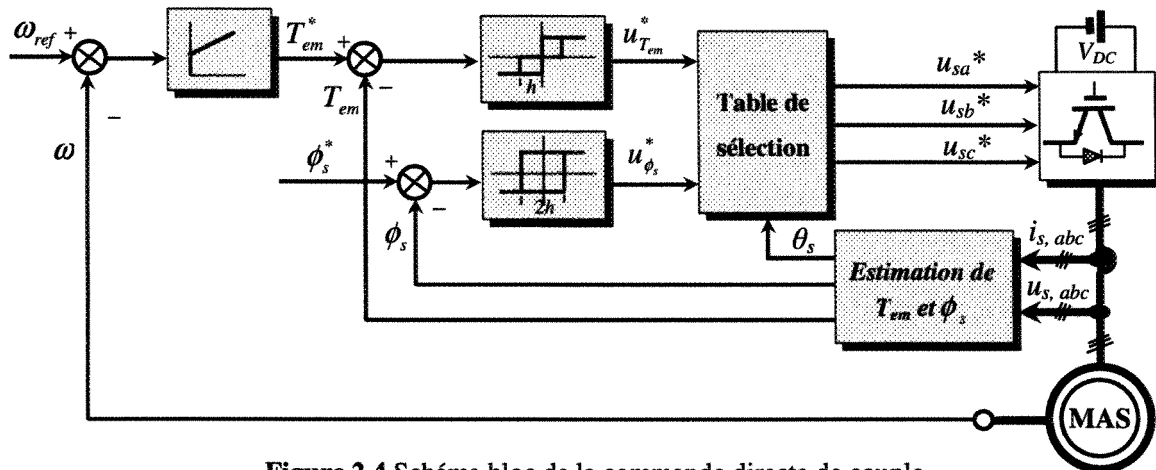


Figure 2.4 Schéma bloc de la commande directe de couple

## 2.5 Résultats de simulation

Les lois de commande FOC et par linéarisation entrée-sortie, représentées graphiquement sur les figures 2.1 et 2.2, ont été implantées numériquement sur Simulink/Matlab. Le choix de ces algorithmes de commande est motivé par le fait qu'ils sont développés à partir des équations de la machine comme celui de la commande non linéaire prédictive. Les simulations permettent de comparer entre ces stratégies de commande et celle prédictive. Dans la stratégie de la commande FOC, la résistance rotorique est le paramètre le plus influent. Par conséquent, un test de variation de ce paramètre est réalisé. Dans le cas de la commande par linéarisation entrée-sortie, le modèle de la machine rentre dans le calcul du contrôleur. Alors, la robustesse de cette loi de commande est testée pour voir l'influence des variations paramétriques de la machine. La référence de vitesse est filtrée par un filtre de deuxième ordre. Le flux rotorique est estimé par un observateur d'état. Un couple de charge arbitraire est appliqué au système comme perturbation. Le pas d'échantillonnage pour l'exécution du modèle de la machine asynchrone est  $T_s=1 \mu s$ .

### 2.5.1 Commande vectorielle

Les paramètres des contrôleurs sont comme suit : pour le contrôleur de vitesse  $T_s=10^{-4}$  s,  $K_p=1.889$ ,  $K_i=28.47$ , et celui de flux  $T_s=10^{-4}$  s,  $K_p=43.89$ ,  $K_i=1796$ . Les résultats de simulation sont présentés aux figures 2.5 et 2.6 pour les réponses de vitesse et de flux rotorique respectivement ainsi que les erreurs entre la sortie et la référence.

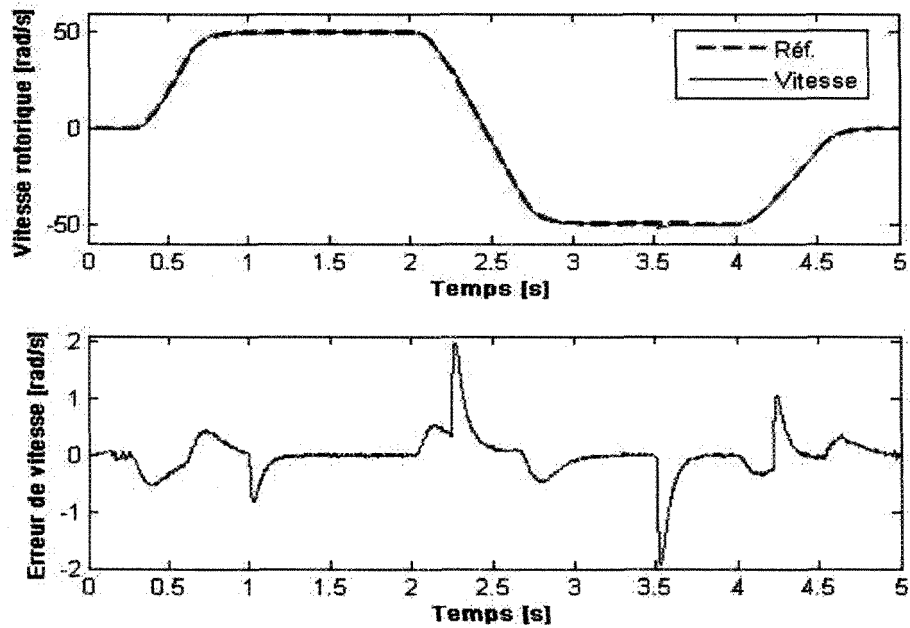
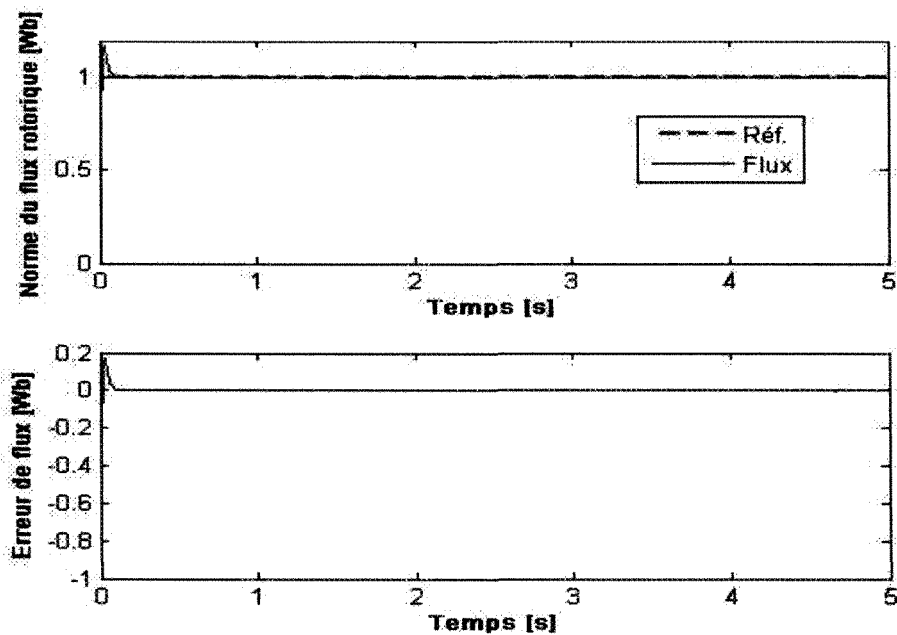


Figure 2.5 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté par une commande FOC



**Figure 2.6** Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté par une commande FOC

Pour tester l'effet de la résistance rotorique sur la commande par orientation de flux, une variation de celle-ci (figure 2.7) est injectée dans le modèle du moteur, tandis que sa valeur nominale est utilisée dans le calcul du contrôleur. La figure 2.8 présente le couple de charge appliqué à la machine.

Les figures (2.9) et (2.10) présentent les réponses du système contrôlé les réponses de vitesse et de flux rotorique respectivement ainsi que les erreurs entre la sortie et la référence.



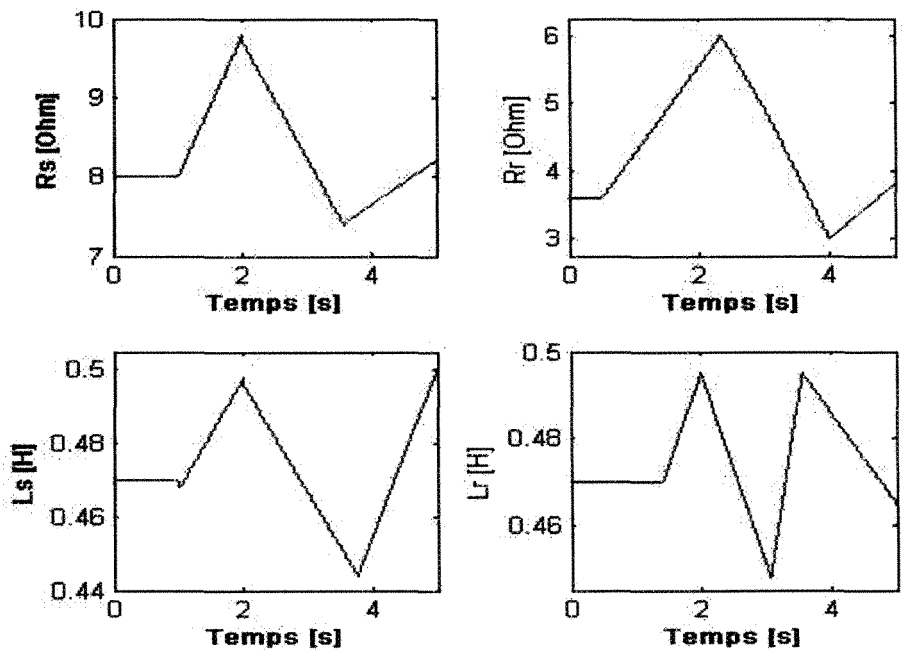


Figure 2.7 Variations des paramètres de la machine

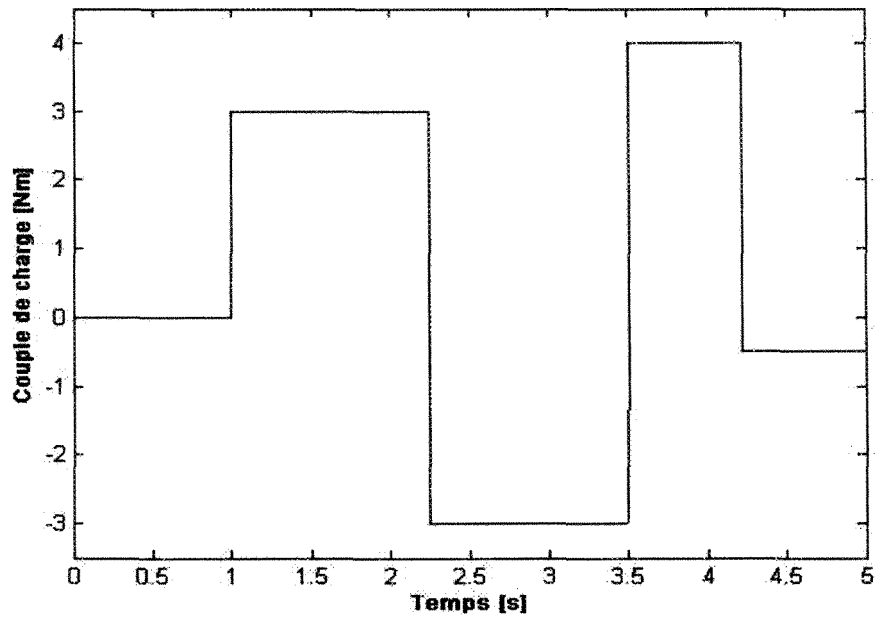


Figure 2.8 Couple de charge appliqué à la machine

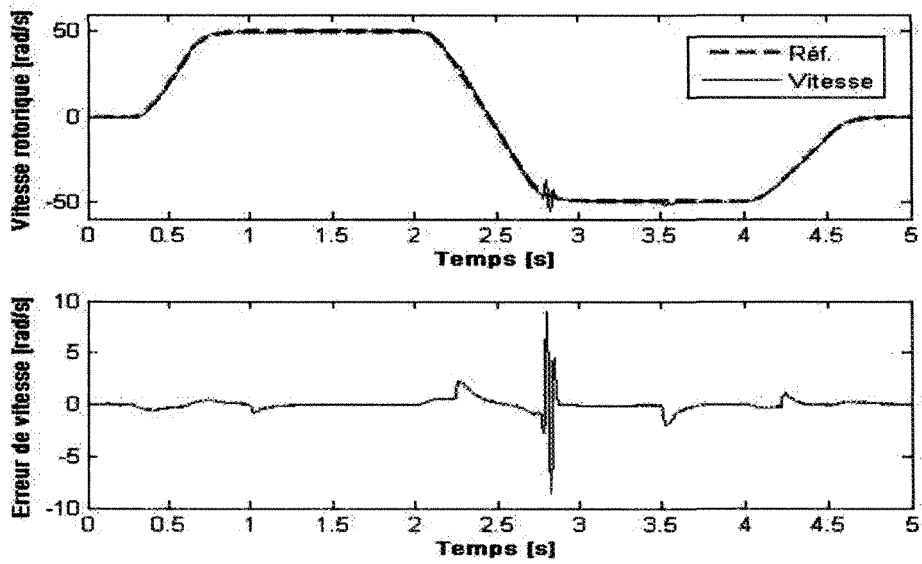


Figure 2.9 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté par une FOC (avec variations de  $R_r$ )

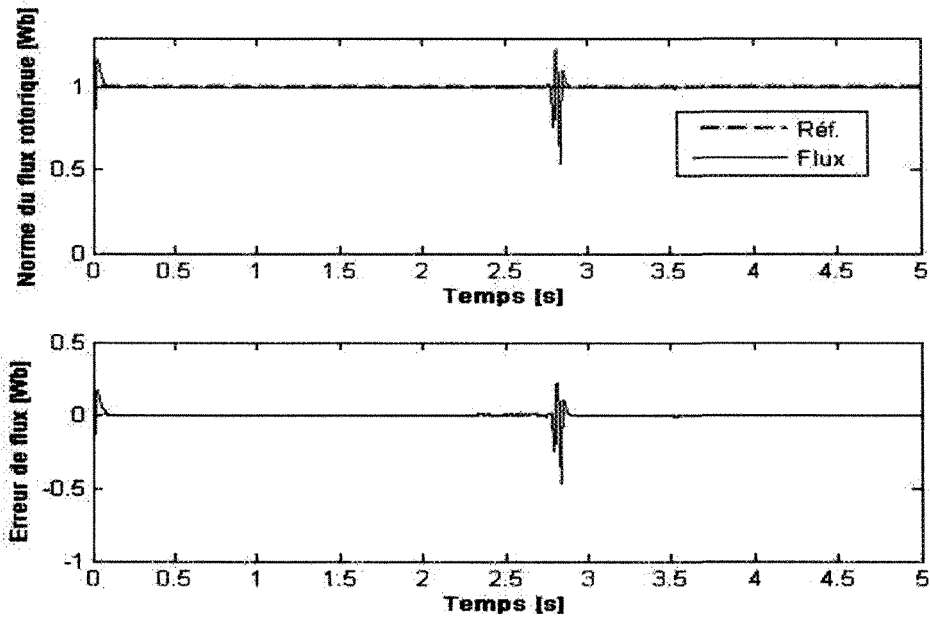


Figure 2.10 Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté par une commande FOC (avec variations de  $R_r$ )

Les résultats obtenus montrent que les performances de poursuites de vitesse et de flux sont satisfaisantes. L'erreur de vitesse tend à revenir vers une valeur proche de zéro après chaque changement du couple de charge. La norme du flux rotorique est proche de la référence et l'erreur de flux est due à l'influence de l'erreur de la vitesse sur le comportement de l'observateur d'état. Cependant, on voit bien l'influence de la variation de la résistance rotorique sur le comportement du système contrôlé.

### 2.5.2 Commande par linéarisation entrée-sortie

Les paramètres des contrôleurs sont comme suit: pour le contrôleur de vitesse :  $T_s=10^{-4}$  s,  $K_{a1}=10^5$ ,  $K_{a2}=1000$ , et pour le contrôleur de flux :  $T_s=10^{-4}$  s,  $K_{b1}=10^5$ ,  $K_{b2}=1000$ . Les résultats de simulation sont présentés aux figures 2.11, 2.12, 2.13 et 2.14 pour les réponses de vitesse, flux rotorique, courant et tension statoriques respectivement.

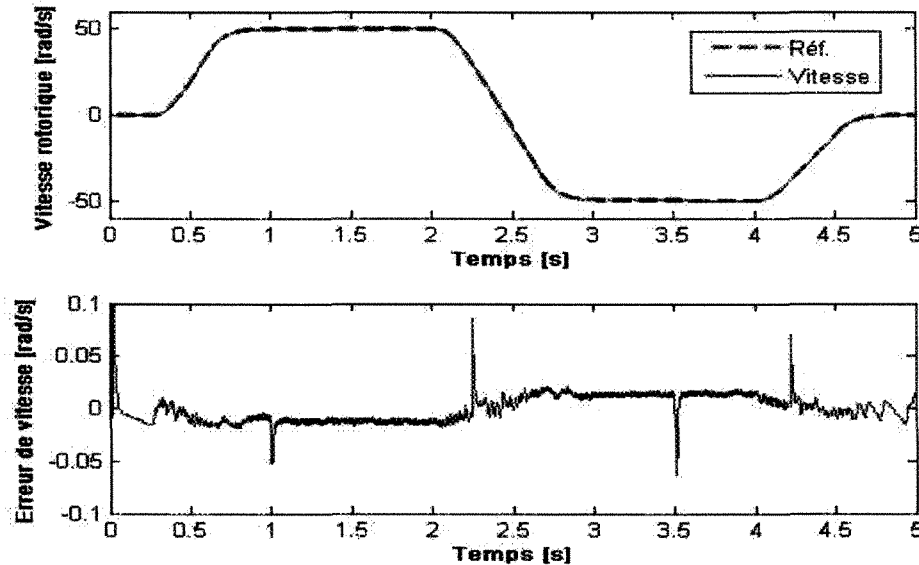


Figure 2.11 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté par une CL E/S

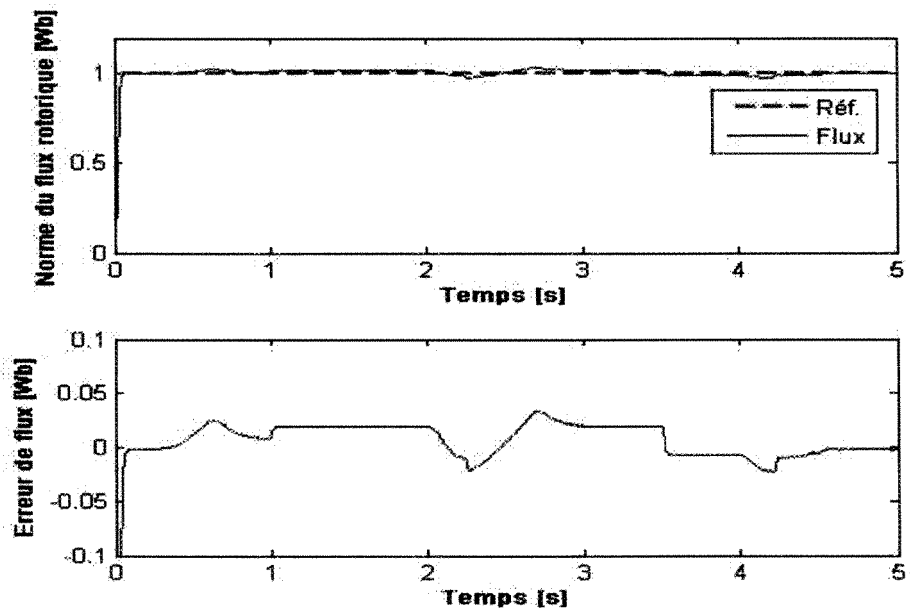


Figure 2.12 Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté par une CL E/S

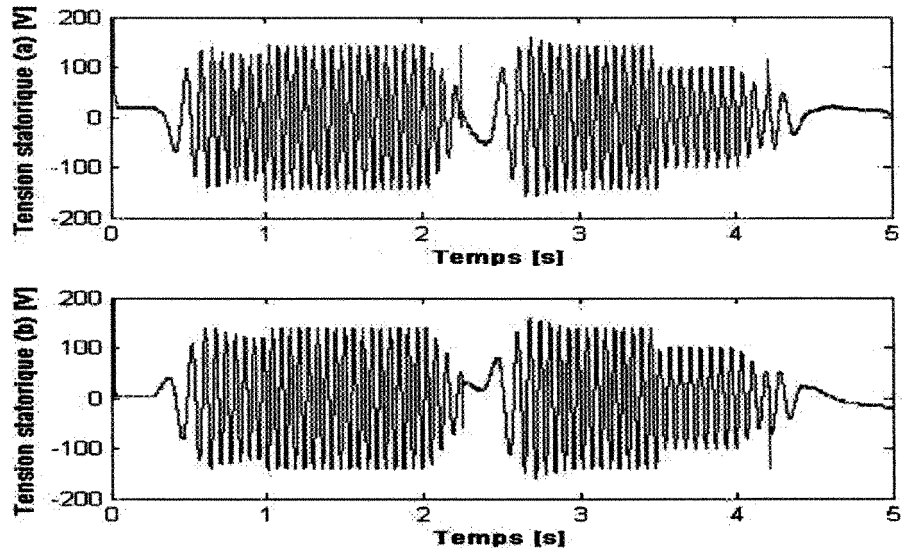


Figure 2.13 Composantes ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) de la tension statorique (CL E/S)

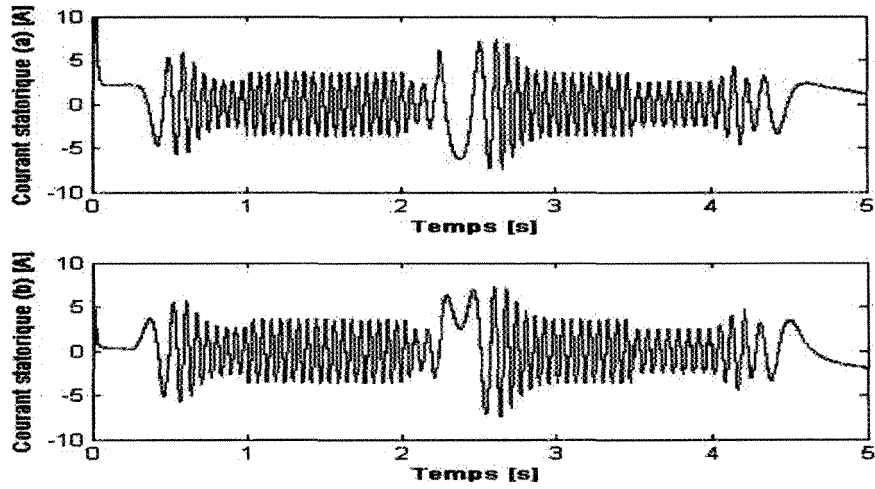


Figure 2.14 Composantes ( $\alpha, \beta$ ) du courant statorique (CL E/S)

Pour le test de robustesse aux variations paramétriques. Ces dernières sont introduites au modèle de la machine, tandis que les valeurs nominales de ces paramètres sont utilisées dans le calcul des contrôleurs

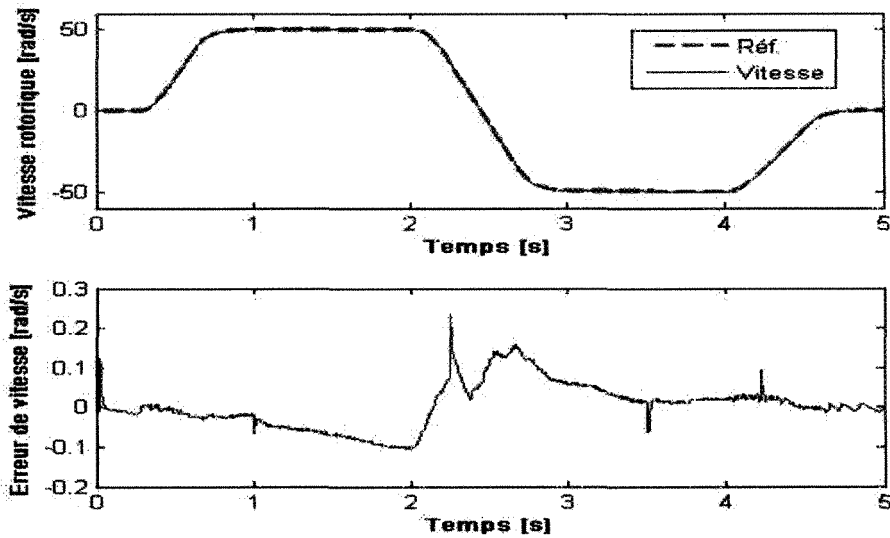
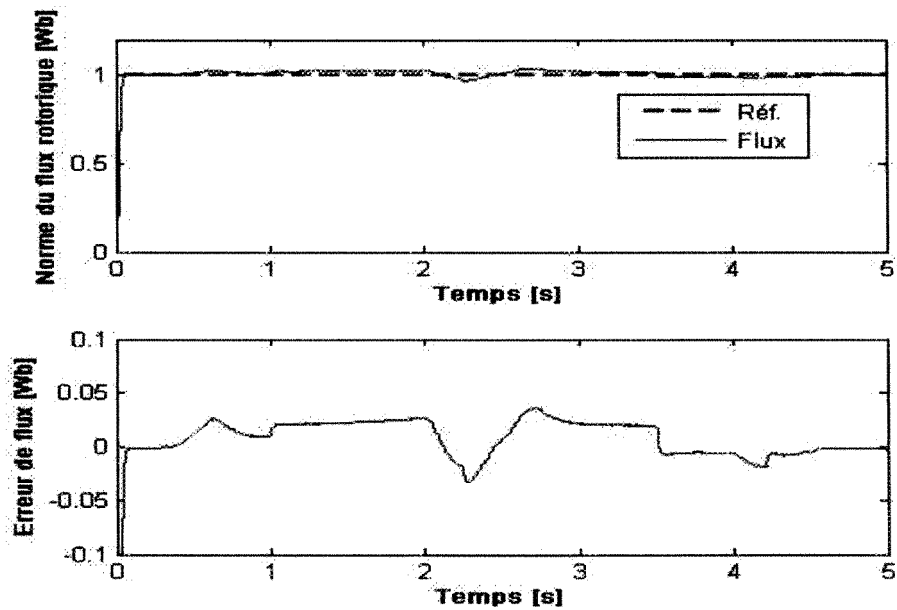


Figure 2.15 Norme du flux rotorique et erreur de flux du système pilotée par une CL E/S (avec variations paramétriques)



**Figure 2.16** Norme de flux rotorique et erreur de flux du système piloté par une CL E/S  
(avec variations paramétriques)

Les résultats obtenus montrent que les performances de poursuites de vitesse et de flux sont satisfaisantes. L'erreur de vitesse, qui a la même forme que la vitesse en inverse, tend à revenir vers une valeur non nulle après chaque changement du couple de charge. La norme du flux rotorique est proche de la référence et l'erreur est due à l'influence de l'erreur de la vitesse sur le comportement de l'observateur d'état. Dans le cas des variations de paramètres, la performance est détériorée mais elle reste acceptable. Il faut mentionner que le couple de charge, qui est considéré comme perturbation dans le modèle de la machine, est appliqué directement au contrôleur. Dans le cas où il est inconnu, il doit faire l'objet d'une estimation. Les tensions et courants statoriques obtenus de cette loi de commande sont bornés, ce qui satisfait la condition de limite de saturation.

## 2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, quelques lois de commande du moteur asynchrone ont été présentées. La commande vectorielle (ou à flux orienté), qui est considérée comme une référence, la commande par linéarisation entrée/sortie, et la commande directe de couple. Le choix de deux premières méthodes tient au fait qu'elles font appel à des outils de l'automatique avancée non linéaire. Par conséquent, elles sont considérées comme des commandes de référence pour la comparaison avec la commande non linéaire prédictive traitée dans le cadre de ce travail. La performance de ces lois de commande est satisfaisante, avec une détérioration dans le cas des variations paramétriques de la machine. Le couple de charge, qui est une perturbation inconnue dans la plupart des applications industrielles, est injecté directement dans les lois de commande, car ces valeurs sont connues par supposition. Dans le cas inverse, le recours à l'estimation de perturbation est approprié pour garantir le rejet de perturbations inconnues.

La commande à vitesse variable des entraînements électriques a bénéficié d'avancées méthodologiques et technologiques significatives. En effet, les progrès de l'électronique numérique et les développements des composants de puissance permettent la mise en œuvre des algorithmes de contrôle avancés, tels que, par exemple, la commande prédictive et l'intelligence artificielle, qui est l'objet de notre travail de recherche. Afin d'améliorer les performances de poursuite de trajectoires et contourner les lacunes des méthodes classiques, les chapitres suivants sont dédiés à l'élaboration de deux types de commande prédictive non linéaire.

## **CHAPITRE III**

# **COMMANDE PRÉDICTIVE NEURONALE**



## **CHAPITRE III**

### **COMMANDE PRÉDICTIVE NEURONALE**

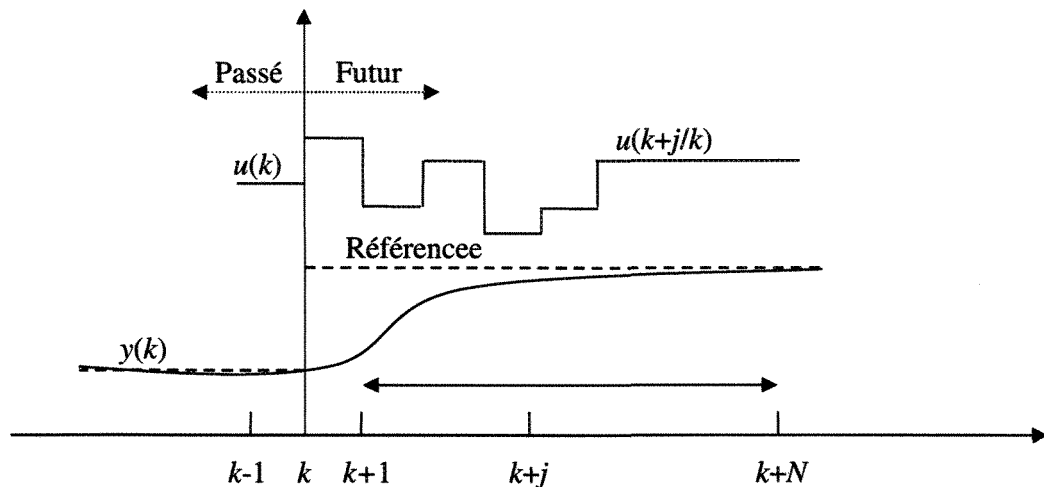
#### **3.1 Introduction**

Le principe de base d'une loi de commande prédictive est présenté dans la figure 3.1. Un modèle sert à prédire les futures sorties du système, grâce aux valeurs courantes et passées de la commande et aux commandes optimales futures. Ces dernières sont calculées par une méthode d'optimisation, qui prend en compte une fonction de coût, laquelle dépend aussi des consignes futures, et éventuellement des contraintes.

Le modèle du système joue un rôle central dans la commande. Le modèle choisi doit être capable de rendre compte de la dynamique du processus pour prédire précisément les sorties futures et doit aussi être simple à implanter et à comprendre. Tous les algorithmes de commande prédictive ne diffèrent entre eux que par le modèle utilisé pour représenter le procédé et par la fonction de coût à minimiser.

L'objectif de ce chapitre est de développer une stratégie de commande prédictive non linéaire multivariable, de type neuronal, pour des applications de contrôle de la machine asynchrone. Elle est à base de réseaux de neurones, où le modèle de prédiction est estimé par un réseau de neurones, dans le but de décrire le comportement de la machine par un

modèle non linéaire à régression. La modélisation neuronale est choisie pour contourner les variations paramétriques du modèle mathématique du moteur. En premier lieu, le réseau de neurones est entraîné hors ligne, c'est-à-dire les éléments du réseau sont pris à la fin de l'application de toutes les données des couples d'apprentissage, pour avoir un réseau fixe. Ensuite, l'entraînement de celui-ci se fait en ligne pour avoir une adaptation du modèle neuronal à chaque instant de temps. Ce type d'entraînement permet de concevoir une commande adaptative. La fonction de coût de la commande prédictive est optimisée en ligne à chaque itération. Pour rendre la convergence de l'optimisation rapide, un modèle de commande de référence, calculé en boucle ouverte (voir chapitre 2), est intégré à la fonction de coût. Cette stratégie de commande est appelée commande non linéaire prédictive neuronale avec modèle de référence [29, 51].

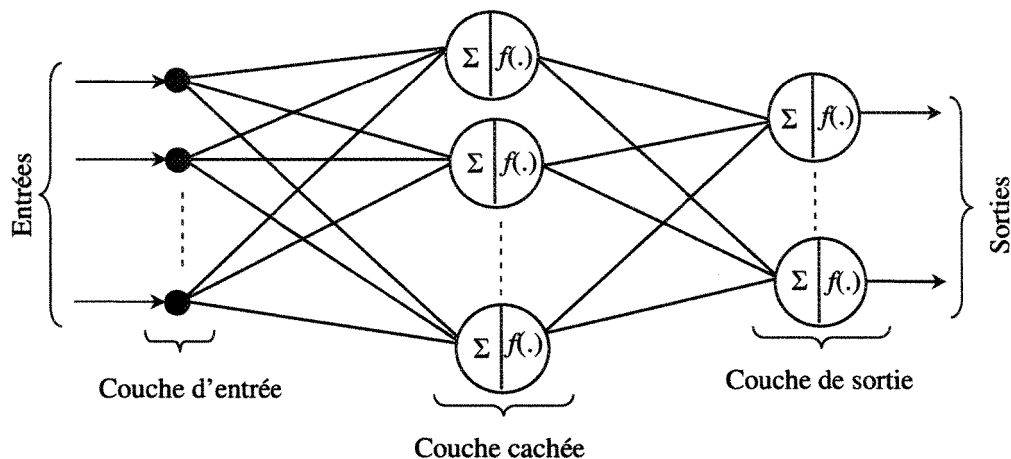


**Figure 3. 1** Stratégie de la commande prédictive. La séquence des commandes optimales futures  $u(k+j/k)$  est calculée sur un horizon de taille  $N$

### 3.2 Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones forment une famille de fonctions non linéaires, permettant de construire, par apprentissage, une très large classe de modèles et de contrôleurs. Un réseau de neurones est un système d'opérateurs non linéaires interconnectés, recevant des signaux de l'extérieur par ses entrées, et délivrant des signaux de sortie, qui sont en fait les activités de certains neurones [44]. Pour les applications considérées dans cette thèse (modélisation et commande à temps discret de processus), ces signaux d'entrée et de sortie sont constitués de suites numériques. Un réseau de neurones est donc considéré comme un filtre non linéaire à temps discret.

Un réseau de neurones, à propagation avant, multicouche et entièrement connecté, avec seulement une couche cachée est le plus souvent utilisé dans les applications de commande de systèmes non linéaires, à cause de sa fiabilité et de la possibilité de déterminer ses équations pour les utiliser à des fins de commande [10, 89, 90].



**Figure 3.2** Structure d'un réseau de neurones multicouche à propagation avant

### 3.2.1 Modélisation d'un système dynamique non linéaire par réseaux de neurones

L'objectif de l'utilisation d'un réseau de neurones artificiels, pour modéliser un système non linéaire, est de construire un modèle mathématique qui peut être utilisé dans la conception d'un prédicteur non linéaire. À partir d'une connaissance préalable sur le système et ses entrées/sorties, le réseau de neurones peut décrire le comportement d'un système à dynamique non linéaire sans nécessité de connaître ses paramètres.

Un réseau de neurones de modèle autorégressif avec entrées exogènes (NNARX<sup>5</sup>)  $g_{RN}[\cdot]$  est utilisé pour l'approximation du modèle entrée/sortie d'un système dynamique non linéaire autorégressif avec entrées exogènes (NARX<sup>6</sup>)  $g[\cdot]$  qui peut être utilisé comme un prédicteur associé non bouclé. Dans cette structure de prédiction d'un pas en avant, les valeurs passées des entrées et des sorties sont utilisées pour prédire la sortie actuelle du système.

Le prédicteur associé non bouclé :

$$\mathbf{y}_p(k) = g[\mathbf{y}(k-1), \dots, \mathbf{y}(k-n_a), \mathbf{u}(k-n_k), \dots, \mathbf{u}(k-n_b-n_k+1)] \quad (3.1)$$

Le vecteur de régression du réseau de neurones s'écrit :

$$\varphi(k) = [\mathbf{y}(k-1), \dots, \mathbf{y}(k-n_a), \mathbf{u}(k-n_k), \dots, \mathbf{u}(k-n_b-n_k+1)] \quad (3.2)$$

La sortie prédite est paramétrée en fonction des poids et biais  $\mathbf{w}$  du réseau

$$\mathbf{y}_{RN}(k) = g_{RN}[\varphi(k), \mathbf{w}] \quad (3.3)$$

où  $\mathbf{y}_{RN}$  est la prédiction d'un pas en avant du vecteur de sortie;  $g_{RN}$  la fonction du réseau;  $n_a$ ,  $n_b$  et  $n_k$  sont respectivement les ordres du système et le retard.

---

<sup>5</sup> NNARX est l'acronyme de *neural network autoregressive external input*

<sup>6</sup> NARX est l'acronyme de *nonlinear autoregressive external input*

Le réseau de neurones utilisé pour la prédiction possède une structure à propagation avant et multicouche, avec une couche cachée activée par la fonction non linéaire tangente hyperbolique :  $(f(x)= \tanh(x))$  et une couche de sortie activée par une fonction linéaire identité  $(f(x)=x)$ . Cette structure est la plus souvent utilisée pour résoudre les problèmes d'identification, de prédiction et de commande. Elle permet de construire les équations du modèle neuronal afin de les utiliser dans le calcul de la commande prédictive.

Le modèle non linéaire réalisé par un réseau de neurones dépend des valeurs des coefficients de pondération (poids et biais des neurones) de ce réseau. Pour qu'un réseau effectue une tâche donnée, il faut ajuster les valeurs de ses coefficients. La procédure d'ajustement des coefficients, de telle sorte que les sorties du réseau soient proches des sorties désirées, est appelée apprentissage. Un apprentissage supervisé a pour point de départ un ensemble d'apprentissage, c'est-à-dire un ensemble d'exemples, ou couples {valeurs des entrées- valeurs des sorties désirées correspondantes}, tels les couples {commande- sortie mesurée du processus} en modélisation. Le principe général des algorithmes d'apprentissage repose sur la minimisation d'une fonction de coût quadratique des différences entre les sorties du réseau et celles désirées.

$$\mathbf{J}(\mathbf{w}) = \sum_{k=1}^P \left[ \sum_{j=1}^O (y_{dj}(k) - y_{RNj}(k))^2 \right] \quad (3.4)$$

où  $\mathbf{w}$  représente le vecteur des paramètres (poids et biais) du réseau de neurones,  $y_{dj}(k)$  la valeur désirée de la  $j^{\text{ième}}$  sortie et le  $k^{\text{ième}}$  couple entrées-sorties,  $y_{RNj}(k)$  la valeur de la sortie du modèle neuronal de la  $j^{\text{ième}}$  sortie et le  $k^{\text{ième}}$  couple entrées-sorties,  $O$  le nombre des sorties du réseau et  $P$  est le nombre de couples entrées-sorties.

L'équation (3.4) peut s'écrire comme suit :

$$\mathbf{J}(\mathbf{w}) = \mathbf{E}^T \mathbf{E} \quad (3.5)$$

avec

$$\mathbf{E} = [e_1(1) \quad \dots \quad e_o(1) \quad e_1(2) \quad \dots \quad e_o(2) \quad \dots \quad e_1(P) \quad \dots \quad e_o(P)]^T$$

$$e_j(k) = y_{(d)j}(k) - y_{(RN)j}(k); \quad j = 1, \dots, O; \quad k = 1, \dots, P$$

L'apprentissage du réseau de neurones consiste à modifier itérativement les coefficients  $w$  (poids et biais) de  $\mathbf{w}$  de manière à minimiser la fonction de coût  $\mathbf{J}$  selon  $\Delta \mathbf{w} = \mu D$ , où  $D$  est une direction de descente, et  $\mu$  un scalaire (le pas dans la direction de descente) qui est aussi le pas d'apprentissage. En général, on calcule le gradient de la fonction de coût à l'aide de l'algorithme dit de rétropropagation, et on la minimise par la méthode du gradient simple.

Le vecteur des coefficients du réseau est modifié itérativement à partir de l'équation suivante :

$$\mathbf{w}(t+1) = \mathbf{w}(t) + \Delta \mathbf{w}(t) \quad (3.6)$$

La variation des coefficients est exprimée par la formule :

$$\Delta \mathbf{w}(t) = -\mu \frac{\partial \mathbf{J}(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} \quad (3.7)$$

Cette méthode d'apprentissage est la plus utilisée dans l'entraînement des réseaux de neurones, à cause de sa simplicité. Cependant, elle présente l'inconvénient d'avoir une convergence très lente. À cet algorithme nous avons préféré celui de Levenberg-Marquardt car il est beaucoup plus rapide et plus robuste [44, 83, 97].

Cet algorithme s'exprime comme suit :

$$\mathbf{w}(t+1) = \mathbf{w}(t) - (\mathbf{F}^T \mathbf{F} + \mu \mathbf{I})^{-1} \mathbf{F}^T \mathbf{E} \quad (3.8)$$

où  $\mathbf{I}$  est la matrice unité,  $\mu$  le paramètre d'apprentissage et  $\mathbf{F} = \frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{w}}$  la matrice jacobienne

de l'erreur des sorties par rapport aux coefficients de  $\mathbf{w}$ .

Le paramètre  $\mu$  permet de rendre la matrice  $\mathbf{F}^T \mathbf{F}$  inversible lorsque celle-ci est mal conditionnée. Cet algorithme constitue un compromis entre l'algorithme de Gauss-Newton lorsque ( $\mu = 0$ ) et celui de la descente du gradient au cas où ( $\mu \rightarrow \infty$ ).

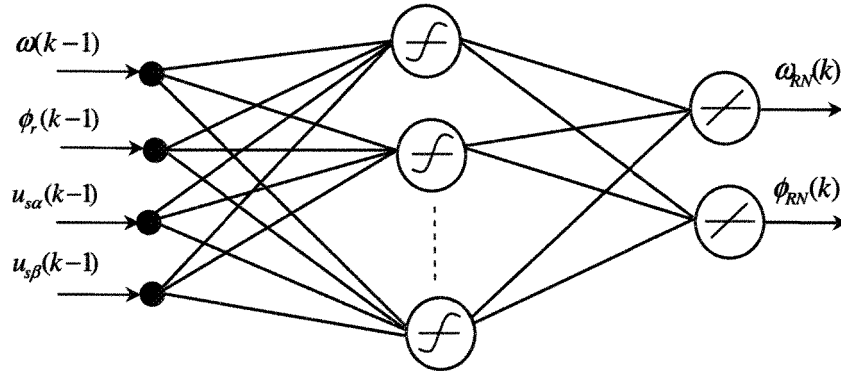
Le réseau de neurones est entraîné hors ligne en mode *Batch*<sup>7</sup>, c'est-à-dire que l'adaptation des poids et biais du réseau se fait à la fin de l'application de l'ensemble des données des couples d'apprentissage. Ceci permet d'avoir des valeurs fixes pour les coefficients du réseau [44].

### 3.2.2 Application de la modélisation par réseaux de neurones au moteur asynchrone

Le but de la modélisation du moteur asynchrone par un réseau de neurones est de construire un modèle non linéaire qui prédit les valeurs de sorties (vitesse rotorique et norme du flux rotorique) à partir des informations antérieures sur la vitesse, la norme du flux et les composantes ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) de la tension statorique. Par conséquent, le réseau de neurones est de structure NNARX avec  $n_a = n_b = 1$  et  $n_k = 1$ , il possède deux sorties et quatre entrées (figure 3.3).

---

<sup>7</sup> Terme en anglais



**Figure 3.3** Structure du réseau de neurones pour la modélisation du moteur asynchrone

Les équations de la vitesse et du flux obtenues à partir du réseau de neurones sont :

$$\begin{cases} \omega_{RN}(k) = \sum_{i=1}^{N_h} w_i f(h(k,i)) + b \\ \phi_{RN}(k) = \sum_{i=1}^{N_h} w'_i f(h(k,i)) + b' \end{cases} \quad (3.9)$$

$$h(k,i) = w_{1i}\omega(k-1) + w_{2i}\phi_r(k-1) + w_{3i}u_{s\alpha}(k-1) + w_{4i}u_{s\beta}(k-1) + b_i \quad (3.10)$$

où  $(\omega_{RN}, \phi_{RN}), (\omega, \phi_r)$  sont les sorties respectives du réseau de neurones et du moteur asynchrone,  $f(x)=\tanh(x)$  est la fonction d'activation de la couche cachée du réseau,  $N_h$  est le nombre de neurones en couche cachée,  $w_{li}, b_i$  sont les poids et les biais entre la couche d'entrée et celle cachée et  $w_i, w'_i, b, b'$  sont les poids et les biais entre la couche cachée et celle de sortie.  $l = 1: 4, i = 1: N_h$



### 3.3 Prédicteur neuronal

La structure du prédicteur neuronal, définie par les équations (3.2) et (3.3), correspond à une prédiction avec un pas en avant. Pour concevoir un prédicteur de plusieurs pas en avant, un ensemble de réseaux de neurones placés en cascade est utilisé; le nombre de réseaux correspond au nombre de pas choisi pour la prédiction.

Les entrées du premier réseau sont données par le procédé, tandis que dans le reste, la sortie de chaque réseau alimente l'entrée de celui qui le suit et les entrées de commande sont données par la loi de commande appliquée au système (figure 3.4). La structure de tous les réseaux de neurones est identique à celle décrite dans le paragraphe précédent pour la modélisation du moteur asynchrone (figure 3.2).

La figure suivante montre le principe d'un prédicteur neuronal avec  $j$  pas en avant.

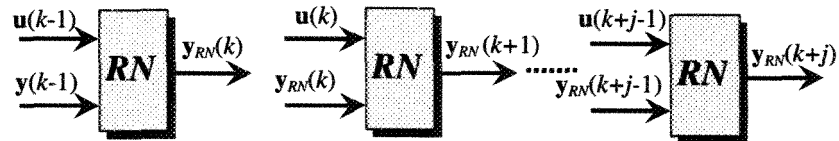


Figure 3.4 Prédicteur neuronal (PN) avec pas multiples en avant

### 3.4 Commande prédictive neuronale

La commande prédictive généralisée (CPG) neuronale est un cas particulier de la famille de la commande par modèle de prédiction. La particularité réside dans la nature du prédicteur qui est de type neuronal. La stratégie de commande consiste à utiliser un prédicteur neuronal pour prédire les sorties du procédé. Ensuite, l'algorithme de la commande prédictive généralisée calcule les actions de commande au futur à partir de la minimisation d'une fonction de coût à chaque instant  $k$ , et seule la première action de la séquence de commande optimale est appliquée au procédé selon le principe d'horizon fuyant, tandis que les autres actions alimentent le prédicteur neuronal. La procédure de calcul est répétée à l'instant  $k+1$  [58, 89, 90].

Comme la minimisation de la fonction de coût est calculée en ligne à chaque instant  $k$ , un modèle de commande de référence est utilisé dans la stratégie de commande pour augmenter la vitesse de convergence de l'optimisation. Ce modèle est celui étudié dans le chapitre 2, dans la partie traitant la commande non linéaire de référence.

La prédiction  $j$  pas en avant de la sortie du système, à partir de la structure du prédicteur neuronal (figure 3.4), est la suivante :

$$\mathbf{y}_{RN}(k+j) = \sum_{i=1}^{N_h} \mathbf{w}_i f(h(k+j, i)) + \mathbf{b} \quad (3.11)$$

La fonction de la couche cachée est exprimée par la formule :

$$h(k+j, i) = \mathbf{w}_{1i} \mathbf{y}_{RN}(k+j-1) + \mathbf{w}_{2i} \mathbf{u}(k+j-1) + \mathbf{b}_i \quad (3.12)$$

Les entrées initiales pour le réseau de neurones sont données par le procédé (moteur).

La fonction de coût, à minimiser sur un horizon de prédiction fini, est une fonction de l'erreur quadratique entre les prédictions de sorties du système et les trajectoires de référence, une pondération de l'erreur quadratique entre l'incrément de la commande et le modèle de référence de commande :

$$\mathfrak{J}(\mathbf{w}, \mathbf{u}) = \sum_{j=N_1}^{N_2} [\mathbf{y}_{ref}(k+j) - \mathbf{y}_{RN}(k+j)]^2 + \lambda \sum_{j=1}^{N_u} [\Delta \mathbf{u}(k+j-1) - \Delta \mathbf{u}_{ref}(k+j-1)]^2 \quad (3.13)$$

et la supposition suivante :

$$\Delta \mathbf{u}(k+j) = \Delta \mathbf{u}_{ref}(k+j) \text{ for } j \geq N_u \quad (3.14)$$

avec

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_{RN} &= [\boldsymbol{\omega}_{RN} \quad \boldsymbol{\phi}_{RN}]^T; \mathbf{y}_{ref} = [\boldsymbol{\omega}_{ref} \quad \boldsymbol{\phi}_{ref}]^T; \mathbf{u} = [u_{s\alpha} \quad u_{s\beta}]^T; \mathbf{u}_{ref} = [u_{s\alpha ref} \quad u_{s\beta ref}]^T \\ \mathbf{w}_i &= [w_i \quad w'_i]^T; \mathbf{w}_{1i} = [w_{1i} \quad w_{2i}]; \mathbf{w}_{2i} = [w_{3i} \quad w_{4i}]; \mathbf{b} = [b \quad b']^T; \mathbf{b}_i = [b_i \quad b'_i]^T \end{aligned}$$

$N_u$  est l'horizon de commande,

$N_1$  est l'horizon d'initialisation,

$N_2$  est l'horizon de prédiction,

$\lambda$  est le facteur de pondération de la commande,

$\Delta$  est l'opérateur de différence  $\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$ .

Les actions de la commande de référence ( $u_{s\alpha ref}$ ,  $u_{s\beta ref}$ ) sont obtenues à partir du modèle de référence (1.38) calculé avec les valeurs nominales des paramètres de la machine et les trajectoires de référence  $\boldsymbol{\omega}_{ref}$ ,  $\boldsymbol{\phi}_{ref}$ .

En utilisant la méthode d'optimisation Newton-Raphson,  $\mathfrak{J}$  est minimisée itérativement pour déterminer le meilleur vecteur de commande [89].

$$\mathbf{U}^{(n)}(k) = [\mathbf{u}(k) \quad \mathbf{u}(k+1) \quad \dots \quad \mathbf{u}(k+N_u-1)]^T \quad (3.15)$$

L'adaptation du vecteur de commande est calculée par l'équation suivante :

$$\mathbf{U}^{(n+1)}(k) = \mathbf{U}^{(n)}(k) - \left( \frac{\partial^2 \mathfrak{J}(k)}{\partial \mathbf{U}(k)^2} \Big|_{\mathbf{U}(k)=\mathbf{U}^{(n)}(k)} \right)^{-1} \frac{\partial \mathfrak{J}(k)}{\partial \mathbf{U}(k)} \Big|_{\mathbf{U}(k)=\mathbf{U}^{(n)}(k)} \quad (3.16)$$

où  $n$  est le nombre d'itérations.

Les quantités  $\partial \mathfrak{J}(k)/\partial \mathbf{U}(k)$  et  $\partial^2 \mathfrak{J}(k)/\partial \mathbf{U}(k)^2$  sont les matrices jacobienne et hessienne. Elles sont calculées à partir de (3.13), du modèle NNARX du procédé (3.3) et des propriétés de la fonction  $\tanh$  :

$$f(x) = \tanh(x) : \begin{cases} \dot{f}(x) = 1 - (f(x))^2 \\ \ddot{f}(x) = -2f(x)[1 - (f(x))^2] \end{cases} \quad (3.17)$$

Pour éviter le calcul de l'inverse de la matrice hessienne, l'équation (3.16) est réécrite sous forme d'un système d'équations linéaires  $\left( \frac{\partial^2 \mathfrak{J}(k)}{\partial \mathbf{U}(k)^2} \right) (\mathbf{U}^{(n+1)}(k) - \mathbf{U}^{(n)}(k)) = - \frac{\partial \mathfrak{J}(k)}{\partial \mathbf{U}(k)}$  qu'on peut résoudre pour  $X = \mathbf{U}^{(n+1)}(k) - \mathbf{U}^{(n)}(k)$  par la décomposition LU.

Pour calculer  $X$ , on a besoin de calculer les matrices jacobienne et hessienne à chaque itération.

$$\frac{\partial \mathfrak{J}(k)}{\partial \mathbf{U}(k)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathfrak{J}}{\partial \mathbf{u}(k)} \\ \cdot \\ \frac{\partial \mathfrak{J}}{\partial \mathbf{u}(k + N_u - 1)} \end{bmatrix} = \left[ -2 \frac{\partial \mathbf{Y}_{RN}(k)^T}{\partial \mathbf{U}(k)} \mathbf{E}(k) + 2\lambda \frac{\partial \Delta \mathbf{U}(k)^T}{\partial \mathbf{U}(k)} (\Delta \mathbf{U}(k) - \Delta \mathbf{U}_r(k)) \right] \quad (3.18)$$

avec

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_{RN}(k) &= [\mathbf{y}_{RN}(k + N_1) \quad \dots \quad \mathbf{y}_{RN}(k + N_2)]^T \\ \mathbf{E}(k) &= [(\mathbf{y}_{ref}(k + N_1) - \mathbf{y}_{RN}(k + N_1)) \quad \dots \quad (\mathbf{y}_{ref}(k + N_2) - \mathbf{y}_{RN}(k + N_2))]^T \\ \Delta \mathbf{U}(k) &= [\Delta \mathbf{u}(k) \quad \Delta \mathbf{u}(k+1) \quad \dots \quad \Delta \mathbf{u}(k + N_u - 1)]^T \\ \Delta \mathbf{U}_r(k) &= [\Delta \mathbf{u}_r(k) \quad \Delta \mathbf{u}_r(k+1) \quad \dots \quad \Delta \mathbf{u}_r(k + N_u - 1)]^T \end{aligned}$$

La dérivée partielle  $\partial\Delta\mathbf{U}(k)/\partial\mathbf{U}(k)$  est une matrice de dimension  $2N_u \times 2N_u$

$$\frac{\partial\Delta\mathbf{U}(k)}{\partial\mathbf{U}(k)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial\Delta\mathbf{u}(k)}{\partial\mathbf{u}(k)} & \cdot & \cdot & \frac{\partial\Delta\mathbf{u}(k)}{\partial\mathbf{u}(k+N_u-1)} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \frac{\partial\Delta\mathbf{u}(k+N_u-1)}{\partial\mathbf{u}(k)} & \cdot & \cdot & \frac{\partial\Delta\mathbf{u}(k+N_u-1)}{\partial\mathbf{u}(k+N_u-1)} \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

puisque  $\Delta\mathbf{u}(k) = \mathbf{u}(k) - \mathbf{u}(k-1)$ , cette matrice de dérivées est indépendante du temps.

La dérivée partielle  $\partial\mathbf{Y}_{RN}(k)/\partial\mathbf{U}(k)$  est une matrice de dimension  $(2N_u \times 2N_2 - N_1 + 1)$

$$\frac{\partial\mathbf{Y}_{RN}(k)}{\partial\mathbf{U}(k)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial\mathbf{y}_{RN}(k+N_1)}{\partial\mathbf{u}(k)} & \cdot & \cdot & \frac{\partial\mathbf{y}_{RN}(k+N_1)}{\partial\mathbf{u}(k+N_u-1)} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \frac{\partial\mathbf{y}_{RN}(k+N_2)}{\partial\mathbf{u}(k)} & \cdot & \cdot & \frac{\partial\mathbf{y}_{RN}(k+N_2)}{\partial\mathbf{u}(k+N_u-1)} \end{bmatrix} \quad (3.20)$$

la dérivée partielle pour la sortie

$$\frac{\partial\mathbf{y}_{RN}(k+j)}{\partial\mathbf{u}(k+l)} = \sum_{i=1}^{N_1} \mathbf{W}_i f'(h(k+j,i)) \frac{\partial h(k+j,i)}{\partial\mathbf{u}(k+l)} \quad (3.21)$$

la dérivée partielle pour la fonction de la couche cachée

$$\frac{\partial h(k+j,i)}{\partial\mathbf{u}(k+l)} = \mathbf{W}_{1i} \frac{\partial\mathbf{y}_{RN}(k+j-1)}{\partial\mathbf{u}(k+l)} + \mathbf{W}_{2i} \frac{\partial\mathbf{u}(k+j-1)}{\partial\mathbf{u}(k+l)} \quad (3.22)$$

Dans ces calculs, la supposition (3.13) est prise en considération.

La même procédure est utilisée pour le calcul de la dérivée seconde.

$$\frac{\partial^2 \mathfrak{J}(k)}{\partial \mathbf{U}(k)^2} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \mathfrak{J}}{\partial \mathbf{u}(k)^2} & \cdot & \cdot & \frac{\partial^2 \mathfrak{J}}{\partial \mathbf{u}(k) \partial \mathbf{u}(k + N_u - 1)} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \frac{\partial^2 \mathfrak{J}}{\partial \mathbf{u}(k + N_u - 1) \partial \mathbf{u}(k)} & \cdot & \cdot & \frac{\partial^2 \mathfrak{J}}{\partial \mathbf{u}(k + N_u - 1)^2} \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

Le vecteur de commande optimale est sous la forme suivante :

$$\mathbf{U}(k) = [\mathbf{u}(k) \ \mathbf{u}(k+1) \ \dots \ \mathbf{u}(k + N_u - 1)]^T \quad (3.24)$$

Selon la stratégie de commande prédictive généralisée, la première commande  $\mathbf{u}(k)$  est appliquée au moteur, tandis que le vecteur  $\mathbf{U}(k)$  est utilisé comme entrée pour le prédicteur.

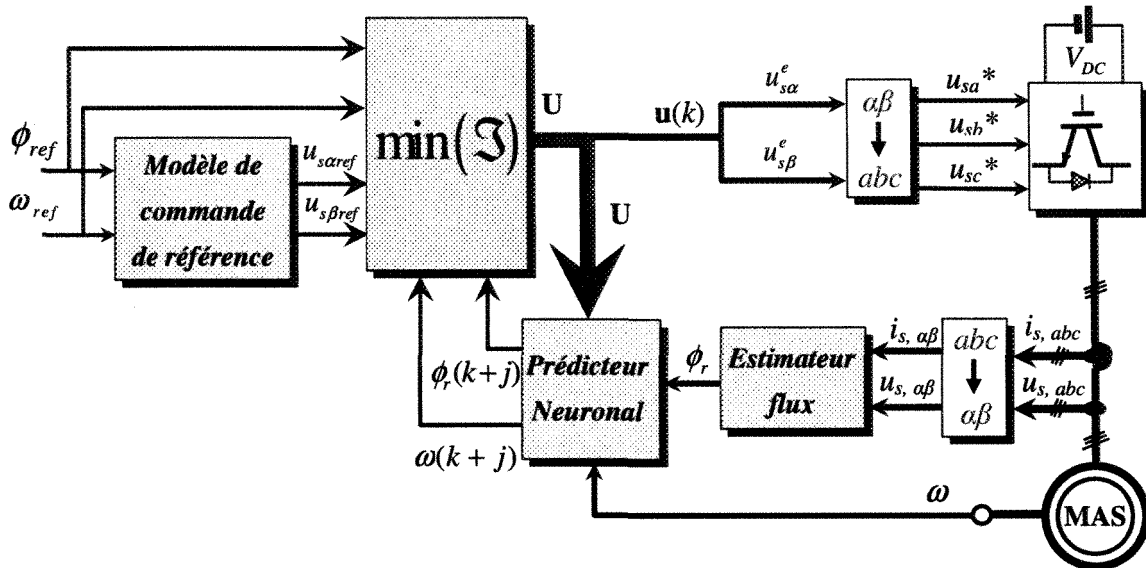


Figure 3.5 Schéma bloc de la commande prédictive neuronale pour un moteur asynchrone

### **3.5 Résultats de simulation**

En premier lieu, avant d'appliquer la commande prédictive neuronale au procédé, il faut réaliser le modèle neuronal utilisé pour la conception du prédicteur. Ce modèle est à base de réseaux de neurones. Cette étape de prétraitement est essentielle, car elle permet d'améliorer la réponse du système contrôlé par une commande de type neuronal.

#### **3.5.1 Modélisation de la machine par un réseau de neurones**

Le réseau de neurones utilisé dans ce travail est un multicouche avec une seule couche cachée, le choix du nombre de neurones en couche cachée ( $N_h=20$ ) est déterminé à partir des essais jusqu'à aboutir à une erreur acceptable entre la sortie du réseau et celle attendue. Le choix de cette erreur est lié à l'approximation désirée entre le réseau et le système.

En mode d'apprentissage supervisé, le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie. Ainsi, le réseau va se modifier jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie, c'est-à-dire celle attendue, correspondant à une entrée donnée. À la fin de l'application de l'ensemble des données d'apprentissage, les dernières valeurs, qui sont optimales, des poids et biais sont prises en compte pour définir le réseau de neurones.

La figure 3.6 présente les données d'apprentissage. La figure 3.7 présente la performance du réseau après 1000 époques d'apprentissage basées sur l'erreur quadratique moyenne entre la sortie du réseau et celle souhaitée. Il est possible de continuer l'apprentissage afin d'obtenir le but  $10^{-4}$ . Cependant, la convergence de la performance après 1000 époques est lente. Donc, on peut accepter le résultat sans atteindre le but visé.

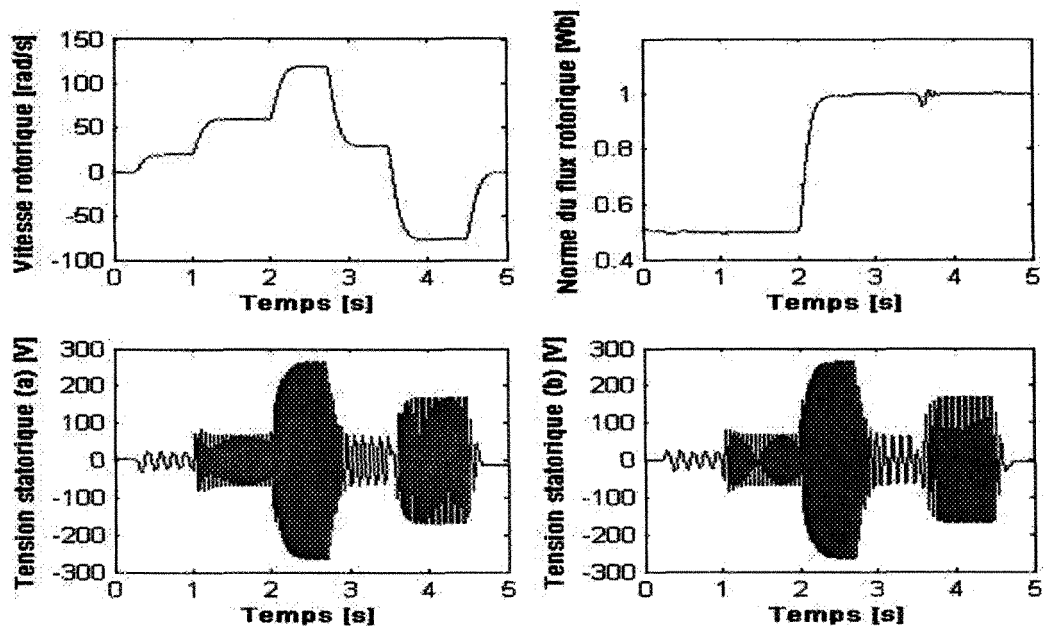


Figure 3.6 Ensemble d'apprentissage (E/S) pour le réseau de neurones

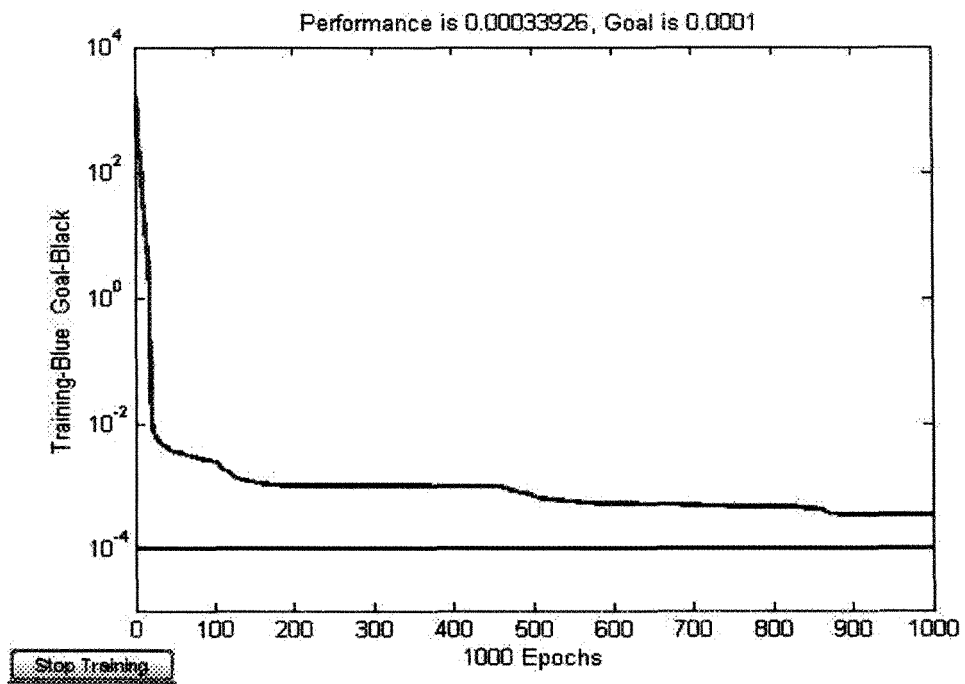


Figure 3.7 Performance d'apprentissage du réseau de neurones



Pour valider le modèle neuronal, un test doit être effectué sur le réseau de neurones. En premier lieu, le réseau est testé avec les données d'apprentissage. Les figures 3.8 et 3.9 présentent les réponses du réseau de neurones comparées avec celles du moteur collectées dans l'ensemble de données de l'apprentissage. D'après les résultats, on peut constater que le modèle neuronal imite bien le comportement de la machine.

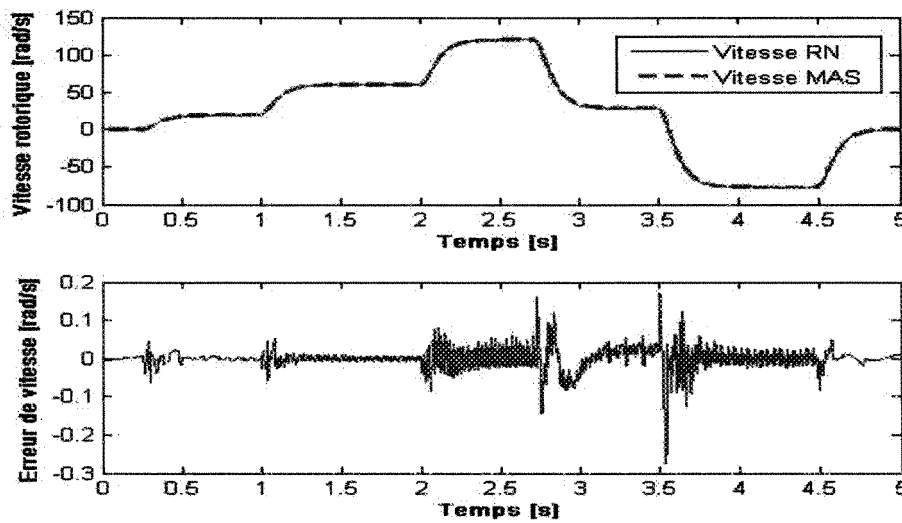


Figure 3.8 Vitesse du moteur et la sortie du RN équivalente

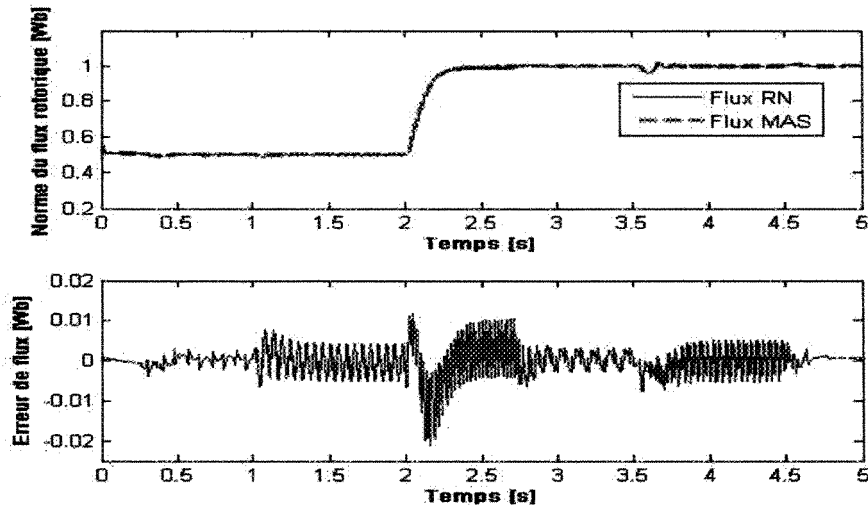
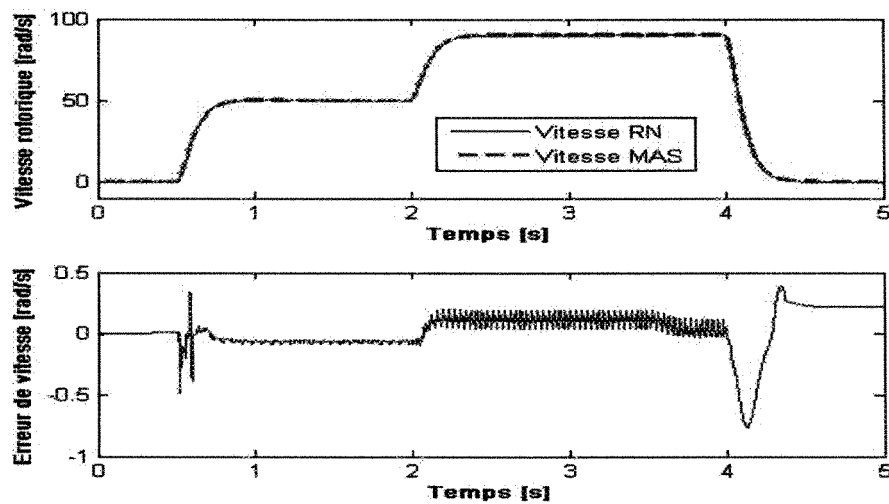
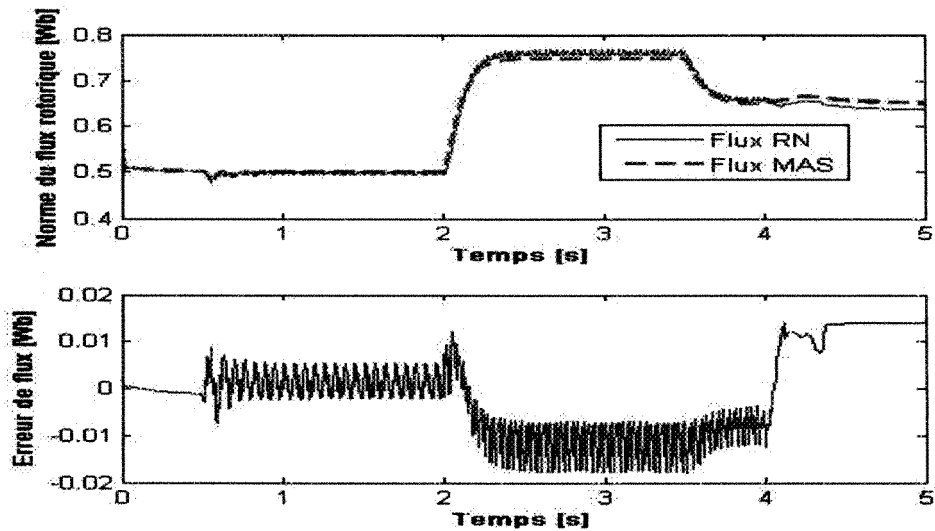


Figure 3.9 Norme du flux de la machine et la sortie du RN équivalente

Ensuite, pour mieux caractériser les capacités de la modélisation par ce réseau de neurones, un autre test est effectué avec des données non utilisées lors de l'apprentissage. Les figures 3.10 et 3.11 présentent les réponses du réseau de neurones comparées avec celles du moteur. D'après les résultats, on peut voir que le comportement du réseau est proche de celui du moteur.



**Figure 3.10** Vitesse de la machine et la sortie du RN équivalente (données de test)



**Figure 3.11** Norme du flux de la machine et la sortie du RN équivalente (données de test)

Ces tests permettent de conclure que ce réseau de neurones peut être considéré comme une approximation au modèle de la machine. Par conséquent, il peut être utilisé dans la structure du prédicteur non linéaire de la figure 3.4.

### 3.5.2 Commande à partir d'un modèle de référence

Le modèle de référence (1.38) est inclus dans la formule de la fonction de coût (3.13) pour obtenir une commande optimale. Cependant, ce modèle peut être utilisé pour concevoir une commande par modèle de référence (CMR) en boucle ouverte à partir de trajectoires planifiées pour les sorties. Les figures 3.12 et 2.13 présentent les réponses du moteur pour la vitesse et le flux, tandis que, les figures 3.16 et 3.17 décrivent les mêmes réponses avec des paramètres mal adaptés. Les figures 3.14 et 3.15 présentent les tensions et les courants statoriques.

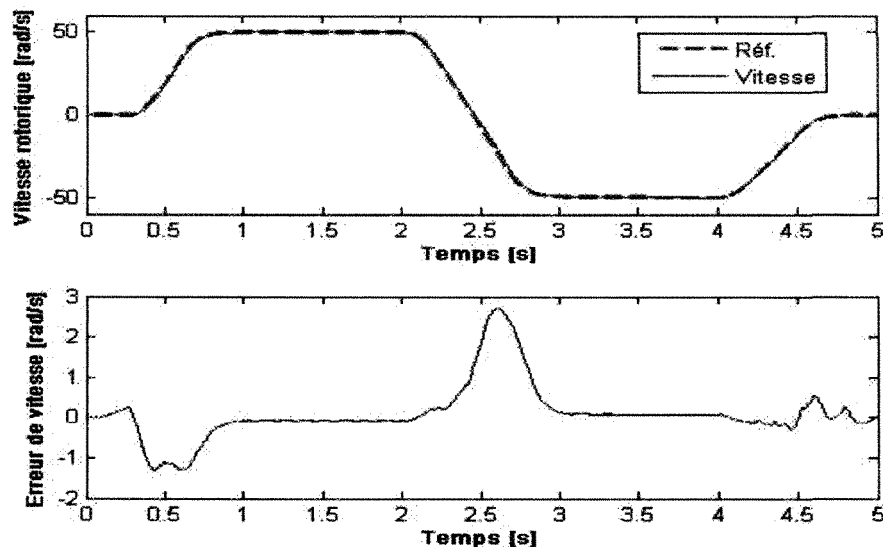


Figure 3.12 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté par une CMR

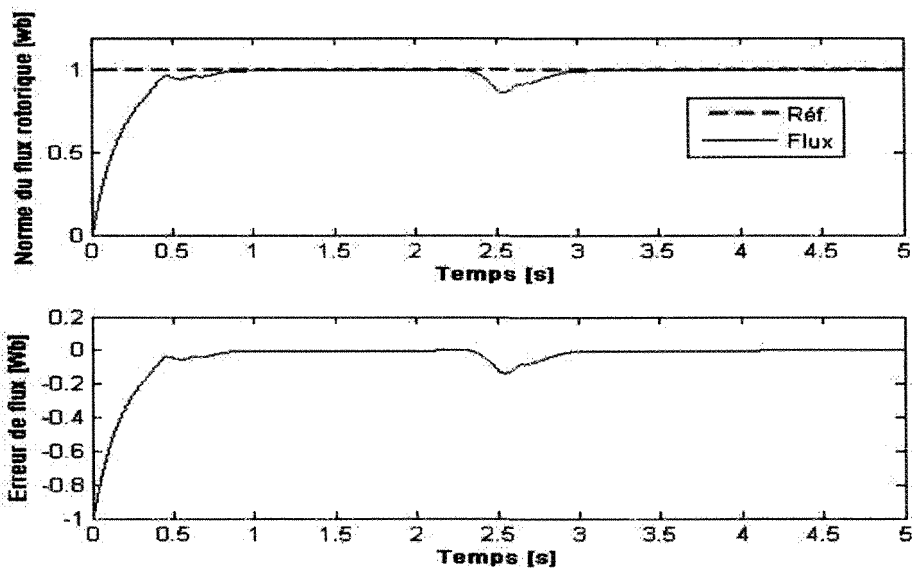


Figure 3.13 Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté par une CMR

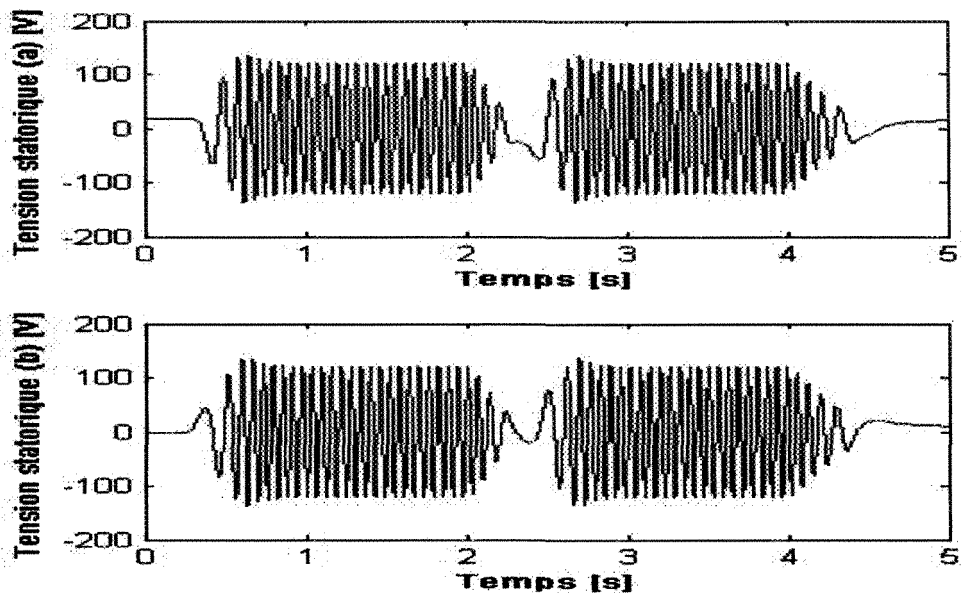


Figure 3.14 Composantes  $(\alpha, \beta)$  de la tension statorique (CMR)

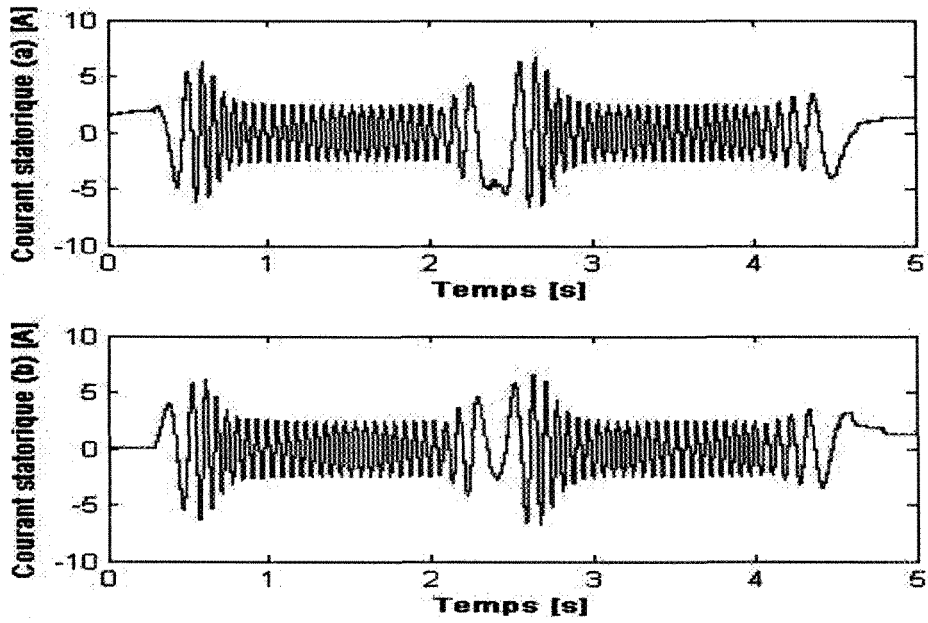


Figure 3.15 Composantes ( $\alpha, \beta$ ) du courant statorique (CMR)

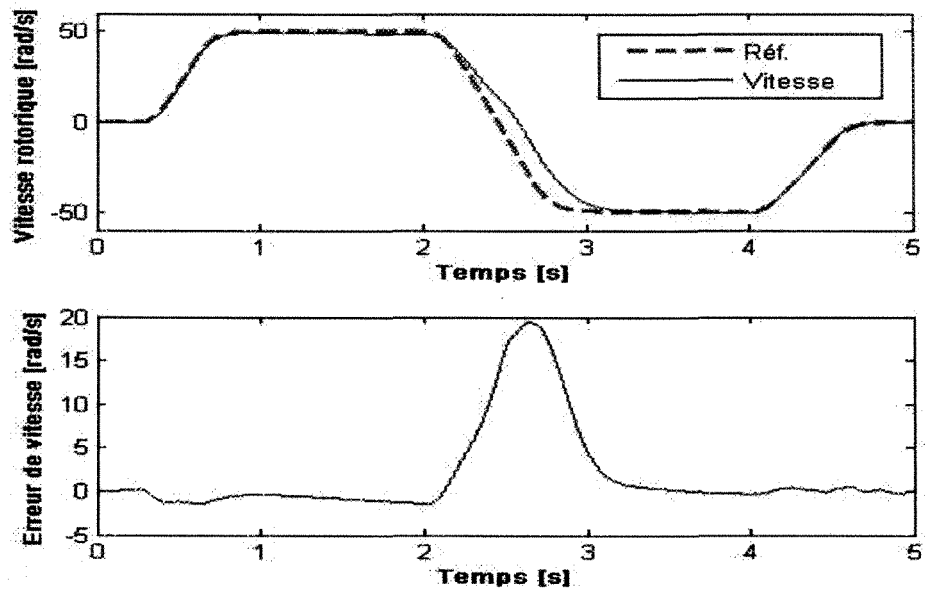
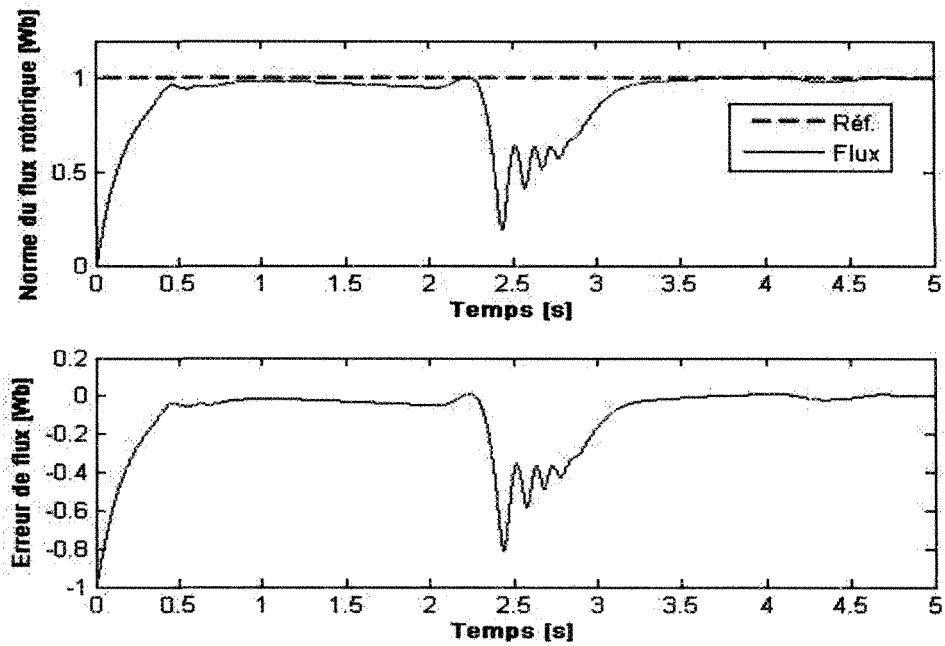


Figure 3.16 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté par une CMR (avec variations paramétriques)



**Figure 3.17** Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté par une CMR (avec variations paramétriques)

Les résultats de simulation montrent que ce type de commande est moins performant. La commande, décrite par le modèle (1.38), est en boucle ouverte, ce qui ne permet pas de corriger l'erreur entre la sortie du système et la référence. Les variations des paramètres de la machine détériorent les réponses du système; cette lacune est liée au manque du retour de la sortie pour la correction de l'erreur. Par conséquent, il est nécessaire d'avoir une stratégie de stabilisation autour de trajectoires en boucle fermée. Néanmoins, ce modèle peut être utilisé comme modèle de référence dans la commande prédictive neuronale pour améliorer la performance du système contrôlé en boucle fermée.

### 3.5.3 Commande prédictive neuronale

Les paramètres du contrôleur sont comme suit :

$$N_1=1, N_2 = 5, N_u = 2, \lambda = 2.10^7$$

Le choix des paramètres de la fonction de coût est effectué à partir des essais. Il est à noter que l'augmentation des paramètres d'horizon  $N$  entraîne une augmentation du temps de calcul pour l'optimisation. Ceci est dû à l'augmentation de la taille des matrices jacobienne et hessienne (3.18) et (3.23). Les figures 3.18 et 3.19 présentent les réponses du système pour la vitesse et la norme du flux respectivement. L'influence du couple de charge est visible sur la réponse de vitesse. La réponse de flux est détériorée par l'erreur entre la vitesse et la référence, qui affecte le comportement de l'observateur d'état. Les figures 3.20 et 3.21 présentent les tensions et les courants statoriques.

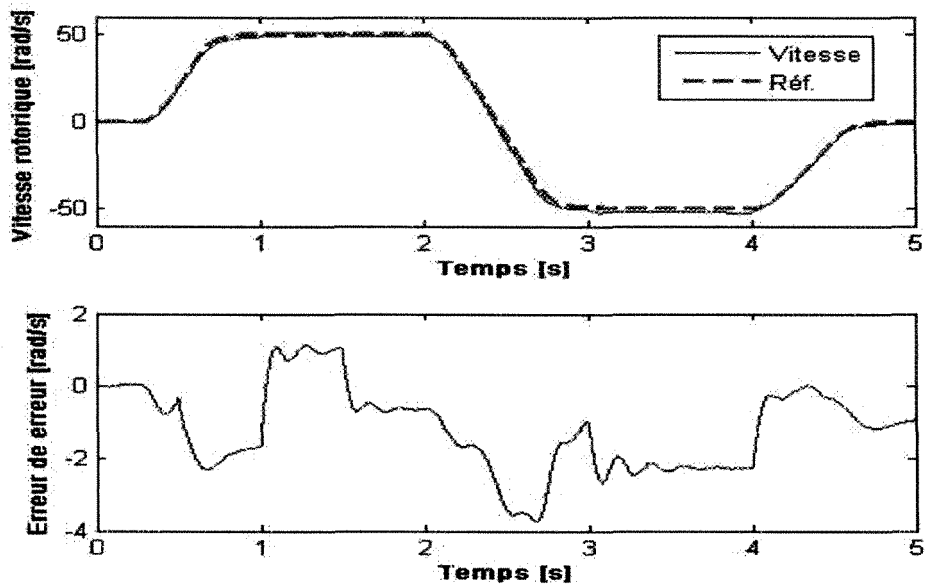


Figure 3.18 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté par une CPN

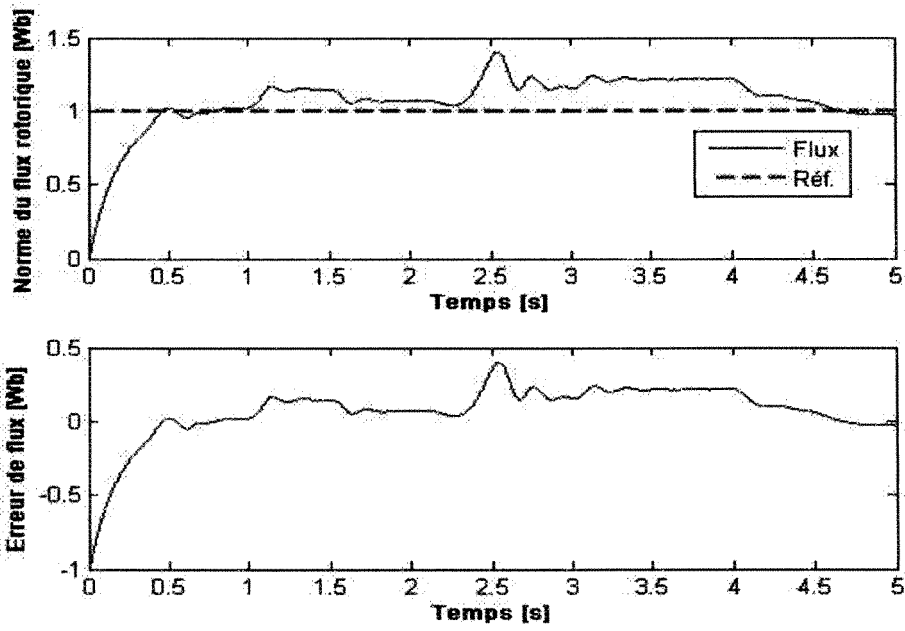


Figure 3.19 Norme du flux et erreur de flux du système piloté par une CPN

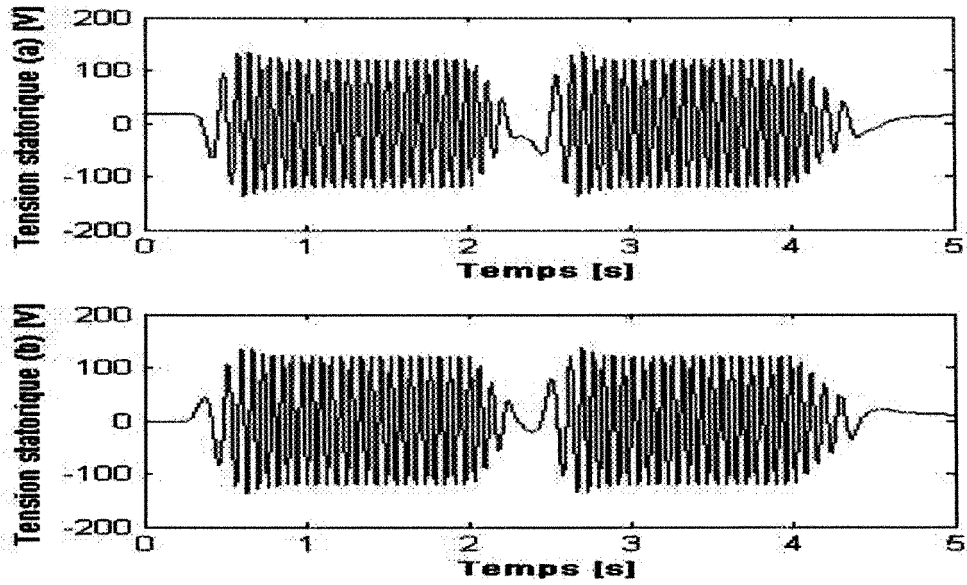
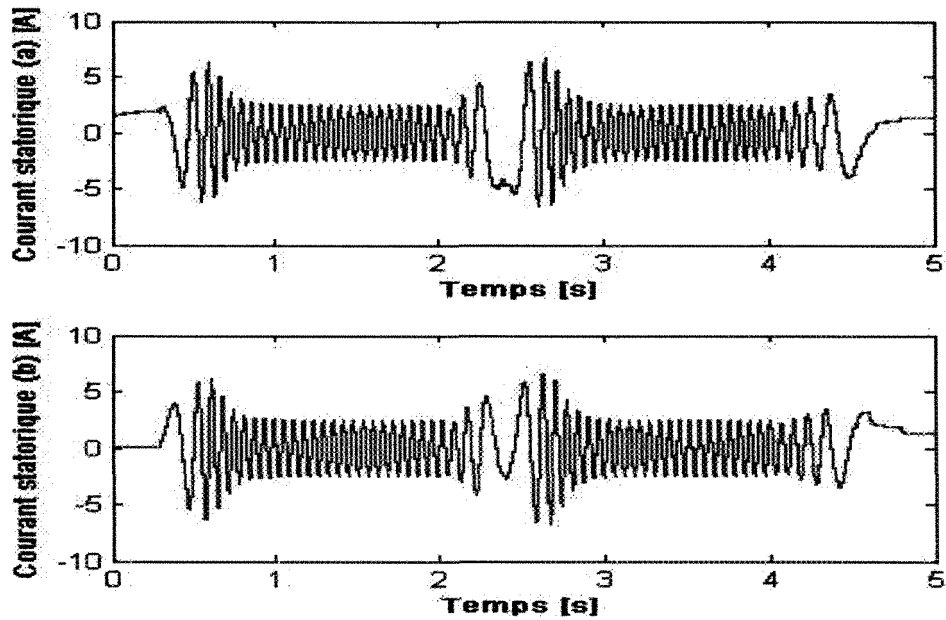


Figure 3.20 Composantes ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) de la tension statorique (CPN)





**Figure 3.21** Composantes ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) du courant statorique (CPN)

Les figures 3.22 et 3.23 présentent les réponses du système avec des paramètres mal adaptés. On peut constater que les variations des paramètres de la machine détériorent les réponses pour le suivi de trajectoires. Cependant, la comparaison de ces résultats avec ceux de la commande avec le modèle de référence (1.38), figures 3.16 et 3.17, montre l'effet de la boucle fermée; l'erreur de vitesse a diminué. Donc, cette commande est plus robuste que celle en boucle ouverte (commande de référence).

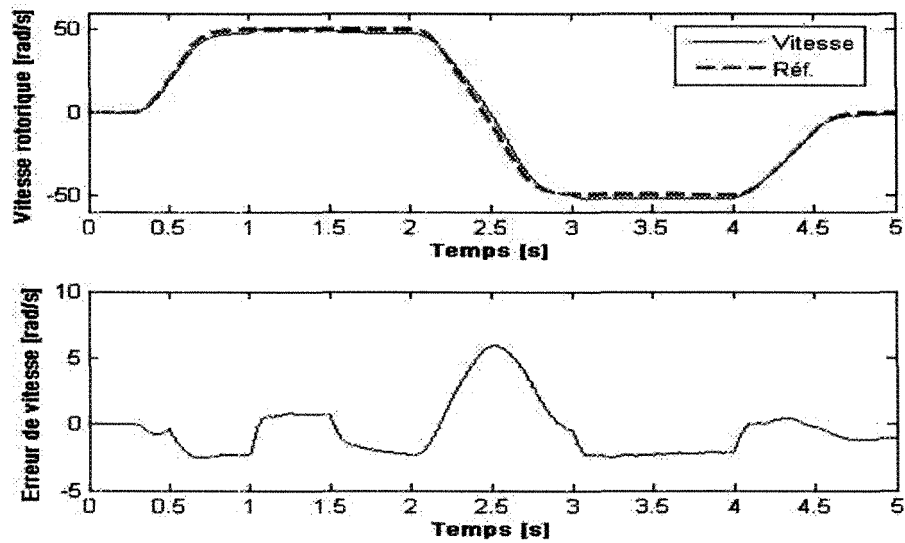


Figure 3.22 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté par une CPN (avec variations paramétriques)

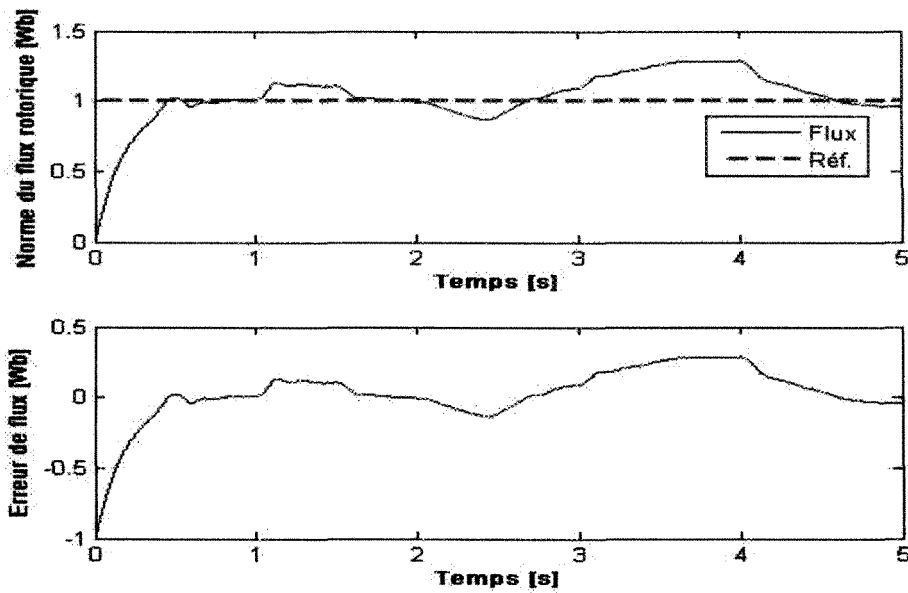


Figure 3.23 Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté par une CPN (avec variations paramétriques)

Une commande prédictive neuronale de type adaptatif peut être conçue par un apprentissage en ligne du réseau de neurones. Dans ce cas, la méthode de rétropropagation peut être utilisée, car elle est simple à implanter et la convergence est satisfaisante. Cependant, ce type d'apprentissage augmente le temps d'exécution de la commande. Pour remédier à ce problème, le nombre de neurones en couche cachée est limité ( $N_h=5$ ) et un seul pas en avant est choisi pour le prédicteur neuronal. En plus, pour diminuer les tailles des matrices jacobienne et hessienne les valeurs des horizons et de pondération dans la fonction de coût (3.13) sont ;  $N_1=0$ ,  $N_2 = 1$ ,  $N_u = 1$ ,  $\lambda_1 = 2.5$  et  $\lambda_2 = 10^3$ . Les figures 3.18 et 3.19 présentent les réponses du système pour la vitesse et le flux respectivement.

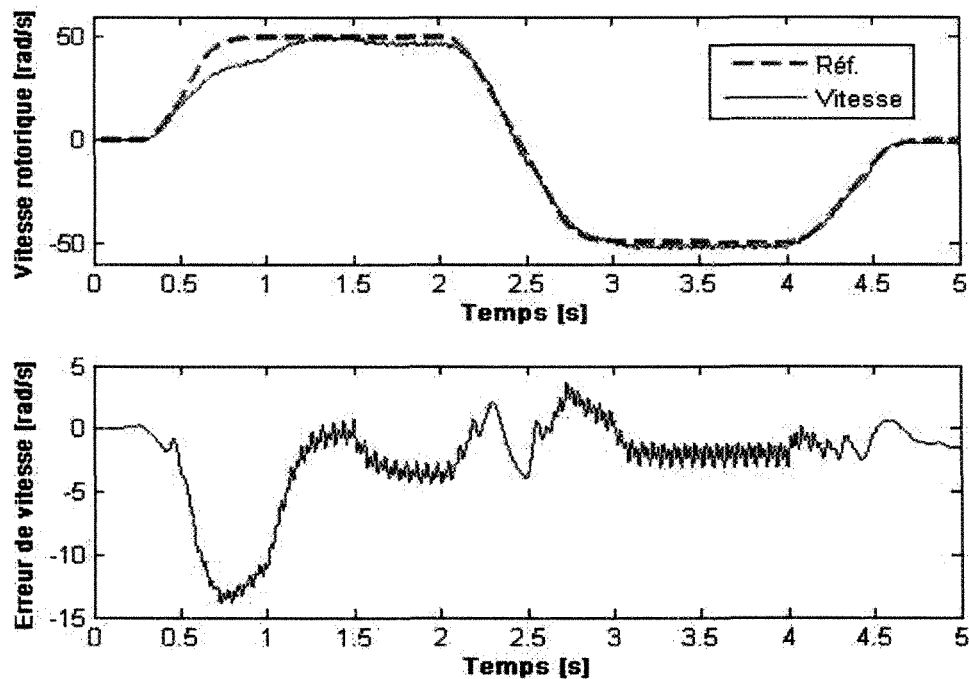
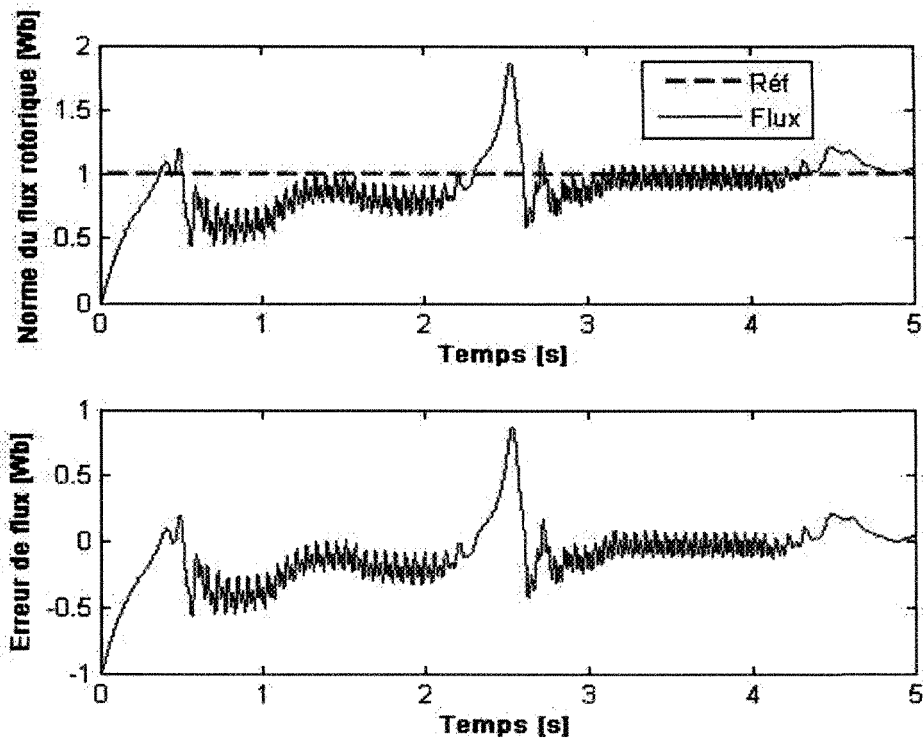


Figure 3.18 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté par une CPN adaptative



**Figure 3.19** Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté par une CPN adaptative

À partir de ces résultats, on peut constater que la performance du système, contrôlé par cette stratégie de commande, est insatisfaisante en comparaison avec les résultats précédents, malgré l'adaptation en ligne du réseau de neurones. Ce phénomène est dû au fait qu'il n'y a pas une règle générale pour choisir les paramètres du réseau de neurones (le taux d'apprentissage, le momentum et le nombre de neurones en couche cachée), ainsi que les valeurs de pondération  $\lambda$  dans la fonction de coût. Il est généralement difficile de déterminer ce choix seulement à partir de la méthode par essai et erreur.

### 3.6 Conclusion

Ce chapitre présente les principes de la commande prédictive neuronale. Dans le cas de la modélisation, l'intérêt de modèles neuronaux est dans le fait qu'ils forment une classe très vaste pour la modélisation des processus non linéaires. Concernant le moteur asynchrone, la conception d'un modèle neuronal multivariable pour la vitesse et le flux permet la construction d'un prédicteur à pas multiples en avant. L'exactitude du modèle neuronal dépend de la quantité d'informations disponible lors de l'apprentissage hors ligne. Il est clair qu'un apprentissage en ligne est avantageux, car à tout instant du fonctionnement du procédé, le réseau de neurones reçoit de l'information et adapte ses coefficients. Par contre, ce type d'apprentissage augmente la charge de calcul lors de l'optimisation de la commande prédictive.

Dans la partie commande prédictive neuronale, l'application de la CPG standard au moteur asynchrone ne permet pas de résoudre le problème de suivi de trajectoire. Le moteur asynchrone est un système dynamique rapide et les entrées en tension sont de type sinusoïdal avec une large bande passante, ce qui rend la tâche difficile pour l'optimisation en ligne de la fonction de coût. Pour résoudre ce problème, nous avons renforcé la partie incrémentation de la commande dans cette fonction par une commande de référence réalisée à partir de l'inversion du modèle de la machine et des trajectoires planifiées. Cette modification a permis d'avoir une performance acceptable pour le suivi de trajectoires. Par contre, en comparaison avec les méthodes classiques, elle est, et de loin, considérée comme la meilleure. En plus, le temps de calcul pour l'optimisation en ligne de la fonction de coût à partir de la formule (3.16) dépend du nombre d'itérations nécessaire pour trouver la

commande optimale à chaque instant de temps. Cependant, cette loi de commande est plus robuste aux variations de paramètres que la commande de référence. Dans le cas d'une adaptation en ligne du réseau de neurones, nous avons diminué le nombre de neurones en couche cachée et les horizons de prédictions pour prendre en considération les contraintes de temps de calcul pour ce système dynamique rapide. Le choix de ces paramètres est difficile à faire pour obtenir la performance désirée.

Ce travail a permis d'aborder les différents problèmes rencontrés lors de l'application de la commande prédictive neuronale au moteur asynchrone. Par conséquent, le champ de recherche reste ouvert pour apporter des améliorations à cette loi de commande sur deux points, le choix de la structure du réseau de neurones pour la conception du modèle neuronal, et l'optimisation de la fonction de coût.

L'étude des réseaux de neurones pour des applications d'identification et de commande est un domaine très vaste qui mérite à lui seul un sujet de recherche. Dans la nôtre, cette étude constitue seulement une partie du travail sur la commande prédictive. Ainsi, nous avons essayé de mettre en lumière les bénéfices et les problèmes de la commande prédictive neuronale multivariable pour la machine asynchrone. Cet aspect du travail peut être vu comme un début pour d'autres travaux à venir.

## **CHAPITRE IV**

# **COMMANDE PRÉDICTIVE NON LINÉAIRE**

## CHAPITRE IV

### COMMANDE PRÉDICTIVE NON LINÉAIRE

#### 4.1 Introduction

Ce chapitre présente la mise en œuvre d'une autre stratégie de commande prédictive non linéaire (CPN) pour résoudre le problème de poursuite de trajectoires. Dans un premier temps, une loi de commande prédictive est appliquée au moteur pour permettre aux sorties (vitesse et norme de flux) de suivre les trajectoires désirées. La conception du modèle de prédiction est réalisée à partir d'un développement mathématique sur le modèle de la machine, en utilisant les notions de géométrie différentielle définies dans le paragraphe 2.3 sur la commande par linéarisation entrée-sortie. Ensuite, un observateur de perturbation, pour estimer le couple de charge, est conçu à partir de la loi de commande prédictive. L'intégration de cet observateur dans la structure de commande permet de réaliser une commande non linéaire PID prédictive, ce qui va améliorer la robustesse du contrôleur et garantir le rejet de perturbation. Dans le cas où on s'intéresse à la commande simultanée de la vitesse rotorique, la norme du flux rotorique et le couple électromagnétique, une stratégie de commande en cascade est adoptée, avec une loi de commande non linéaire prédictive multivariable, qui représente la boucle interne, pour le contrôle du couple et du flux. La boucle externe constitue la loi de commande prédictive monovariante pour le contrôle de la



vitesse. En plus, un observateur de perturbation est calculé pour cette stratégie, il se comporte cette fois-ci comme un contrôleur PI de vitesse. Ces deux stratégies de commande prédictive permettent de trouver la relation entre la structure de l'observateur de perturbation et le degré relatif de la sortie à contrôler. Pour chaque stratégie de commande, l'étude de la stabilité est réalisée, dans le cas où les états du système sont connus par mesure. En revanche, lorsqu'on utilise un observateur d'état, la stabilité globale pour le système complet (procédé + commande + observation) est étudiée théoriquement. L'étude de la stabilité globale pour les deux cas nous permet de voir le rôle des degrés relatifs des sorties à contrôler dans l'analyse de la stabilité.

## 4.2 Commande prédictive non linéaire multivariable

### 4.2.1 Application de la loi de commande prédictive non linéaire au moteur asynchrone

Le modèle du moteur asynchrone dans un référentiel fixe lié au stator  $(\alpha, \beta)$  prend la forme de la représentation non linéaire (1.21) :

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}_1(\mathbf{x})\mathbf{u}(t) \quad (4.1)$$

Une loi de commande prédictive est appliquée à un système multivariable carré pour résoudre le problème de poursuite optimale de trajectoires. La conception d'un tel contrôleur doit garantir la stabilité du système en boucle fermée et poursuivre au futur les trajectoires de référence. Dans le cas du moteur asynchrone, les sorties choisies sont la vitesse rotorique et la norme du flux rotorique au carré du moteur :

$$\mathbf{y} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} \text{ avec } \begin{cases} y_1 = h_1(\mathbf{x}) = \omega \\ y_2 = h_2(\mathbf{x}) = \phi_r^2 = \phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2 \end{cases} \quad (4.2)$$

Le choix de la norme au carré est pris pour faciliter le calcul des dérivées de Lie.

La fonction de coût est définie sur un horizon futur :

$$\mathfrak{J}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \frac{1}{2} \int_0^{\tau_r} (\mathbf{y}(t + \tau) - \mathbf{y}_r(t + \tau))^T (\mathbf{y}(t + \tau) - \mathbf{y}_r(t + \tau)) d\tau \quad (4.3)$$

où  $\tau_r$  est le temps de prédiction,  $\mathbf{y}(t+\tau)$  la prédiction à  $\tau$  pas en avant de la sortie du système et  $\mathbf{y}_r(t+\tau)$  la trajectoire de référence au futur. Le terme de pondération de la commande n'est pas inclus dans la fonction de coût (4.3). Cependant, l'effort de commande peut être réalisé en ajustant le temps de prédiction [17].

L'objectif d'une loi de commande prédictive est de calculer la commande  $\mathbf{u}(t)$  telle que la sortie au futur du procédé  $\mathbf{y}(t+\tau)$  est pilotée proche de  $\mathbf{y}_r(t+\tau)$ . Cette tâche est accomplie par la minimisation de  $\mathfrak{J}$ . Il est à noter que la fonction de coût est définie sur un horizon au futur, d'où la nécessité de concevoir un modèle de prédiction pour le calcul des sorties au futur.

Dans cette partie, la prédiction des sorties est calculée à partir de l'expansion en série de Taylor, qui est exprimée par les dérivées de Lie [81]. La différentiation de la sortie par rapport au temps est répétée  $r_i$  fois, pour aboutir à cette équation :

$$y_i(t + \tau) = h_i(\mathbf{x}) + \tau L_f h_i(\mathbf{x}) + \frac{\tau^2}{2!} L_f^2 h_i(\mathbf{x}) + \dots + \frac{\tau^{r_i}}{r_i!} L_f^{r_i} h_i(\mathbf{x}) + \frac{\tau^{r_i}}{r_i!} L_g L_f^{(r_i-1)} h_i(\mathbf{x}) \mathbf{u}(t) \quad (4.4)$$

avec  $i = 1, \dots, m$  et  $r_i$  est le degré relatif de chaque sortie  $i$ , qui est par définition le nombre de fois de différentiation de la sortie jusqu'à ce que l'entrée de commande apparaisse.

Dans le cas du moteur asynchrone, pour les sorties choisies en (4.2), les degrés relatifs de sorties sont  $r_1=2$  et  $r_2=2$  respectivement.

Pour la vitesse :

$$\begin{cases} y_1(t) = h_1(\mathbf{x}) \\ \dot{y}_1(t) = L_f h_1(\mathbf{x}) \\ \ddot{y}_1(t) = L_f^2 h_1(\mathbf{x}) + L_{g_{11}} L_f h_1(\mathbf{x}) u_{s\alpha}(t) + L_{g_{12}} L_f h_1(\mathbf{x}) u_{s\beta}(t) \end{cases} \quad (4.5)$$

Pour la norme du flux au carré :

$$\begin{cases} y_2(t) = h_2(\mathbf{x}) \\ \dot{y}_2(t) = L_f h_2(\mathbf{x}) \\ \ddot{y}_2(t) = L_f^2 h_2(\mathbf{x}) + L_{g_{11}} L_f h_2(\mathbf{x}) u_{s\alpha}(t) + L_{g_{12}} L_f h_2(\mathbf{x}) u_{s\beta}(t) \end{cases} \quad (4.6)$$

Le détail pour le calcul des dérivées de Lie, utilisées pour la différentiation des sorties de la machine, est donné dans l'annexe 1.

Dans une forme matricielle, on obtient :

$$\mathbf{Y}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{y}(t) \\ \dot{\mathbf{y}}(t) \\ \ddot{\mathbf{y}}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}(\mathbf{x}) \\ L_f \mathbf{h}(\mathbf{x}) \\ L_f^2 \mathbf{h}(\mathbf{x}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{2 \times 1} \\ \mathbf{0}_{2 \times 1} \\ \mathbf{G}_1(\mathbf{x}) \mathbf{u}(t) \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

avec

$$\begin{aligned} L_f^i \mathbf{h}(\mathbf{x}) &= [L_f^i h_1(\mathbf{x}) \quad L_f^i h_2(\mathbf{x})]^T ; i = 0, 1, 2 \\ \mathbf{G}_1(\mathbf{x}) &= \begin{bmatrix} L_{g_{11}} L_f h_1(\mathbf{x}) & L_{g_{12}} L_f h_1(\mathbf{x}) \\ L_{g_{11}} L_f h_2(\mathbf{x}) & L_{g_{12}} L_f h_2(\mathbf{x}) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.8)$$

La sortie au futur  $\mathbf{y}(t+\tau)$  est calculée approximativement par :

$$\mathbf{y}(t+\tau) = \bar{\mathbf{T}}(\tau) \mathbf{Y}(t) \quad (4.9)$$

$$\bar{\mathbf{T}}(\tau) = [I_{2 \times 2} \quad \tau * I_{2 \times 2} \quad (\tau^2/2) * I_{2 \times 2}]$$

$I_{2 \times 2}$  : matrice identité.

Si la référence au futur  $\mathbf{y}_r(t+\tau)$  n'est pas prédéfinie, un calcul similaire est utilisé pour trouver la prédiction approximativement.

$$\mathbf{y}_r(t + \tau) = \bar{\mathbf{T}}(\tau)\mathbf{Y}_r(t) \quad (4.10)$$

avec

$$\mathbf{Y}_r(t) = [\mathbf{y}_r(t) \quad \dot{\mathbf{y}}_r(t) \quad \ddot{\mathbf{y}}_r(t)]^T \text{ et } \mathbf{y}_r(t) = [\boldsymbol{\omega}_{ref} \quad \boldsymbol{\phi}_{ref}^2]^T$$

En utilisant (4.9) et (4.10), la fonction de coût peut être simplifiée comme suit :

$$\begin{aligned} \mathfrak{S} &= \frac{1}{2} \int_0^{\tau_r} (\mathbf{y}(t + \tau) - \mathbf{y}_r(t + \tau))^T (\mathbf{y}(t + \tau) - \mathbf{y}_r(t + \tau)) d\tau \\ &= \frac{1}{2} \int_0^{\tau_r} (\bar{\mathbf{T}}(\tau)\mathbf{Y}(t) - \bar{\mathbf{T}}(\tau)\mathbf{Y}_r(t))^T (\bar{\mathbf{T}}(\tau)\mathbf{Y}(t) - \bar{\mathbf{T}}(\tau)\mathbf{Y}_r(t)) d\tau \quad (4.11) \\ &= \frac{1}{2} (\mathbf{Y}(t) - \mathbf{Y}_r(t))^T \bar{\boldsymbol{\Pi}} (\mathbf{Y}(t) - \mathbf{Y}_r(t)) \end{aligned}$$

où

$$\bar{\boldsymbol{\Pi}} = \int_0^{\tau_r} \bar{\mathbf{T}}(\tau)^T \bar{\mathbf{T}}(\tau) d\tau = \begin{bmatrix} \tau_r * I_{2 \times 2} & (\tau_r^2/2) * I_{2 \times 2} & (\tau_r^3/6) * I_{2 \times 2} \\ (\tau_r^2/2) * I_{2 \times 2} & (\tau_r^3/3) * I_{2 \times 2} & (\tau_r^4/8) * I_{2 \times 2} \\ (\tau_r^3/6) * I_{2 \times 2} & (\tau_r^4/8) * I_{2 \times 2} & (\tau_r^5/20) * I_{2 \times 2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{\boldsymbol{\Pi}}_1 & \bar{\boldsymbol{\Pi}}_2 \\ \bar{\boldsymbol{\Pi}}_2^T & \bar{\boldsymbol{\Pi}}_3 \end{bmatrix}$$

À partir de (4.7) et (4.10), on obtient :

$$\mathbf{Y}(t) - \mathbf{Y}_r(t) = \mathbf{M} + \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{2 \times 1} \\ \mathbf{0}_{2 \times 1} \\ \mathbf{G}_1(\mathbf{x})\mathbf{u}(t) \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

avec

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}(\mathbf{x}) \\ L_r \mathbf{h}(\mathbf{x}) \\ L_r^2 \mathbf{h}(\mathbf{x}) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{y}_r(t) \\ \dot{\mathbf{y}}_r(t) \\ \ddot{\mathbf{y}}_r(t) \end{bmatrix}$$

La condition nécessaire à satisfaire pour trouver la commande optimale est la suivante :

$$\frac{\partial \mathcal{S}}{\partial \mathbf{u}} = 0 \quad (4.13)$$

À partir de (4.11) et (4.12), cette condition peut être représentée par la relation :

$$\mathbf{G}_1(\mathbf{x})^T [\overline{\Pi}_2^T \quad \overline{\Pi}_3] \mathbf{M} + \mathbf{G}_1(\mathbf{x})^T \overline{\Pi}_3 \mathbf{G}_1(\mathbf{x}) \mathbf{u}(t) = 0 \quad (4.14)$$

Par conséquent, la commande optimale est la suivante :

$$\mathbf{u}(t) = -\mathbf{G}_1(\mathbf{x})^{-1} [\overline{\Pi}_3^{-1} \overline{\Pi}_2^T \quad I_{2 \times 2}] \mathbf{M} \quad (4.15)$$

Les conditions  $\{\phi_{r\alpha}(0), \phi_{r\beta}(0)\} \neq 0$  et  $\phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2 \neq 0$  permettent à  $\mathbf{G}_1$  d'être inversible.

#### 4.2.2 Dynamique et stabilité du système en boucle fermée

La stabilité du système en boucle fermée est l'une des propriétés à satisfaire lors de l'application d'une loi de commande. Pour l'étude de la stabilité, la commande optimale (4.15) est développée comme :

$$\mathbf{u}(t) = -\mathbf{G}_1(\mathbf{x})^{-1} \left( \sum_{i=0}^2 \mathbf{K}_i (L_r^i \mathbf{h}(\mathbf{x}) - \mathbf{y}_r^{[i]}(t)) \right) \quad (4.16)$$

avec

$$\mathbf{K}_0 = (10/(3 * \tau_r^2)) * I_{2 \times 2}; \mathbf{K}_1 = (5/(2 * \tau_r)) * I_{2 \times 2}; \mathbf{K}_2 = I_{2 \times 2}$$

En substituant la loi de commande (4.16) dans les dernières équations de (4.5) et (4.6), on trouve :

$$\ddot{\mathbf{y}}(t) = L_r^2 \mathbf{h}(\mathbf{x}) - \sum_{i=0}^2 \mathbf{K}_i (L_r^i \mathbf{h}(\mathbf{x}) - \mathbf{y}_r^{[i]}(t)) \quad (4.17)$$

Par définition, l'erreur de poursuite  $\mathbf{e}_y(t)$  est:

$$\mathbf{e}_y(t) = \mathbf{y}(t) - \mathbf{y}_r(t) \quad (4.18)$$

En fonction de  $\mathbf{e}_y$ , l'équation du système en boucle fermée composé du modèle de la machine et de la commande prédictive prend la forme :

$$\ddot{\mathbf{e}}_y(t) + \mathbf{K}_1 \dot{\mathbf{e}}_y(t) + \mathbf{K}_0 \mathbf{e}_y(t) = 0 \quad (4.19)$$

La dynamique de l'erreur est ainsi définie par une équation linéaire. On peut vérifier facilement, que les éléments de  $\mathbf{K}_i$  sont les coefficients des polynômes de Hurwitz. Donc, le système bouclé est stable.

La somme des degrés relatifs ( $r_1+r_2=2+2$ ) est inférieure au degré du système ( $n = 5$ ), le bouclage ainsi conçu rend inobservable une partie de la dynamique, il est nécessaire de vérifier la bornitude de son évolution interne. Dans ce cas, la dynamique inobservable du système linéarisé est d'ordre 1.

La transformation linéaire est la suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} z_1 = h_1(\mathbf{x}) = \omega \\ z_2 = L_f h_1(\mathbf{x}) = \frac{pL_m}{JL_r} (\phi_{r\alpha} i_{s\beta} - \phi_{r\beta} i_{s\alpha}) - \frac{f_r}{J} \omega - \frac{T_L}{J} \\ z_3 = h_2(\mathbf{x}) = \phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2 \\ z_4 = L_f h_2(\mathbf{x}) = -\frac{2}{T_r} (\phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2) + \frac{2L_m}{T_r} (\phi_{r\alpha} i_{s\alpha} + \phi_{r\beta} i_{s\beta}) \\ z_5 = h_3(\mathbf{x}) = \arctan \left( \frac{\phi_{r\beta}}{\phi_{r\alpha}} \right) \end{array} \right. \quad (4.20)$$

$-\frac{\pi}{2} \leq h_3(\mathbf{x}) \leq \frac{\pi}{2}$  est choisie telle que  $L_{g11}h_3(\mathbf{x}) = 0$  et  $L_{g12}h_3(\mathbf{x}) = 0$ , ce qui assure que la

dynamique de  $h_3$  ne dépend pas directement de la commande [67].

La dynamique de l'angle du flux est :

$$\begin{cases} z_5 = h_3(\mathbf{x}) \\ \dot{z}_5 = \frac{dh_3}{dt} = p\omega + \frac{R_r L_m}{L_r(\phi_\alpha^2 + \phi_\beta^2)}(\phi_\alpha i_\beta - \phi_\beta i_\alpha) \\ \quad = pz_1 + \frac{R_r}{pz_3}(Jz_2 + T_L) \end{cases} \quad (4.21)$$

Le système linéaire équivalent à la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 \\ \dot{z}_2 = L_f^2 h_1 + L_{g_{11}} L_f h_1 u_{s\alpha} + L_{g_{12}} L_f h_1 u_{s\beta} \\ \dot{z}_3 = z_4 \\ \dot{z}_4 = L_f^2 h_2 + L_{g_{11}} L_f h_2 u_{s\alpha} + L_{g_{12}} L_f h_2 u_{s\beta} \\ \dot{z}_5 = L_f h_3 = pz_1 + \frac{R_r}{pz_3}(Jz_2 + T_L) \end{cases} \quad (4.22)$$

Puisque  $z_5$  est bornée, la dynamique des zéros du système est stable.

### 4.2.3 Conception de l'observateur de perturbation

Dans le développement de la commande prédictive non linéaire mentionné ci-dessus, le couple de charge est considéré connu et ses valeurs sont utilisées dans le calcul de la loi de commande. Au cas où le couple de charge est considéré comme une perturbation inconnue, le modèle non linéaire du moteur avec la variable de perturbation est redéfini, à partir de la représentation (1.21), par :

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}_1(\mathbf{x})\mathbf{u}(t) + \mathbf{g}_2(\mathbf{x})\mathbf{b}(t) \quad (4.23)$$

avec

$$\mathbf{g}_2 = [g_{21}] = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad -\frac{1}{J}]^T$$

$$\mathbf{b} = T_L$$

Comme il n'y a pas d'information sur la perturbation, on suppose que :

$$\dot{T}_L = 0 \Rightarrow \dot{\mathbf{b}}(t) = 0 \quad (4.24)$$

À noter que la supposition (4.24) ne signifie pas nécessairement que le couple de charge est constant, mais que le changement de la charge dans chaque intervalle d'échantillonnage est suffisamment petit. Il est à mentionner, aussi, qu'une perturbation avec des changements brusques dans sa variation peut être estimée avec ce type d'observateur.

En incluant le terme de la perturbation dans la loi de commande (4.15), la commande optimale prend la forme suivante :

$$\mathbf{u}(t) = -\mathbf{G}_1(\mathbf{x})^{-1} \{ [\bar{\mathbf{\Pi}}_3^{-1} \bar{\mathbf{\Pi}}_2^T \quad I_{2 \times 2}] \mathbf{M} + [\bar{\mathbf{\Pi}}_3^{-1} \bar{\mathbf{\Pi}}_2^T \quad I_{2 \times 2}] \mathbf{G}_2(\mathbf{x}) \mathbf{b}(t) \} \quad (4.25)$$

avec

$$\mathbf{G}_2(\mathbf{x}) = [0 \quad 0 \quad L_{g_{21}} h_1(\mathbf{x}) \quad 0 \quad L_{g_{21}} L_f h_1(\mathbf{x}) \quad 0]^T$$

La mise en œuvre de la commande prédictive non linéaire PID, proposée en [16], est développée pour les mêmes valeurs de degrés relatifs pour la sortie et la perturbation respectivement. Cependant, dans le cas du modèle de la machine (4.1) et (4.2), le degré relatif de la perturbation est inférieur à celui de la sortie, on peut le constater dans les formulations de  $\mathbf{G}_1(\mathbf{x})$  et  $\mathbf{G}_2(\mathbf{x})$ . Les mêmes démarches pour la conception de cette loi de commande sont suivies dans ce travail pour démontrer qu'on peut concevoir une commande non linéaire PID prédictive pour l'entraînement du moteur asynchrone.



À partir de (4.23), on obtient :

$$\mathbf{g}_2(\mathbf{x})\mathbf{b}(t) = \dot{\mathbf{x}}(t) - \mathbf{f}(\mathbf{x}) - \mathbf{g}_1(\mathbf{x})\mathbf{u}(t) \quad (4.26)$$

Un observateur initial de perturbation est donné par la relation :

$$\dot{\hat{\mathbf{b}}}(t) = -\mathbf{l}(\mathbf{x})\mathbf{g}_2(\mathbf{x})\hat{\mathbf{b}}(t) + \mathbf{l}(\mathbf{x})(\dot{\mathbf{x}}(t) - \mathbf{f}(\mathbf{x}) - \mathbf{g}_1(\mathbf{x})\mathbf{u}(t)) \quad (4.27)$$

avec  $\mathbf{l}(\mathbf{x}) \in \mathcal{R}^s$  est un vecteur de gain à déterminer.

L'erreur de l'observation est la suivante :

$$\mathbf{e}(t) = \mathbf{b}(t) - \hat{\mathbf{b}}(t) \quad (4.28)$$

alors, la dynamique de l'erreur est gouvernée par l'équation

$$\dot{\mathbf{e}}(t) = \dot{\mathbf{b}}(t) - \dot{\hat{\mathbf{b}}}(t) = -\mathbf{l}(\mathbf{x})\mathbf{g}_2(\mathbf{x})(\mathbf{b}(t) - \hat{\mathbf{b}}(t)) \quad (4.29)$$

$$\dot{\mathbf{e}}(t) + \mathbf{l}(\mathbf{x})\mathbf{g}_2(\mathbf{x})\mathbf{e}(t) = 0 \quad (4.30)$$

On peut démontrer que l'observateur est exponentiellement stable par le choix suivant :

$$\mathbf{l}(\mathbf{x})\mathbf{g}_2(\mathbf{x}) = c \quad (4.31)$$

avec

$$c > 0$$

La perturbation  $\mathbf{b}$  est remplacée par son estimé dans la loi de commande (4.25). Par conséquent, la loi de commande est sous la forme :

$$\mathbf{u}(t) = -\mathbf{G}_1(\mathbf{x})^{-1} \{ [\bar{\mathbf{\Pi}}_3^{-1} \bar{\mathbf{\Pi}}_2^T \quad I_{2 \times 2}] \mathbf{M} + [\bar{\mathbf{\Pi}}_3^{-1} \bar{\mathbf{\Pi}}_2^T \quad I_{2 \times 2}] \mathbf{G}_2(\mathbf{x}) \hat{\mathbf{b}}(t) \} \quad (4.32)$$

La substitution de (4.32) dans (4.27) donne :

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\mathbf{b}}} &= \mathbf{l}(\mathbf{x})(\dot{\mathbf{x}} - \mathbf{f}(\mathbf{x})) - \mathbf{l}(\mathbf{x})\mathbf{g}_2(\mathbf{x})\hat{\mathbf{b}} - \mathbf{l}(\mathbf{x})\mathbf{g}_1(\mathbf{x})\mathbf{u} \\ &= \mathbf{l}(\mathbf{x})(\dot{\mathbf{x}} - \mathbf{f}(\mathbf{x})) - \mathbf{l}(\mathbf{x})\mathbf{g}_2(\mathbf{x})\hat{\mathbf{b}} + \mathbf{l}(\mathbf{x})\mathbf{g}_1(\mathbf{x}) \left( \mathbf{G}_1(\mathbf{x})^{-1} \{ [\bar{\mathbf{\Pi}}_3^{-1} \bar{\mathbf{\Pi}}_2^T \quad I_{2 \times 2}] \mathbf{M} + [\bar{\mathbf{\Pi}}_3^{-1} \bar{\mathbf{\Pi}}_2^T \quad I_{2 \times 2}] \mathbf{G}_2(\mathbf{x}) \hat{\mathbf{b}} \} \right) \end{aligned} \quad (4.33)$$

$\mathbf{l}(\mathbf{x})$  peut être définie comme :

$$\mathbf{l}(\mathbf{x}) = p_0 \frac{\partial L_f h_1(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \quad (4.34)$$

avec

$p_0 \neq 0$  est une constante.

En utilisant (4.34) avec les notations de Lie et les définitions dans (4.5) et (4.6), on obtient :

$$\begin{cases} L_{g_{11}} L_f h_1(\mathbf{x}) = \frac{\partial L_f h_1(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} g_{11}(\mathbf{x}) = \frac{1}{p_0} \mathbf{l}(\mathbf{x}) g_{11}(\mathbf{x}) \\ L_{g_{12}} L_f h_1(\mathbf{x}) = \frac{\partial L_f h_1(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} g_{12}(\mathbf{x}) = \frac{1}{p_0} \mathbf{l}(\mathbf{x}) g_{12}(\mathbf{x}) \\ L_{g_{21}} L_f h_1(\mathbf{x}) = \frac{\partial L_f h_1(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} g_{21}(\mathbf{x}) = \frac{1}{p_0} \mathbf{l}(\mathbf{x}) g_{21}(\mathbf{x}) \\ L_f^2 h_1(\mathbf{x}) = \frac{\partial L_f h_1(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \mathbf{f}(\mathbf{x}) = \frac{1}{p_0} \mathbf{l}(\mathbf{x}) \mathbf{f}(\mathbf{x}) \\ \mathbf{l}(\mathbf{x}) \dot{\mathbf{x}} = p_0 \frac{\partial L_f h_1(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \dot{\mathbf{x}} = p_0 \left( \ddot{y}_1(t) - L_{g_{21}} h_1(\mathbf{x}) \dot{T}_L(t) \right) \end{cases} \quad (4.35)$$

avec

$$i = 1, 2$$

Par substitution de toutes les définitions (4.35) dans (4.33), et après simplification, avec

$L_{g_{21}} h_1(\mathbf{x}) = -1/J$ , on aboutit à une forme simple pour la perturbation du couple de charge :

$$\dot{T}_L = \frac{p_0}{1 - p_0/J} \left( (\ddot{y}_1 - \ddot{y}_{r_1}) + K_1(\dot{y}_1 - \dot{y}_{r_1}) + K_0(y_1 - y_{r_1}) \right) \quad (4.36)$$

avec

$$K_0 = 10/(3 * \tau_r^2); K_1 = 5/(2 * \tau_r)$$

Dans la structure de l'observateur de perturbation, l'erreur de la vitesse est dérivée jusqu'au deuxième ordre, qui représente le degré relatif de la sortie (vitesse) par rapport à l'entrée.

L'intégration de (4.36) donne :

$$\hat{T}_L = \frac{p_0}{1 - p_0/J} \left( \dot{e}_{y_1}(t) + K_1 e_{y_1}(t) + K_0 \int_0^t e_{y_1}(\tau) d\tau \right) \quad (4.37)$$

L'observateur du couple de charge possède une structure PID pour l'erreur de la vitesse.

La loi de commande (4.32) prend la forme suivante :

$$\mathbf{u}(t) = -\mathbf{G}_1(\mathbf{x})^{-1} \left\{ [\bar{\Pi}_3^{-1} \bar{\Pi}_2^T \quad I_{2 \times 2}] \mathbf{M} + [\bar{\Pi}_3^{-1} \bar{\Pi}_2^T \quad I_{2 \times 2}] \mathbf{G}_2(\mathbf{x}) \left[ \frac{p_0}{1 - p_0/J} \left( \dot{e}_{y_1}(t) + K_1 e_{y_1}(t) + K_0 \int_0^t e_{y_1}(\tau) d\tau \right) \right] \right\} \quad (38)$$

La figure suivante présente le schéma bloc d'une application de la commande non linéaire prédictive au moteur asynchrone.

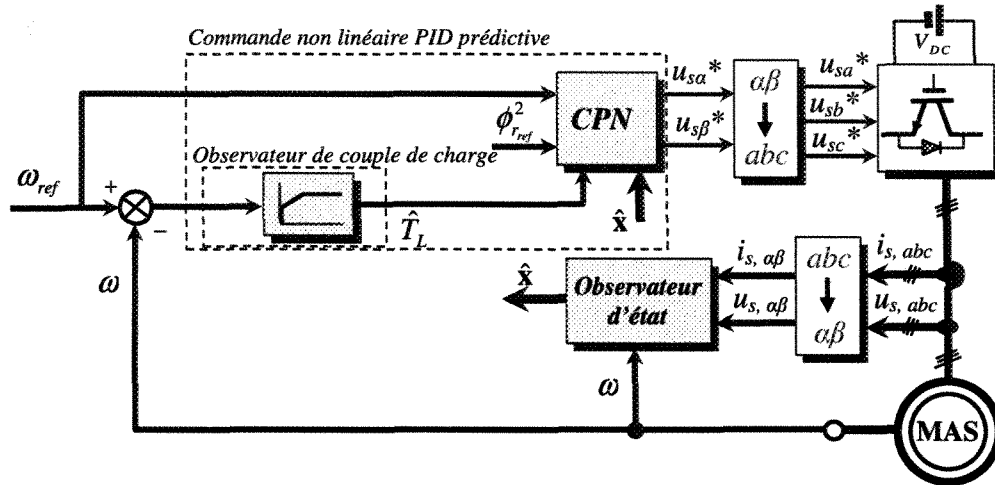


Figure 4.1 Schéma bloc de la commande non linéaire prédictive pour un moteur asynchrone

#### 4.2.4 Stabilité globale de la commande en boucle fermée avec observateur d'état

La conception d'une commande non linéaire prédictive utilise les états du procédé, et dans le cas d'un moteur asynchrone, ce contrôleur utilise les états (flux rotorique) issus d'un observateur. Les sorties à contrôler sont décrites par les équations (4.2). Cependant, l'intégration de l'observateur d'état (1.29) dans la chaîne de commande permet de redéfinir la sortie mesurée (vitesse) et celle observée (flux) par :

$$\begin{cases} \hat{h}_1 = \omega \\ \hat{h}_2 = \hat{\phi}_{r\alpha}^2 + \hat{\phi}_{r\beta}^2 \end{cases} \quad (4.39)$$

Les dérivées de  $\hat{h}_1$  et  $\hat{h}_2$  sont définies, comme en (4.5) et (4.6), par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{h}}_1 = L_{\hat{f}} \hat{h}_1 \\ \dot{\hat{h}}_2 = L_{\hat{f}} \hat{h}_2 \end{cases} \quad (4.40)$$

où :

$$\begin{aligned} L_{\hat{f}} \hat{h}_1 &= f(\hat{i}_{s\alpha}, \hat{i}_{s\beta}, \hat{\phi}_{r\alpha}, \hat{\phi}_{r\beta}, \omega) \\ L_{\hat{f}} \hat{h}_2 &= f(\hat{i}_{s\alpha}, \hat{i}_{s\beta}, \hat{\phi}_{r\alpha}, \hat{\phi}_{r\beta}, \hat{i}_{s\alpha}, \hat{i}_{s\beta}, \omega) \end{aligned}$$

Dans la mesure où  $\hat{h}_1$  et  $\hat{h}_2$  ne sont pas des fonctions des entrées, la méthode classique consiste à dériver de nouveau les équations de (4.40). Cependant,  $L_{\hat{f}} \hat{h}_2$  contient des termes fonctions des courants mesurés; différencier cette dernière ferait apparaître les termes  $\partial \hat{i}_{s\alpha, \beta} / \partial \hat{\phi}_{s\alpha, \beta}$  qui ne sont pas connus. La solution consiste à introduire des sorties auxiliaires, où leurs premières dérivées sont des fonctions des entrées [12, 19, 92].

À partir de (4.40), les sorties auxiliaires  $\hat{h}_{11}$  et  $\hat{h}_{21}$  sont définies par :

$$\begin{cases} L_{\hat{f}} \hat{h}_{11} = \hat{h}_{11} - \frac{f_r}{J} \hat{h}_{11} - \frac{\hat{T}_L}{J} \\ L_{\hat{f}} \hat{h}_{21} = -\frac{2}{T_r} \hat{h}_{21} + \hat{h}_{21} + \Delta \end{cases} \quad (4.41)$$

avec :

$$\begin{aligned} \hat{h}_{11} &= \frac{pL_m}{JL_r} (\hat{\phi}_{r\alpha} \hat{i}_{s\beta} - \hat{\phi}_{r\beta} \hat{i}_{s\alpha}) \\ \hat{h}_{21} &= \frac{2L_m}{T_r} (\hat{\phi}_{r\alpha} \hat{i}_{s\alpha} + \hat{\phi}_{r\beta} \hat{i}_{s\beta}) \\ \Delta &= 2 \left( \frac{k_2}{T_r} \hat{\phi}_{r\alpha} + k_2 p \omega \hat{\phi}_{r\beta} \right) \tilde{i}_{s\alpha} + 2 \left( \frac{k_2}{T_r} \hat{\phi}_{r\beta} - k_2 p \omega \hat{\phi}_{r\alpha} \right) \tilde{i}_{s\beta} \end{aligned}$$

Les dérivées de  $\hat{h}_{11}$  et  $\hat{h}_{21}$  sont:

$$\begin{cases} \dot{\hat{h}}_{11} = L_{\hat{f}} \hat{h}_{11} + L_{g_{11}} \hat{h}_{11} u_{s\alpha} + L_{g_{12}} \hat{h}_{11} u_{s\beta} \\ \dot{\hat{h}}_{21} = L_{\hat{f}} \hat{h}_{21} + L_{g_{11}} \hat{h}_{21} u_{s\alpha} + L_{g_{12}} \hat{h}_{21} u_{s\beta} \end{cases} \quad (4.42)$$

avec (voir annexe 1) :

$$\begin{aligned} L_{\hat{f}} \hat{h}_{11} &= f(\hat{i}_{s\alpha}, \hat{i}_{s\beta}, \hat{\phi}_{r\alpha}, \hat{\phi}_{r\beta}, i_{s\alpha}, i_{s\beta}, \omega) \\ L_{g_{11}} \hat{h}_{11} &= -\frac{pL_m}{J\sigma L_s L_r} \hat{\phi}_{r\beta} \\ L_{g_{12}} \hat{h}_{11} &= \frac{pL_m}{J\sigma L_s L_r} \hat{\phi}_{r\alpha} \\ L_{\hat{f}} \hat{h}_{21} &= f(\hat{i}_{s\alpha}, \hat{i}_{s\beta}, \hat{\phi}_{r\alpha}, \hat{\phi}_{r\beta}, i_{s\alpha}, i_{s\beta}, \omega) \\ L_{g_{11}} \hat{h}_{21} &= \frac{2L_m}{\sigma L_s T_r} \hat{\phi}_{r\alpha} \\ L_{g_{12}} \hat{h}_{21} &= \frac{2L_m}{\sigma L_s T_r} \hat{\phi}_{r\beta} \end{aligned}$$

Ces résultats se résument en quatre équations :

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{h}}_1 \\ \dot{\hat{h}}_{11} \\ \dot{\hat{h}}_2 \\ \dot{\hat{h}}_{21} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{h}_{11} - \frac{f_r}{J} \hat{h}_1 - \frac{\hat{T}_L}{J} \\ L_f \hat{h}_{11} + L_{g_{11}} \hat{h}_{11} u_{s\alpha} + L_{g_{12}} \hat{h}_{11} u_{s\beta} \\ -\frac{2}{T_r} \hat{h}_2 + \hat{h}_{21} + \Delta \\ L_f \hat{h}_{21} + L_{g_{11}} \hat{h}_{21} u_{s\alpha} + L_{g_{12}} \hat{h}_{21} u_{s\beta} \end{bmatrix} \quad (4.43)$$

Les erreurs entre les trajectoires désirées des sorties et celles estimées sont définies par :

$$\begin{cases} e_1 = \hat{h}_1 - h_{1r} \\ e_2 = \hat{h}_{11} - h_{11r} \\ e_3 = \hat{h}_2 - h_{2r} \\ e_4 = \hat{h}_{21} - h_{21r} \end{cases} \quad (4.44)$$

À partir de la commande prédictive non linéaire (4.16). Les entrées  $u_{s\alpha}$  et  $u_{s\beta}$  peuvent être reconstruites de la manière suivante :

$$\begin{bmatrix} u_{s\alpha} \\ u_{s\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{g_{11}} \hat{h}_{11} & L_{g_{12}} \hat{h}_{11} \\ L_{g_{11}} \hat{h}_{21} & L_{g_{12}} \hat{h}_{21} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -L_f \hat{h}_{11} - e_1 - K_1 e_2 + \dot{h}_{11r} \\ -L_f \hat{h}_{21} - e_3 - K_1 e_4 + \dot{h}_{21r} \end{bmatrix} \quad (4.45)$$

les erreurs de poursuite deviennent :

$$\begin{bmatrix} \dot{e}_1 \\ \dot{e}_2 \\ \dot{e}_3 \\ \dot{e}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{h}_{11} - \frac{f_r}{J} \hat{h}_1 - \frac{\hat{T}_L}{J} - \dot{h}_{1r} \\ -K_1 e_2 - e_1 \\ -\frac{2}{T_r} \hat{h}_2 + \hat{h}_{21} + \Delta - \dot{h}_{2r} \\ -K_1 e_4 - e_3 \end{bmatrix} \quad (4.46)$$

$h_{1r}$  et  $h_{2r}$  sont des références connues, qu'on suppose continues et dérivables. Par contre, les variables  $h_{11r}$  et  $h_{21r}$  doivent être définies.

À partir de (4.46), les variables  $h_{11r}$  et  $h_{21r}$  peuvent être définies comme :

$$\begin{cases} h_{11r} = \frac{f_r}{J} \hat{h}_1 + \dot{h}_{1r} - K_0 e_1 + \frac{\hat{T}_L}{J} \\ h_{21r} = \frac{2}{T_r} \hat{h}_2 + \dot{h}_{2r} - K_0 e_3 \end{cases} \quad (4.47)$$

Pour aboutir au système d'erreurs :

$$\begin{bmatrix} \dot{e}_1 \\ \dot{e}_2 \\ \dot{e}_3 \\ \dot{e}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -K_0 e_1 + e_2 \\ -K_1 e_2 - e_1 \\ -K_0 e_3 + e_4 + \Delta \\ -K_1 e_4 - e_3 \end{bmatrix} \quad (4.48)$$

$K_i$  sont des paramètres à choisir à partir de la loi de commande prédictive et de l'observateur d'état.

Une fonction de Lyapunov peut être choisie pour étudier la stabilité de la commande :

$$V_2 = \frac{e_1^2 + e_2^2 + e_3^2 + e_4^2}{2} \quad (4.49)$$

Sa dérivée est :

$$\dot{V}_2 = -K_0 e_1^2 - K_1 e_2^2 - K_0 e_3^2 - K_1 e_4^2 + \Delta e_3 \quad (4.50)$$

Cette expression fait apparaître une forme non quadratique et n'induit pas, seule, la stabilité de la commande. L'étude doit donc être menée de manière globale en considérant la commande en boucle fermée et l'observateur.

Une fonction de Lyapunov candidate  $V$ , qui est une combinaison de  $V_1$  de l'observateur (1.32) et de  $V_2$  de la commande, peut être choisie pour étudier la stabilité du système complet :

$$V = V_1 + V_2 \quad (4.51)$$

Sa dérivée est donnée par :

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -K_0 e_1^2 - K_1 e_2^2 - K_0 e_3^2 - K_1 e_4^2 - (\gamma + k_1)[\tilde{i}_{s\alpha}^2 + \tilde{i}_{s\beta}^2] - \frac{1}{T_r \gamma_2} [\tilde{\phi}_{r\alpha}^2 + \tilde{\phi}_{r\beta}^2] \\ & + \left( \frac{L_m}{T_r \gamma_2} \right) [\tilde{i}_{s\alpha} \tilde{\phi}_{r\alpha} + \tilde{i}_{s\beta} \tilde{\phi}_{r\beta}] - [f_{ia} \tilde{i}_{s\alpha} + f_{ib} \tilde{i}_{s\beta}] + \Delta e_3 \end{aligned} \quad (4.52)$$

Une condition suffisante pour avoir  $\dot{V} < 0$  est donnée par :

$$\begin{cases} k_1 > \left( \frac{L_m^2}{T_r \gamma_2} - \gamma \right) \quad \text{cf. (1.45)} \\ -[f_{ia} \tilde{i}_{s\alpha} + f_{ib} \tilde{i}_{s\beta}] + \Delta e_3 = 0 \end{cases} \quad (4.53)$$

En remplaçant  $\Delta$  par sa valeur (4.41), la deuxième condition de (4.53) devient :

$$[f_{ia} \tilde{i}_{s\alpha} + f_{ib} \tilde{i}_{s\beta}] = 2 \left( \frac{k_2}{T_r} \hat{\phi}_{r\alpha} + k_2 p \omega \hat{\phi}_{r\beta} \right) \tilde{i}_{s\alpha} e_3 + 2 \left( \frac{k_2}{T_r} \hat{\phi}_{r\beta} - k_2 p \omega \hat{\phi}_{r\alpha} \right) \tilde{i}_{s\beta} e_3 \quad (4.54)$$

qui est satisfaite pour  $f_{ia}$  et  $f_{ib}$  choisis tels que :

$$\begin{cases} f_{ia} = 2 \left( \frac{k_2}{T_r} \hat{\phi}_{r\alpha} + k_2 p \omega \hat{\phi}_{r\beta} \right) e_3 \\ f_{ib} = 2 \left( \frac{k_2}{T_r} \hat{\phi}_{r\beta} - k_2 p \omega \hat{\phi}_{r\alpha} \right) e_3 \end{cases} \quad (4.55)$$

Ceci conduit à  $\dot{V} < 0$  lorsque le vecteur  $[e_1, e_2, e_3, e_4, \tilde{i}_{s\alpha}, \tilde{i}_{s\beta}, \tilde{\phi}_{r\alpha}, \tilde{\phi}_{r\beta}]$  est différent du vecteur nul.  $V$  est une fonction de Lyapunov pour le système globale. Par conséquent, le procédé complet est stable et la convergence est exponentielle.



### 4.3 Commande prédictive non linéaire en cascade

L'objectif de cette stratégie de commande est de contrôler simultanément le couple électromagnétique, le flux rotorique et la vitesse rotorique à partir d'une structure cascade de commande. Une loi de commande non linéaire multivariable est développée pour la poursuite de trajectoires (couple et norme du flux). Ensuite, une loi de commande prédictive simple, pour la poursuite de la vitesse rotorique, est conçue. Un observateur de perturbation (couple de charge) est développé à partir de l'équation mécanique de la machine et la commande prédictive. Enfin, la même étude de stabilité globale, que celle discutée auparavant, est réalisée pour le système complet. L'objectif de refaire l'analyse est de voir la relation entre le choix des sorties auxiliaires et le degré relatif des sorties à contrôler.

#### 4.3.1 Commande prédictive non linéaire multivariable (boucle interne)

Les sorties à contrôler sont le couple électromagnétique et le carré de la norme du flux rotorique.

$$\mathbf{y} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} \text{ avec } \begin{cases} y_1 = h_1(\mathbf{x}) = p \frac{L_m}{L_r} (\phi_{r\alpha} i_{s\beta} - \phi_{r\beta} i_{s\alpha}) \\ y_2 = h_2(\mathbf{x}) = \phi_r^2 = \phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2 \end{cases} \quad (4.56)$$

La fonction du coût, définie sur un horizon, est sous la forme suivante :

$$\mathfrak{J}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \frac{1}{2} \int_0^{\tau_r} (\mathbf{y}(t + \tau) - \mathbf{y}_r(t + \tau))^T (\mathbf{y}(t + \tau) - \mathbf{y}_r(t + \tau)) d\tau \quad (4.57)$$

Le même principe, que celui développé dans la première stratégie, est utilisé dans le

calcul de cette loi de commande.

Pour le couple électromagnétique, le degré relatif est  $r_1=1$

$$\begin{cases} y_1(t) = h_1(\mathbf{x}) \\ \dot{y}_1(t) = L_f h_1(\mathbf{x}) + L_{g_1} h_1(\mathbf{x}) u_{s\alpha}(t) + L_{g_2} h_1(\mathbf{x}) u_{s\beta}(t) \end{cases} \quad (4.58)$$

Pour la norme du flux rotorique, le degré relatif est  $r_2=2$

$$\begin{cases} y_2(t) = h_2(\mathbf{x}) \\ \dot{y}_2(t) = L_f h_2(\mathbf{x}) \\ \ddot{y}_2(t) = L_f^2 h_2(\mathbf{x}) + L_{g_1} L_f h_2(\mathbf{x}) u_{s\alpha}(t) + L_{g_2} L_f h_2(\mathbf{x}) u_{s\beta}(t) \end{cases} \quad (4.59)$$

L'expansion en série de Taylor pour les sorties du moteur  $\mathbf{y}(t+\tau_r)$  d'ordre  $r_i$ , avec ( $r_1=1$  et  $r_2=2$ ), sous forme matricielle est la suivante :

$$\mathbf{y}(t + \tau_r) = \Pi(\mathbf{Y}(t) + \mathbf{G}(\mathbf{x})\mathbf{u}(t)) \quad (4.60)$$

avec

$$\begin{aligned} \Pi &= [I_{2 \times 2} \quad \tau_r * I_{2 \times 2} \quad (\tau_r^2 / 2) * I_{2 \times 2}] \\ \mathbf{Y}(t) &= [h_1(\mathbf{x}) \quad h_2(\mathbf{x}) \quad L_f h_1(\mathbf{x}) \quad L_f h_2(\mathbf{x}) \quad 0 \quad L_f^2 h_2(\mathbf{x})]^T \\ \mathbf{G}(\mathbf{x}) &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & L_{g_1} h_1(\mathbf{x}) & 0 & 0 & L_{g_1} L_f h_2(\mathbf{x}) \\ 0 & 0 & L_{g_2} h_1(\mathbf{x}) & 0 & 0 & L_{g_2} L_f h_2(\mathbf{x}) \end{bmatrix}^T \end{aligned}$$

De la même façon, la prédiction de la référence  $\mathbf{y}_r(t+ \tau_r)$  est calculée par l'expansion en séries de Taylor, et est donnée par :

$$\mathbf{y}_r(t + \tau_r) = \Pi \mathbf{Y}_r(t) \quad (4.61)$$

avec

$$\mathbf{Y}_r(t) = [y_{r_1}(t) \quad y_{r_2}(t) \quad \dot{y}_{r_1}(t) \quad \dot{y}_{r_2}(t) \quad 0 \quad \ddot{y}_{r_2}(t)]^T$$

La fonction de coût (4.57) peut être simplifiée comme suit :

$$\mathfrak{J}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \frac{1}{2} [\mathbf{Y}(t) + \mathbf{G}(\mathbf{x})\mathbf{u}(t) - \mathbf{Y}_r(t)]^T \bar{\Pi} [\mathbf{Y}(t) + \mathbf{G}(\mathbf{x})\mathbf{u}(t) - \mathbf{Y}_r(t)] \quad (4.62)$$

avec 
$$\bar{\Pi} = \int_0^{\tau_r} \Pi^T \Pi d\tau$$

La commande optimale qui minimise la fonction de coût (4.62), en satisfaisant les conditions  $\{\phi_{r\alpha}(0), \phi_{r\beta}(0)\} \neq 0$  et  $\phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2 \neq 0$ , est donnée par la relation suivante :

$$\mathbf{u}(t) = (\mathbf{G}^T(\mathbf{x}) \bar{\Pi} \mathbf{G}(\mathbf{x}))^{-1} \mathbf{G}^T(\mathbf{x}) \bar{\Pi} (\mathbf{Y}_r(t) - \mathbf{Y}(t)) \quad (4.63)$$

En substituant la loi de commande (4.63) dans les deux dernières équations en (4.58) et (4.59) pour  $\dot{y}_1$  et  $\ddot{y}_2$ , on peut définir le système en boucle fermée, qui représente la dynamique de l'erreur de poursuite.

Pour le couple électromagnétique :

$$\dot{e}_{y_1}(t) + \frac{3}{2\tau_r} e_{y_1}(t) = 0 \quad (4.64)$$

avec

$$e_{y_1}(t) = y_1(t) - y_{r_1}(t)$$

Pour la norme du flux rotorique :

$$\ddot{e}_{y_2}(t) + \frac{5}{2\tau_r} \dot{e}_{y_2}(t) + \frac{10}{3\tau_r^2} e_{y_2}(t) = 0 \quad (4.65)$$

avec

$$e_{y_2}(t) = y_2(t) - y_{r_2}(t)$$

La loi de commande prédictive satisfait la stabilité de la dynamique de l'erreur de poursuite du système non linéaire de la machine. Cette structure de commande permet le découplage couple-flux, comme celle de linéarisation entrée-sortie, sans besoin d'orientation du flux.

#### 4.3.2 Commande prédictive de vitesse (boucle externe)

La dynamique mécanique du moteur est décrite par l'équation suivante :

$$\dot{\omega}(t) = -\frac{f_r}{J}\omega(t) + \frac{1}{J}T_{em}(t) - \frac{1}{J}T_L(t) \quad (4.66)$$

Le couple de charge  $T_L$  est considéré comme une perturbation inconnue. Le degré relatif de la sortie (vitesse) par rapport à la commande (couple électromagnétique)  $r = 1$ .

La prédiction de la vitesse  $\omega(t+\tau_r)$  peut être approximativement évaluée par l'expansion en série de Taylor.

$$\begin{aligned} \omega(t + \tau_r) &= \omega(t) + \tau_r \dot{\omega}(t) \\ &= \omega(t) + \tau_r \left( -\frac{f_r}{J}\omega(t) + \frac{1}{J}T_{em}(t) - \frac{1}{J}T_L(t) \right) \end{aligned} \quad (4.67)$$

Un algorithme simple de commande prédictive est appliqué pour ce système. Il permet à l'erreur de poursuite de la vitesse d'atteindre zéro au futur.

$$\omega(t + \tau_r) - \omega_{ref}(t + \tau_r) = 0 \quad (4.68)$$

La prédiction de la référence de la vitesse  $\omega_r(t+\tau_r)$  est approximativement calculée par l'expansion en série de Taylor :

$$\omega_{ref}(t + \tau_r) = \omega_{ref}(t) + \tau_r \dot{\omega}_{ref}(t) \quad (4.69)$$

La commande optimale est obtenue à partir de (4.67), (4.68) et (4.69), elle est donnée par la relation :

$$T_{em}(t) = -\frac{J}{\tau_r}(\omega(t) - \omega_{ref}(t)) + f_r \omega(t) + J\dot{\omega}_{ref}(t) + T_L(t) \quad (4.70)$$

En substituant la loi de commande (4.70) dans l'équation mécanique (4.66), la dynamique de l'erreur de poursuite est donnée par la relation :

$$\dot{e}_\omega(t) + \frac{1}{\tau_r} e_\omega(t) = 0 \quad (4.71)$$

avec

$$e_\omega(t) = \omega(t) - \omega_{ref}(t)$$

À partir de cette équation, on peut facilement vérifier la stabilité de la dynamique de l'erreur de poursuite.

La structure de commande en cascade du système est obtenue en considérant le couple électromagnétique, calculé à partir de la commande prédictive de la vitesse, comme un couple de référence pour la commande non linéaire prédictive multivariable. Par conséquent, le système initial peut être décomposé en deux sous-systèmes en cascade. La boucle interne incorpore le modèle couple-flux et la boucle externe est la dynamique mécanique du moteur.

### 4.3.3 Dynamique du système non linéaire

Les dynamiques du moteur asynchrone (4.58) et (4.59), avec  $r_1=1$  degré relatif pour le couple électromagnétique et  $r_2=2$  degré relatif pour la norme carré du flux rotorique, sont

exprimées par les équations suivantes :

$$\begin{cases} \dot{y}_1 = L_f h_1 + L_g h_1 \mathbf{u} \\ \dot{y}_2 = L_f h_2 \\ \ddot{y}_2 = L_f^2 h_2 + L_g L_f h_2 \mathbf{u} \end{cases} \quad (4.72)$$

La somme des degrés relatifs est trois et l'ordre du système est cinq. Donc, deux dynamiques sont non observables.

Le changement des coordonnées est le suivant [67]:

$$\begin{cases} z_1 = h_1(\mathbf{x}), \\ z_2 = h_2(\mathbf{x}), \\ z_3 = L_f h_2(\mathbf{x}), \\ z_4 = \arctan\left(\frac{\phi_{r\beta}}{\phi_{r\alpha}}\right); -\frac{\pi}{2} \leq z_4 \leq \frac{\pi}{2} \\ z_5 = \omega \end{cases} \quad (4.73)$$

Ensuite, les dynamiques du système avec les nouvelles coordonnées sont données par les équations suivantes :

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = L_f h_1 + L_g h_1 \mathbf{u} \\ \dot{z}_2 = L_f h_2 = z_3 \\ \dot{z}_3 = L_f^2 h_2 + L_g L_f h_2 \mathbf{u} \\ \dot{z}_4 = pz_5 + \frac{R_r z_1}{p z_2} \\ \dot{z}_5 = \frac{1}{J} (z_1 - f_r z_5 - T_L) \end{cases} \quad (4.74)$$

Les dynamiques observables sont données par :

$$\begin{bmatrix} \dot{z}_1 \\ \dot{z}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{\tau} h_1 \\ L_{\tau}^2 h_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_{g_1} h_1 & L_{g_2} h_1 \\ L_{g_1} L_{\tau} h_2 & L_{g_2} L_{\tau} h_2 \end{bmatrix} \mathbf{u} \quad (4.75)$$

Il est démontré dans (4.64) et (4.65), qu'avec la commande non linéaire prédictive, les dynamiques observables sont stables. Comme  $z_4$  appartient à l'intervalle  $\left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]$  et la dynamique de  $z_5$ , avec la commande prédictive (4.70), est donnée par (4.71). Donc, les dynamiques non observables sont stables.

#### 4.3.4 Conception de l'observateur de perturbation

L'exactitude de la commande de vitesse pour la poursuite de référence est liée à la connaissance du couple de charge  $T_L$ . Puisque  $T_L$  est une variable inconnue, elle doit être estimée dans la commande par  $\hat{T}_L$  afin d'éliminer les effets de la perturbation.

À partir de (4.66), on peut mettre le couple de charge sous la forme :

$$-\frac{1}{J} T_L(t) = \dot{\omega}(t) + \frac{f_r}{J} \omega(t) - \frac{1}{J} T_{em}(t) \quad (4.76)$$

Un observateur de perturbation, de la même forme qu'en (4.27) avec la supposition (4.24), est exprimé par l'équation :

$$\dot{\hat{T}}_L(t) = p_0 \frac{1}{J} \hat{T}_L + p_0 \left( \dot{\omega}(t) + \frac{f_r}{J} \omega(t) - \frac{1}{J} T_{em}(t) \right) \quad (4.77)$$

$p_0$  est un paramètre à choisir pour déterminer la vitesse de la convergence.

L'erreur d'observation est la suivante :

$$e(t) = T_L(t) - \hat{T}_L(t) \quad (4.78)$$

La dynamique de l'erreur est donnée par l'équation :

$$\dot{e}(t) = \dot{\hat{T}}_L(t) - \dot{T}_L(t) = p_0 \frac{1}{J} (\hat{T}_L(t) - T_L(t)) = p_0 \frac{1}{J} e(t) \quad (4.79)$$

$p_0$  doit être choisi négatif tel que le système de dynamique

$$\dot{e}(t) - p_0 \frac{1}{J} e(t) = 0 \quad (4.80)$$

est exponentiellement stable.

Le couple de charge  $T_L$  est remplacé, par son estimation  $\hat{T}_L$ , dans la loi de commande (4.70)

$$T_{em}(t) = -\frac{J}{\tau_r} (\omega(t) - \omega_r(t)) + f_r \omega(t) + J \dot{\omega}_r(t) + \hat{T}_L(t) \quad (4.81)$$

Ensuite, la loi de commande (4.81) est imbriquée dans l'observateur de perturbation (4.77)

$$\dot{\hat{T}}_L(t) = p_0 (\dot{\omega}(t) - \dot{\omega}_r(t)) + \frac{p_0}{\tau_r} (\omega(t) - \omega_r(t)) \quad (4.82)$$

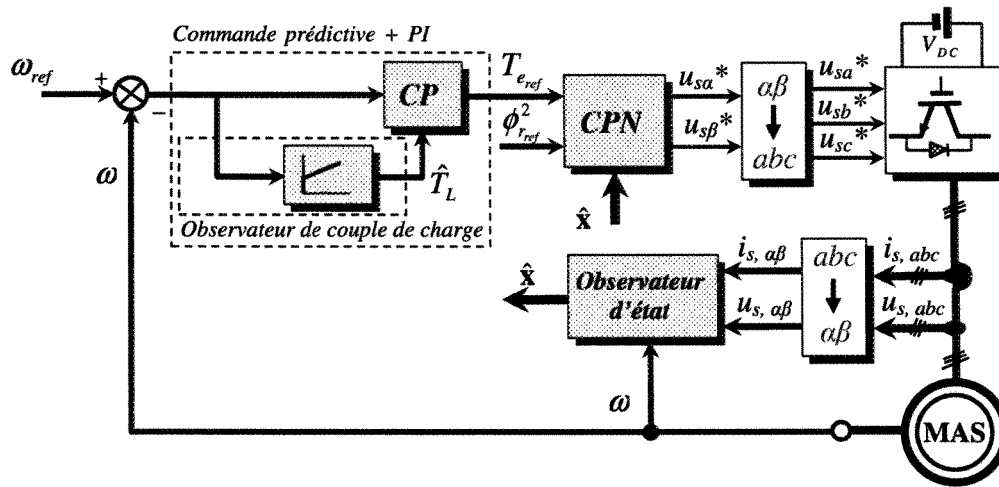
Dans la structure de l'observateur de perturbation, les termes de l'erreur de la vitesse sont inclus jusqu'à la dérivée première, qui représente le degré relatif de la sortie (vitesse) par rapport à l'entrée.

En intégrant (4.82), on trouve :

$$\hat{T}_L(t) = p_0 (\omega(t) - \omega_r(t)) + \frac{p_0}{\tau_r} \int_0^t (\omega(\tau) - \omega_r(\tau)) d\tau \quad (4.83)$$

L'observateur de la perturbation du couple de charge possède une structure simple et se comporte comme une commande PI pour la vitesse. Cette structure compense la perturbation inconnue et améliore la poursuite de vitesse.





**Figure 4.2** Schéma bloc de la commande non linéaire prédictive en cascade pour un moteur asynchrone

#### 4.3.5 Stabilité globale de la commande cascade en boucle fermée avec observateur d'état

Les sorties à contrôler dans un schéma de commande en cascade sont le couple électromagnétique, la norme du flux rotorique et la vitesse. Cependant, l'intégration de l'observateur d'état dans la chaîne de commande permet de définir les sorties observées (flux et courant) et la sortie mesurée (vitesse) par :

$$\begin{cases} \hat{h}_1 = p \frac{L_m}{L_r} (\hat{\phi}_{r\alpha} \hat{i}_{s\beta} - \hat{\phi}_{r\beta} \hat{i}_{s\alpha}) \\ \hat{h}_2 = \hat{\phi}_{r\alpha}^2 + \hat{\phi}_{r\beta}^2 \\ \hat{h}_3 = \omega \end{cases} \quad (4.84)$$

Les dérivées de  $\hat{h}_1$ ,  $\hat{h}_2$  et  $\hat{h}_3$  sont définies, comme en (4.58), (4.59) et (4.66), par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{h}}_1 = L_{\hat{f}} \hat{h}_1 + L_{g_{11}} u_{s\alpha} + L_{g_{12}} u_{s\beta} \\ \dot{\hat{h}}_2 = L_{\hat{f}} \hat{h}_2 \\ \dot{\hat{h}}_3 = -\frac{f_r}{J} \hat{h}_3 + \frac{1}{J} T_{em} - \frac{\hat{T}_L}{J} \end{cases} \quad (4.85)$$

où (voir annexe 2) :

$$\begin{aligned} L_{\hat{f}} \hat{h}_1 &= f(\hat{i}_{s\alpha}, \hat{i}_{s\beta}, \hat{\phi}_{r\alpha}, \hat{\phi}_{r\beta}, i_{s\alpha}, i_{s\beta}, \omega) \\ L_{\hat{f}} \hat{h}_2 &= f(\hat{i}_{s\alpha}, \hat{i}_{s\beta}, \hat{\phi}_{r\alpha}, \hat{\phi}_{r\beta}, i_{s\alpha}, i_{s\beta}, \omega) \end{aligned}$$

Dans la mesure où  $\dot{\hat{h}}_2$  n'est pas une fonction des entrées, la méthode classique consiste à dériver de nouveau. Cependant, la même remarque citée précédemment en (4.40) est vraie dans ce cas aussi. Par conséquent, l'utilisation de la même méthode que celle en (4.41) permet de définir la sortie auxiliaire  $\hat{h}_{21}$  à partir de :

$$L_{\hat{f}} \hat{h}_2 = -\frac{2}{T_r} \hat{h}_2 + \hat{h}_{21} + \Delta \quad (4.86)$$

avec :

$$\begin{aligned} \hat{h}_{21} &= \frac{2L_m}{T_r} (\hat{\phi}_{r\alpha} \hat{i}_{s\alpha} + \hat{\phi}_{r\beta} \hat{i}_{s\beta}) \\ \Delta &= 2 \left( \frac{k_2}{T_r} \hat{\phi}_{r\alpha} + k_2 p \omega \hat{\phi}_{r\beta} \right) \tilde{i}_{s\alpha} + 2 \left( \frac{k_2}{T_r} \hat{\phi}_{r\beta} - k_2 p \omega \hat{\phi}_{r\alpha} \right) \tilde{i}_{s\beta} \end{aligned}$$

Considérons maintenant la dérivée de  $\hat{h}_{21}$  :

$$\dot{\hat{h}}_{21} = L_{\hat{f}} \hat{h}_{21} + L_{g_{11}} \hat{h}_{21} u_{s\alpha} + L_{g_{12}} \hat{h}_{21} u_{s\beta} \quad (4.87)$$

avec (voir annexe 2) :

$$L_{\hat{f}} \hat{h}_{21} = f(\hat{i}_{s\alpha}, \hat{i}_{s\beta}, \hat{\phi}_{r\alpha}, \hat{\phi}_{r\beta}, i_{s\alpha}, i_{s\beta}, \omega)$$

$$L_{g_{11}} \hat{h}_{21} = \frac{2L_m}{\sigma L_s T_r} \hat{\phi}_{r\alpha}$$

$$L_{g_{12}} \hat{h}_{21} = \frac{2L_m}{\sigma L_s T_r} \hat{\phi}_{r\beta}$$

Ces résultats se résument en quatre équations :

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{h}}_1 \\ \dot{\hat{h}}_2 \\ \dot{\hat{h}}_{21} \\ \dot{\hat{h}}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{\hat{f}} \hat{h}_1 + L_{g_{11}} \hat{h}_1 u_{s\alpha} + L_{g_{12}} \hat{h}_1 u_{s\beta} \\ -\frac{2}{T_r} \hat{h}_2 + \hat{h}_{21} + \Delta \\ L_{\hat{f}} \hat{h}_{21} + L_{g_{11}} \hat{h}_{21} u_{s\alpha} + L_{g_{12}} \hat{h}_{21} u_{s\beta} \\ -\frac{f_r}{J} \hat{h}_3 - \frac{\hat{T}_L}{J} + \frac{1}{J} T_{em} \end{bmatrix} \quad (4.88)$$

Les erreurs entre les trajectoires désirées des sorties et les trajectoires estimées sont définies par :

$$\begin{cases} e_1 = \hat{h}_1 - h_{1r} \\ e_2 = \hat{h}_2 - h_{2r} \\ e_3 = \hat{h}_{21} - h_{21r} \\ e_4 = \hat{h}_3 - h_{3r} \end{cases} \quad (4.89)$$

À partir des commandes prédictives (4.63) et (4.70). Les entrées peuvent être construites de la manière suivante :

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} u_{s\alpha} \\ u_{s\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{g_{11}} \hat{h}_1 & L_{g_{12}} \hat{h}_1 \\ L_{g_{11}} \hat{h}_{21} & L_{g_{12}} \hat{h}_{21} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -L_{\hat{f}} \hat{h}_1 - K_1 e_2 + \dot{h}_{1r} \\ -L_{\hat{f}} \hat{h}_{21} - e_2 - K_{21} e_3 + \dot{h}_{21r} \end{bmatrix} \\ T_{em} = -\frac{J}{\tau_r} e_4 + f_r \hat{h}_3 + J \dot{h}_{3r} + \hat{T}_L \end{cases} \quad (4.90)$$

les erreurs de poursuite deviennent :

$$\begin{bmatrix} \dot{e}_1 \\ \dot{e}_2 \\ \dot{e}_3 \\ \dot{e}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -K_1 e_1 \\ -\frac{2}{T_r} \hat{h}_2 + \hat{h}_{21} + \Delta - \dot{h}_{2r} \\ -K_3 e_3 - e_2 \\ -K_4 e_4 \end{bmatrix} \quad (4.91)$$

$h_{1r}$ ,  $h_{2r}$  et  $h_{3r}$  sont des références connues, qu'on suppose continues et dérivables. Par contre, la variable  $h_{21r}$  doit être définie.

Soit la définition de la variable  $h_{21r}$  :

$$h_{21r} = \frac{2}{T_r} \hat{h}_2 + \dot{h}_{2r} - K_2 e_2 \quad (4.92)$$

qui conduit au système d'erreurs suivant :

$$\begin{bmatrix} \dot{e}_1 \\ \dot{e}_2 \\ \dot{e}_3 \\ \dot{e}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -K_1 e_1 \\ -K_2 e_2 + e_3 + \Delta \\ -K_3 e_3 - e_2 \\ -K_4 e_4 \end{bmatrix} \quad (4.93)$$

$K_i$  sont des paramètres à choisir à partir de la loi de commande prédictive et de l'observateur d'état.

Une fonction de Lyapunov peut être choisie pour étudier la stabilité de la commande :

$$V_2 = \frac{e_1^2 + e_2^2 + e_3^2 + e_4^2}{2} \quad (4.94)$$

Sa dérivée est :

$$\dot{V}_2 = -K_1 e_1^2 - K_2 e_2^2 - K_3 e_3^2 - K_4 e_4^2 + \Delta e_2 \quad (4.95)$$

Cette expression fait apparaître une forme non quadratique et n'induit pas, seule, la stabilité de la commande. L'étude doit donc être menée de manière globale en considérant la commande cascade en boucle fermée et l'observateur.

La même fonction de Lyapunov candidate  $V$ , que celle choisie auparavant (4.51), peut être considérée pour étudier la stabilité du système complet :

$$V = V_1 + V_2 \quad (4.96)$$

Sa dérivée est donnée par :

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -K_1 e_1^2 - K_2 e_2^2 - K_3 e_3^2 - K_4 e_4^2 - (\gamma + k_1)[\tilde{i}_{s\alpha}^2 + \tilde{i}_{s\beta}^2] - \frac{1}{T_r \gamma_2} [\tilde{\phi}_{r\alpha}^2 + \tilde{\phi}_{r\beta}^2] \\ & + \left( \frac{L_m}{T_r \gamma_2} \right) [\tilde{i}_{s\alpha} \tilde{\phi}_{r\alpha} + \tilde{i}_{s\beta} \tilde{\phi}_{r\beta}] - [f_{ia} \tilde{i}_{s\alpha} + f_{ib} \tilde{i}_{s\beta}] + \Delta e_2 \end{aligned} \quad (4.96)$$

Une condition suffisante pour avoir  $\dot{V} < 0$  est donnée par :

$$\begin{cases} k_1 > \left( \frac{L_m^2}{T_r \gamma_2} - \gamma \right) \quad \text{cf. (1.45)} \\ -[f_{ia} \tilde{i}_{s\alpha} + f_{ib} \tilde{i}_{s\beta}] + \Delta e_2 = 0 \\ K_1 > 0; K_2 > 0; K_3 > 0; K_4 > 0 \end{cases} \quad (4.97)$$

En remplaçant  $\Delta$  par sa valeur (4.86), la deuxième condition de (4.97) devient :

$$[f_{ia} \tilde{i}_{s\alpha} + f_{ib} \tilde{i}_{s\beta}] = 2 \left( \frac{k_2}{T_r} \hat{\phi}_{r\alpha} + k_2 p \omega \hat{\phi}_{r\beta} \right) \tilde{i}_{s\alpha} e_2 + 2 \left( \frac{k_2}{T_r} \hat{\phi}_{r\beta} - k_2 p \omega \hat{\phi}_{r\alpha} \right) \tilde{i}_{s\beta} e_2 \quad (4.98)$$

qui est satisfaite pour  $f_{ia}$  et  $f_{ib}$  choisis tels que :

$$\begin{cases} f_{ia} = 2 \left( \frac{k_2}{T_r} \hat{\phi}_{r\alpha} + k_2 p \omega \hat{\phi}_{r\beta} \right) e_2 \\ f_{ib} = 2 \left( \frac{k_2}{T_r} \hat{\phi}_{r\beta} - k_2 p \omega \hat{\phi}_{r\alpha} \right) e_2 \end{cases} \quad (4.99)$$

Ceci conduit à  $\dot{V} < 0$  lorsque le vecteur  $[e_1, e_2, e_3, e_4, \tilde{i}_{s\alpha}, \tilde{i}_{s\beta}, \tilde{\phi}_{s\alpha}, \tilde{\phi}_{s\beta}]$  est différent du vecteur nul.  $V$  est une fonction de Lyapunov pour le système global. Par conséquent, le système complet (procédé + commande en cascade + observateur) est stable et la convergence est exponentielle.

#### **4.4 Résultats de simulation**

Les lois de commande proposées dans ce chapitre, représentées graphiquement sur les figures 4.1 et 4.2, ont été implantées numériquement sur Simulink/Matlab. Le couple de charge, considéré comme une perturbation inconnue, est estimé par un observateur de perturbation, et les états du système sont estimés par un observateur d'état.

##### **4.4.1 Commande prédictive non linéaire multivariable**

Les paramètres du contrôleur sont :  $T_s=10^{-4}s$ ,  $\tau_r=1ms$ ,  $p_0=-0.001$ .

Les figures 4.3, 4.4, 4.5, 4.6 et 4.7 présentent les résultats de simulation pour la poursuite de trajectoires de vitesse et de flux, les composantes de la tension et du courant statoriques et l'estimation de la perturbation (couple de charge) respectivement. Tandis que, les figures 4.8, 4.9 et 4.10 présentent les réponses du système, vitesse, flux et estimation de couple de charge, respectivement dans le cas où le modèle de la machine est affecté par des variations paramétriques.

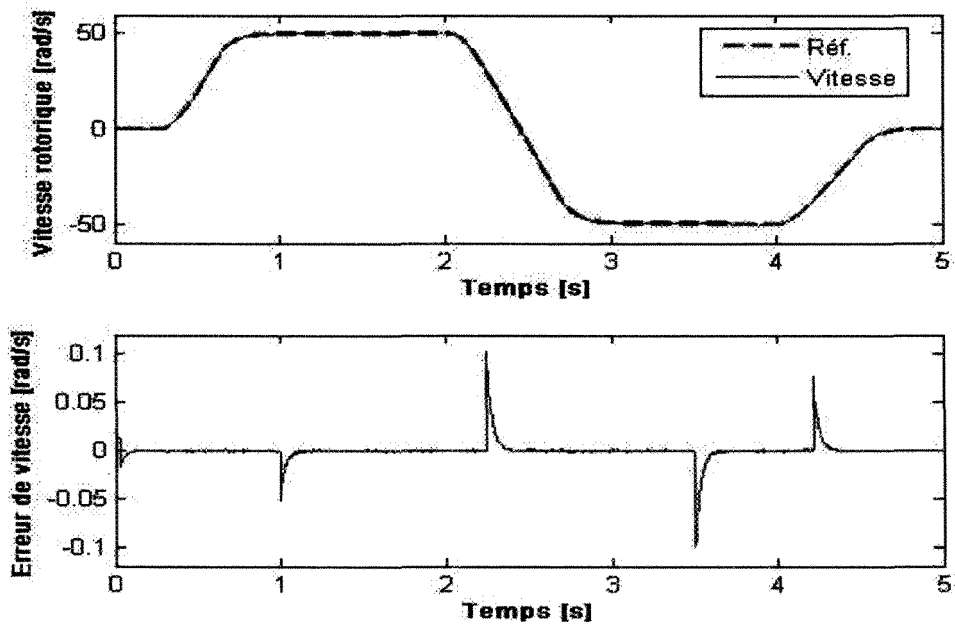


Figure 4.3 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté par une CNP PID

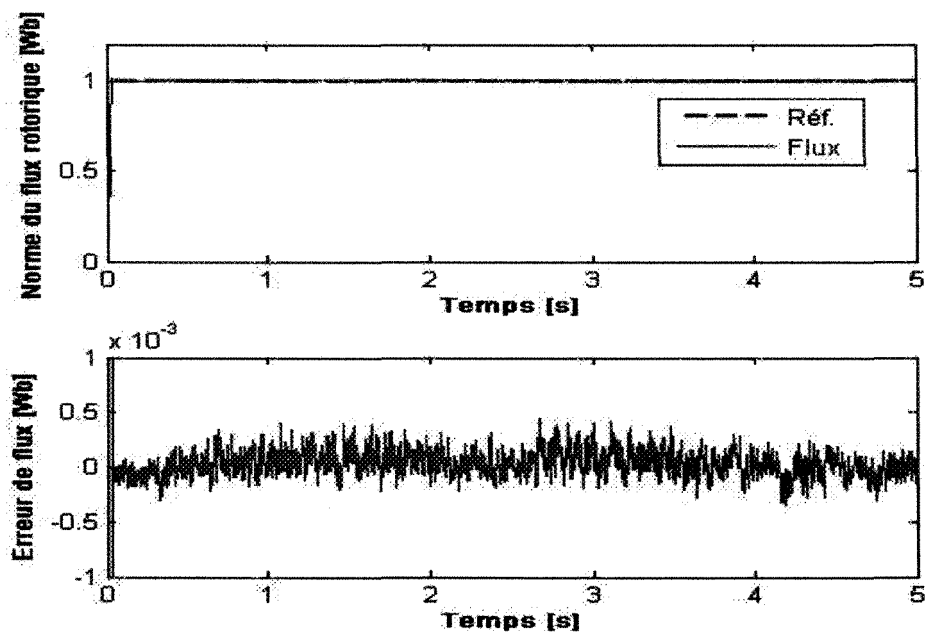


Figure 4.4 Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté par une CNP PID

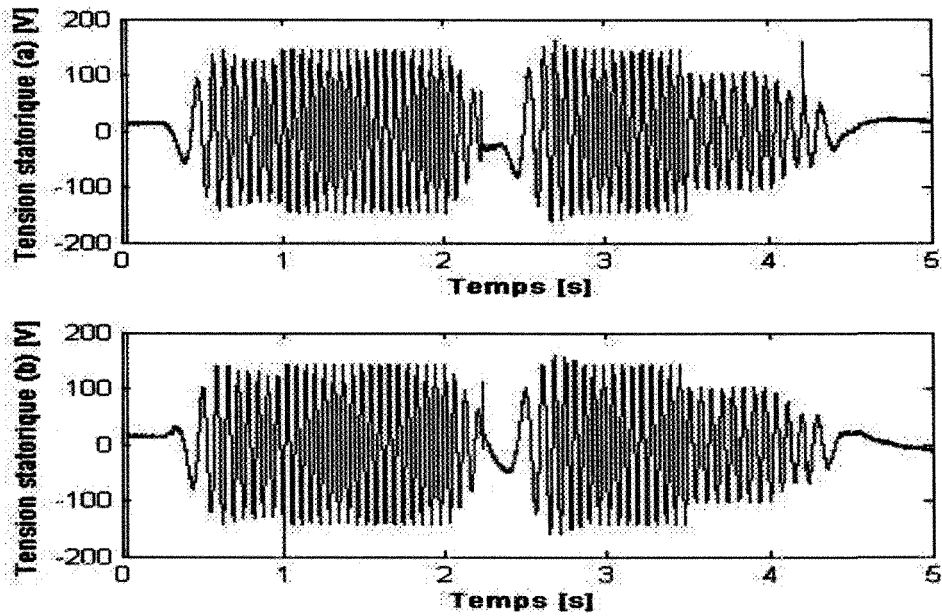


Figure 4.5 Composantes  $(\alpha, \beta)$  de la tension statorique (CNP PID)

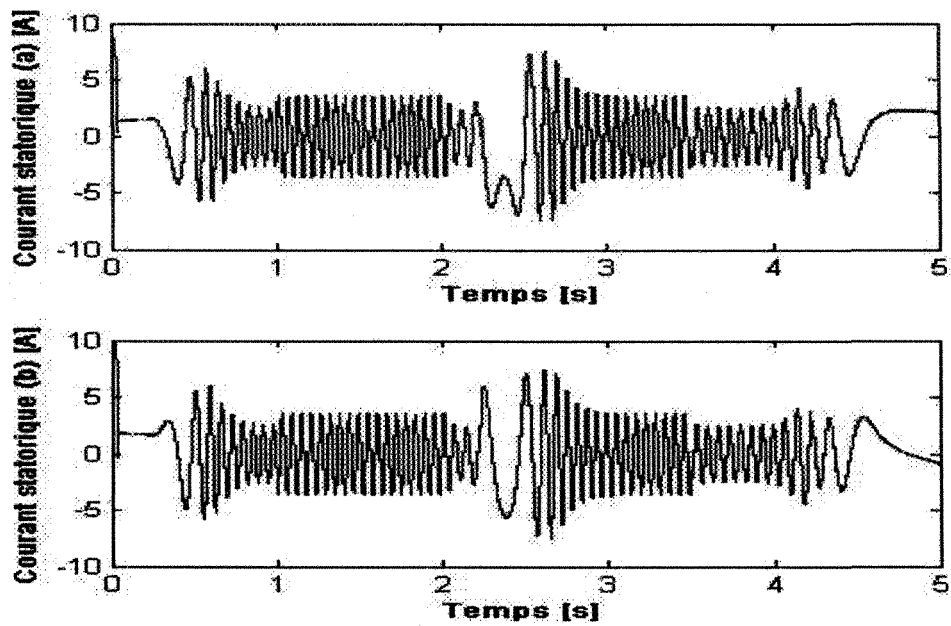


Figure 4.6 Composantes  $(\alpha, \beta)$  du courant statorique (CNP PID)



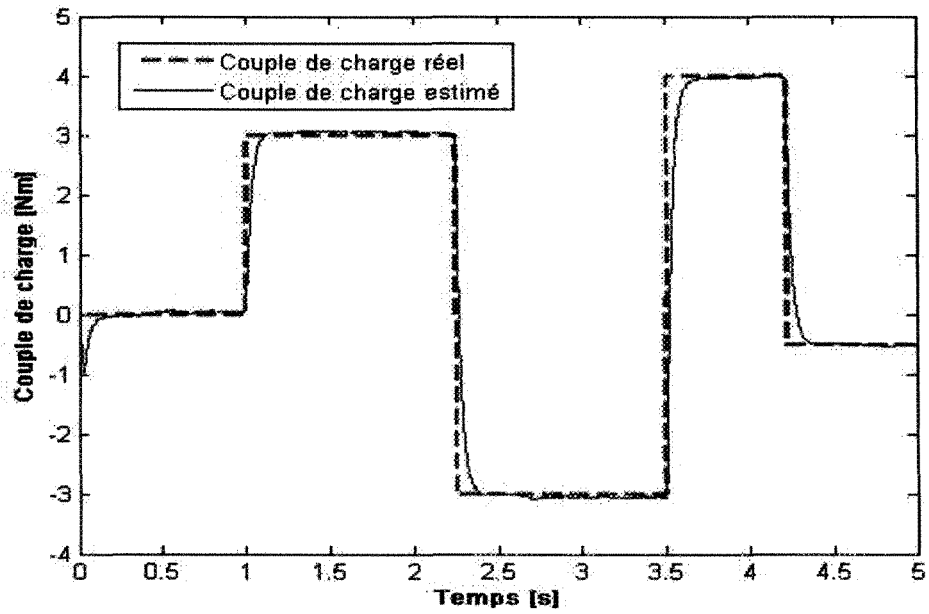


Figure 4.7 Estimation du couple de charge (CNP PID)

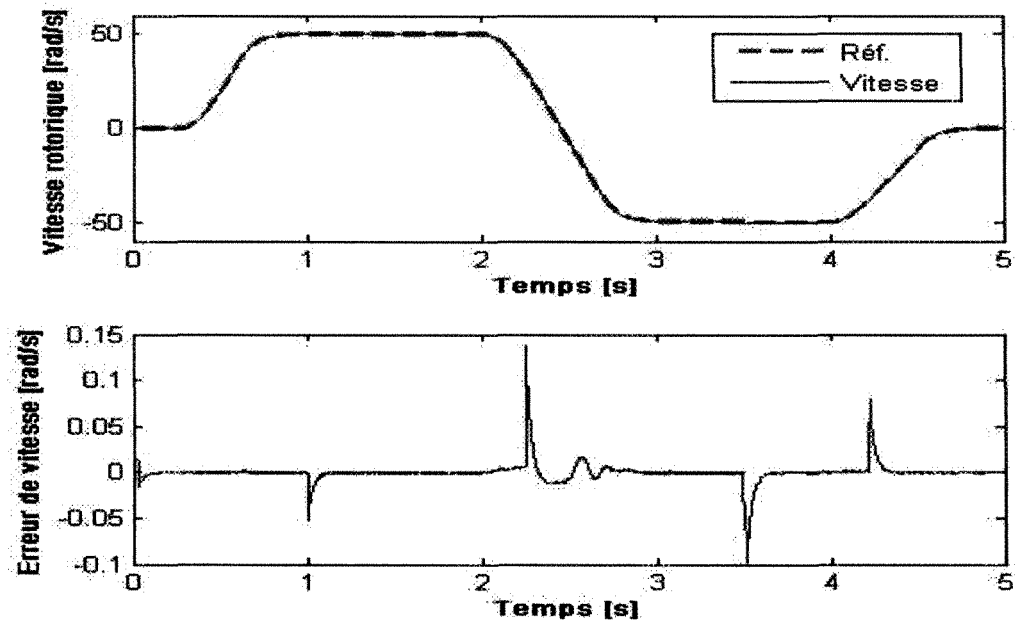
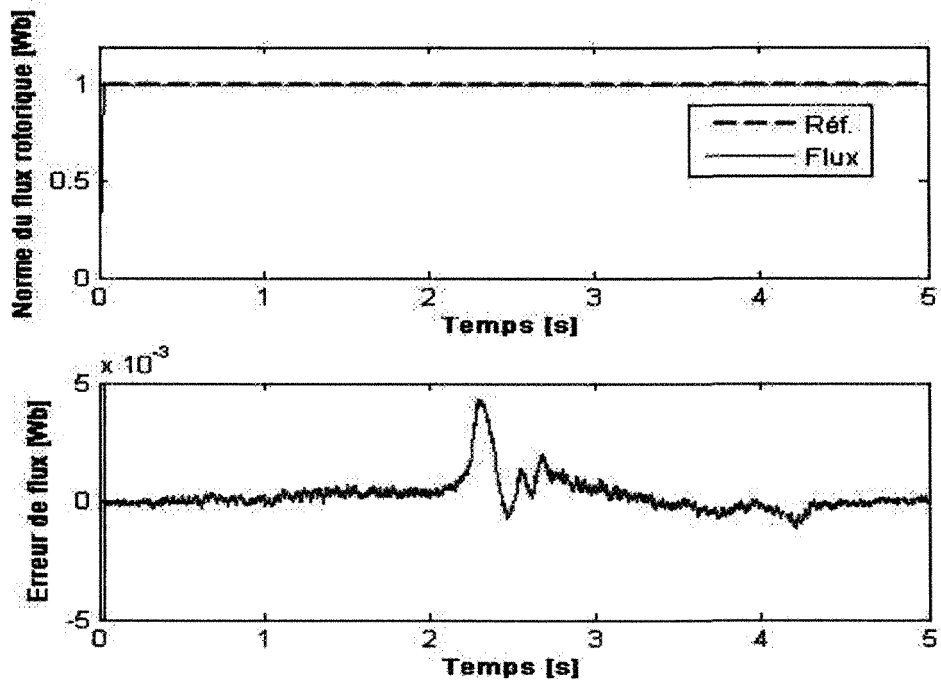
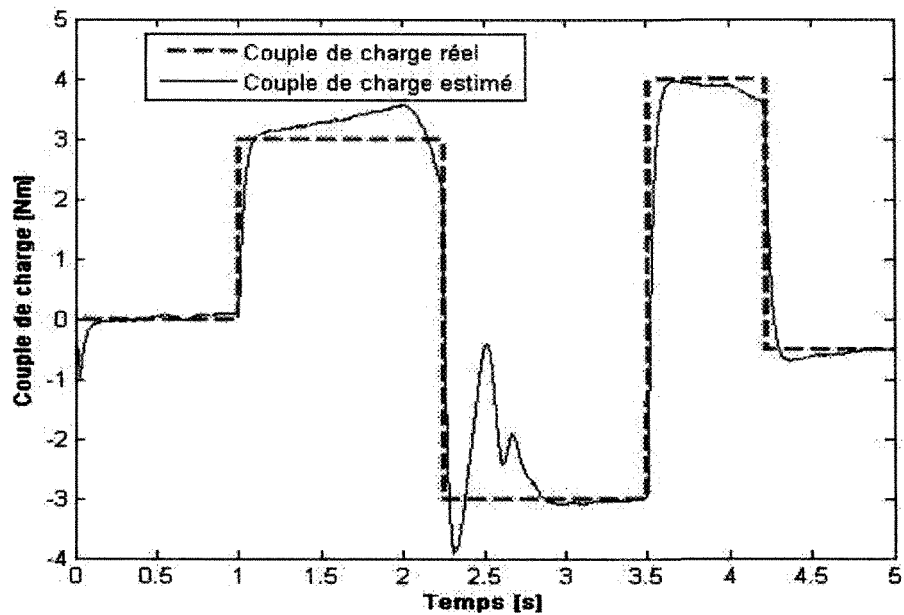


Figure 4.8 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté par une CNP PID (avec variations paramétriques)



**Figure 4.9** Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté par une CNP PID (avec variations paramétriques)



**Figure 4.10** Estimation du couple de charge (CNP PID avec variations paramétriques)

Les résultats obtenus montrent que les performances de poursuites de vitesse et de flux sont très satisfaisantes en comparant avec les autres lois de commande (chapitre 2 et 3). L'erreur de vitesse tend rapidement vers le zéro après chaque changement brusque du couple de charge. Ceci est dû à la compensation de perturbation par l'observateur de perturbation qui se comporte comme un contrôleur PID de la vitesse. Ce contrôleur, intégré dans la loi de commande non linéaire prédictive, améliore la performance de poursuite de la vitesse. La norme du flux rotorique est plus proche de la référence comparée aux lois de commande précédentes, car l'erreur de vitesse, qui influence le comportement de l'observateur d'état, est diminuée. L'observateur de perturbation donne une estimation satisfaisante pour le couple de charge. Dans le cas des variations de paramètres, la performance de poursuite de trajectoires reste satisfaisante. Un choix judicieux des paramètres du contrôleur prédictif permet aux tensions et courants statoriques d'être dans la zone de limite de saturation.

#### **4.4.2 Commande prédictive non linéaire en cascade**

L'horizon dans le contrôleur prédictif multivariable est  $\tau_r=1\text{ms}$ , et celui du contrôleur de vitesse  $\tau_r=5\text{ms}$  avec  $p_0=-5$ . Les figures 4.11, 4.12, 4.13, 4.14 et 4.15 présentent les réponses du système pour la poursuite de trajectoires de vitesse et de flux, les composantes de la tension et du courant statoriques et l'estimation de la perturbation (couple de charge) respectivement. Tandis que, les figures 4.16, 4.17 et 4.18 présentent les réponses pour la vitesse, le flux et l'estimation du couple de charge, respectivement dans le cas avec des variations paramétriques.

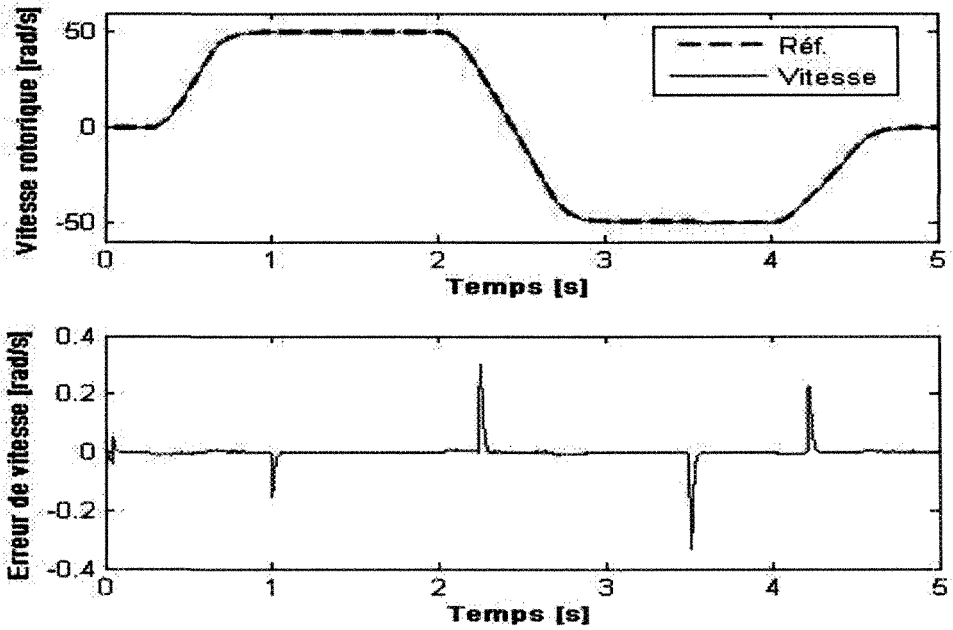


Figure 4.11 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté par une CNP en cascade

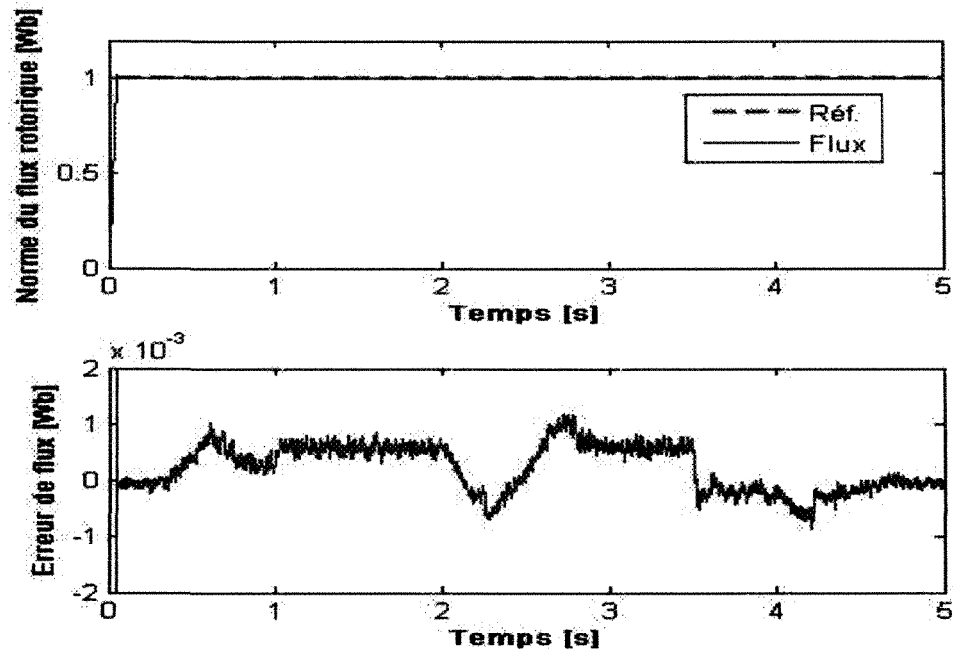
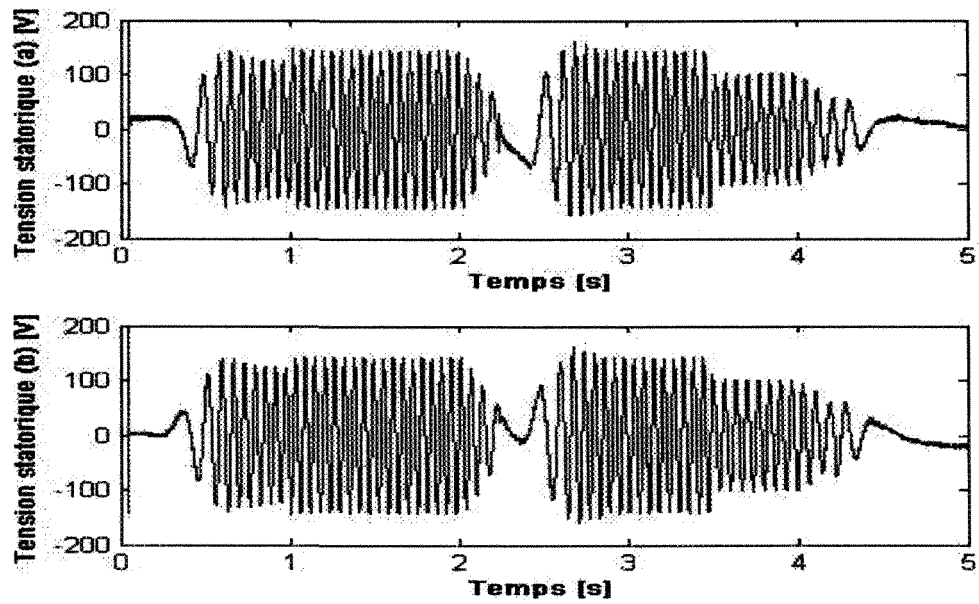
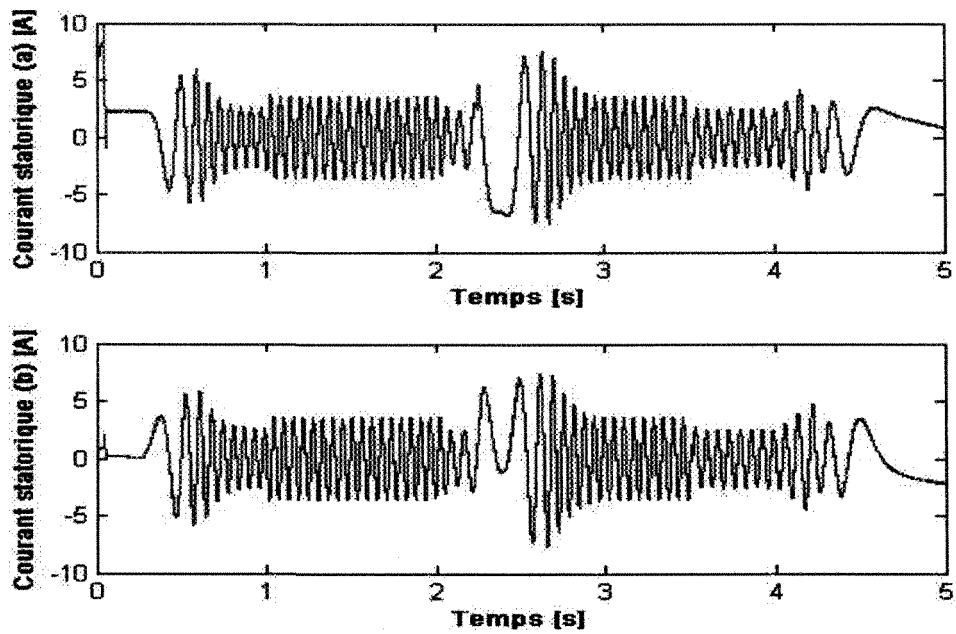


Figure 4.12 Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté par une CNP en cascade



**Figure 4.13** Composantes ( $\alpha, \beta$ ) de la tension statorique  
(CNP en cascade)



**Figure 4.14** Composantes ( $\alpha, \beta$ ) du courant statorique  
(CNP en cascade)

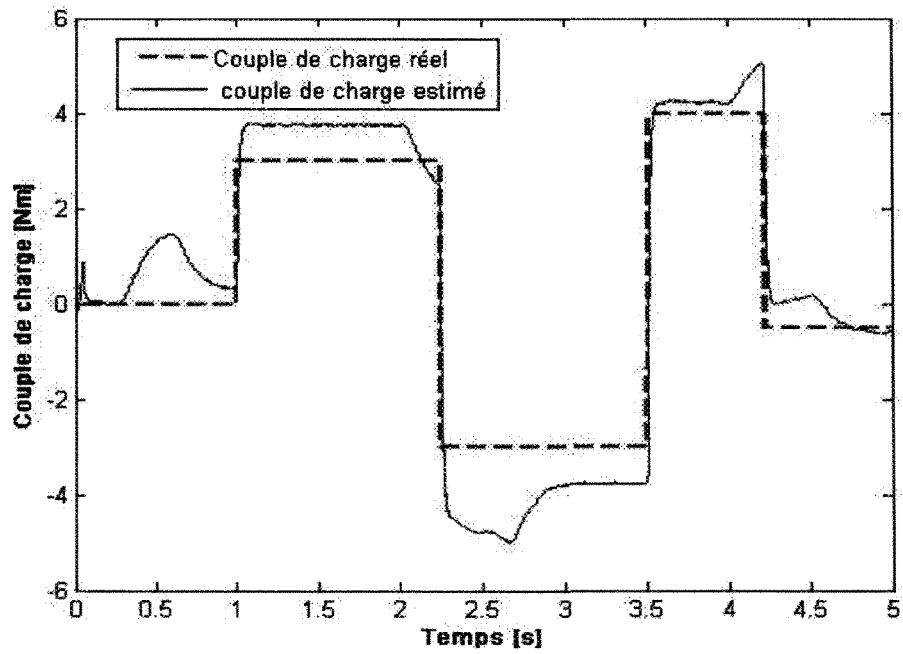


Figure 4.15 Estimation du couple de charge (CNP en cascade)

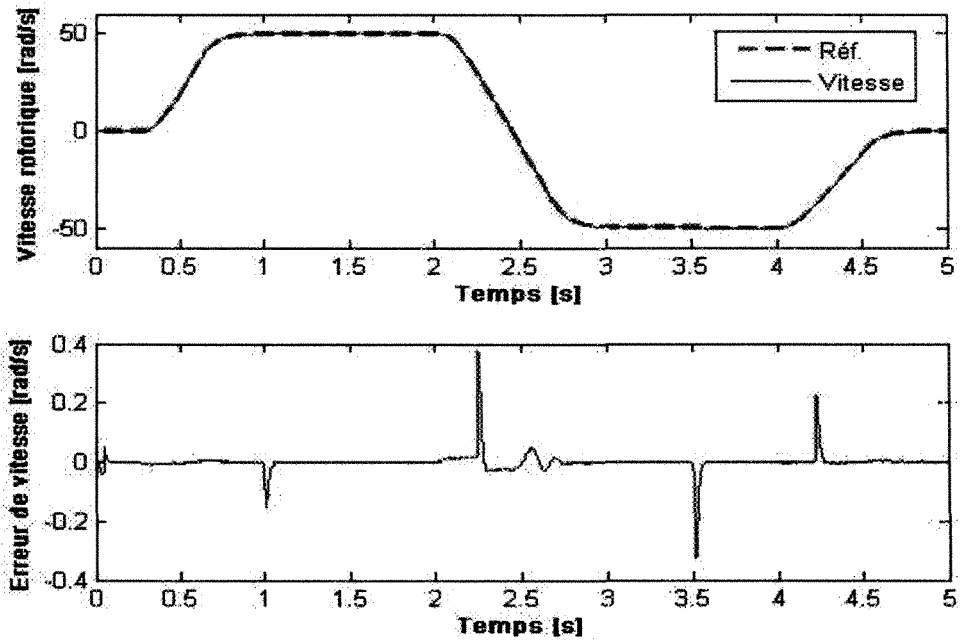


Figure 4.16 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté par une CNP en cascade (avec variations paramétriques)

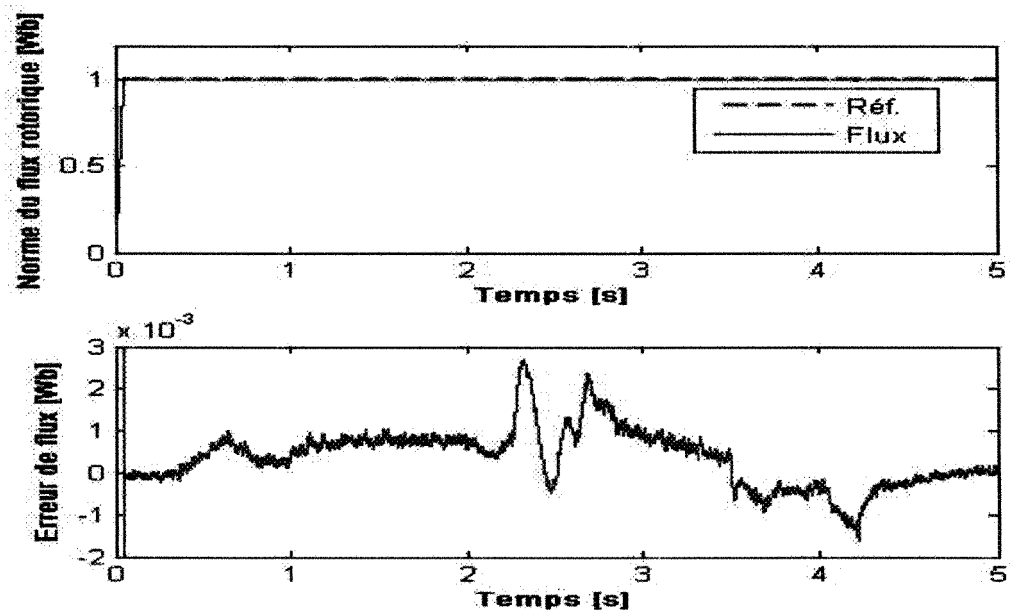


Figure 4.17 Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté par une CNP en cascade (avec variations paramétriques)

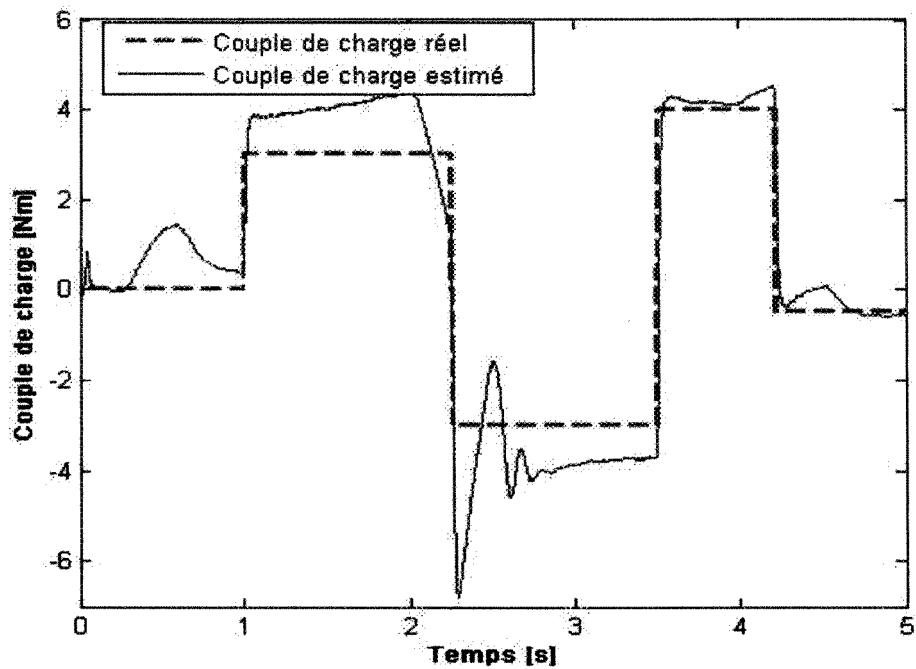


Figure 4.18 Estimation du couple de charge (CNP en cascade avec variations paramétriques)

Les mêmes remarques faites précédemment pour la commande prédictive s'appliquent pour la commande non linéaire prédictive en cascade. Seule la performance de l'observateur de couple de charge est moins bonne que celle de la première commande prédictive; ceci peut être expliqué par le fait que cette fois-ci l'observateur est de type PI, tandis que l'autre est de type PID, donc, moins d'informations sont disponibles pour l'estimation.

#### **4.5 Conclusion**

Dans le cadre de ce chapitre, qui présente une partie majeure du thème de cette thèse de recherche, deux variantes de la commande prédictive non linéaire ont été élaborées. La première, de type multivariable, permet la poursuite de trajectoires prédéfinies pour la vitesse rotorique et la norme du flux rotorique. La seconde est de type cascade, avec une commande multivariable pour les sorties couple électromagnétique et norme du flux rotorique, ce qui constitue la boucle interne, alors qu'une autre externe est pour la commande de la vitesse. L'application de ces stratégies de commande au moteur asynchrone rend le système en boucle fermée linéaire et stable, et permet en plus un placement de pôles en fonction des paramètres du contrôleur. L'estimation du couple de charge joue un rôle très important dans ces stratégies de commande, car en plus d'un rejet rapide de la perturbation, elle permet d'améliorer les performances de la poursuite des trajectoires. Cette amélioration est liée à la structure de l'estimateur, qui est un contrôleur PID de vitesse pour la commande non linéaire prédictive multivariable, car le degré relatif de la sortie vitesse est deux, et PI pour celle en cascade, où le degré relatif de la sortie



vitesse est un. Cette structure d'estimation de la perturbation permet d'aboutir à une combinaison de deux lois de commande appelée commande non linéaire PID (ou PI) prédictive. L'étude de ces deux variantes de la commande prédictive nous permet de constater que la structure de l'observateur de perturbation dépend du degré relatif de la sortie à contrôler. L'erreur de la vitesse rotorique a une influence significative sur le comportement de l'observateur, sa structure permet un rejet de perturbation mieux qu'une estimation. Le couplage commande et observateur d'état est réalisé parfaitement tout en garantissant une stabilité globale du système complet (procédé + commande + observateur). Le choix des variables auxiliaires dans l'analyse de stabilité est lié aux degrés relatifs des sorties à contrôler. Cette propriété de stabilité globale peut être généralisée pour d'autres observateurs plus sophistiqués comme le filtre de Kalman.

## **CHAPITRE V**

# **SIMULATION EN TEMPS RÉEL À L'AIDE DE LA PLATE-FORME RT-LAB**

## **CHAPITRE V**

### **SIMULATION EN TEMPS RÉEL À L'AIDE DE LA PLATE-FORME RT-LAB**

#### **5.1 Introduction**

La simulation en temps réel est une technique aujourd'hui largement utilisée par les secteurs de l'industrie de haute technologie tels que l'automatique et l'aéronautique (avion, satellite, commande haute performance, etc.). Pour ces industries, la simulation en temps réel avec intégration de matériel dans la boucle permet de faire le prototypage rapide des systèmes de contrôle de façon économique, sécuritaire et rapide. La simulation en temps réel est un outil d'analyse puissant, permettant de prévoir le comportement d'un système sous l'action d'un évènement particulier et de voir son évolution en temps réel. Cette méthode de conception permet de déceler les problèmes potentiels du système, de réduire le facteur d'erreur humaine et les risques d'interruption du système. L'utilisation du temps réel est donc un outil idéal pour concevoir des systèmes de toute sorte comparativement aux méthodes de conception traditionnelles.

Le but de ce chapitre est de tester dans un environnement de simulation en temps réel les stratégies de commande non linéaire prédictive développées dans le cadre de cette thèse pour le contrôle d'une machine asynchrone. L'outil utilisé dans ce travail pour la simulation

en temps réel est la plate-forme RT-LAB. Ce chapitre est organisée comme suit : après une définition du concept de système temps réel, une description de la plate-forme RT-LAB avec son principe de fonctionnement est donnée. Ensuite, l'implantation des lois de commande prédictive pour l'entraînement du moteur asynchrone dans cet environnement est présentée avec les résultats de simulation.

## **5.2 Système temps réel**

Un système temps réel est un système qui interagit avec un environnement qui a des propriétés temporelles variables, qui affiche un comportement dépendant du temps et prévisible, et ce par l'exploitation de ressources limitées.

La validité d'un système temps réel dépend du résultat logique du traitement et du temps auquel le résultat est produit. Ainsi, un système temps réel doit satisfaire deux contraintes importantes :

- Exactitude logique: sorties adéquates en fonction des entrées, assurant le comportement désiré suite à des événements et aux données communiquées;
- Exactitude temporelle: rencontre des contraintes temporelles pour permettre de présenter les sorties au bon moment.

Les contraintes temporelles peuvent être classées en trois niveaux:

- Souple : système dont la performance est dégradée mais sans engendrer des conséquences dramatiques si les contraintes temporelles ne sont pas rencontrées (résultat avec un retard occasionnel, avec une limite maximale habituellement; exemple : multimédia, jeux vidéo);

- Sévère : système dont l'incapacité de rencontrer les contraintes temporelles cause la faute du système (exemple : système de contrôle d'un avion);
- Ferme : contrainte sévère mais où une faible probabilité de manquer les limites temporelles peut être tolérée.

La caractéristique principale permettant de qualifier un système temps réel n'est pas l'échelle de temps d'opération, mais l'emphase sur les contraintes temporelles requises pour son comportement (on cherche en fait à garantir la réponse temporelle du système à des événements externes).

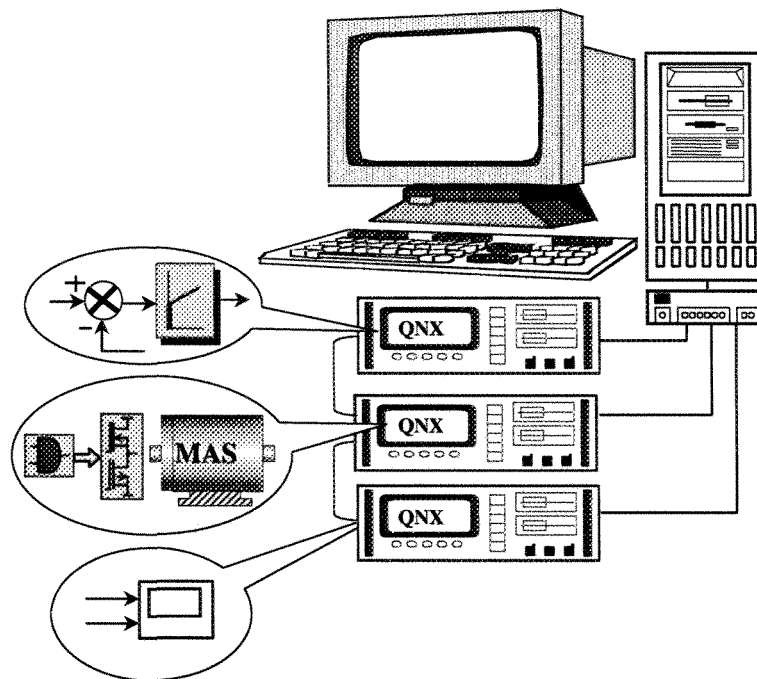
Le réglage du pas d'échantillonnage très petit, dans un système numérisé, permet de rendre le comportement du système très proche de son environnement réel (analogique). Cependant, l'implantation numérique du système est limitée par les technologies du traitement des signaux numériques. Par conséquent, le pas d'échantillonnage peut être augmenté jusqu'à un niveau où les résultats ne sont pas affectés par cette augmentation.

Dans le cadre de ce travail, le moteur asynchrone, comme un système dynamique rapide, nécessite de prendre en considération un niveau sévère de contrainte temporelle avec un pas d'échantillonnage très petit afin de garantir son bon fonctionnement.

### **5.3 Concept de la simulation numérique en temps réel**

La simulation numérique en temps réel est réalisée à partir de la plate-forme RT-LAB, qui est un système distribué sur plusieurs ordinateurs. Le système est optimisé pour exécuter plusieurs sous-systèmes en temps réel sur ces ordinateurs, avec un résolveur à pas

fixe performant. La figure 5.1 présente le concept de simulation en temps réel pour l'entraînement d'une machine asynchrone. Le système contrôlé est séparé en trois sous-systèmes (modules), afin de l'exécuter sur trois processeurs (cibles) en parallèle. Le premier est destiné au modèle de la machine, l'alimentation et l'observateur d'état, le deuxième à l'exécution du contrôleur, et le dernier, qui est une interface d'utilisateur, à l'acquisition des données. Un générateur automatique de code permet d'obtenir un code C de chaque module pour une exécution en temps réel.

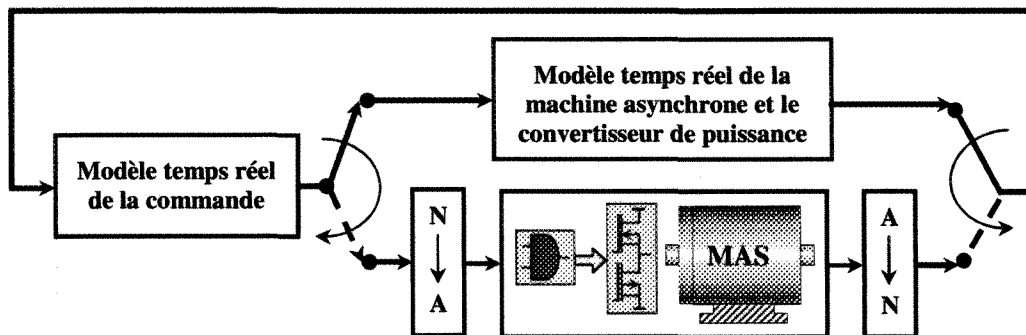


**Figure 5.1** Simulation en temps réel du système d'entraînement de la machine asynchrone

Pour la liaison entre les processeurs, un bloc de communication est ajouté à chaque modèle de sous-système afin de synchroniser le transfert des données. Par conséquent, ces données doivent être de type variable d'état pour permettre une exécution simultanée des sous-systèmes en parallèle. Dans le cas contraire, ils doivent être suivis par des opérateurs de retard. Il faut être attentif lors de l'ajout de ces opérateurs, afin de ne pas détériorer le comportement du système à contrôler.

La simulation en temps réel est une étape essentielle dans la procédure de prototypage rapide. Dès que les exigences de conception du système contrôlé sont satisfaites en mode de simulation, le système physique (la machine) est intégré dans la chaîne de commande à partir d'une interface entrée-sortie rapide pour remplacer le modèle de simulation réel. Le concept est présenté dans la figure 5.2.

Lorsque la simulation avec matériel dans la boucle est réalisée avec bonne performance, le code C généré automatiquement du modèle temps réel du contrôleur peut être utilisé comme un système de commande en le transférant dans la mémoire d'un contrôleur incorporé dans le système physique (le moteur). Ce procédé est connu sous le nom de prototypage rapide de commande [1, 79].



**Figure 5.2** Simulation avec matériel dans la boucle du système d'entraînement de la machine

## 5.4 Implantation de la simulation numérique en temps réel

La performance de la loi de commande non linéaire prédictive pour l'entraînement de la machine asynchrone, pour les différentes stratégies de commande (figures 3.5, 4.1 et 4.2), est testée numériquement en temps réel par le système RT-LAB.

La figure 5.3 montre le principe de fonctionnement du système RT-LAB. Il utilise le logiciel Simulink/Matlab pour modéliser le système d'entraînement de la machine. Le simulateur RT-LAB divise le système global en sous-systèmes. Chacun de ces derniers est affecté à un processeur cible fonctionnant sous QNX. Le code C est généré automatiquement pour chaque sous-système pour une exécution en temps réel [98].

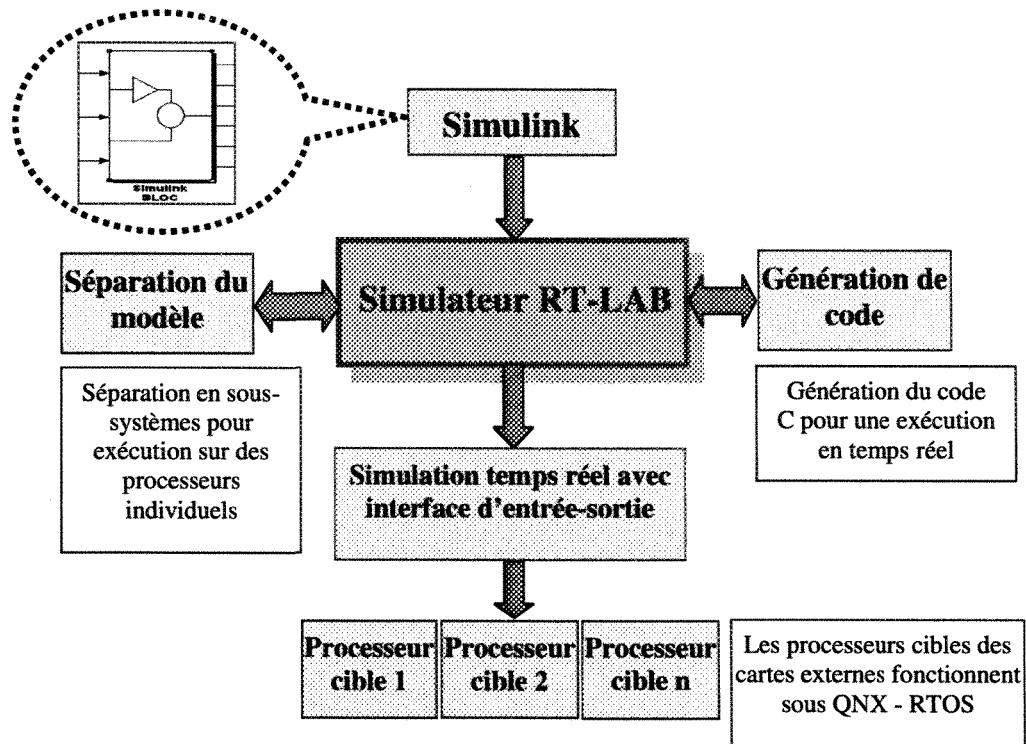


Figure 5.3 Schéma de l'implantation de la simulation en temps réel



La machine asynchrone entraînée par une loi de commande non linéaire prédictive est implantée dans la plate-forme RT-LAB, qui est composé de trois processeurs cibles, pour vérifier la performance. La figure (5.4) présente la répartition des différents sous-systèmes de la structure de commande du moteur. Le premier processeur Esclave#1 : `ss_controlleur`, figure (5.5), calcule la commande non linéaire prédictive. Le deuxième, Esclave#2 : `ss_moteur`, figure (5.6), contient l'alimentation de la machine, le modèle du moteur asynchrone et l'observateur d'état. Ces deux processeurs sont des Pentium III (480 MHz) installés sur une carte mère dual-CPU avec une mémoire partagée de 512 MB. Le troisième processeur, Maître : `sm_acquisition_donnees`, figure (5.7), est dédié à l'acquisition des données pour les transmettre à la console et contient aussi les signaux de référence pour la commande, c'est un Pentium III (400 MHz) avec une mémoire de 128 MB. La console : `sc_interface`, figure (5.8), est dédiée à la visualisation et à la sauvegarde des données. Ensuite, des blocs de communication sont insérés dans les sous-systèmes. Ils interceptent les signaux entrants avant de les envoyer aux blocs de calcul, et fournir des informations au système RT-LAB sur le type et la taille de ces signaux. L'ajout de ces blocs est dû au fait que les connexions entre les sous-systèmes dans l'environnement RT-LAB sont réalisées par des liaisons de communication matériel. Ces blocs permettent aussi le contrôle de la vitesse du flux des données entre les sous-systèmes, ainsi que le choix du pas d'échantillonnage pour chaque sous-système.

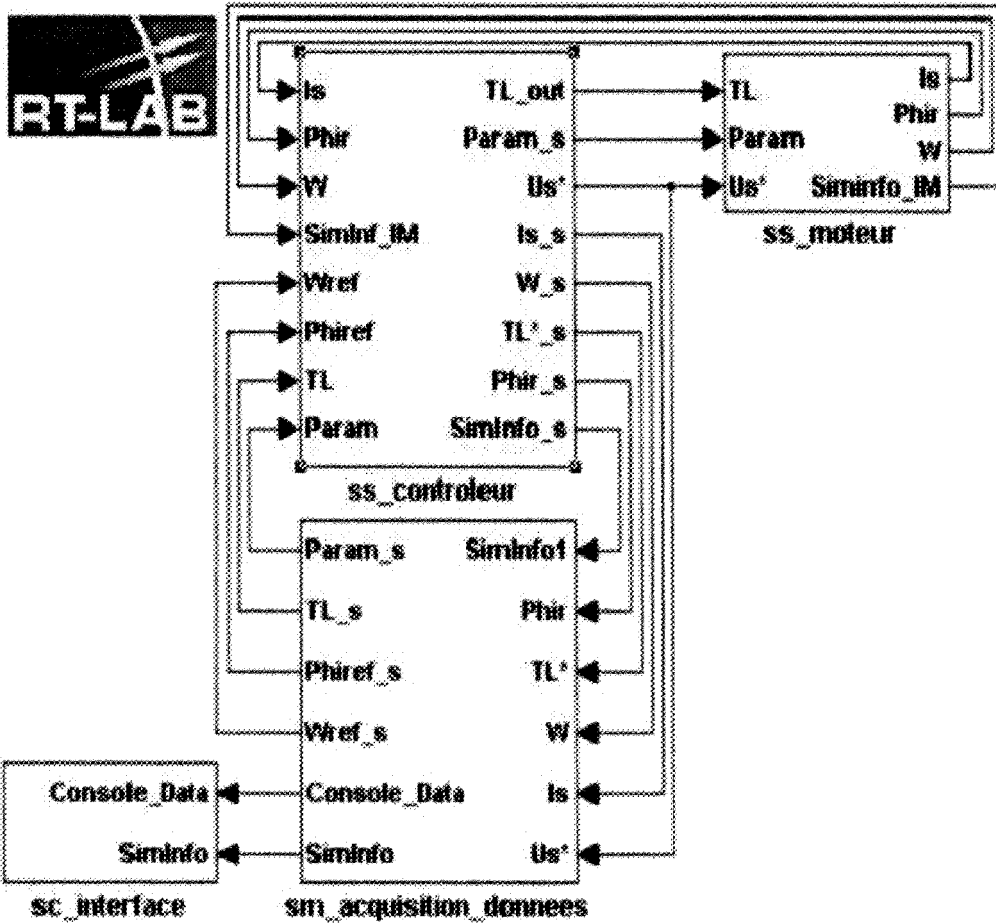


Figure 5.4 Répartition des sous-systèmes de la structure d'entraînement du moteur

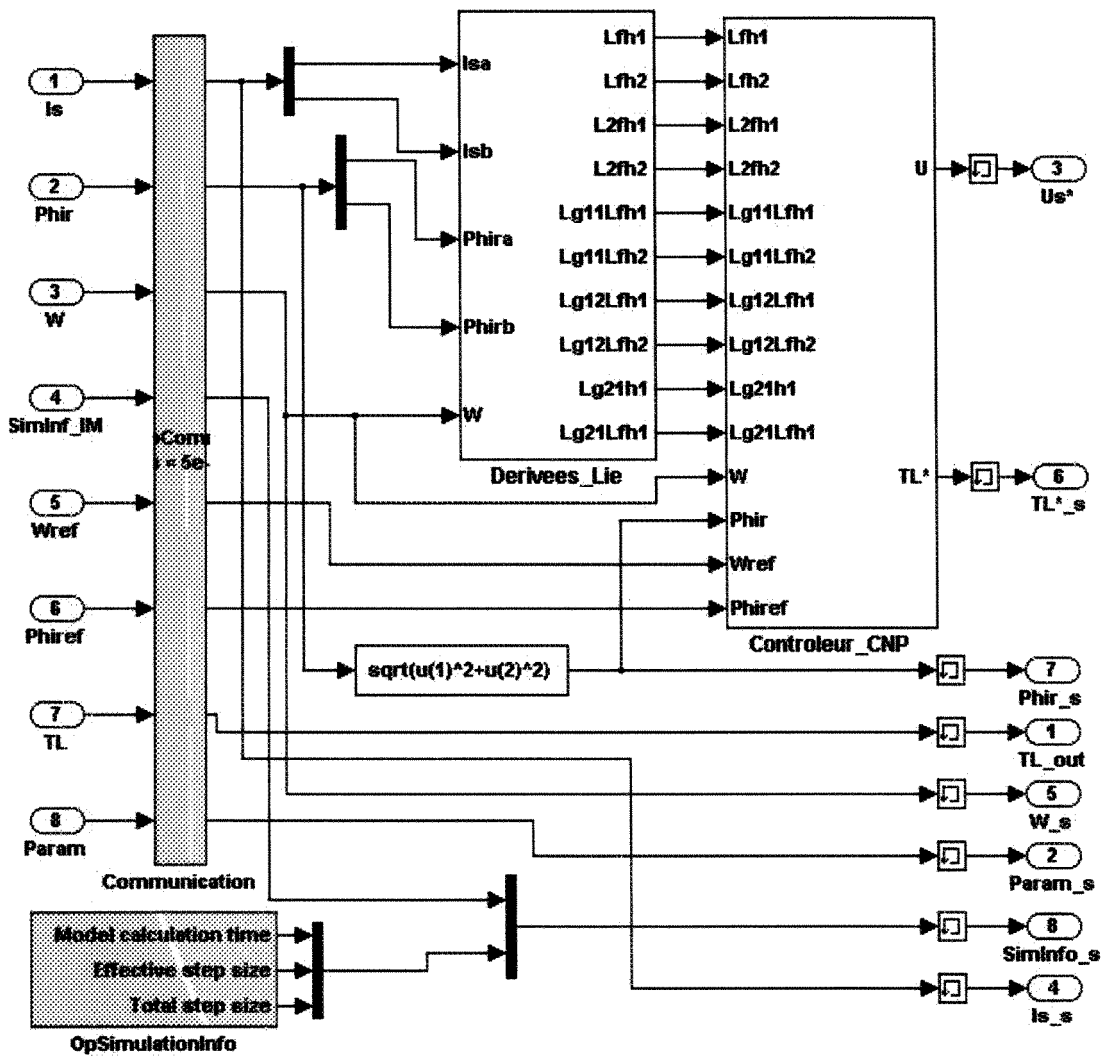


Figure 5.5 Illustration du module : `ss_controleur`.



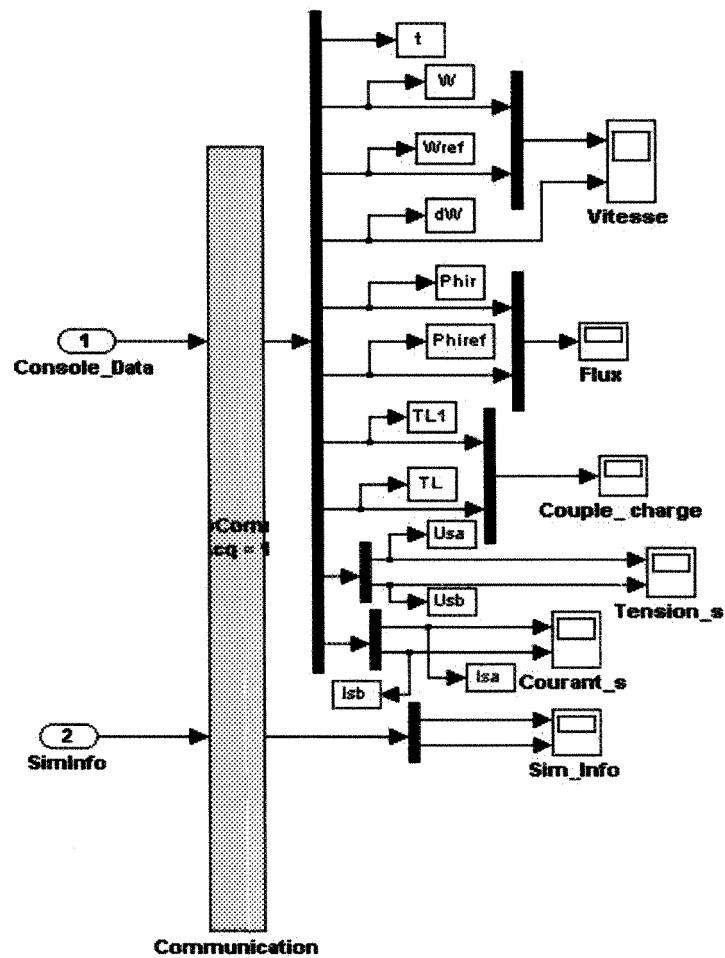


Figure 5.8 Illustration du module : `sc_interface`

### 5.5 Résultats de simulation en temps réel

Le choix du pas d'échantillonnage est primordial pour une simulation temps réel. Le système RT-LAB, dont les caractéristiques sont décrites dans la section précédente, permet d'utiliser un pas  $T_s = 100\mu\text{s}$  pour la cible (Esclave#1),  $T_s = 50\mu\text{s}$  pour l'exécution de la cible (Esclave#2) et  $T_s = 1\text{ms}$  pour la cible (Maître) qui est destinée seulement à l'acquisition des données.

Les lois de commande non linéaire prédictive, étudiées dans le cadre de cette thèse, sont testées pour différentes formes de référence de la vitesse.

### 5.5.1 Commande prédictive neuronale

Les paramètres du contrôleur sont :  $T_s=10^{-4}$ s,  $N_h=5$ ,  $N_1=0$ ,  $N_2 = 1$ ,  $N_u = 1$ ,  $\lambda_1 = 2.5$ ,  $\lambda_2 = 10^3$ .

Les figures 5.9 et 5.10 montrent les réponses de vitesse et de la norme de flux, ainsi que les comparaisons avec les références. Le réseau de neurones est entraîné en ligne dans la structure de commande. Il est clair que la performance de la réponse du système est insuffisante. Respecter les contraintes temporelles de la simulation en temps réel ne permet pas d'augmenter les horizons de prédiction et le nombre de neurones en couche cachée pour améliorer la réponse.

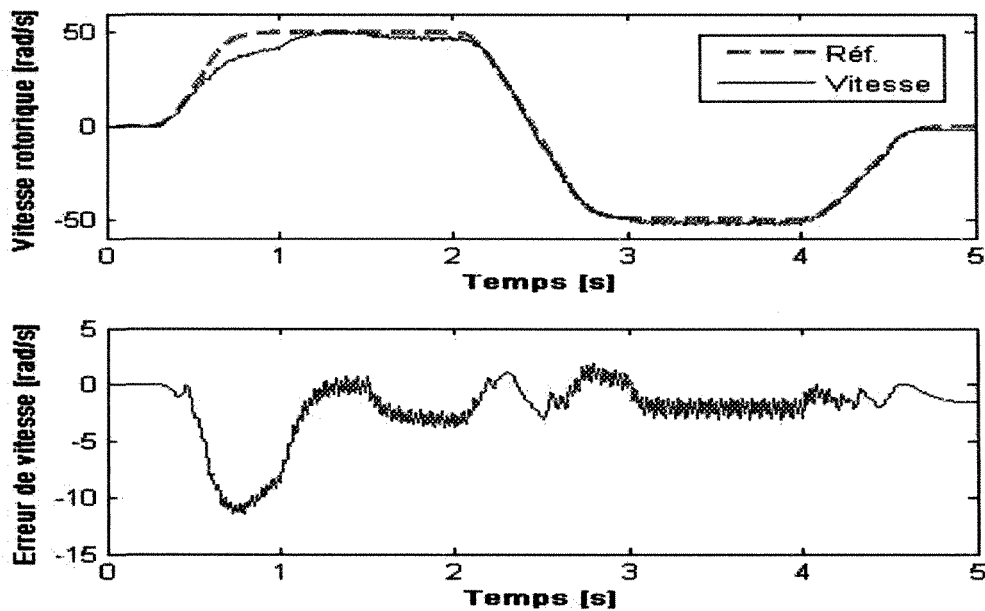
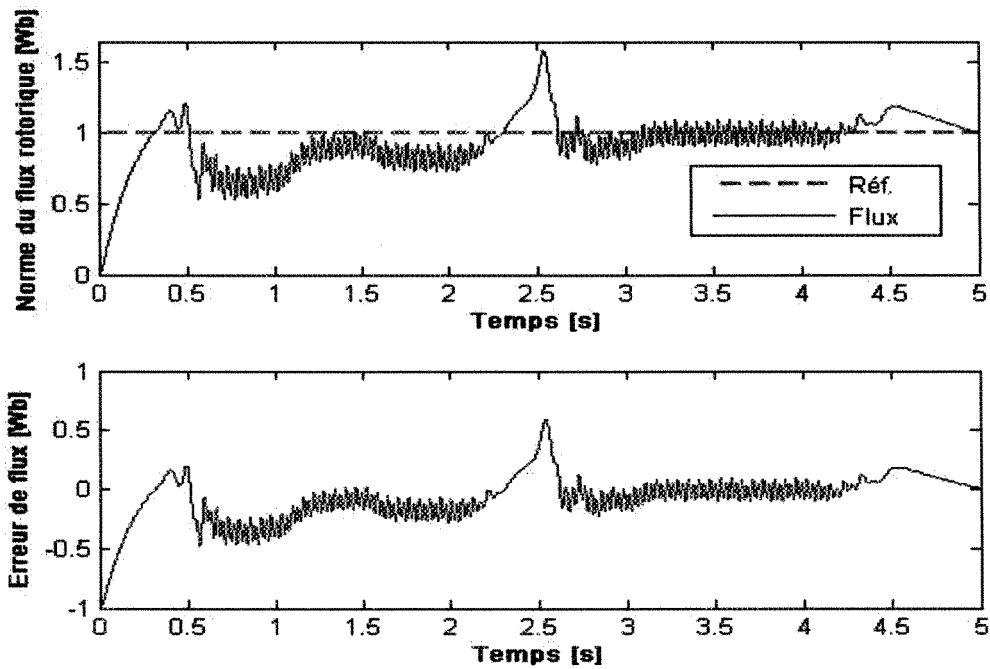


Figure 5.9 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté en temps réel par une CPN



**Figure 5.10** Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté en temps réel par une CPN

### 5.5.2 Commande non linéaire prédictive multivariable

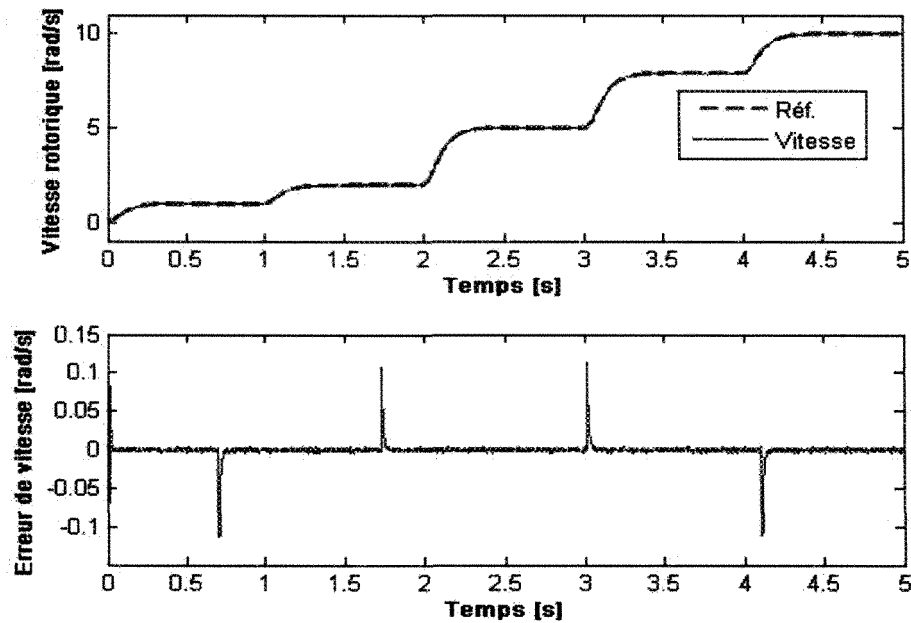
Les paramètres du contrôleur sont :  $T_s=10^{-4}$ s,  $\tau_r=2$ ms,  $p_0= -0.005$ .

Les figures 5.11 et 5.12 présentent les réponses de vitesse et de la norme de flux, ainsi que les comparaisons avec les références pour les basses vitesses. L'estimation du couple de charge est montrée dans la figure 5.13.

Pour tester la robustesse du contrôleur, les paramètres de la machine sont variés dans le modèle du moteur, tandis que les valeurs nominales sont prises dans le calcul du contrôleur. Les figures 5.14 et 5.15 présentent les réponses de la vitesse et de la norme de flux, ainsi que les comparaisons avec les références. La figure 5.16 présente l'estimation du couple de charge.

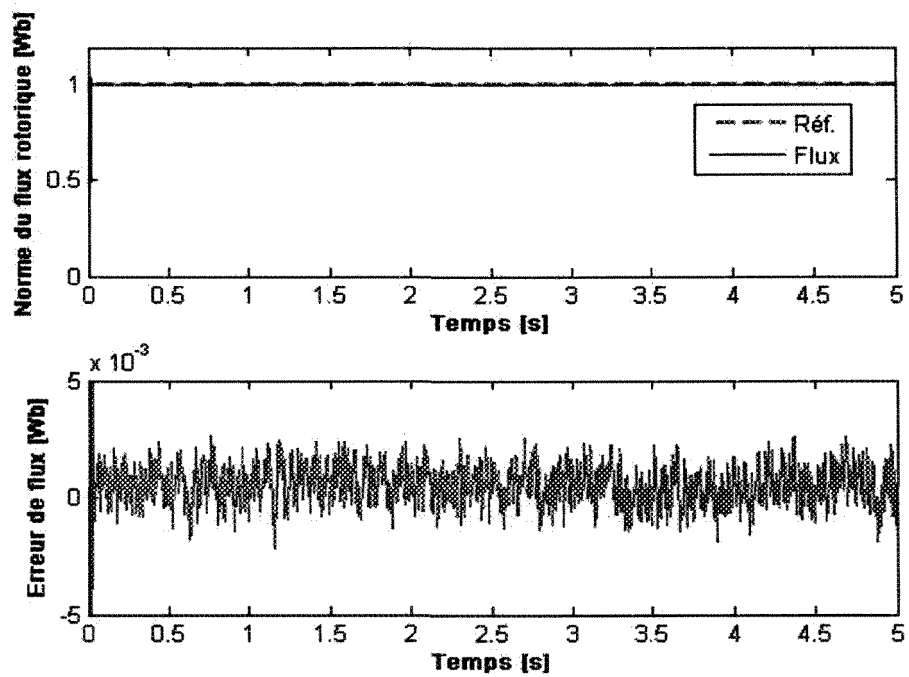
Pour une référence de vitesse inversée, les figures 5.17 et 5.18 présentent les réponses de vitesse et de la norme de flux, ainsi que les erreurs correspondantes. Les figures 5.19 et 5.20 montrent les tensions et les courants statoriques qui en résultent. L'estimation du couple de charge est présentée dans la figure 5.21.

Pour des paramètres de machine mal adaptés, les figures 5.22, 5.23 et 5.24 présentent les réponses du système pour la vitesse, la norme de flux et l'estimation du couple de charge respectivement.

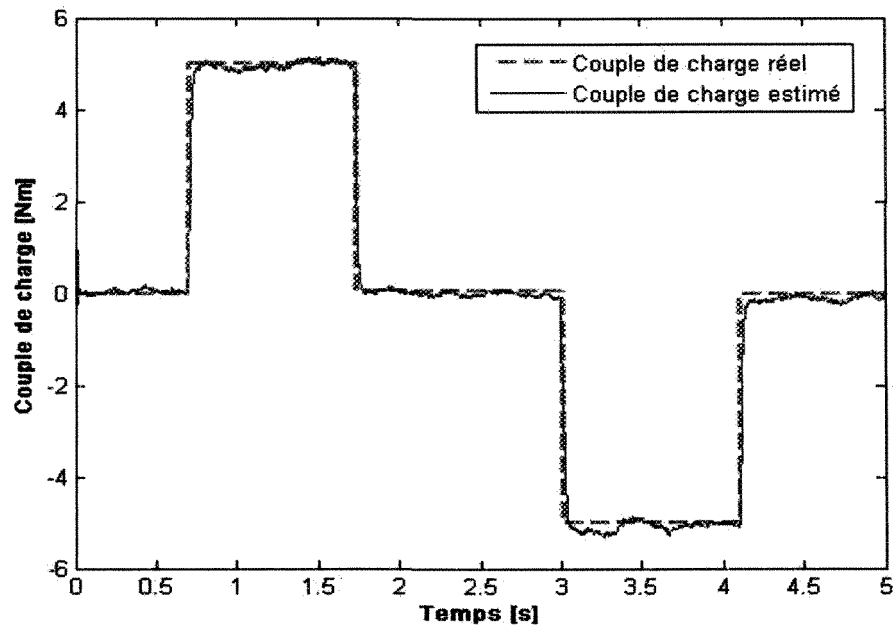


**Figure 5.11** Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté en temps réel par une CNP PID (basses vitesses)





**Figure 5.12** Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté en temps réel par une CNP PID (basses vitesses)



**Figure 5.13** Estimation du couple de charge (CNP PID)

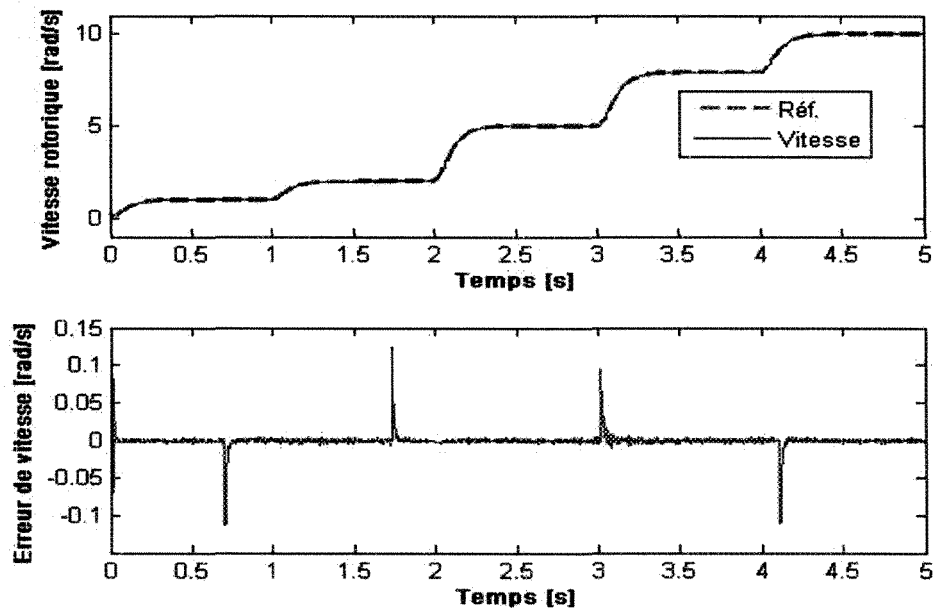


Figure 5.14 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté en temps réel par une CNP PID (basses vitesses avec variations paramétriques)

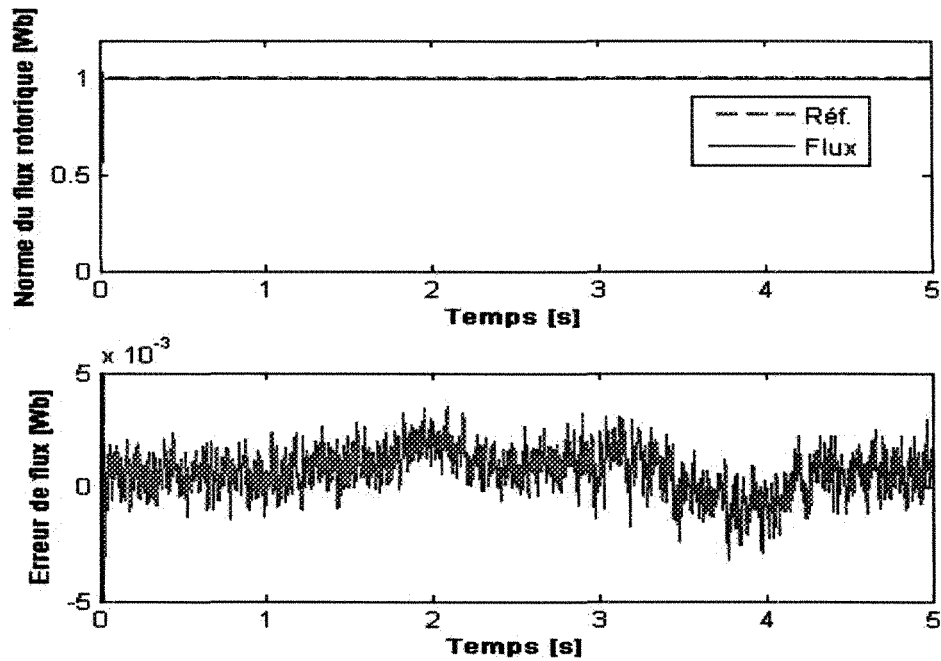


Figure 5.15 Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté en temps réel par une CNP PID (basses vitesses avec variations paramétriques)

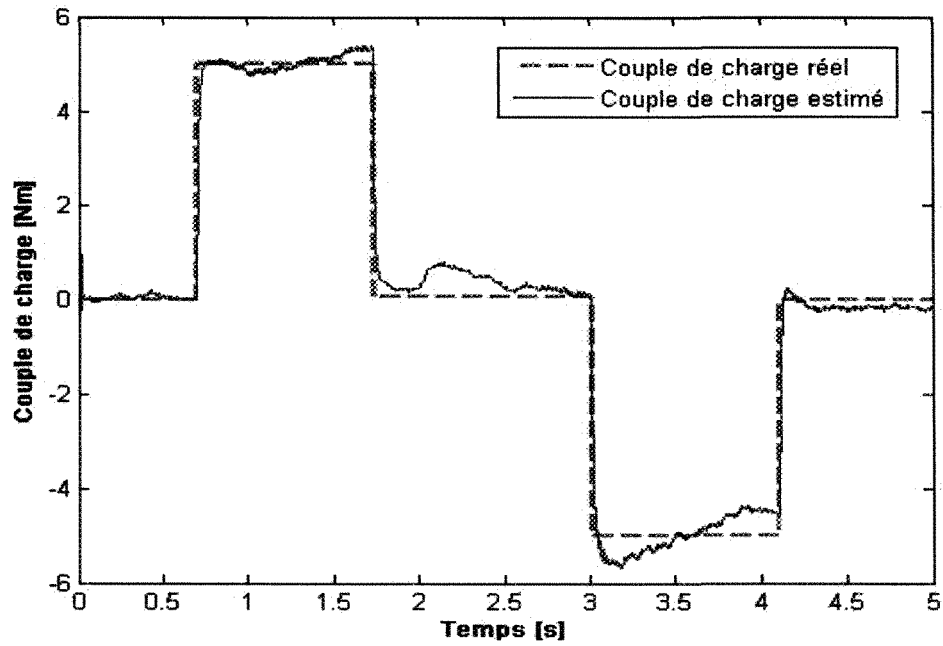


Figure 5.16 Estimation du couple de charge (CNP PID avec variations paramétriques)

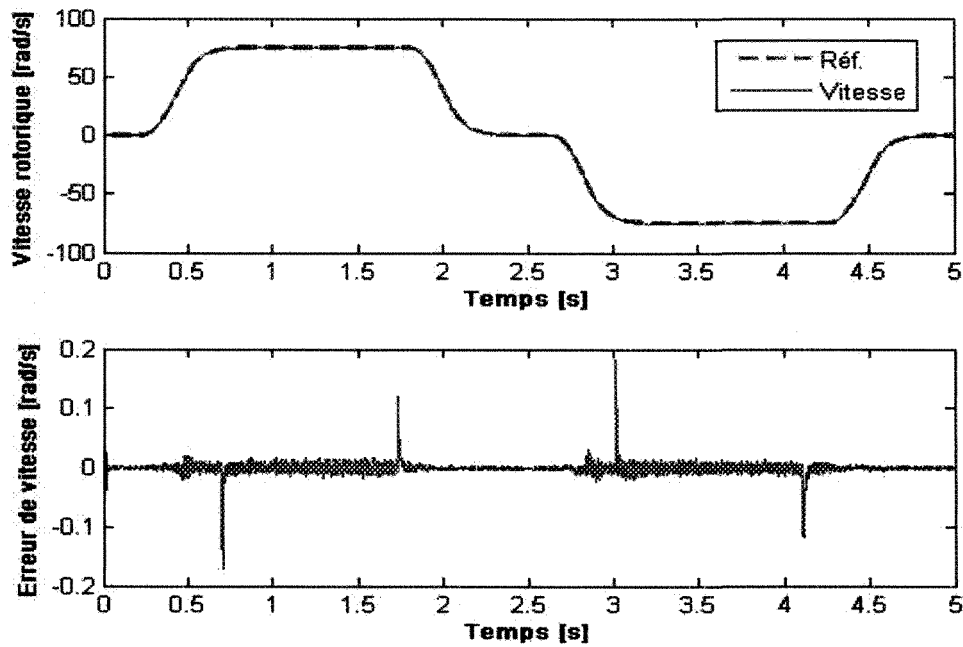


Figure 5.17 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté en temps réel par une CNP PID (vitesses inversées)

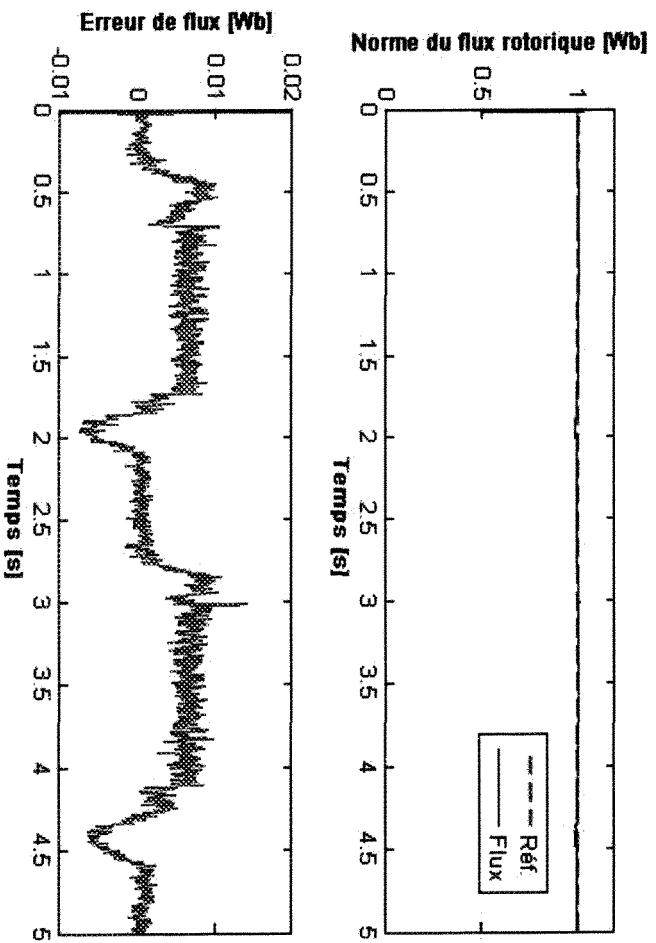


Figure 5.18 Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté en temps réel par une CNP PID (vitesses inversées)

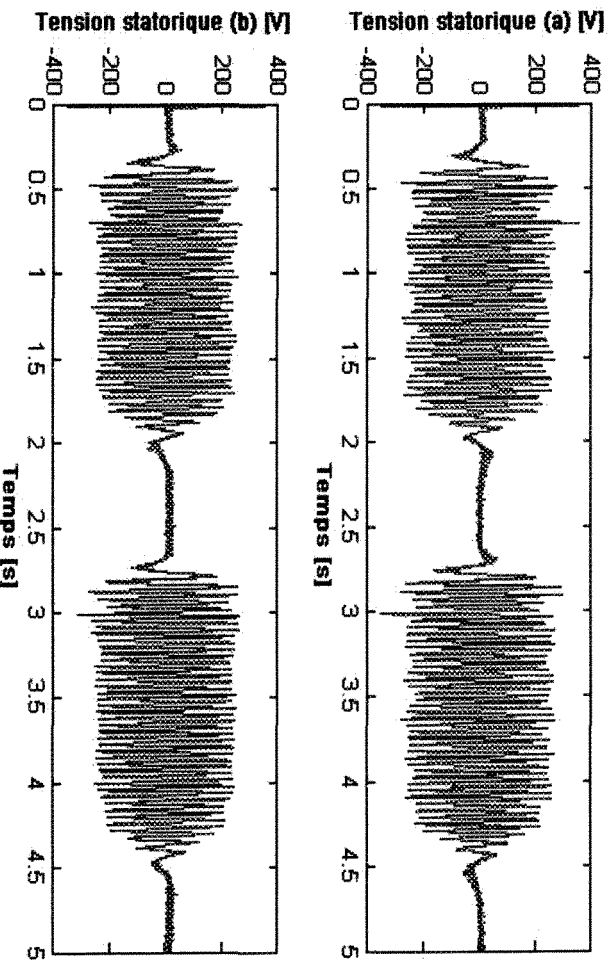


Figure 5.19 Composantes ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) de la tension statorique (CNP PID)

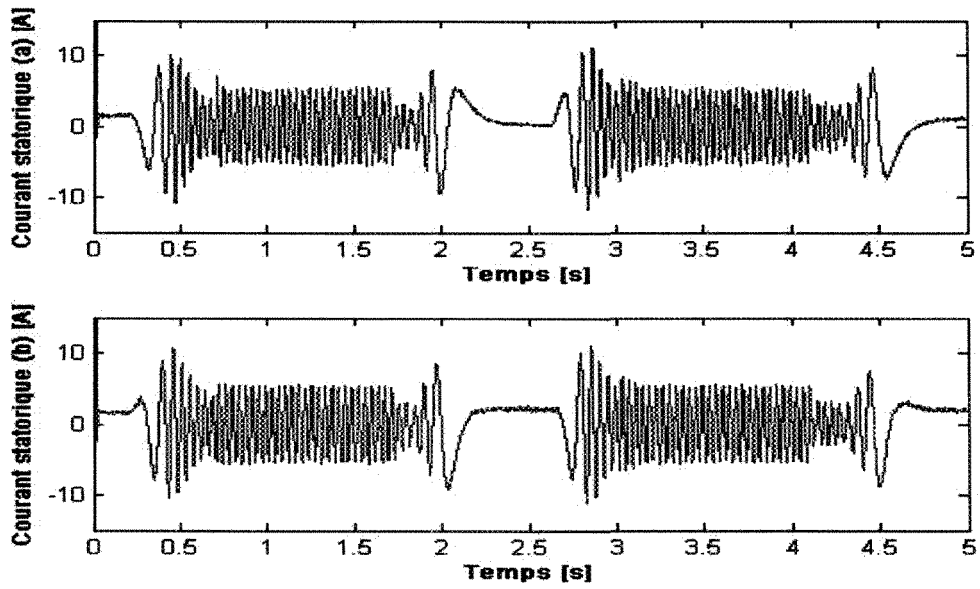


Figure 5.20 Composantes ( $\alpha, \beta$ ) du courant statorique (CNP PID)

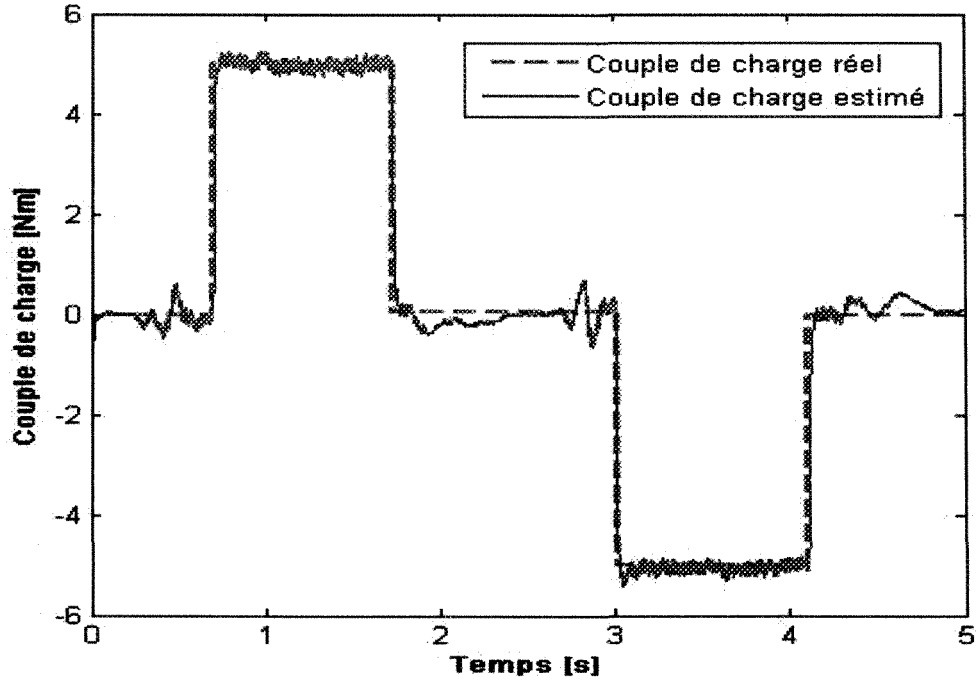


Figure 5.21 Estimation du couple de charge (CNP PID vitesses inversées)

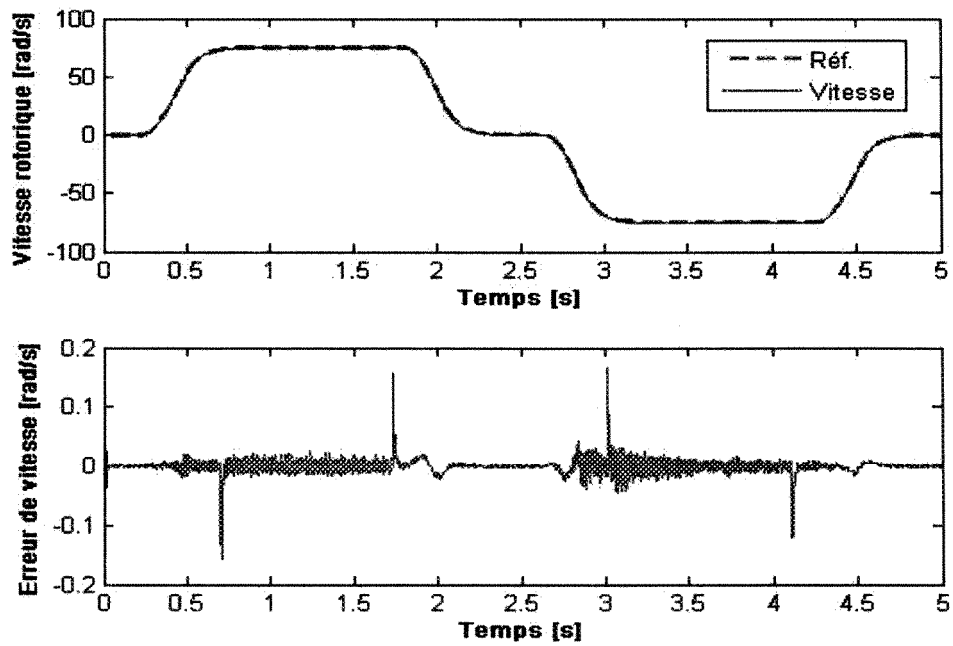


Figure 5.22 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté en temps réel par une CNP PID (vitesses inversées avec variations paramétriques)

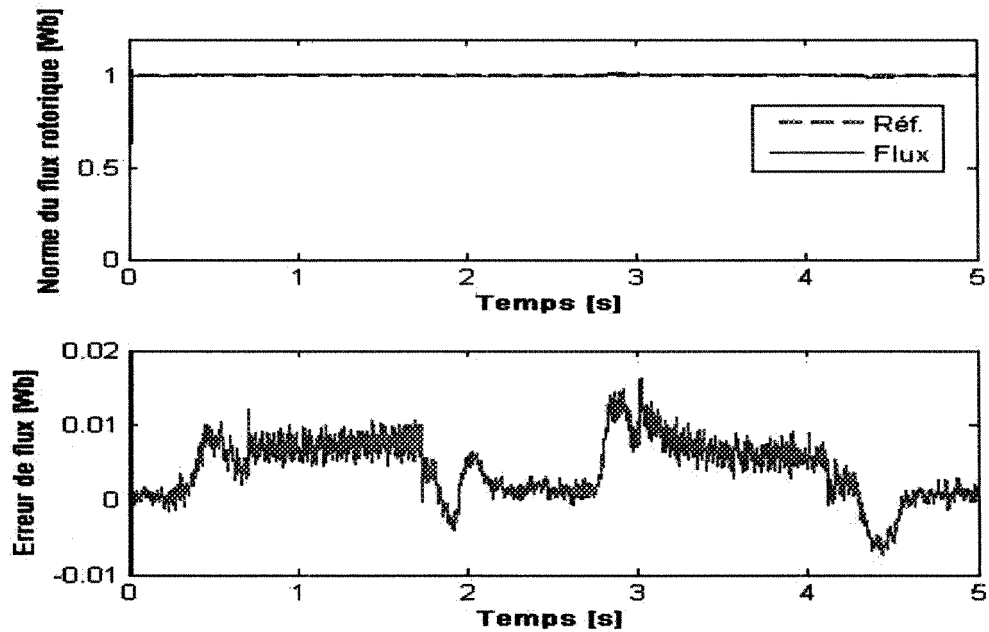
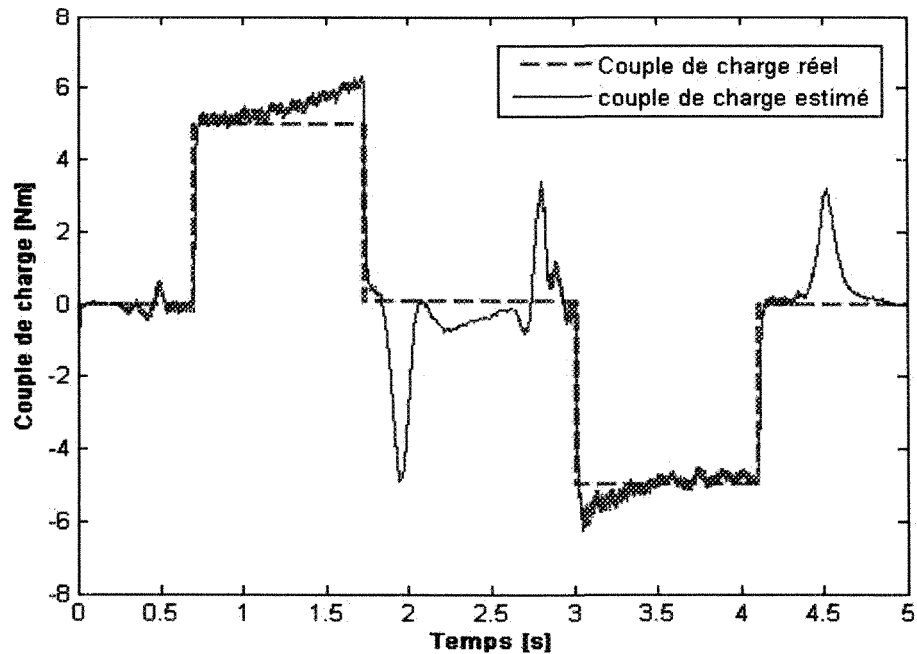


Figure 5.23 Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté en temps réel par une CNP PID (vitesses inversées avec variations paramétriques)



**Figure 5.24** Estimation du couple de charge  
(CNP PID, vitesses inversées avec variations paramétriques)

Les résultats obtenus montrent que les performances de poursuite de vitesse et de flux sont satisfaisantes pour différentes formes de référence de vitesse (basse vitesse et vitesse inversée). L'erreur de vitesse tend rapidement vers zéro après chaque changement du couple de charge. L'estimation du couple de charge est moins bonne que celle réalisée au chapitre 4, mais elle demeure satisfaisante. La diminution de l'estimation est liée à l'augmentation du pas d'échantillonnage et au temps de communication entre les sous-systèmes, ce qui influence sur l'erreur de la vitesse et la réponse de l'observateur d'état. Le changement de vitesse pour des grandes valeurs provoque une variation légère dans l'erreur entre la réponse du système et la référence, qui est bien observée pour les grandes valeurs de vitesse. Cette variation, qui n'existe pas dans les résultats de simulations du chapitre 4,

est due au phénomène du retard du signal de référence par rapport à la réponse du système lié au pas d'échantillonnage de chaque sous-système, le signal de référence appartient au sous-système (Maître) avec un pas de 1ms, tandis que celui de la réponse provient du sous-système (Esclave#2) avec un pas de 50 $\mu$ s.

Dans le cas de variations paramétriques, la performance du système contrôlé reste satisfaisante malgré la détérioration de l'estimation du couple de charge. La structure PID de l'observateur de perturbation améliore la performance de la poursuite des trajectoires, le rejet de perturbation et la robustesse aux variations de paramètres.

### **5.5.3 Commande non linéaire prédictive en cascade**

Les paramètres du contrôleur multivariable sont:  $\tau_r=1$ ms, et les paramètres du contrôleur de vitesse sont  $\tau_r=5$ ms,  $p_0=-5$ .

Les figures 5.25 et 5.26 présentent les réponses de la vitesse et de la norme de flux, ainsi que les comparaisons avec les références pour de basses vitesses. L'estimation du couple de charge est montrée dans la figure 5.27. Pour tester la robustesse du contrôleur, les paramètres de la machine sont variés dans le modèle du moteur, tandis que les valeurs nominales sont prises dans le calcul du contrôleur. Les figures 5.28 et 5.29 présentent les réponses de la vitesse et de la norme de flux, ainsi que les comparaisons avec les références. La figure 5.30 présente l'estimation du couple de charge.

Les figures 5.31 à 5.37 présentent les mêmes réponses que celles décrites précédemment, ainsi que les tensions et les courants statoriques, mais cette fois-ci pour une référence de vitesse inversée.



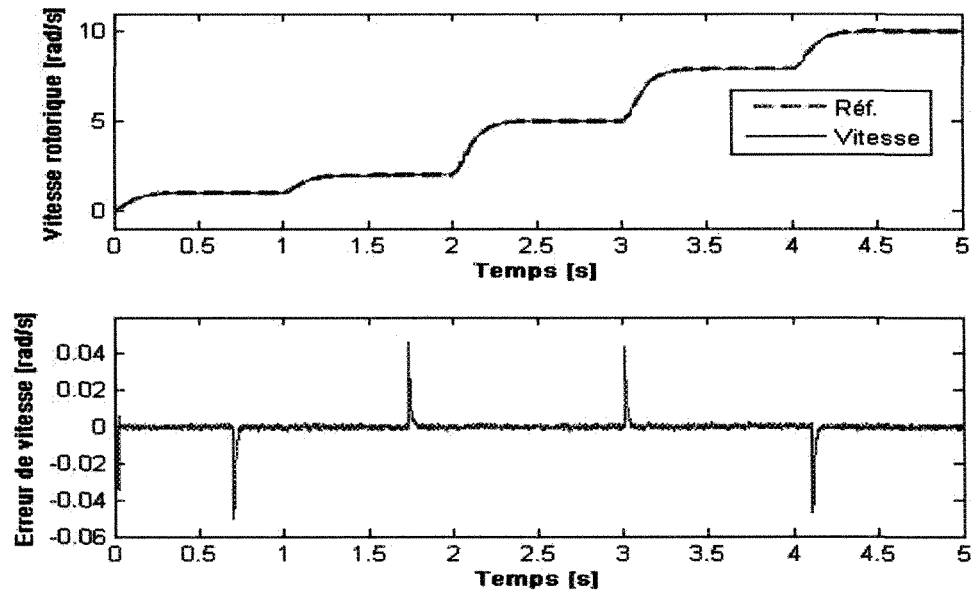


Figure 5.25 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté en temps réel par une CNP en cascade (basses vitesses)

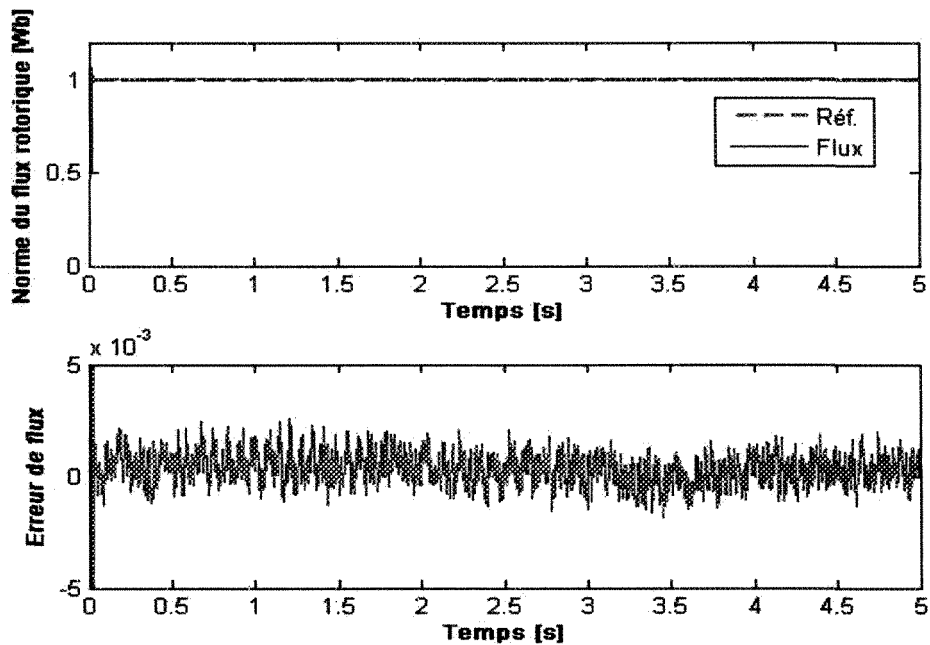


Figure 5.26 Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté en temps réel par une CNP en cascade (basses vitesses)

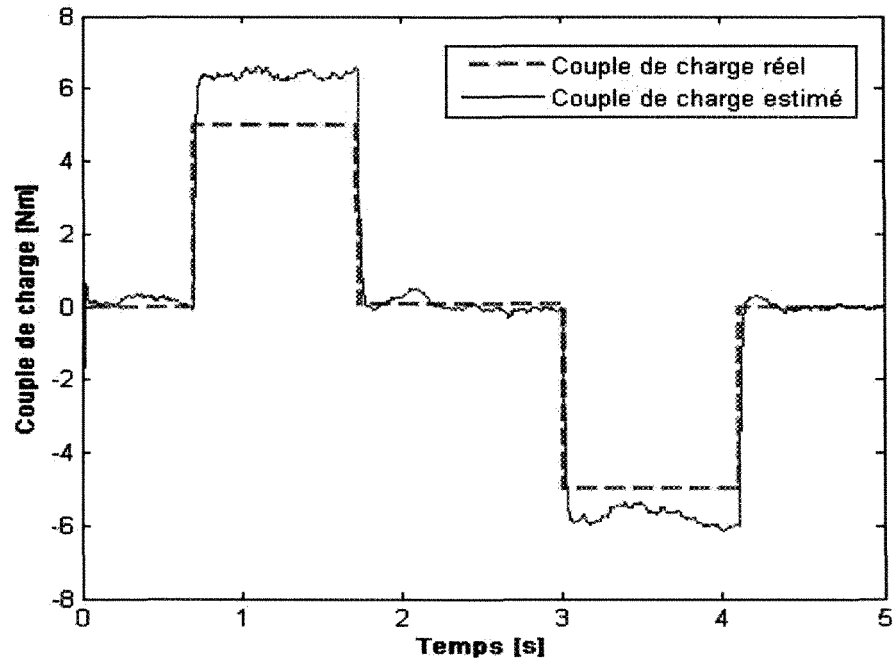


Figure 5.27 Estimation du couple de charge (CNP en cascade, basses vitesses)

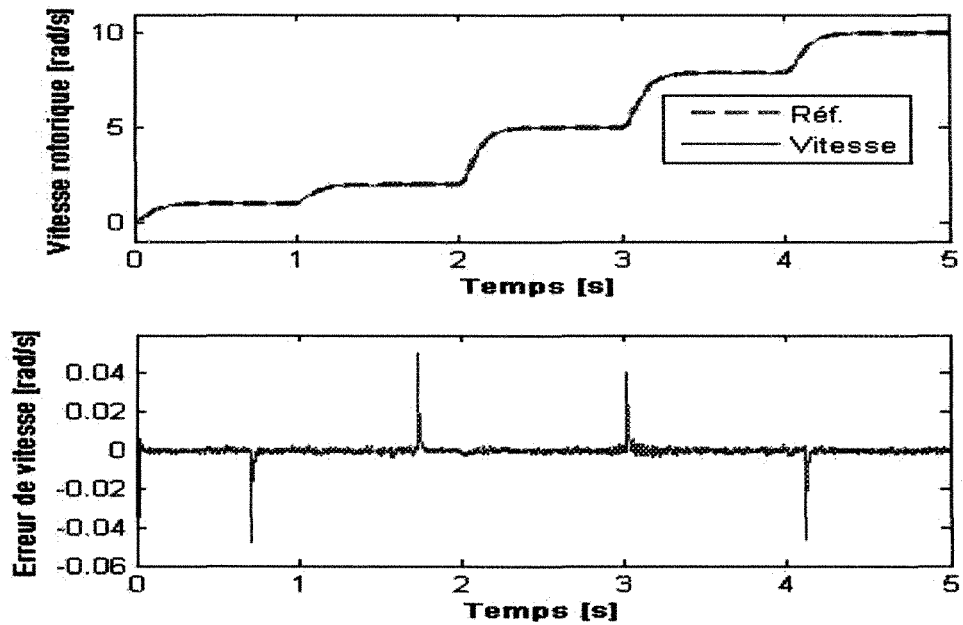


Figure 5.28 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté en temps réel par une CNP en cascade (vitesses inversées avec variations paramétriques)

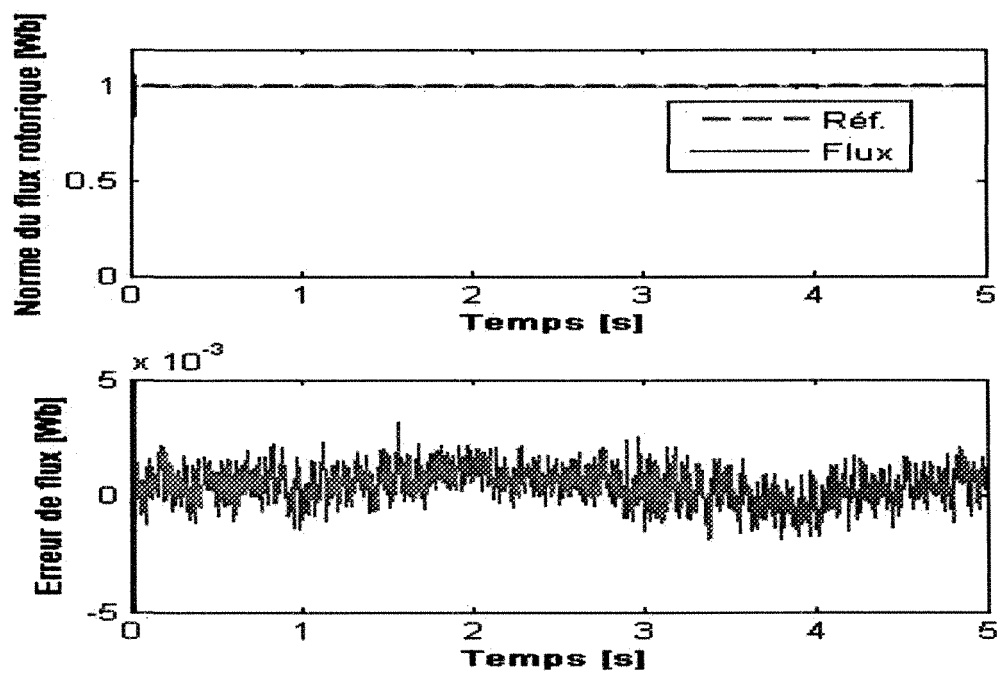


Figure 5.29 Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté en temps réel par une CNP en cascade (vitesses inversées avec variations paramétriques)

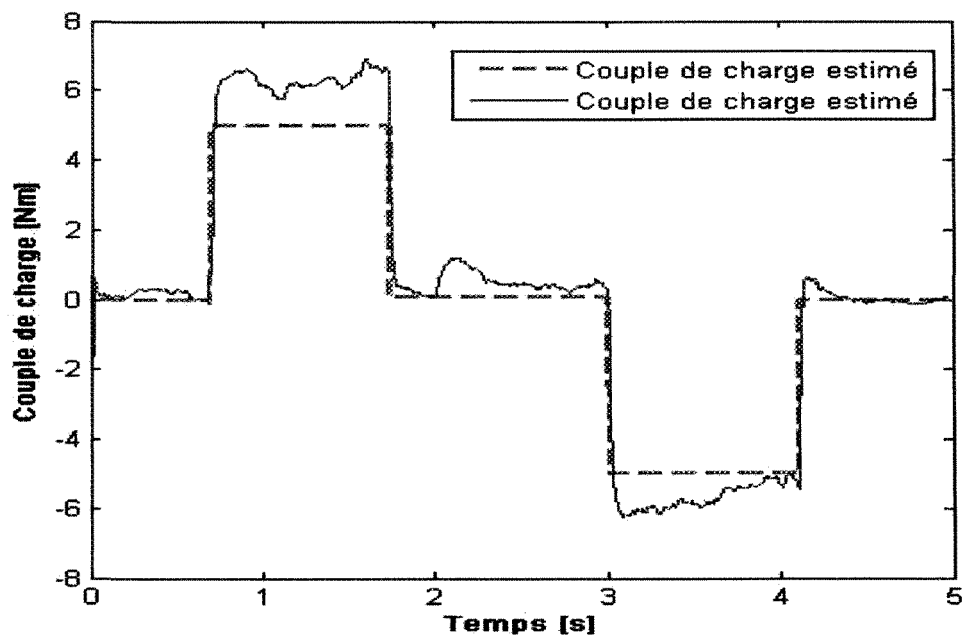


Figure 5.30 Estimation du couple de charge (CNP en cascade, vitesses inversées avec variations paramétriques)

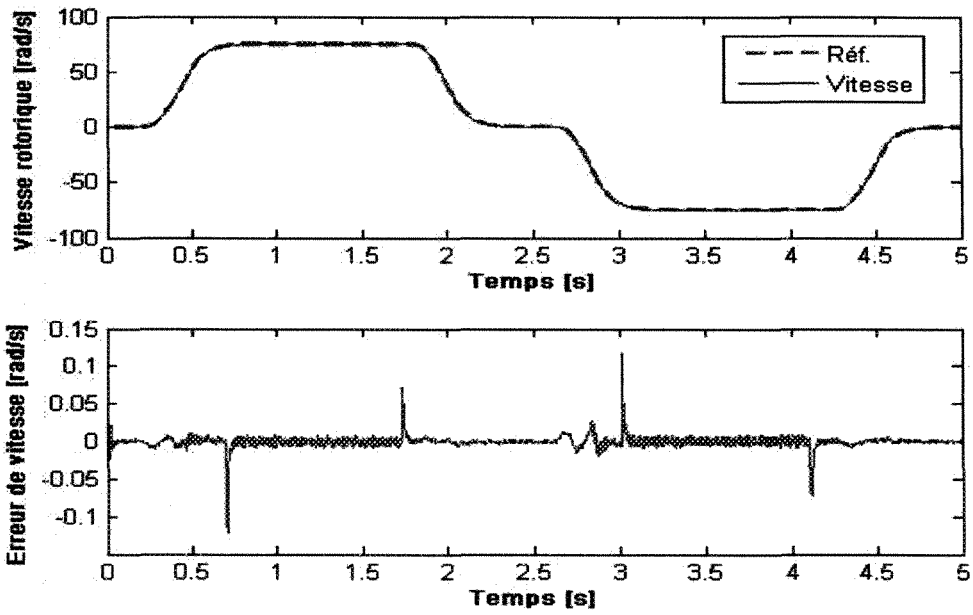


Figure 5.31 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté en temps réel par une CNP en cascade (vitesses inversées)

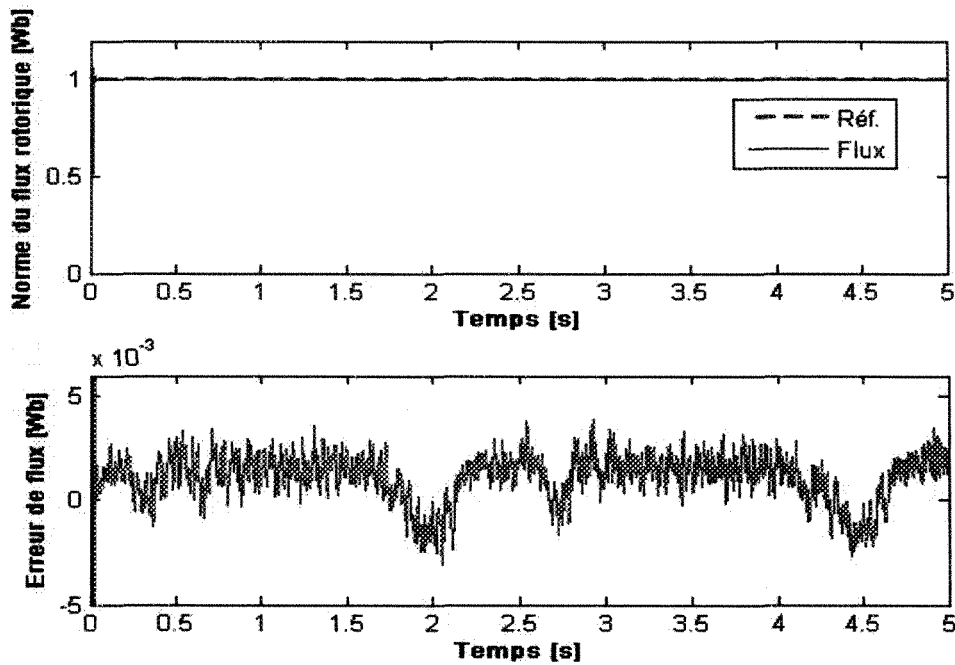
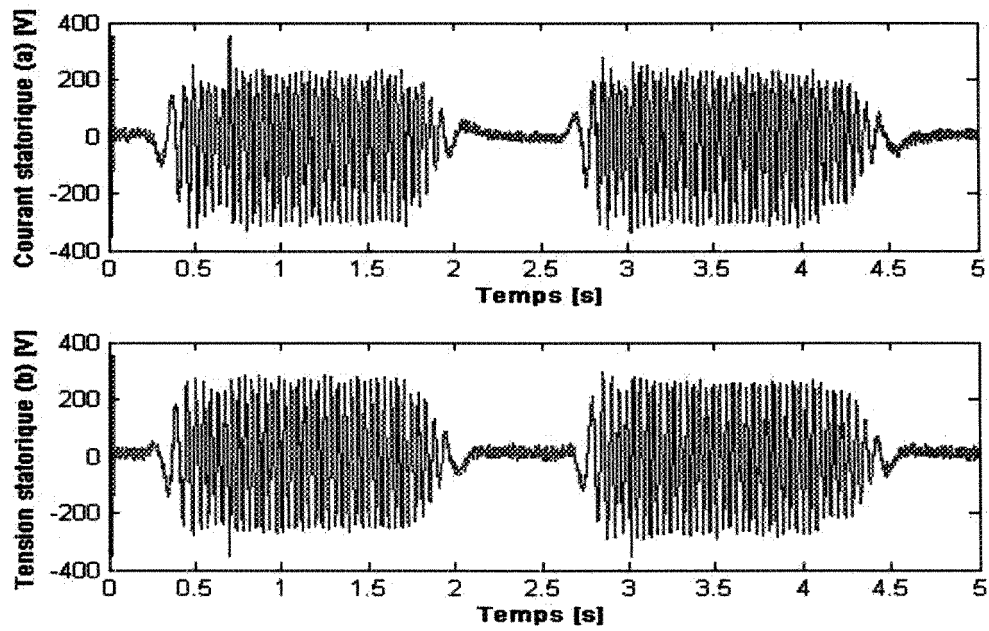
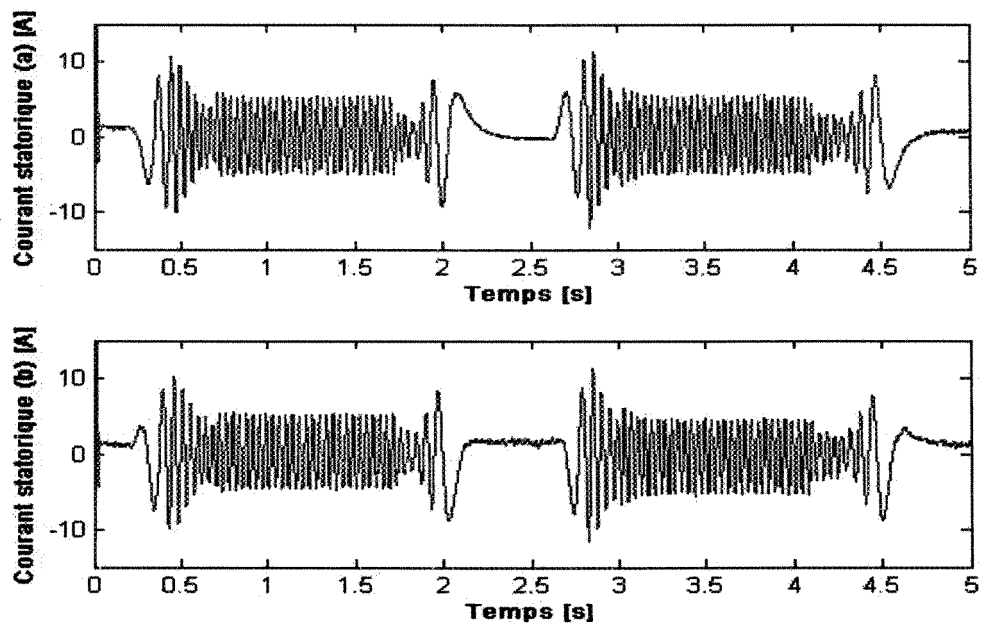


Figure 5.32 Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté en temps réel par une CNP en cascade (vitesses inversées)



**Figure 5.33** Composantes ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) de la tension statorique (CNP en cascade)



**Figure 5.34** Composantes ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) du courant statorique (CNP en cascade)

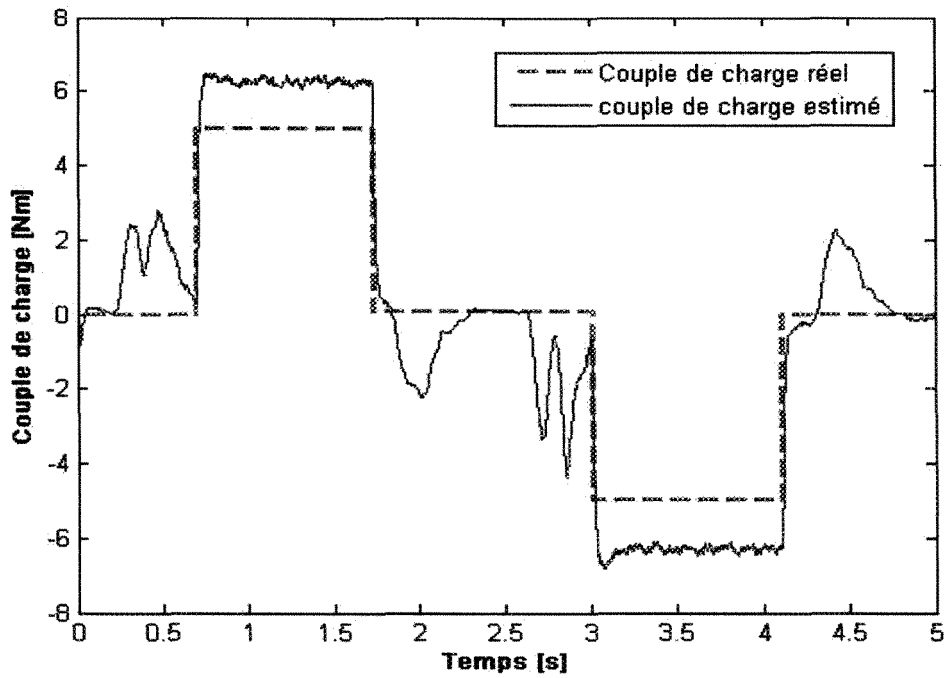


Figure 5.35 Estimation du couple de charge (CNP en cascade)

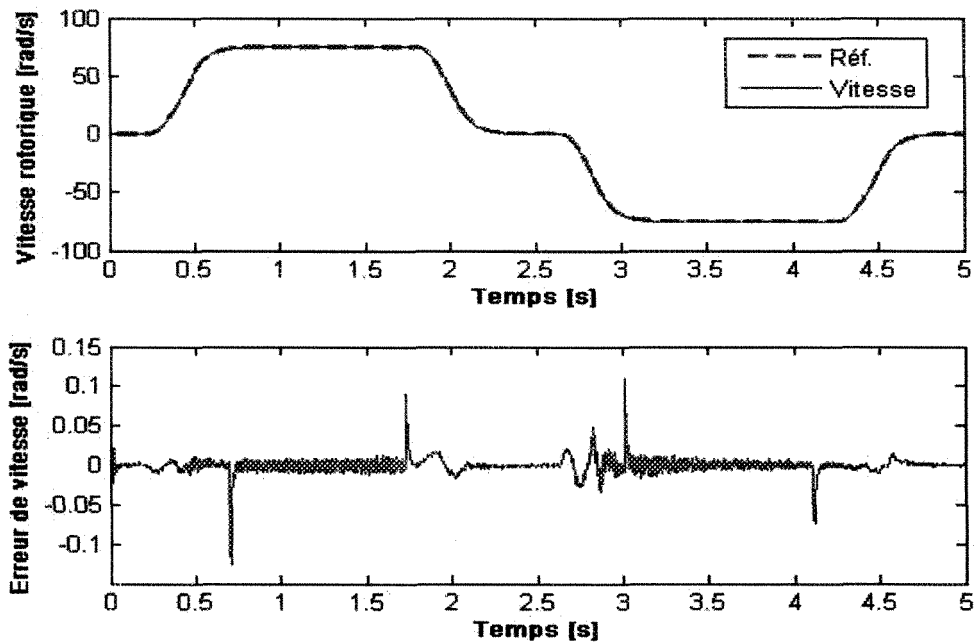
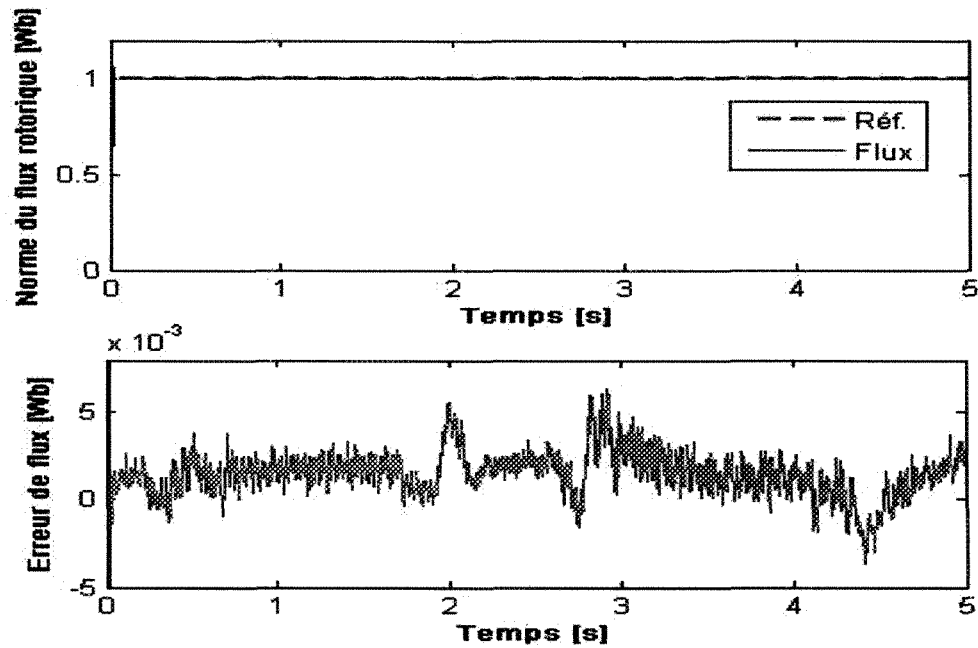


Figure 5.36 Vitesse rotorique et erreur de vitesse du système piloté en temps réel par une CNP en cascade (vitesses inversées avec variations paramétriques)



**Figure 5.37** Norme du flux rotorique et erreur de flux du système piloté en temps réel par une CNP en cascade (vitesses inversées avec variations paramétriques)

Que l'évaluation porte sur la performance de la commande non linéaire prédictive en cascade ou sur celle de la commande non linéaire prédictive multivariable, nous arrivons aux mêmes remarques. Dans le cas de variations des paramètres, malgré la détérioration de l'estimation du couple de charge, le rejet de perturbation reste satisfait.

## 5.6 Conclusion

RT-LAB est un logiciel de développement avec du matériel dans la boucle. Il permet de distribuer le calcul d'un modèle complexe de système ou de régulateur sur plusieurs noeuds de calcul de type PC. Il est utilisé dans cette thèse pour tester la performance de la loi de commande prédictive, pour le suivi de trajectoires d'un moteur asynchrone en temps réel.

Cette simulation est proche d'une implantation expérimentale, car elle met en évidence toutes les contraintes, comme le pas d'échantillonnage, le temps d'exécution, etc., liées à une expérimentation dans un environnement réel. Les résultats montrent l'efficacité de la commande non linéaire prédictive pour résoudre le problème de suivi de trajectoires dans le domaine des entraînements à vitesse variable par machines asynchrones.



## **CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES**

## CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Cette thèse est le résultat d'un travail consacré à la commande non linéaire prédictive pour la mise en œuvre d'un actionneur asynchrone. Le travail s'inscrit dans le cadre d'une activité de recherche multidisciplinaire. Il permet d'aborder plusieurs domaines tels que l'automatique (système, commande), l'électrotechnique (machine électrique) et l'informatique industrielle (temps réel). L'étude théorique de la commande non linéaire prédictive a montré la possibilité de résoudre le problème de poursuite de trajectoires prédéterminées pour un moteur asynchrone avec de bonnes performances.

Le moteur asynchrone est un système non linéaire, multivariable, soumis à des variations paramétriques et à des perturbations inconnues. L'étude réalisée dans ce travail concerne la commande à vitesse variable d'un moteur asynchrone. Divers algorithmes de commande ont été abordés, soit la commande vectorielle, la commande par linéarisation entrée-sortie et la commande directe de couple. Cette étude révèle les motivations à entreprendre une thèse de recherche dans le domaine de la commande prédictive pour l'entraînement d'un moteur asynchrone.

Deux types de commande non linéaire prédictive multivariable, selon la conception du modèle de prédiction, ont été réalisés.

Une commande prédictive neuronale a été étudiée, où le modèle de prédiction est conçu

à partir d'un réseau de neurones avec des paramètres fixes après un apprentissage hors ligne. Cette modélisation non linéaire ne nécessite pas une connaissance du modèle de la machine, elle a seulement besoin d'informations sur les entrées/sorties du procédé. La fonction de coût, à minimiser, est une relation quadratique de l'erreur entre la sortie et la référence prédéterminée, ainsi qu'une pondération de la commande renforcée par un modèle de commande de référence calculé à partir de l'inversion du modèle de la machine. Cette fonction est optimisée en ligne, la charge de calcul pour la tâche d'optimisation dépend du nombre d'itérations nécessaire pour trouver la commande optimale à chaque instant de temps et aux valeurs des horizons. Comme le système est à dynamique rapide, nous avons proposé d'intégrer un modèle de référence de la commande dans la fonction de coût afin d'accélérer l'optimisation. Un apprentissage en ligne du réseau de neurones peut être pris en considération pour avoir une commande adaptative. Cependant, cette procédure entraîne une augmentation de la charge de calcul de la commande et ne donne pas nécessairement les performances souhaitées. Par conséquent, l'outil pour une implantation en temps réel doit satisfaire les contraintes de la charge de calcul. Il est clair que notre étude, sur l'application de la commande prédictive neuronale au moteur asynchrone, n'aboutit pas à des résultats très satisfaisants. Cet état de chose n'affaiblit pas notre travail, elle permet de mettre en lumière les différents problèmes à prendre en considération dans la poursuite du travail. Comme perspective, il sera intéressant de voir d'autres structures de réseaux de neurones et d'autres méthodes d'optimisation pour résoudre les problèmes rencontrés dans ce travail.

D'autre part, la commande non linéaire prédictive fait appel aux outils mathématiques

de la géométrie différentielle. Le modèle de prédiction est calculé à partir d'une expansion en série de Taylor; donc, le système non linéaire doit être bien déterminé, ce qui est le cas pour le moteur asynchrone. La fonction de coût est une relation quadratique de l'erreur entre les sorties du système et les références, sans nécessité de renforcer la commande. L'optimisation de cette fonction est réalisée en ligne et le temps d'exécution est minimal, car à chaque instant de temps, la commande calculée est optimale. L'intégration dans la boucle de commande d'un observateur de perturbation (couple de charge), réalisé à partir de la commande prédictive, permet d'améliorer le comportement du système contrôlé, car il réagit comme un contrôleur PID ou PI de vitesse. La structure de cet observateur dépend du degré relatif de la sortie (vitesse) à contrôler. Cette combinaison de commande non linéaire PID (ou PI) prédictive augmente les performances de suivi de trajectoires, le rejet de perturbation et la robustesse aux variations paramétriques. La stabilité du système en boucle fermée est garantie, car la commande linéarise le système bouclé et permet un placement de pôles. Le couplage de la commande non linéaire prédictive avec un observateur d'état est réalisé avec de bonnes performances tout en garantissant une stabilité globale du système complet (procédé + commande + observation). Le choix des variables auxiliaires pour l'analyse de la stabilité globale est lié aux degrés relatifs des sorties à contrôler.

Le comportement de l'observateur d'état pour l'estimation du flux est lié à la réponse du système en vitesse. Il sera donc intéressant de recourir à l'utilisation d'observateurs plus évolués pour reconstruire l'état du rotor et garantir la stabilité globale du système complet.

La simulation numérique en temps réel a permis la mise en œuvre de la commande non

linéaire prédictive avec de bonnes performances dans un environnement proche de la réalité.

Le tableau suivant donne une comparaison entre la commande non linéaire prédictive et la commande prédictive neuronale.

	<b>Commande non linéaire prédictive</b>	<b>Commande neuronale prédictive</b>
Outil de base	Le modèle non linéaire de prédiction est à base d'outil de géométrie différentielle (expansion en série de Taylor).	Le modèle non linéaire de prédiction est à base d'outil d'intelligence artificielle (réseau de neurones).
Caractéristique	Le modèle de prédiction nécessite la connaissance des états du système.	Le modèle de prédiction nécessite seulement de connaître les entrées/sorties du système.
Fonction de coût	La fonction de coût est une relation quadratique de l'erreur entre les sorties du système et les références sans nécessité de renforcer la commande.	La fonction de coût est une relation quadratique de l'erreur et une pondération de la commande renforcée par un modèle de référence.
Optimisation	La fonction de coût est optimisée par un calcul direct à chaque instant de temps.	La fonction de coût est optimisée en ligne par plusieurs itérations à chaque instant de temps.
Temps d'exécution	Le temps d'exécution pour l'optimisation est minimal car à chaque instant de temps la commande calculée est optimale.	Le temps d'exécution pour l'optimisation dépend du nombre d'itérations nécessaire pour trouver la commande calculée est optimale à chaque instant de temps.
Rejet de perturbation	L'observateur de perturbation est intégré dans la loi de commande et se comporte comme un contrôleur PID ou PI. Le rejet de perturbation est satisfait par la nouvelle loi de commande.	L'adaptation est réalisée par un entraînement en ligne du réseau de neurones. Cependant, le rejet de perturbation n'est pas réalisé parfaitement.
Ajustement des paramètres	Les paramètres du contrôleur sont simples à ajuster, par exemple à partir d'une étude théorique de placement de pôles.	Les paramètres du contrôleur sont difficiles à ajuster, il n'existe pas une règle générale pour le choix de ces paramètres

Tableau de comparaison entre la commande non linéaire prédictive et la commande neuronale prédictive

## **PUBLICATIONS**

Le travail de recherche réalisé dans cette thèse a donné lieu à un certain nombre de publications dans le domaine de la commande des machines électriques.

### **Publications dans des revues internationales avec comité de lecture**

1. **Merabet A.**, M. Ouhrouche and R.T. Bui, Globally stable nonlinear PID predictive control with state observer for induction motor drives, submitted to International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2007.
2. **Merabet A.**, M. Ouhrouche and R.T. Bui, Neural generalized predictive control for induction motor, International Journal of Theoretical and Applied Computer Sciences, vol. 1, no. 1, pp. 83-100, 2006.
3. Ouhrouche M., **A. Merabet** and R.T. Bui, Predictive control based on neural networks with reference model for an induction motor sensorless drive, WSEAS Transactions on Systems, vol. 4, no. 5, pp. 593-600, 2005.

### **Publications dans les actes de conférences internationales avec comité de lecture**

1. **Merabet A.**, M. Ouhrouche, R.T. Bui and H. Ezzaidi, Nonlinear PID predictive control of induction motor drives, Proceedings of the IFAC Workshop on Nonlinear Model

Predictive Control for Fast Systems NMPC06, Grenoble, France, October 9-11, pp. 53-58, 2006.

2. **Merabet A.**, M. Ouhrouche and R.T. Bui, Nonlinear predictive control with disturbance observer for induction motor drive, IEEE International Symposium on Industrial Electronics ISIE06, Montreal, Canada, July 9-13, pp. 86-91, 2006.
3. **Merabet A.**, M. Ouhrouche, R.T. Bui and J.S. Thongam, Nonlinear multivariable control of induction motor based on generalized predictive control, Proceedings of the 8<sup>th</sup> IASTED International Conference on Control and Applications CA06, Montreal, Canada, May 24-26, pp. 7-12, 2006.
4. **Merabet A.**, M. Ouhrouche, R.T. Bui and J.S. Thongam, Neural network based input-output modeling for an induction motor drive, Proceedings of the 5<sup>th</sup> IASTED International Conference on Modelling, Simulation and Optimization MSO05, Oranjestad, Aruba, August 29-31, pp. 108-113, 2005.
5. Ouhrouche M., **A. Merabet** and R.T. Bui, Model reference neural predictive controller for induction motor drive, Proceedings of the 9<sup>th</sup> WSEAS International Conference on Systems, Vouliagmeni, Athens, Greece, July 11-13, 2005.
6. **Merabet A.**, M. Ouhrouche, R.T. Bui and H. Ezzaidi, Neural predictive control based speed and flux tracking in induction motor drives, Proceedings of the 7<sup>th</sup> IASTED International Conference on Control and Applications CA05, Cancun, Mexico, May 18-20, pp. 24-29, 2005.

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] Baraços P., G. Murere, CA. Rabbath and W. Jin, Enabling PC-based HIL simulation for automotive applications, Proceedings of the IEEE International Electric Machines and Drives Conference (IEMDC'01), Cambridge, MA, USA, 2001.
- [2] Barra K. and K. Benmahammed, A new extended cascaded predictive control ECGPC of an induction motor drive with energy saving, IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference, Benalmaden, Spain, pp. 1150-1153, 2006.
- [3] Barut M., S. Bogosyan and M. Gokasan, Speed sensorless direct torque control of IMs with rotor resistance estimation, Energy Conversion and Management, 46, pp. 335-349, 2005.
- [4] Benchaib A., A. Rachid and E. Audrezet, Sliding mode input-output linearization and field oriented control for real-time control of induction motors, IEEE Transactions on Power Electronics, vol.14, no.1, pp. 3-13, 1999.
- [5] Blaschke F. The Principle of Field Orientation as Applied to the New Transvector Closed-Loop Control System for Rotating Field Machines, Siemens Review, vol. 39, pp-217-220, 1972.
- [6] Bleile T., D. Dumer and P. Boucher. Delta-operator generalized predictive control with multiple reference models. Proceedings of the 33 rd Conference on Decision and



- Control, Lake Buena Vista, USA, pp. 3030-3031, 1994.
- [7] Bodson M., J. Chiasson and R. Novotnak. High performance induction motor via input-output linearization, *IEEE Control Systems*, pp. 25-33, 1994.
  - [8] Bordons C, Camacho E.F. A generalized predictive controller for a wide class of industrial processes. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*; 6 (3): pp. 372-387,1998.
  - [9] Boukas T.K. and T.G. Habetler, High-performance induction motor speed control using exact feedback linearization with state and state derivative feedback, *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol.19, no.4, pp. 1022-1028, 2004.
  - [10] Boullart L., A. Krijgsman and R.A. Vingerhoeds. *Application of Artificial Intelligence in Process Control*, Pergamon Press Ltd, Oxford, UK, 2002.
  - [11] Canudas de Wit, C. *Commande des moteurs asynchrones 1– Modélisation, contrôle vectoriel et DTC*, Hermès Science Publication, France, 2000.
  - [12] Canudas de Wit, C. *Commande des moteurs asynchrones 2– Optimisation, discrétisation et observateurs*, Hermès Science Publication, France, 2000.
  - [13] Chen F. and M.W. Dunnigan, Feedback linearization sliding-mode torque control of an induction machine, *IEE Conference Power Electronics, Machines and Drives*, no. 487, pp. 110-115, 2002.
  - [14] Chen F. and M.W. Dunnigan, A new non-linear sliding-mode torque and flux control method for an induction machine incorporating a sliding-mode flux observer, *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 14, pp. 463-486, 2004.
  - [15] Chen T-C. and T-T. Sheu, Model reference robust speed control for induction motor

- drive with time delay based on neural network, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics- Part A: Systems and Humans*, vol. 31, no. 6, pp. 746-753, 2001.
- [16] Chen W.-H., D.J. Balance, P.J. Gawthrop, J.J. Gribble and J. O'Reilly, Nonlinear PID predictive controller, *IEE Proceedings Control Theory application*, vol. 146, no. 6, pp. 603-611, 1999.
- [17] Chen W.-H., Optimal control of nonlinear systems: a predictive control approach, *Automatica*, vol. 39, no. 4, pp. 633-641, 2003.
- [18] Chen W.-H., D.J. Balance, P.J. Gawthrop and J. O'Reilly, A nonlinear disturbance observer for robotics manipulators, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 47, no. 4, pp. 932-938, 2000.
- [19] Chenafa M., Mansouri A., Bouhenna A., Etien E., Belaidi A., Denai M.A. Global stability of linearizing control with a new robust nonlinear observer of the induction motor. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Sciences*, vol. 15, no. 2, pp. 235-243, 2005.
- [20] Chiasson J. Dynamic Feedback Linearization of the Induction Motor, *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 38, no. 10, pp 1588-1594, 1993.
- [21] Chiasson J. A New Approach to Dynamic Feedback Linearization Control of an Induction Motor, *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 43, no. 3, pp.391-397, 1998.
- [22] Chiasson J. Nonlinear Controllers for an Induction Motor, *Control Engineering Practice*, vol. 4, no.7, pp 977-990, 1996.
- [23] Chiasson J. Dynamic feedback linearization of the induction motor, *IEEE*

- Transactions on Automatic Control, vol.38, no.10, pp. 1588-1594, 1993.
- [24] Cipolla Ficarra M., G.Griva, F.Profumo, Adaptive predictive speed controller for induction motor drives, Conf.Rec.IECON'99, San José (USA), pp. 630-635. 1999.
- [25] Clarke D.W., C. Mohtadi and P.S. Tuffs. Generalized predictive control – part I. the basic algorithm, *Automatica*, 23-2, pp. 137-160, 1987.
- [26] Clarke D.W., C. Mohtadi and P.S. Tuffs. Generalized predictive control – part II extensions and interpretations, *Automatica*, 23-2, pp. 137-160, 1987.
- [27] Constant L., R. Ruelland, B. Dagues, I. Rivals and L. Personnaz, Identification and validation of a neural network estimating the fluxes of an Induction Machine, 6th International Conference on Modelling and Simulation of Electric Machines, Converters and Systems ELECTRIMACS'99, 1999.
- [28] Constant, L., P. Lagarrigues, B. Dagues, I. Rivals and L. Personnaz Modeling of electromechanical systems using neural networks. *Computational Intelligence and Applications*, (P. S. Szczepaniak ed.), Physica-Verlag, c/o Springer-Verlag. 1999.
- [29] Corriou J-P. *Commande des procédés*, Editions TEC & DOC, France, 2003.
- [30] Corriou J-P. (coordonnateur). *Les réseaux de neurones pour la modélisation et la conduite des procédés*, Lavoisier Technique et documentation, Paris, France.
- [31] Dan H., C. Chang, X. Jian. Neural network predictive control for induction motor drive control drive using sliding-mode design technique. *IEEE International Conference on Industrial Technology*, 14-17 Dec, Hong Kong, pp.829-833 2005.
- [32] Delaleau E., J-P. Louis and R. Ortega, Modeling and control of inductions motors, *International Journal of Applied Mathematics and Computer Sciences*, vol. 11, no 1,

pp 105-129, 2001.

- [33] Dreyfus G., J-M. Martinez, M. Samuelides, M.B. Gordon, F. Badran, S. Thiria, L. Hérault, Réseaux de neurones: Méthodologie et applications, Eyrolles, 2002.
- [34] Dumer D., P. Boucher and T. Kolb. Application of Cascaded Constrained Receding Horizon Predictive Control to an Induction Machine. Proceedings of the IEEE International Conference on Control Applications, Dearborn, IM, pp. 888-893, 1996.
- [35] Dumer D., P. Boucher and J. Röder. Design of an Open Architecture Structure for Implementation of Predictive Controllers for Motors Drives. Proc. of the IEEE Int. Conference on Control Applications, Trieste, Italy, pp. 1307-1311, 1998.
- [36] Feng W., J. O'Reilly and D.J. Balance, MIMO nonlinear PID predictive controller, IEE Proceedings Control Theory application, vol. 149, no. 3, pp. 203-208, 2002.
- [37] Garcia E., D.M. Prett and M. Morari. Model Predictive Control: Theory and Practice - a Survey. International Federation of Automatic Control, 25 (3), pp. 335-348, 1989.
- [38] Ginhoux R., Compensation des mouvements physiologiques en chirurgie robotisée par commande prédictive. Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur Strasbourg I, France, 2003.
- [39] Grellet G. et G. Clerc, Actionneurs électriques, Eyrolles, France, 1996.
- [40] Grewal M.S. and P. Andrews, Kalman filtering: theory and practice, Prentice Hall Information and System Sciences Series, 1993.
- [41] Hagan M. T., H. B. Demuth and O. De Jesús. An introduction to the use of neural networks in control systems. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 12, pp. 959-985, 2002.

- [42] Haider A., A.F. Mohamed and S.Yaacob. Identification and control of an induction motor using artificial neural networks. Proceedings of the 8th IASTED International Conference Control and Applications, Montreal, Qc, Canada, pp. 30-35, 2006.
- [43] Hasse, K. On the Dynamics of Speed Control of a Static AC Drive with a Squirrel-Cage Induction Machine, PhD dissertation, Tech. Hochsch. Darmstadt, 1969.
- [44] Hassoun M. H. Fundamentals of Artificial Neural Networks. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1995.
- [45] Hedjar, R., R. Toumi, P. Boucher and D. Dumur. Cascaded nonlinear predictive control of induction motor. Proceedings of the IEEE Conference on Control Applications, Anchorage, Alaska, USA, pp. 698-703, 2000.
- [46] Hedjar R., R. Toumi, P. Boucher and D. Dumur, Two cascaded nonlinear predictive controls of induction motor, IEEE Conference on Control Applications, vol. 1, Istanbul, Turkey, pp. 458-463, 2003.
- [47] Hedjar, R., R. Toumi, P. Boucher and D. Dumur .Finite horizon nonlinear predictive control by the Taylor approximation: application to robot tracking trajectory. International Journal of Applied Mathematics and Computer Sciences, 15, no. 4, pp. 527-540, 2005.
- [48] Hentabli K., M. E. H Benbouzid and D. Pinchon. CGPC with Internal Model Structure: application to Induction Motor Control. Proceedings of the IEEE International Conference on Control Applications, Hartford, CT, 1997, pp. 235-237.
- [49] Hentabli K. State-Space Local Model Networks based Continuous-Time GPC Application to Induction Motor. Proceedings of the American Control Conference,

- Philadelphia, USA, pp. 3435-3439, 1998.
- [50] Hong K and Nam K. A load torque compensation scheme under the speed measurement delay, *IEEE Transactions. on Industrial Electronics*, 45 (2), pp. 283-290, 1998.
- [51] Irving E., C.M. Falinower and C. Fonte. Adaptive Generalized Predictive Control with Multiple Reference Models. 2nd IFAC Workshop on Adaptive Systems in Control and Signal Processing, Lund, Sweden, 1986.
- [52] Ismail M.M., H.A. Abdel Fattah and A. Bahgat, Adaptive input-output of induction motors with magnetic saturation, *Proceedings of the 29<sup>th</sup> IEEE Conference of Industrial Electronics Society, IECON03*, vol. 1, pp. 168-173, 2003.
- [53] Iwasaki M. and N. Nobuyuki. Robust speed control of IM with torque feedforward control. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.40, no. 6, pp. 553-560, 1993.
- [54] Kennel R. And A. Linder. Predictive Control of Inverter Supplied Electrical Drives. Wuppertal University. Germany.
- [55] Kennel R, A. Linder and M. Linke. Generalized Predictive Control (GPC) - Ready for Use in Drive Applications?. University of Wuppertal, Germany.
- [56] Krüger L., D. Naunin and C. Garbrecht. Stochastic and Neural Models of an Induction Motor. *Mathematics and Computers in Simulation*, 46, pp. 313-324. 1998.
- [57] Kubota H. and M. Kouki. Speed sensorless field oriented control of induction machines using flux observer. *Proceedings of the 20th International Conference on Industrial Electronics Control and Instrumentation*, Bologna, Italy, pp.1611-1615, 1994.

- [58] Lazar M. and O. Pastravanu. A Neural Predictive Controller for Non Linear Systems, *Mathematics and Computers in Simulation*, 60, pp. 315-324, 2002.
- [59] Lu P., Nonlinear predictive controllers for continuous systems, *Journal of Guidance, control and Dynamics*, vol. 17, no.3, pp. 553-560, 1994.
- [60] Maaziz, M. Commande prédictive de systèmes non linéaires : Application à la commande de machines asynchrones, Thèse de doctorat, École Supérieure d'Électricité, France, 2000.
- [61] Maaziz M.K., E. Mendes, P. Boucher et D. Dumur, Validation expérimentale de commande prédictives non linéaires, *Journal Européen des Systèmes Automatisés*, vol.36, no.5, pp. 723-735, 2002.
- [62] Maaziz M.K., P. Boucher and D. Dumur, A new control strategy for induction motor based on nonlinear predictive control and feedback linearization, *International Journal of adaptive control and Signal Processing*, 14, pp. 313-329, 2000.
- [63] Maaziz M.K., P. Boucher and D. Dumur, A new RST cascaded predictive control scheme for inductions machines, *Proceedings of IEEE International Conference on Control Applications*, Hawaii, USA, pp. 927-932, 1999.
- [64] Maaziz M.K., E. Mendes and P. Boucher, A new nonlinear multivariable control strategy of induction motors, *Control Engineering Practice*, 10, pp. 605-613, 2002.
- [65] Makouf A., M.E.H. Benbouzid, D. Diallo and N.E. Bouguechal, Induction motor robust control: a  $H_\infty$  control approach with field orientation and input-output linearizing. The 27<sup>th</sup> Annual Conference of the IEEE Industrial electronics Society IECON'01, pp. 1406-1411, 2001.

- [66] Marino R., S. Peresada and P. Valigi, Adaptive partial feedback linearization of induction motors, Proceedings of the 29<sup>th</sup> IEEE Conference on Decision and Control, Honolulu, Hawaii, USA, pp. 3313-3318, 1990.
- [67] Marino R., S. Peresada and P. Valigi, Adaptive input-output linearizing control of induction motors, IEEE Transactions on Automatic Control, vol.38, no. 2, pp. 208-221, 1993.
- [68] Martins, J.F., A. J. Pires, and J. A Dente. Automatic Input/Output Modeling of a Squirrel-Cage Induction Motor Drive System Using Neural Network. EPE'97, 4, Trondheim, Norway, pp. 632-637. 1997.
- [69] Merabet A., M. Ouhrouche, R.T. Bui and H. Ezzaidi, Nonlinear PID predictive control of induction motor drives, Proceedings of the IFAC Workshop on Nonlinear Model Predictive Control for Fast Systems, Grenoble, France, October 9-11, pp. 53-58, 2006.
- [70] Merabet A., M. Ouhrouche and R.T. Bui, Nonlinear predictive control with disturbance observer for induction motor drive, IEEE International Symposium on Industrial Electronics ISIE06, Montreal, Canada, July 9-13, pp. 86-91, 2006.
- [71] Merabet A., M. Ouhrouche, R.T. Bui and J.S. Thongam, Nonlinear multivariable control of induction motor based on generalized predictive control, Proceedings of the 8<sup>th</sup> IASTED International Conference on Control and Applications CA06, Montreal, Canada, May 24-26, pp. 7-12, 2006.
- [72] Merabet A., M. Ouhrouche, R.T. Bui and J.S. Thongam, Neural network based input-output modeling for an induction motor drive, Proceedings of the 5<sup>th</sup> IASTED



- International Conference on Modelling, Simulation and Optimization MSO05, Oranjestad, Aruba, August 29-31, pp. 108-113, 2005.
- [73] Merabet A., M. Ouhrouche, R.T. Bui and H. Ezzaidi, Neural predictive control based speed and flux tracking in induction motor drives, Proceedings of the 7<sup>th</sup> IASTED International Conference on Control and Applications CA05, Cancun, Mexico, May 18-20, pp. 24-29, 2005.
- [74] Negm M.M, A.H. Mantawy and M.H. Shwehdi. A global ANN algorithm for induction motor based on optimal preview control theory. IEEE Power Tech Conference Proceedings, June 23-26, Bologna, Italy, 2003.
- [75] Neumerkel D., J. Franz, L. Krüger, and A. Hidiroglu. Real time application of neural model predictive control for an induction servo drive. Proceedings of the 3rd IEEE conference on Control Applications, Glasgow, UK, pp. 433-438. 1994.
- [76] Ortega R, Canudas C and Seleme S.I. Nonlinear control of induction motors: torque tracking with unknown load disturbance. IEEE Transactions on Automatic Control, 38(11): pp. 1675-1680, 1993.
- [77] Ouhrouche M., A. Merabet and R.T. Bui, Model reference neural predictive controller for induction motor drive. Proceedings of the 9<sup>th</sup> WSEAS International Conference on Systems, Vouliagmeni, Athens, Greece, July 11-13, 2005.
- [78] Ouhrouche M., A. Merabet and R.T. Bui, Predictive control based on neural networks with reference model for an induction motor sensorless drive, WSEAS Transactions on Systems, vol. 4, no. 5, pp. 593-600, 2005.
- [79] Ouhrouche M., M. Beguenane R, Trzynadlowski A.M, Thongam J.S, Dube-Dallaire

- M. A PC-cluster based fully digital real-time simulation of a field oriented speed controller for an induction motor. *International Journal of Modeling and Simulation*; 26 (3): pp. 219-228, 2006.
- [80] Ourth, T. Commande vectorielle d'un moteur asynchrone sans capteur, *Journal de Physique III, France 3*, no. 6, pp. 1123-1133, 1993.
- [81] Ping L., Optimal predictive control of continuous nonlinear systems, *International Journal of Control*, vol. 63, no. 1, pp. 633-649, 1996.
- [82] Richalet J. Industrial applications of model based predictive control. *Automatica*; 29 (5): pp. 1251-1274, 1993.
- [83] Rivals I. Modélisation et commande de processus par réseaux de neurones; application au pilotage d'un véhicule autonome. Thèse de Doctorat de l'Université Pierre et Marie Curie, Paris VI, Janvier 1995.
- [84] Sastry S.S and A. Isidori, Adaptive Control of Linearizable Systems, *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 34, no. 11, pp. 1123-1131, 1989.
- [85] Segulier G. et F. Notelet, *Électrotechnique industrielle*, Technique et Documentation, France, 1977.
- [86] Sheu T-T. and T-C. Chen, Self-tuning control of induction motor drive using neural network identifier, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 14, no. 4, pp. 881-886, 1999.
- [87] Siller-Alcalá I.I., Generalized predictive control for nonlinear systems with unstable zero dynamics, *Journal of the Mexican Society of Instrumentation and Development*, vol. 5, no. 3, pp. 146-151, 2001.

- [88] Sobczuk D.L, Feedback linearization control of inverter fed induction motor-DSP implementation, Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics, ISIE02, vol.2, pp. 678-682, 2002.
- [89] Soloway D. and P. J. Haley Neural Generalized Predictive Control: A Newton-Raphson Implementation. Proceedings of the 11th IEEE International Symposium on Intelligent Control, Dearborn, MI, pp. 277-282, 1996.
- [90] Sørensen, P.H., M. Nørgaard, O. Ravn, and N.K. Poulsen. Implementation of Neural Network Based Non-linear Predictive Control. *Neurocomputing*, 28, pp. 37-51, 1999.
- [91] Takahashi I., T. Noguchi. A new quick-response and high-efficiency control strategy of an induction motor. *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. IA-22, no.5, pp. 820-827, 1986.
- [92] Van Raumer T. Commande adaptative non linéaire de machine asynchrone. Thèse de doctorat, Laboratoire d'Automatique de Grenoble, France, 1994.
- [93] Van Raumer T., J. M. Dion, L. Dugard and J. L. Thomas, Applied Nonlinear Control of an Induction Motor Using Digital Signal Processing, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 2, no. 4, pp. 327-335, 1994.
- [94] Vas, P. Artificial-Intelligence-Based Electrical Machines and Drives: Application of Fuzzy, Neural, Fuzzy Neural and Genetic Algorithm-Based Techniques. Oxford University Press Inc., New York, USA, 1999.
- [95] Waller J.B Concepts and methodologies in non-linear Model predictive control. Abo Akademi University, Finland, 2000.
- [96] Wang W. J. and J. Y. Chen, A new sliding mode position controller with adaptive

load torque estimator for an induction motor. IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 14, no. 3, pp. 413-418, 1999.

[97] Wilamowski B.M. and S. Iplikci. An algorithm for fast convergence in training neural networks, Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, Washington DC, USA, pp. 1778-1782, 2001.

[98] Opal RT Technologies, RT Lab 8 User's Manual

## ANNEXES

### 1. Calcul des dérivées de Lie pour les sorties vitesse rotorique et norme du flux rotorique.

$$h_1 = \omega$$

$$L_{\tau} h_1 = \frac{pL_m}{JL_r} (\phi_{r\alpha} i_{s\beta} - \phi_{r\beta} i_{s\alpha}) - \frac{f_r}{J} \omega - \frac{1}{J} T_L$$

$$L_{\tau}^2 h_1 = \frac{pL_m}{JL_r} \left( \gamma + \frac{1}{T_r} + \frac{f_r}{J} \right) (\phi_{r\beta} i_{s\alpha} - \phi_{r\alpha} i_{s\beta}) - \frac{p^2 L_m K}{JL_r} (\phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2) - \frac{p^2 L_m}{JL_r} \omega (\phi_{r\alpha} i_{s\alpha} + \phi_{r\beta} i_{s\beta}) + \frac{f_r^2}{J^2} \omega + \frac{f_r}{J^2} T_L$$

$$L_{g_{11}} L_{\tau} h_1 = -\frac{pL_m}{J\sigma L_s L_r} \phi_{r\beta}; L_{g_{12}} L_{\tau} h_1 = \frac{pL_m}{J\sigma L_s L_r} \phi_{r\alpha}$$

$$L_{g_{21}} h_1 = -\frac{1}{J}; L_{g_{22}} L_{\tau} h_1 = \frac{f_r^2}{J^2}$$

$$h_2 = \phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2$$

$$L_{\tau} h_2 = \frac{2L_m}{T_r} (\phi_{r\alpha} i_{s\alpha} + \phi_{r\beta} i_{s\beta}) - \frac{2}{T_r} (\phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2)$$

$$L_{\tau}^2 h_2 = -\frac{2L_m}{T_r} \left( \gamma + \frac{3}{T_r} \right) (\phi_{r\alpha} i_{s\alpha} + \phi_{r\beta} i_{s\beta}) - \frac{2pL_m}{T_r} \omega (\phi_{r\beta} i_{s\alpha} - \phi_{r\alpha} i_{s\beta}) + \frac{4 + 2L_m K}{T_r^2} (\phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2) + \frac{2L_m^2}{T_r^2} (i_{r\alpha}^2 + i_{r\beta}^2)$$

$$L_{g_{11}} L_{\tau} h_2 = \frac{2L_m}{\sigma L_s T_r} \phi_{r\alpha}; L_{g_{12}} L_{\tau} h_2 = \frac{2L_m}{\sigma L_s T_r} \phi_{r\beta}$$

$$\hat{h}_{11} = \frac{pL_m}{JL_r} (\hat{\phi}_{r\alpha} \hat{i}_{s\beta} - \hat{\phi}_{r\beta} \hat{i}_{s\alpha})$$

$$L_{\tau} \hat{h}_{11} = \frac{pL_m}{JL_r} \left[ \left( \gamma + \frac{1}{T_r} + k_1 \right) (\hat{i}_{s\alpha} \hat{\phi}_{r\beta} - \hat{i}_{s\beta} \hat{\phi}_{r\alpha}) - p\omega (\hat{i}_{s\alpha} \hat{\phi}_{r\alpha} + \hat{i}_{s\beta} \hat{\phi}_{r\beta}) - pK\omega (\hat{\phi}_{r\alpha}^2 + \hat{\phi}_{r\beta}^2) - k_1 (\hat{i}_{s\alpha} \hat{\phi}_{r\beta} - \hat{i}_{s\beta} \hat{\phi}_{r\alpha}) \right. \\ \left. + \frac{k_2}{T_r} (\hat{i}_{s\alpha} \hat{i}_{s\beta} - \hat{i}_{s\beta} \hat{i}_{s\alpha}) - pk_2 \omega (\hat{i}_{s\alpha} \hat{i}_{s\alpha} - \hat{i}_{s\beta} \hat{i}_{s\beta}) + pk_2 \omega (\hat{i}_{s\alpha}^2 + \hat{i}_{s\beta}^2) - \hat{\phi}_{r\beta} f_{ia} + \hat{\phi}_{r\alpha} f_{ib} \right]$$

$$\hat{h}_{21} = \frac{2L_m}{T_r} (\hat{\phi}_{r\alpha} \hat{i}_{s\alpha} + \hat{\phi}_{r\beta} \hat{i}_{s\beta})$$

$$L_{\tau} \hat{h}_{21} = \frac{2L_m}{T_r} \left[ \left( \frac{L_m}{T_r} - \frac{k_2}{T_r} \right) (\hat{i}_{s\alpha}^2 + \hat{i}_{s\beta}^2) - \left( \gamma + \frac{1}{T_r} + k_1 \right) (\hat{i}_{s\alpha} \hat{\phi}_{r\beta} + \hat{i}_{s\beta} \hat{\phi}_{r\alpha}) - p\omega (\hat{i}_{s\alpha} \hat{\phi}_{r\alpha} - \hat{i}_{s\beta} \hat{\phi}_{r\beta}) + \frac{k_2}{T_r} (\hat{i}_{s\alpha} \hat{i}_{s\alpha} + \hat{i}_{s\beta} \hat{i}_{s\beta}) \right. \\ \left. + pK\omega (\hat{i}_{s\alpha} \hat{i}_{s\beta} - \hat{i}_{s\beta} \hat{i}_{s\alpha}) + \frac{K}{T_r} (\hat{\phi}_{r\alpha}^2 + \hat{\phi}_{r\beta}^2) + k_1 (\hat{i}_{s\alpha} \hat{\phi}_{r\alpha} + \hat{i}_{s\beta} \hat{\phi}_{r\beta}) + \hat{\phi}_{r\alpha} f_{ia} + \hat{\phi}_{r\beta} f_{ib} \right]$$

2. Calcul des dérivées de Lie pour les sorties couple électromagnétique et norme du flux rotorique.

$$h_1 = \frac{pL_m}{L_r} (\phi_{r\alpha} i_{s\beta} - \phi_{r\beta} i_{s\alpha})$$

$$L_{\tau} h_1 = \frac{pL_m}{L_r} \left[ \left( \gamma + \frac{1}{T_r} \right) (i_{s\alpha} \phi_{r\beta} - i_{s\beta} \phi_{r\alpha}) - p\omega (i_{s\alpha} \phi_{r\alpha} + i_{s\beta} \phi_{r\beta}) - pK\omega (\phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2) \right]$$

$$L_{g_1} h_1 = -\frac{pL_m}{\sigma L_s L_r} \phi_{r\beta}; \quad L_{g_2} h_1 = \frac{pL_m}{\sigma L_s L_r} \phi_{r\alpha}$$

$$h_2 = \phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2$$

$$L_{\tau} h_2 = \frac{2L_m}{T_r} (\phi_{r\alpha} i_{s\alpha} + \phi_{r\beta} i_{s\beta}) - \frac{2}{T_r} (\phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2)$$

$$L_{\tau}^2 h_2 = -\frac{2L_m}{T_r} \left( \gamma + \frac{3}{T_r} \right) (\phi_{r\alpha} i_{s\alpha} + \phi_{r\beta} i_{s\beta}) - \frac{2pL_m}{T_r} \omega (\phi_{r\beta} i_{s\alpha} - \phi_{r\alpha} i_{s\beta}) + \frac{4 + 2L_m K}{T_r^2} (\phi_{r\alpha}^2 + \phi_{r\beta}^2) + \frac{2L_m^2}{T_r^2} (i_{r\alpha}^2 + i_{r\beta}^2)$$

$$L_{g_1} L_{\tau} h_2 = \frac{2L_m}{\sigma L_s T_r} \phi_{r\alpha}; \quad L_{g_2} L_{\tau} h_2 = \frac{2L_m}{\sigma L_s T_r} \phi_{r\beta}$$

$$\hat{h}_1 = \frac{pL_m}{L_r} (\hat{\phi}_{r\alpha} \hat{i}_{s\beta} - \hat{\phi}_{r\beta} \hat{i}_{s\alpha})$$

$$L_{\tau} \hat{h}_1 = \frac{pL_m}{L_r} \left[ \left( \gamma + \frac{1}{T_r} + k_1 \right) (\hat{i}_{s\alpha} \hat{\phi}_{r\beta} - \hat{i}_{s\beta} \hat{\phi}_{r\alpha}) - p\omega (\hat{i}_{s\alpha} \hat{\phi}_{r\alpha} + \hat{i}_{s\beta} \hat{\phi}_{r\beta}) - pK\omega (\hat{\phi}_{r\alpha}^2 + \hat{\phi}_{r\beta}^2) - k_1 (i_{s\alpha} \hat{\phi}_{r\beta} - i_{s\beta} \hat{\phi}_{r\alpha}) \right. \\ \left. + \frac{k_2}{T_r} (i_{s\alpha} \hat{i}_{s\beta} - i_{s\beta} \hat{i}_{s\alpha}) - pk_2 \omega (i_{s\alpha} \hat{i}_{s\alpha} - i_{s\beta} \hat{i}_{s\beta}) + pk_2 \omega (\hat{i}_{s\alpha}^2 + \hat{i}_{s\beta}^2) - \hat{\phi}_{r\beta} f_{ia} + \hat{\phi}_{r\alpha} f_{ib} \right]$$

$$\hat{h}_{21} = \frac{2L_m}{T_r} (\hat{\phi}_{r\alpha} \hat{i}_{s\alpha} + \hat{\phi}_{r\beta} \hat{i}_{s\beta})$$

$$L_{\tau} \hat{h}_{21} = \frac{2L_m}{T_r} \left[ \left( \frac{L_m}{T_r} - \frac{k_2}{T_r} \right) (\hat{i}_{s\alpha}^2 + \hat{i}_{s\beta}^2) - \left( \gamma + \frac{1}{T_r} + k_1 \right) (\hat{i}_{s\alpha} \hat{\phi}_{r\beta} + \hat{i}_{s\beta} \hat{\phi}_{r\alpha}) - p\omega (\hat{i}_{s\alpha} \hat{\phi}_{r\alpha} - \hat{i}_{s\beta} \hat{\phi}_{r\beta}) + \frac{k_2}{T_r} (i_{s\alpha} \hat{i}_{s\alpha} + i_{s\beta} \hat{i}_{s\beta}) \right. \\ \left. + pK\omega (i_{s\alpha} \hat{i}_{s\beta} - i_{s\beta} \hat{i}_{s\alpha}) + \frac{K}{T_r} (\hat{\phi}_{r\alpha}^2 + \hat{\phi}_{r\beta}^2) + k_1 (i_{s\alpha} \hat{\phi}_{r\alpha} + i_{s\beta} \hat{\phi}_{r\beta}) + \hat{\phi}_{r\alpha} f_{ia} + \hat{\phi}_{r\beta} f_{ib} \right]$$

### 3. Stabilité au sens de Lyapunov [29].

Une fonction de Lyapunov est un candidat de Lyapunov, à savoir une fonction continue

$V(\mathbf{x})$  telle que

$$V(\mathbf{x}) > 0 \quad \forall \mathbf{x} \neq 0, \quad V(\mathbf{x}) = 0 \quad \mathbf{x} = 0,$$

ayant en plus la propriété

$$\dot{V}(\mathbf{x}) \leq 0 \quad \forall \mathbf{x} \neq 0, \quad \dot{V}(\mathbf{x}) = 0 \quad \mathbf{x} = 0.$$

Le théorème de stabilité fondamental de la théorie de Lyapunov peut être énoncé comme suit :

#### **Théorème :**

Si une fonction de Lyapunov  $V(\mathbf{x})$  existe pour un système donné dans une région autour de l'origine alors ce système est stable pour tout  $\mathbf{x}$  dans cette région, et si en plus la fonction de Lyapunov est strictement décroissante, c'est-à-dire  $\dot{V}(\mathbf{x}) < 0, \forall \mathbf{x} \neq 0$ , le long d'une trajectoire, alors la stabilité est asymptotique.

### 4. Caractéristiques du moteur.

$$\omega_{nom} = 73.3 \text{ rad/sec} \quad \phi_{r\alpha\beta} = 1.14 \text{ Wb} \quad T_{nom} = 7 \text{ Nm}$$

$$R_s = 8.0 \Omega \quad R_r = 3.6 \Omega$$

$$L_s = 0.47 \text{ H} \quad L_r = 0.47 \text{ H} \quad L_m = 0.44 \text{ H}$$

$$p = 2 \quad f_r = 0.04 \text{ Nms} \quad J = 0.06 \text{ kgm}^2$$