

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

UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE
« HOUARI BOUMEDIEN »

FACULTE D'ELECTRONIQUE ET D'INFORMATIQUE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de MAGISTER

EN : Electrotechnique

Spécialité : Systèmes Electroenergétique

Par : Gherram Kaci

Sujet

*Étude d'un observateur Neuro-Kalman
appliqué à la commande vectorielle de la
machine asynchrone à cage*

Soutenu le 22/12/2008, devant le jury composé de:

M ^r . Hocine ZERROUG	Maître de conférences à l'USTHB.	Président
M ^r . Krim YAZID	Maître de conférences à l'USTHB.	Directeur de mémoire
M ^{elle} . Lynda BARAZANE	Maître de conférences à l'USTHB.	Examinatrice
M ^r . Abdelkader LARABI	Maître de conférences à l'USTHB.	Examineur
M ^r . Samir MOULAHOUIM	Docteur Es-Sciences à l'université de MEDEA.	Examineur

REMERCIEMENTS

Ce mémoire a été préparé au sein du Laboratoire des Systèmes Electriques et Industriels (L.S.E.I), du département d'électrotechnique, de l'Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene.

*Je suis particulièrement sensible à l'honneur que m'a fait Monsieur **K. YAZID**, maître de conférences au département d'électrotechnique de l'Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, d'accepter d'être rapporteur de ce mémoire, je tiens à lui exprimer ma gratitude et mes remerciements pour l'intérêt qu'il m'a témoigné et pour l'aide qu'il m'a apportée par ses conseils éclairés tout au long de ce travail.*

*Qu'il me soit permis d'exprimer à Monsieur **M. MENAA**, , maître de conférences au département d'électrotechnique de l'Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, ma gratitude et mes remerciements pour son importante participation dans l'élaboration de ce travail. Ses fructueuses connaissances et expériences ont été pour moi une source de savoir.*

*Je tiens à exprimer ma sincère gratitude à Monsieur **H. ZERROUG**, , maître de conférences au département d'électrotechnique de l'Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, d'avoir accepté de présider et d'honorer par sa présence le jury de soutenance du présent mémoire.*

*Mes sincères et vifs remerciements vont à Mademoiselle **L. BARAZANE**, maître de conférence au département d'électrotechnique de l'Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, d'avoir accepté d'examiner ce travail.*

*Mes remerciements vont également à Monsieur **A. LARABI**, , maître de conférences au département d'électrotechnique de l'Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, d'avoir accepté d'examiner ce travail.*

*Ma reconnaissance va également à Monsieur **S. MOULAHOU**, Docteur Es-Sciences à l'université de MEDEA, pour sa présence parmi les membres du jury.*

Je veux également remercier mes frères, mes sœurs ainsi que mes amis (es) pour leur soutien moral.

Enfin, je remercie tout particulièrement mes parents, pour leur soutien inconditionnel tout au long de ces longues années d'études.

DEDICACES

*Je dédie ce travail à mes chers parents,
à mes frères et soeurs, à ma famille et à mes amis (es).*

SOMMAIRE

Notations

INTRODUCTION GENERALE.....1

CHAPITRE I

**MODELISATION ET COMMANDE VECTORIELLE DE LA MACHINE
ASYNCHRONE A CAGE**

I.1. Introduction... ..5

I.2. Modélisation de la machine asynchrone à cage.....5

 I.2.1. Hypothèses simplificatrices.....5

 I.2.2. Equations du modèle de la machine.....5

 I.2.3. Transformation de Park.....8

 I.2.4. Choix du référentiel.....12

 I.2.4.1. Le référentiel lié au stator.....12

 I.2.4.2. Le référentiel lié au rotor.....12

 I.2.4.3. Le référentiel lié au champ tournant.....12

 I.2.5. Modélisation et simulation de la machine asynchrone alimentée en tension.....13

 I.2.6. Simulation de l'association machine asynchrone – onduleur de tension.....19

I.3. Commande vectorielle de la machine asynchrone.....23

 I.3.1. Principe de la commande vectorielle.....23

 I.3.2. Procédés d'orientation du flux.....24

 I.3.2.1. Orientation du flux rotorique..... 25

 I.3.2.2. Orientation du flux statorique.....26

 I.3.2.3. Orientation du flux d'entrefer.....26

 I.3.3. Différentes méthodes de la commande vectorielle.....27

 I.3.3.1. Méthode directe.....27

 I.3.3.2. Méthode indirecte.....27

 I.3.4. Structure d'une alimentation en tension par orientation du flux.....27

 I.3.5. Modèle discret de la commande directe.....28

I.3.6. Modèle discret de la commande indirecte.....	37
I.3.7. Interprétation des résultats de simulation des deux méthodes.....	43
I.4. Conclusion.....	43

CHAPITRE II

APPLICATION DU FILTRE DE KALMAN A LA COMMANDE VECTORIELLE

II.1. Introduction.....	45
II.2. Observateurs déterministes de flux.....	45
II.3. Filtrage stochastique.....	47
II.4. Filtre de Kalman.....	47
II.4.1. Théorie du filtre de Kalman.....	48
II.4.2. Algorithme du filtre de Kalman en discret.....	49
II.4.2.1. Filtre de Kalman linéaire.....	49
II.4.2.2. Filtre de Kalman étendu.....	54
II.5. Conclusion.....	62

CHAPITRE III

APPLICATION DE L'OBSERVATEUR NEURO-KALMAN A LA COMMANDE VECTORIELLE

III.1. Introduction.....	64
III.2. Le neurone formel.....	64
III.3. Les réseaux multicouches.....	66
III.4. Architecture des réseaux de neurones.....	66
III.4.1. Réseaux statiques.....	66
III.4.2. Réseaux dynamiques (Feed-back).....	67
III.4.3. Réseaux à architecture évolutive et auto-organisée.....	67
III.5. Principes généraux de l'apprentissage.....	67
III.5.1. Apprentissage.....	67
III.5.2. Algorithme d'apprentissage.....	67

III.5.2.1. Algorithme de rétro-propagation.....	67
III.5.2.2. Méthodes d'optimisation du second ordre.....	67
III.5.3. La phase d'apprentissage.....	68
III.5.4. Estimation de la performance.....	68
III.6. Classification des réseaux de neurones.....	68
III.7. Les différentes structures des réseaux de neurones pour la modélisation.....	69
III.7.1. Réseaux de neurones non bouclés.....	69
III.7.2. Réseaux de neurones bouclés.....	70
III.7.2.1. Apprentissage dirigé.....	71
III.7.2.2. Apprentissage non dirigé.....	72
III.8. Application des réseaux de neurones au filtre de Kalman.....	73
III.8.1. Application des RNA au filtre de Kalman linéaire.....	73
III.8.2. Application des RNA au filtre de Kalman étendu.....	79
III.9. Conclusion.....	92

CONCLUSION GENERALE.....	94
---------------------------------	-----------

Bibliographie

<i>Annexe A</i>	<i>I</i>
<i>Annexe B</i>	<i>II</i>
<i>Annexe C</i>	<i>VIII</i>

NOTATIONS

A,B,C	Indices des phases statoriques.
a,b,c	Indices des phases rotoriques.
S	Indice relatif au stator.
r	Indice relatif au rotor.
R_s	Résistance d'une phase statorique.
R_r	Résistance d'une phase rotorique.
L_s	Inductance cyclique statorique.
L_r	Inductance cyclique rotorique.
L_m	Mutuelle inductance cyclique.
σ	Coefficient de dispersion.
T_s	Constante de temps statorique.
T_r	Constante de temps rotorique.
V	Tension par phase.
I	Courant de phase.
Φ	Flux.
F	Fréquence.
T_e	Période d'échantillonnage.
d,q	Axes longitudinal et transversal du repère de Park.
[P]	Matrice de Park.
θ_r	Angle électrique entre le stator et le rotor.
θ_s	Angle électrique entre le stator et l'axe « d ».
θ_{sl}	Angle de glissement.
Ω	Vitesse mécanique.
ω_r	Pulsation du rotor.
ω_s	Pulsation électrique statorique.
ω_{sl}	Pulsation de glissement.
ω_c	La vitesse angulaire du système d'axe (d,q) par rapport au système d'axe triphasé(statorique)
P	Nombre de paires de pôles.
J	Moment d'inertie.
F	Coefficient de frottement.
C_r	Couple résistant.
C_{em}	Couple électromagnétique.

Notations

K_f	Gain du régulateur de flux.
T_f	Action intégrale de régulateur de flux
K_v	Gain du régulateur de vitesse.
T_v	Action intégrale de régulateur de vitesse.
K_c	Gain du régulateur de courant.
T_c	Action intégrale de régulateur de courant.
$S=d/dt$	Opérateur de Laplace.
α, β	Axes liés au stator.
x, y	Axes liés au rotor.
V_0	Tension de l'étage continue de l'onduleur.
f_c	Fréquence de coupure.
X_e	Grandeur estimée.

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

L'utilisation de la vitesse variable est incontestable dans tous les secteurs tant dans l'industrie et les transports que dans celui des biens de consommations courants. Le moteur à courant continu, par le découplage naturel entre le flux et le couple électromagnétique, est parfaitement adapté à la vitesse variable. Il a permis, dès l'apparition de l'électronique de puissance, de satisfaire la plus grande partie des besoins [1]. Toutefois, la présence du système mécanique balais-collecteur, limite sa puissance, sa vitesse et certaines industries tolèrent mal ce collecteur en raison de l'apparition d'étincelles au niveau des balais dans des atmosphères explosibles. Il est indispensable d'assurer une maintenance systématique, relativement importante, pour que le moteur puisse fonctionner dans des conditions de sécurité suffisantes. C'est pourquoi on se tourne de plus en plus vers les moteurs asynchrones, en particulier le moteur asynchrone à cage d'écureuil, qui possède la rapidité, la robustesse, un prix peu élevé et un entretien facile. Depuis longtemps la machine asynchrone (MAS) est devenue l'objet de nombreuses études [2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12].

La difficulté de la commande des moteurs asynchrones réside dans le fait que ces moteurs se présentent comme un système multivariable, complexe et ses paramètres ne sont pas mesurables. De ce fait, pour obtenir des performances élevées, un effort additionnel est nécessaire pour découpler et linéariser son contrôle [13].

Le développement de l'électronique de puissance ainsi que la micro-électronique permettent aux moteurs asynchrones d'avoir les mêmes performances que celles des machines à courant continu. Parmi les différentes approches développées en vue de découpler le flux et le couple de la machine asynchrone, le consensus est maintenant établi que la technique du contrôle vectoriel est celle qui donne les meilleures performances [2, 14, 16, 20, 21, 38, 39, 43, 44, 45, 56]. Elle est basée sur une transformation mathématique, consistant en un changement de coordonnées, revient à exprimer dans un référentiel unique toutes les grandeurs électriques et magnétiques de la machine. A l'aide des schémas de contrôle, un découplage artificiel entre le flux et le couple est réalisé [46, 47, 48, 49, 50, 51, 52].

La robustesse du moteur asynchrone est altérée, également, par la commande indirecte à flux orienté, étant donné que cette dernière nécessite l'emplacement d'un capteur de vitesse afin de satisfaire le processus de découplage. Ce capteur participe à l'augmentation du coût de l'installation et du degré de redondance des pannes [15]. Comme elle est altérée par la commande directe à flux orienté où la connaissance du vecteur flux rotorique est nécessaire. Ce vecteur est une grandeur difficile à mesurer dont l'utilisation d'un capteur de flux est délicate car celui-ci est sensible à la variation de la température et son coût est assez élevé. Afin de conserver les qualités de la machine asynchrone, il est nécessaire d'éliminer ces capteurs. La difficulté de l'utilisation des capteurs ainsi que la sensibilité de la commande vectorielle aux variations paramétriques ont conduit les chercheurs, en premier lieu, à étudier les observateurs d'état déterministes. Ils ont trouvé que ces derniers sont aussi sensibles aux variations paramétriques et aux bruits, ce qui les a orienté, par la suite, vers les observateurs stochastiques et le filtre de Kalman[74, 80].

En 1960, Rudolf Emil Kalman a publié son fameux article, où il a décrit la solution du problème de filtrage linéaire en discret. Le filtre de Kalman est devenu le sujet de recherche, en particulier dans le domaine de commande des systèmes linéaire et non linéaire. L'application de ce filtre (estimateur linéaire) pour l'estimation de la position d'un objet nécessite assez souvent la linéarisation des équations du système non-linéaire, ce qu'on appelle aujourd'hui le filtrage de Kalman étendu [4, 20, 66, 72, 73, 74, 75, 80]. Cependant le paramétrage et la détermination des matrices de covariances de bruits de ce filtre sont délicats et demande un effort supplémentaire pour la mise en œuvre du filtre de Kalman, en plus ce filtre nécessite un temps de calcul important, ce qui limite sa réalisation avec des cartes à microprocesseurs [14]. Afin de surmonter ces contraintes on a fait appel aux réseaux de neurones artificiels.

La modélisation des neurones biologiques par des neurones formels, datant des années quarante, a été faite par Mac Culloch et Pitts [78, 83]. Les réseaux de neurones appartiennent à la famille de méthodes d'intelligence artificielle. Ces méthodes 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 [16, 61, 86, 87, 88, 89, 90, 91].

Dans le présent travail, une nouvelle approche d'estimation, qui est l'observateur Neuro-Kalman, est appliquée à la commande vectorielle de la machine asynchrone à cage. Cette approche

est basée sur les réseaux de neurones artificiels (RNA) et le filtre de Kalman. Dans un premier temps, dans le but de surmonter la contrainte de réglage des matrices de covariance, nous avons remplacé le filtre de Kalman linéaire par un réseau de neurones artificiels. Ensuite, nous avons associé le filtre de Kalman étendu aux réseaux de neurones artificiels, où nous avons estimé les composantes de courant et celles du flux par le filtre de Kalman étendu; la résistance rotorique, l'inductance mutuelle et la vitesse rotorique par les réseaux de neurones artificiels. Et ceci dans le but d'améliorer l'estimation de ces trois dernières grandeurs et d'avoir une commande plus performante [93].

Pour atteindre ce but nous avons organisé ce mémoire comme suit :

Le premier chapitre est composé de deux parties, à savoir la modélisation de la machine asynchrone triphasée à cage dans le référentiel à deux axes (Park) et la commande vectorielle en décrivant les deux méthodes(directe et indirecte).

Le deuxième chapitre est consacré à l'application du filtre de Kalman à la commande vectorielle. Ce chapitre est composé aussi de deux parties, à savoir le filtre de Kalman linéaire et le filtre de Kalman étendu.

Dans le dernier chapitre nous présentons la partie essentielle de notre travail, qui est l'observateur Neuro-Kalman et son application à la commande vectorielle.

Nous terminons par une conclusion générale et nous proposons les perspectives envisagées.

CHAPITRE I

MODELISATION ET COMMANDE VECTORIELLE DE LA MACHINE ASYNCHRONE A CAGE

I.1. INTRODUCTION

Le système d'entraînement de la machine asynchrone intègre 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 [16].

Dans ce chapitre nous présentons la modélisation de la machine asynchrone triphasée et de son alimentation par un onduleur de tension. Ensuite, nous passons à la présentation de la commande vectorielle.

I.2. MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE A CAGE

I.2.1. Hypothèses simplificatrices

La machine asynchrone, avec la répartition de ses enroulements et de sa propre géométrie, est très complexe pour prêter à une analyse tenant compte de sa configuration exacte, il est alors nécessaire d'adopter les hypothèses simplificatrices suivantes [17, 18]:

- Le circuit magnétique de la machine n'est pas saturé, il est parfaitement feuilleté (au rotor et au stator).
- La densité du courant peut être considérée comme uniforme dans la section des conducteurs, l'effet de peau est alors négligé.
- Les résistances des enroulements ne varient pas avec la température.
- On considère que le premier harmonique d'espace de la distribution de force magnétomotrice créée par chaque phase du stator et du rotor.

I.2.2. Equations du modèle de la machine

Dans notre cas le rotor étant à cage, nous le remplaçons par son enroulement équivalent. Les enroulements des trois phases statoriques et des trois phases rotorique peuvent être présentés dans l'espace comme l'indique la figure suivante [19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28] :

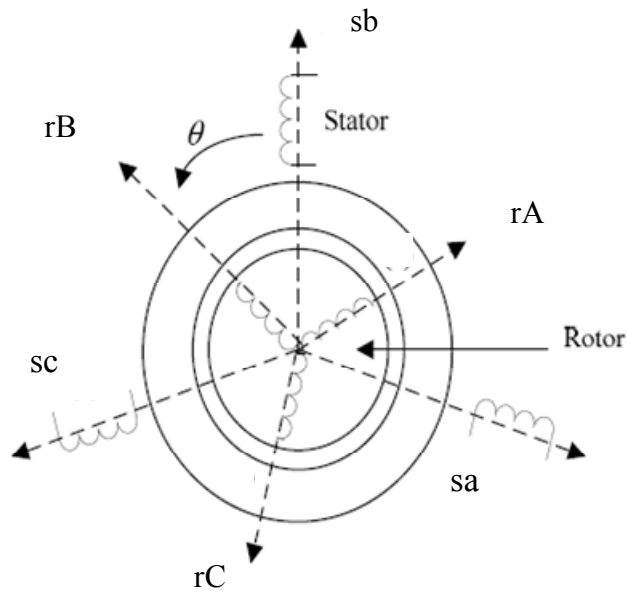


Figure I.1 : Représentation spatiale des enroulements de la machine asynchrone.

Les valeurs numériques des paramètres de la machine utilisées en simulation sont exprimées à l'annexe A.

La loi de Faraday permet d'écrire :

$$V = R * I + \frac{d\phi}{dt} \tag{I.1}$$

En appliquant cette loi aux trois phases statoriques, on obtient le système d'équation suivant :

$$[V_{abc}] = R_s * [I_{abc}] + \frac{d}{dt} [\Phi_{abc}] \tag{I.2}$$

$$R_s = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \quad \text{Matrice résistance statorique.}$$

De la même manière, par changement d'indice, on définit les équations du circuit rotorique :

$$[V_{ABC}] = R_s * [I_{ABC}] + \frac{d}{dt} [\Phi_{ABC}] \tag{I.3}$$

$$R_r = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \quad \text{Matrice résistance rotorique.}$$

Sous la forme matricielle condensée, les expressions des flux statoriques et rotoriques s'écrivent :

$$[\Phi_{abc}] = [L_s][I_{abc}] + [L_{sr}][I_{ABC}] \quad \text{I.4}$$

$$[\Phi_{ABC}] = [L_{sr}][I_{abc}] + [L_r][I_{ABC}] \quad \text{I.5}$$

avec :

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

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

on remplace respectivement I.4 et I.5 dans I.2 et I.3, on aura:

$$[V_{abc}] = R_s[I_{abc}] + [L_s]\frac{d}{dt}[I_{abc}] + \frac{d}{dt}\{[L_{sr}][I_{ABC}]\} \quad \text{I.6}$$

$$[V_{ABC}] = R_r[I_{ABC}] + [L_r]\frac{d}{dt}[I_{ABC}] + \frac{d}{dt}\{[L_{rs}][I_{abc}]\} \quad \text{I.7}$$

L'équation du couple électromagnétique est donnée par :

$$C_{em} = \frac{1}{2}[I]^T \left\{ \frac{\partial}{\partial \theta} [L][I] \right\} \quad \text{I.8}$$

avec :

$$[L] = \begin{bmatrix} [L_s] & [L_{sr}] \\ [L_{rs}] & [L_r] \end{bmatrix}, \quad I = [I_{abc}, I_{ABC}]$$

Les sous matrices L_s et L_r contiennent des termes constants, on peut alors simplifier l'expression (I.8), et on obtient :

$$C_{em} = \frac{1}{2} [I_s]^T \left\{ \frac{\partial}{\partial \theta} [L_{sr}] [I_r] \right\} \quad \text{I.9}$$

La complexité de la résolution analytique du système d'équations obtenu nous conduira à adopter une transformation permettant le passage d'un système triphasé à un système diphasé.

I.2.3. Transformation de Park

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 sa commande [16, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37].

Le but de la transformation c'est la simplification, l'élimination de la dépendance des inductances mutuelles de l'angle de rotation du rotor, pouvoir opérer non pas avec des grandeurs sinusoïdales mais avec leurs amplitudes [38].

Le passage des composantes $X_{a,b,c}$ du système triphasé aux composantes $X_{\alpha,\beta,o}$ du système diphasé (figure I.2) est donnée par :

$$\begin{bmatrix} X_\alpha \\ X_\beta \\ X_0 \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix} \quad \text{I.10}$$

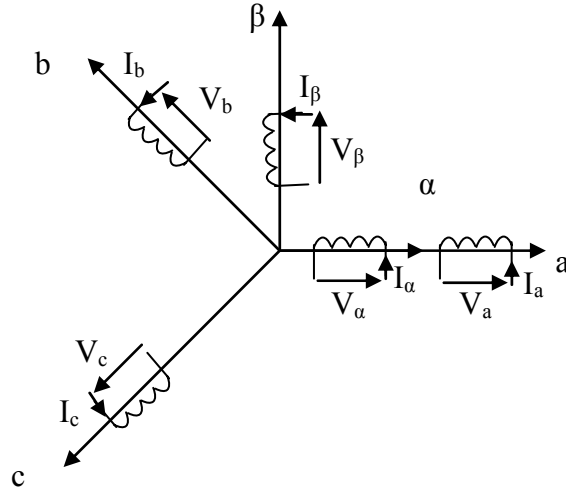


Figure I.2 : Représentation spatiale de la transformation triphasée-diphasée (repère fixe).

Le passage du repère $(\alpha, \beta, 0)$ au repère $(d, q, 0)$ est donnée par :

$$\begin{bmatrix} X_d \\ X_q \\ X_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) & 0 \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_\alpha \\ X_\beta \\ X_0 \end{bmatrix} \quad \text{I.11}$$

Afin de passer directement du système triphasé au système diphasé tournant, on définit la matrice de passage $[P]$:

$$P(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$$

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

$$\begin{bmatrix} X_d \\ X_q \\ X_0 \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix} \quad \text{I.12}$$

Avec l'utilisation de la matrice inverse $[P]^{-1}$, on procède de la même manière pour le passage diphasé-triphasé :

$$P(\theta)^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$$

alors sous la forme condensée on a :

$$[X_{abc}] = [P]^{-1} [X_{dq0}] \tag{I.13}$$

La représentation spatiale de la transformation triphasé-diphasée dans un repère tournant est donnée par la figure I.3.

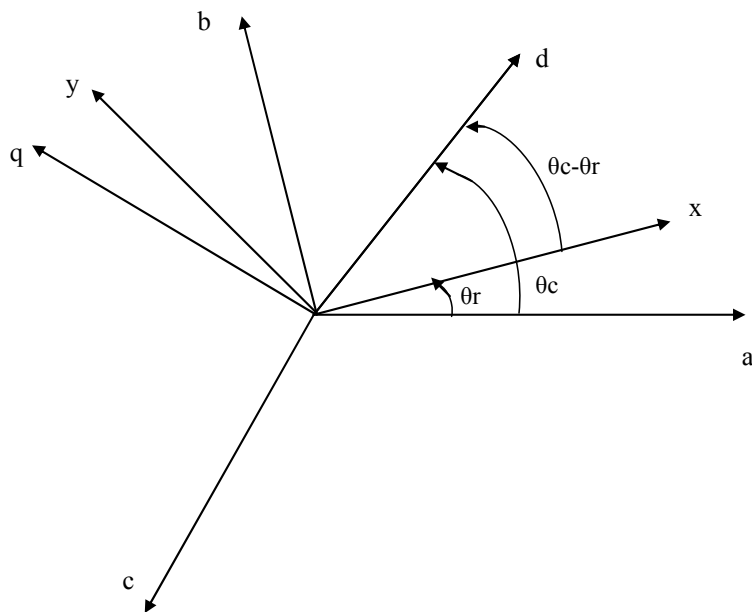


Figure I.3 : Représentation spatiale de la transformation triphasé-diphasée (repère tournant).

(α, β) : repère lié au stator.

(x, y) : repère lié au rotor.

(d, q) : repère lié au champ tournant.

En appliquant la transformation de Park à notre système, on obtient les équations suivantes :

• **Equations électriques**

✓ **Au stator**

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d\Phi_{ds}}{dt} - \omega_c \Phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d\Phi_{qs}}{dt} + \omega_c \Phi_{ds} \end{cases} \quad \text{I.14}$$

✓ **Au rotor**

$$\begin{cases} V_{dr} = R_r I_{dr} + \frac{d\Phi_{dr}}{dt} - (\omega_c - \omega_r) \Phi_{qr} \\ V_{qr} = R_r I_{qr} + \frac{d\Phi_{qr}}{dt} + (\omega_c - \omega_r) \Phi_{dr} \end{cases} \quad \text{I.15}$$

• **Equations magnétiques**

$$\begin{cases} \Phi_{ds} = L_s I_{ds} + L_m I_{dr} \\ \Phi_{qs} = L_s I_{qs} + L_m I_{qr} \\ \Phi_{dr} = L_r I_{dr} + L_m I_{ds} \\ \Phi_{qr} = L_r I_{qr} + L_m I_{qs} \end{cases} \quad \text{I.16}$$

avec : $L_m = \frac{3}{2} M_{sr}$

• **Equation mécanique générale**

Pour une machine à p paire de pôles, l'expression du couple électromagnétique s'exprime par :

$$C_{em} = \frac{pL_m}{L_r} (\Phi_{dr} I_{qr} - \Phi_{qr} I_{ds}) \quad \text{I.17}$$

L'équation mécanique générale s'écrit :

$$J \frac{d\Omega_r}{dt} = C_{em} - C_r - f\Omega_r \quad \text{I.18}$$

avec :

$$\Omega_r = \frac{\omega_r}{p}$$

I.2.4. Choix du référentiel

A base de la vitesse attribuée au repère (d, q), on distingue les référentiels suivants [4, 8] :

I.2.4.1. Le référentiel lié au stator

C'est un référentiel fixe par rapport au stator (α, β), il est utilisé pour l'étude des variations importantes de la vitesse de rotation, associée ou non avec les variations de la fréquence d'alimentation ($\omega_c=0$):

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{\alpha s} = R_s I_{\alpha s} + \frac{d\Phi_{\alpha s}}{dt} \\ V_{\beta s} = R_s I_{\beta s} + \frac{d\Phi_{\beta s}}{dt} \\ V_{\alpha r} = R_r I_{\alpha r} + \frac{d\Phi_{\alpha r}}{dt} + \omega_r \Phi_{\beta r} \\ V_{\beta r} = R_r I_{\beta r} + \frac{d\Phi_{\beta r}}{dt} - \omega_r \Phi_{\alpha r} \end{array} \right. \quad \text{I.19}$$

I.2.4.2. Le référentiel lié au rotor

C'est un référentiel fixe par rapport au rotor (x, y), il est utilisé pour l'étude des régimes transitoires des machines synchrone et asynchrones ($\omega_c= \omega_r$) :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{xs} = R_s I_{xs} + \frac{d\Phi_{xs}}{dt} - \omega_r \Phi_{ys} \\ V_{ys} = R_s I_{ys} + \frac{d\Phi_{ys}}{dt} + \omega_r \Phi_{xs} \\ V_{xr} = R_r I_{xr} + \frac{d\Phi_{xr}}{dt} \\ V_{yr} = R_r I_{yr} + \frac{d\Phi_{yr}}{dt} \end{array} \right. \quad \text{I.20}$$

I.2.4.3. Le référentiel lié au champ tournant

C'est un référentiel fixe par rapport au champ tournant (d,q), il est utilisé pour réaliser le contrôle vectoriel (les grandeurs de réglage deviennent continues) ($\omega_c= \omega_s$) :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d\Phi_{ds}}{dt} - \omega_s \Phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d\Phi_{qs}}{dt} + \omega_s \Phi_{ds} \\ V_{dr} = R_r I_{dr} + \frac{d\Phi_{dr}}{dt} - (\omega_s - \omega_r) \Phi_{qr} \\ V_{qr} = R_r I_{qr} + \frac{d\Phi_{qr}}{dt} + (\omega_s - \omega_r) \Phi_{dr} \end{cases} \quad \text{I.21}$$

I.2.5. Modélisation et simulation de la machine asynchrone alimentée en tension

❖ Modèle continu

Dans notre étude, nous avons adopté le référentiel lié au champ tournant, le rotor est à cage alors :

$$\begin{cases} V_{dr} = 0 \\ V_{qr} = 0 \end{cases} \quad \text{I.22}$$

• Equations électriques

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d\Phi_{ds}}{dt} - \omega_s \Phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d\Phi_{qs}}{dt} + \omega_s \Phi_{ds} \\ 0 = R_r I_{dr} + \frac{d\Phi_{dr}}{dt} - (\omega_s - \omega_r) \Phi_{qr} \\ 0 = R_r I_{qr} + \frac{d\Phi_{qr}}{dt} + (\omega_s - \omega_r) \Phi_{dr} \end{cases} \quad \text{I.23}$$

• Equations magnétiques

$$\begin{cases} \Phi_{ds} = L_s I_{ds} + L_m I_{dr} \\ \Phi_{qs} = L_s I_{qs} + L_m I_{qr} \\ \Phi_{dr} = L_r I_{dr} + L_m I_{ds} \\ \Phi_{qr} = L_r I_{qr} + L_m I_{qs} \end{cases} \quad \text{I.24}$$

• Equations mécaniques

$$C_{em} = \frac{pL_m}{L_r} [\Phi_{dr} I_{qs} - \Phi_{qr} I_{ds}] \tag{I.25}$$

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_r - f\Omega \tag{I.26}$$

Sous forme d'équation d'état, le modèle mathématique de la machine asynchrone s'écrit:

• Partie électrique

$$\dot{X} = AX + BU \tag{I.27}$$

avec :

$$A = \frac{1}{\sigma L_s} \begin{bmatrix} -\left(R_s + \frac{L_m^2}{L_r T_r}\right) & \omega_s \sigma L_s & \frac{L_m}{L_r T_r} & \frac{L_m}{L_r} \omega_r \\ -\omega_s \sigma L_s & -\left(R_s + \frac{L_m^2}{L_r T_r}\right) & -\frac{L_m}{L_r} \omega_r & \frac{L_m}{L_r T_r} \\ \frac{L_m \sigma L_s}{T_r} & 0 & -\frac{\sigma L_s}{T_r} & (\omega_s - \omega_r) \sigma L_s \\ 0 & \frac{L_m \sigma L_s}{T_r} & -(\omega_s - \omega_r) \sigma L_s & -\frac{\sigma L_s}{T_r} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}; \quad X = [I_{ds} \quad I_{qs} \quad \Phi_{dr} \quad \Phi_{qr}]^T; \quad U = [V_{ds} \quad V_{qs}]^T$$

avec : $\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}$; $T_r = \frac{L_r}{R_r}$

σ : Coefficient de dispersion de Blondel.

T_r : Constante de temps rotorique.

• **Partie mécanique**

$$\dot{X}_m = A_m X_m + B_m U_m \tag{I.28}$$

avec :

$$A_m = \begin{bmatrix} -\frac{f}{J} & -\frac{1}{J} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad B_m = \begin{bmatrix} \frac{1}{J} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$X_m = [\Omega \quad C_r]^T \quad U_m = [C_{em} \quad 0]^T$$

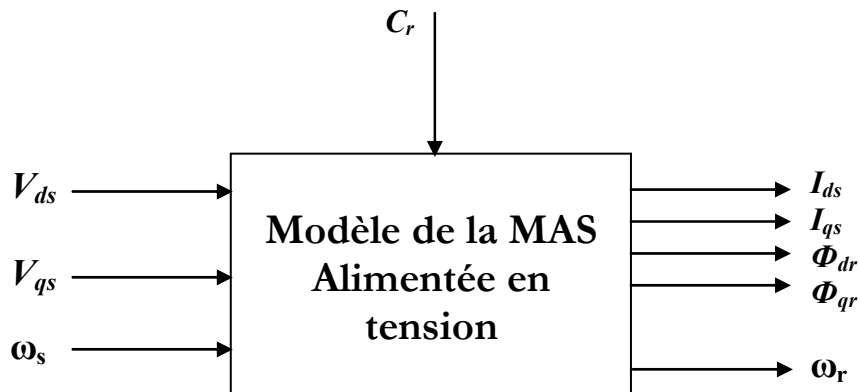


Figure I.4 : Schéma bloc de la machine asynchrone triphasée alimentée en tension.

❖ **Modèle discret**

Le modèle discret de la machine asynchrone se déduit facilement du modèle continu [9] :

• **Partie électrique**

$$[X(k+1)] = [A_d][X(k)] + [B_d][U(k)] \tag{I.29}$$

avec :

$$A_d = I + AT_e$$

$$B_d = A^{-1}(e^{+AT_e} - I)B$$

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

A_d : matrice de transition.

B_d : matrice de commande du modèle discret.

T_e : période d'échantillonnage.

• **Partie mécanique**

$$[X_m(k+1)] = [A_{dm}][X_m(k)] + [B_{dm}][U_m(k)] \quad \text{I.30}$$

avec :

$$\begin{aligned} A_{dm} &= I_1 + A_m T_e \\ B_{dm} &= A_m^{-1} (e^{+A_m T_e} - I_1) B_m \end{aligned}$$

$$I_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

La machine asynchrone est alimentée par un système de tensions sinusoïdales équilibrées :

$$\begin{cases} V_a = V\sqrt{2} \cos(\omega_s t + \varphi) \\ V_b = V\sqrt{2} \cos(\omega_s t + \varphi - \frac{2\pi}{3}) \\ V_c = V\sqrt{2} \cos(\omega_s t + \varphi - \frac{4\pi}{3}) \end{cases} \quad \text{I.31}$$

La transformation de Park est donnée sous la forme suivante :

$$\begin{cases} V_{ds} = V_m \sqrt{\frac{3}{2}} \cos(\varphi) \\ V_{qs} = V_m \sqrt{\frac{3}{2}} \sin(\varphi) \end{cases} \quad \text{I.32}$$

avec :

$$\begin{cases} \theta = \omega_s t \\ V_m = V\sqrt{2} \end{cases}$$

Pour $\varphi = 0$, on obtient :

$$\begin{cases} V_{ds} = V\sqrt{3} \\ V_{qs} = 0 \end{cases} \quad \text{I.33}$$

❖ **Résultats de simulation**

En utilisant le logiciel MATLAB pour la simulation des équations représentant le modèle de la machine asynchrone à cage, on a obtenu les résultats illustrés sur la figure I.5.

❖ **Interprétation des courbes**

Les courbes de la figure I.5 représentent les résultats de simulation pour la réponse de la machine asynchrone alimentée par un réseau triphasé équilibré avec introduction d'un couple de charge (10Nm) à $t = 0.6s$. On remarque que le temps d'établissement de toutes les grandeurs est de 0,27s. La vitesse se stabilise à 1498 tr/min. Le couple atteint une valeur maximale de 45 Nm avant de se stabiliser à une valeur permanente qui lui permet de compenser les pertes par frottement et ventilation. Le flux rotorique se stabilise à la valeur de 1,14 Wb. Au démarrage, il y a un courant important d'une valeur maximale de 24,6 A. Quand le régime permanent est atteint, il reste le courant correspondant au comportement inductif du moteur à vide. Le courant de phase se stabilise, en régime permanent, à une valeur maximale de 2,5 A.

En introduisant le couple de charge, on constate une chute de vitesse de rotation tandis que le couple électromagnétique compense cette perturbation. Le flux rotorique diminue et le courant de phase augmente pour atteindre sa valeur nominale 3,7 A.

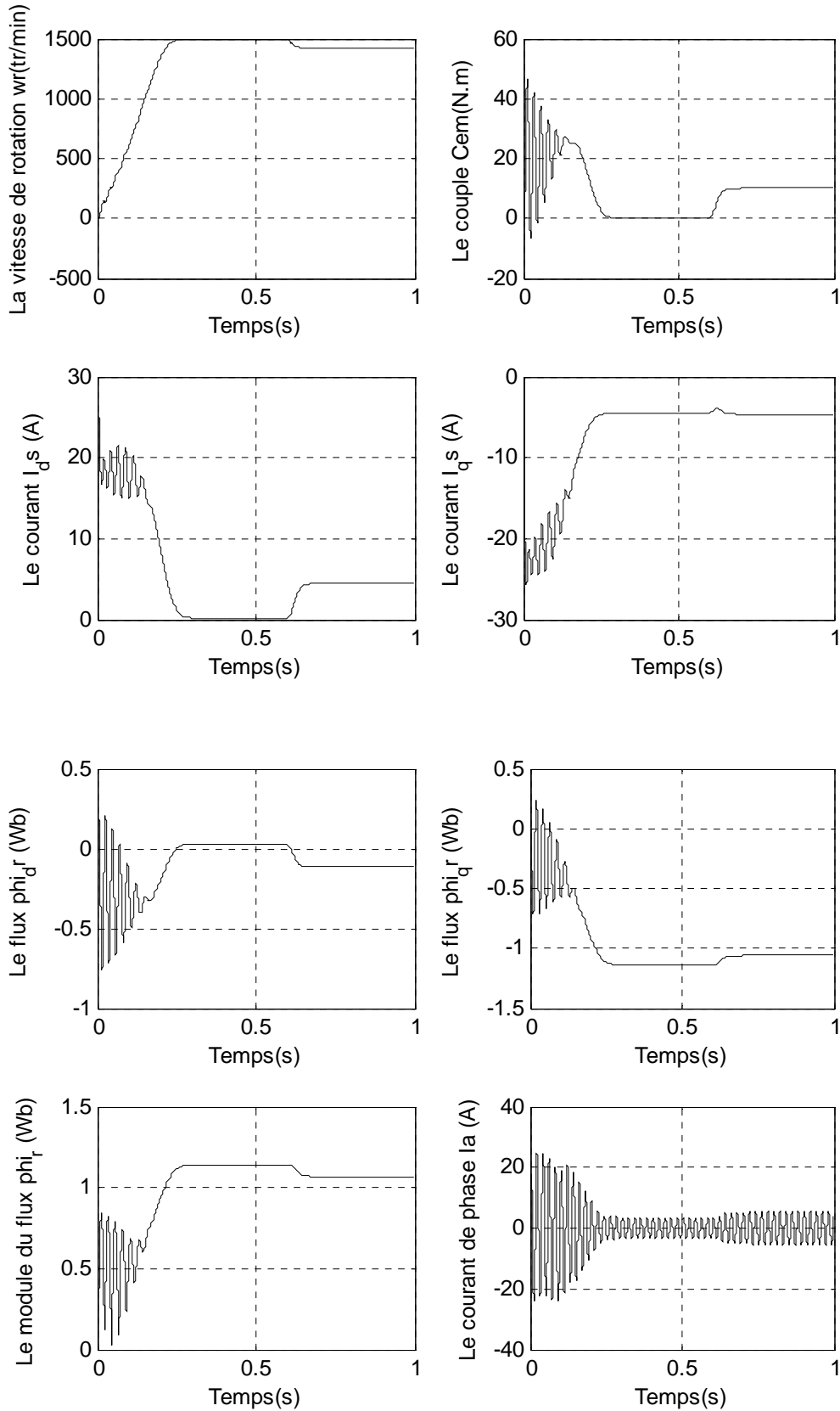


Figure I.5 : La réponse de la machine asynchrone alimentée par un réseau triphasé équilibré avec introduction d'un couple de charge 10Nm à $t = 0.6$ s.

I.2.6. Simulation de l'association machine asynchrone – onduleur de tension

L'onduleur de tension est un convertisseur statique constitué de cellules de commutation. Il permet d'imposer à la machine des ondes de tensions à amplitudes et fréquence variables à partir d'un réseau standard 220/380 V – 50 HZ. Après redressement, la tension filtrée est appliquée à l'onduleur (figure I.6) [37, 39, 40, 41, 42].

L'onduleur de tension est commandé par la technique de modulation de largeur d'impulsions (MLI). Parmi les différentes lois de modulations, on adopte la modulation triangulo-sinusoïdale.

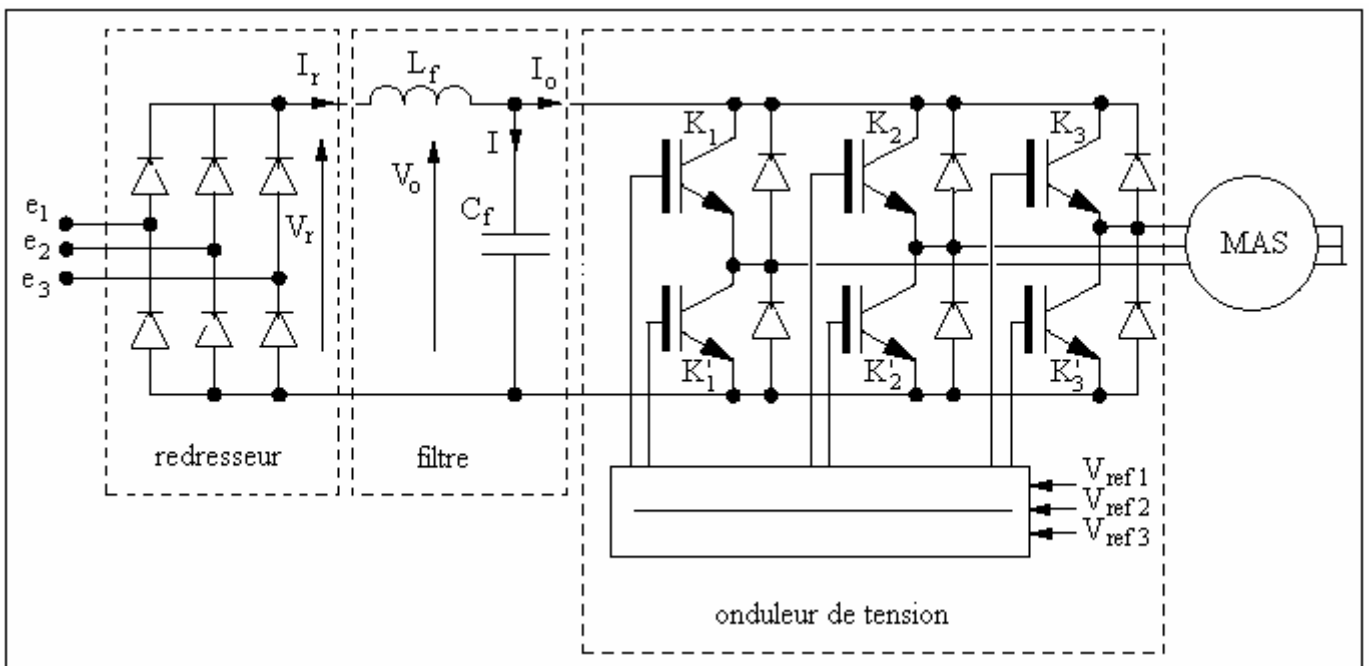


Figure I.6 : Association machine asynchrone-convertisseur statique.

❖ Modélisation du redresseur

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{moy} = \frac{3}{\pi} \int_{\frac{\pi}{6}}^{\frac{\pi}{2}} V_m \left[\sin(\omega t) - \sin\left(\omega t - \frac{2\pi}{3}\right) \right] \\ V_{moy} = \frac{3\sqrt{3}}{\pi} V_m \end{array} \right. \quad I.33$$

❖ **Modélisation du filtre**

$$\begin{cases} V_r = L \frac{dI_r}{dt} + V_0 \\ I_r = I_0 + C \frac{dV_0}{dt} \\ I_r = I_0 + I \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \frac{dI_r}{dt} = \frac{V_r - V_0}{L} \\ \frac{dV_0}{dt} = \frac{I_r - I_0}{C} \\ I_r = I_0 + I \end{cases} \quad \text{I.34}$$

La fonction du transfert du filtre est donnée par :

$$F(s) = \frac{V_0(s)}{V_r(s)} = \frac{1}{LCS^2 + 1} \quad \text{I.35}$$

avec : $f_c = \frac{1}{LC}$

f_c : fréquence de coupure.

❖ **Modélisation de l'onduleur**

L'onduleur est constitué de six interrupteurs (k_j, k'_j) qui peuvent être des transistors MOSFT ou IGBT, chaque transistor est associé à une fonction logique de connexion S_j :

$$S_j = \begin{cases} 1 & \text{si } k_j \text{ fermé, } k'_j \text{ ouvert} \\ 0 & \text{si } k_j \text{ ouvert, } k'_j \text{ fermé} \end{cases} \quad \text{I.36}$$

La tension de sortie de l'onduleur est donnée par :

$$\left. \begin{aligned} \begin{bmatrix} V_a \\ V_b \\ V_c \end{bmatrix} &= \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_{ac} \\ U_{ab} \\ U_{cb} \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} U_{ac} \\ U_{ab} \\ U_{cb} \end{bmatrix} &= Ud \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ S_3 \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \Rightarrow \begin{bmatrix} V_a \\ V_b \\ V_c \end{bmatrix} = \frac{U_d}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ S_3 \end{bmatrix} \quad \text{I.37}$$

Les ordres de commutation sont obtenus à partir de la modulation triangulo-sinusoidale

$$S_j = \begin{cases} 1 & \text{si } V_{refj} \geq V_{pi} \\ 0 & \text{si } V_{refj} \leq V_{pi} \end{cases} \quad \text{I.38}$$

V_{refj} : amplitude de la tension de référence sinusoidale.

V_{pi} : amplitude du signal triangulaire.

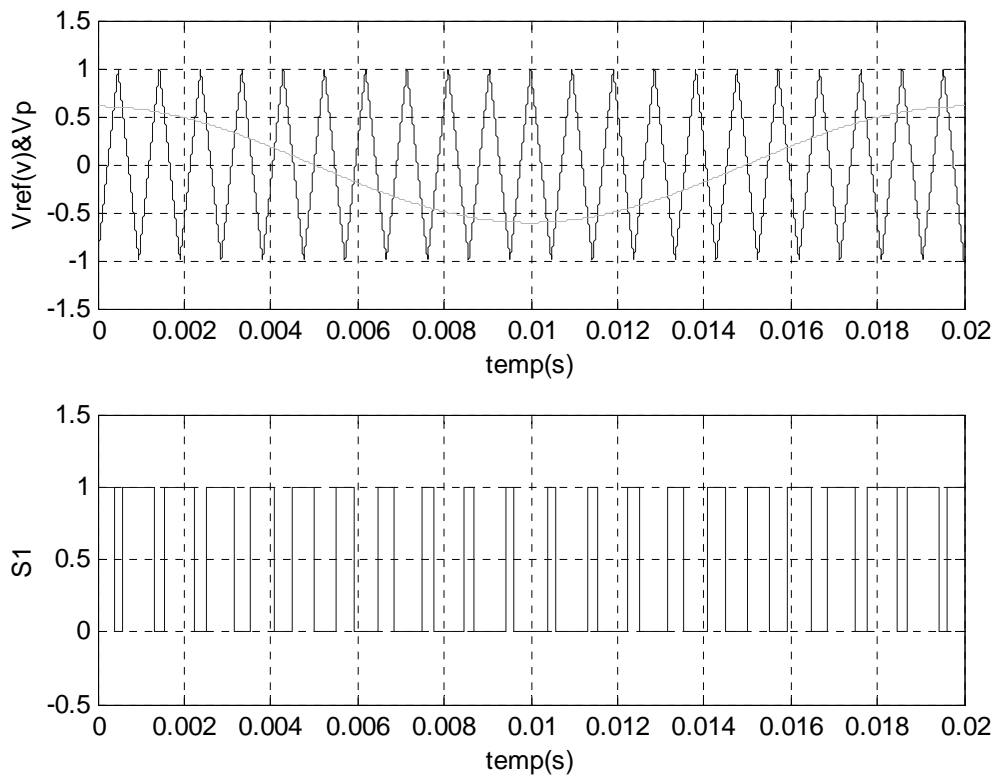


Figure I.7 : Représentation d'un signal de commande d'un interrupteur MLI.

• Résultats de simulation

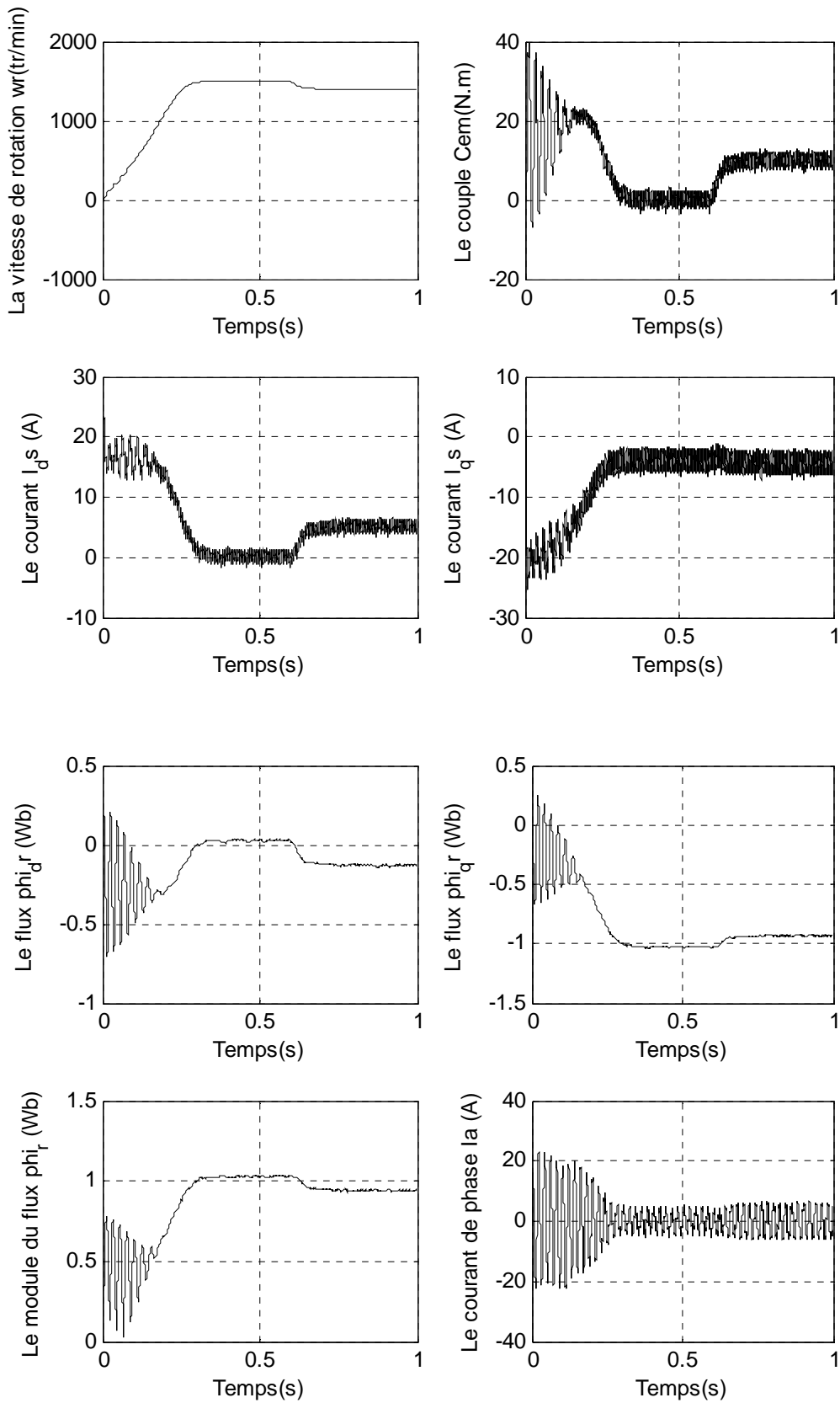


Figure I.8 : La réponse de la machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension avec introduction d'un couple de charge 10Nm à $t = 0.6$ s.

❖ **Interprétation des courbes**

On remarque, d'une part, la présence des ondulations supplémentaires sur les réponses du couple et des courants et d'autre part, l'augmentation du temps de réponse qui est de 0,3 s. Par contre, la machine garde le même comportement lorsqu'elle est alimentée directement par le réseau.

Après l'analyse des résultats de simulation, soit dans le cas où la machine est alimentée par le réseau, soit dans le cas où elle est alimentée par un onduleur de tension, on remarque un fort couplage entre le flux et le couple électromagnétique. Ceci réduit les performances de la machine asynchrone. Pour y remédier, il est intéressant de rendre leur contrôle indépendant.

I.3. COMMANDE VECTORIELLE DE LA MACHINE ASYNCHRONE

On distingue deux types de commandes [42] :

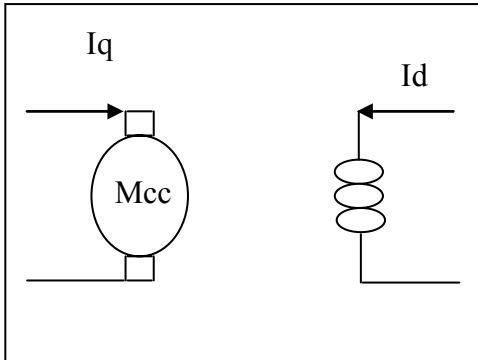
- La commande scalaire, qui se base sur le régime permanent, simple à implanter ; mais sa dynamique est lente et elle contrôle les grandeurs en amplitude seulement.
- La commande vectorielle, qui se base sur le régime transitoire, elle est précise et rapide, elle contrôle les grandeurs en amplitude et en phase ; mais elle est chère.

Vu que la commande vectorielle est plus avantageuse que la commande scalaire, nous adoptons celle-ci dans notre étude.

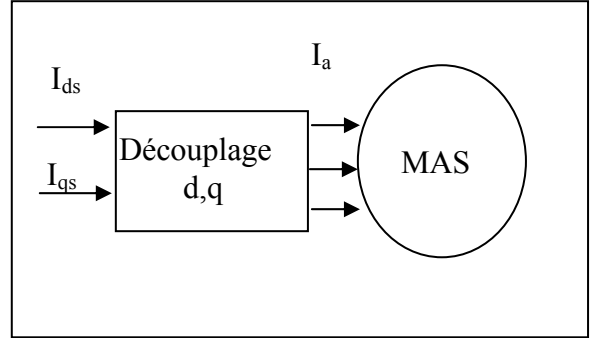
I.3.1. Principe de la commande vectorielle

La commande vectorielle est apparue dans les travaux de Blaschke en 1971. Elle n'a pas eu tout de suite un grand essor du fait que les régulations, à l'époque, reposaient sur des composants analogiques, donc l'implantation de la commande était difficile [27, 43, 53, 54, 55, 56, 57, 58, 59, 60].

Le principe de cette commande se base sur la notion élémentaire de l'électromagnétisme : « la force exercée sur un conducteur parcouru par un courant placé dans un champ magnétique d'induction est égale au produit vectoriel du vecteur courant par le vecteur champ » [38]. Elle consiste à assimiler le comportement de la machine asynchrone à celui de la machine à courant continu à excitation séparée en découplant la commande du couple de celle du flux (figure I.9).



Modèle de la machine à courant continu.
 $C_{em} = K \cdot I_d \cdot I_q$



Modèle de la machine asynchrone.
 $C_{em} = K \cdot I_{ds} \cdot I_{qs}$

Figure I.9 : Principe de la commande découplée.

I.3.2. Procédés d'orientation du flux

Après le choix du repère lié au champ tournant (d-q), le flux à orienter (rotorique, statorique et d'entrefer) doit coïncider avec l'axe « d » (figure I.10).

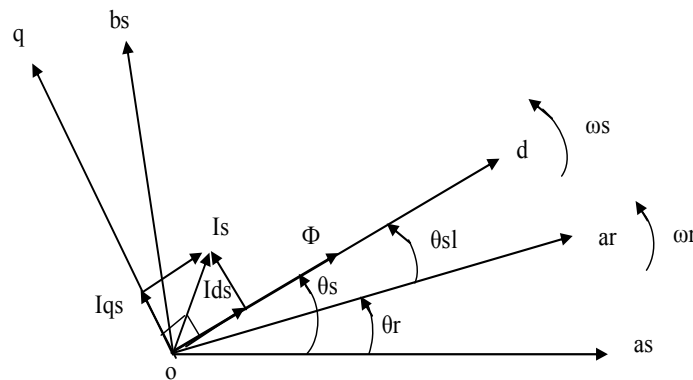


Figure I.10 : Principe d'orientation du flux.

I.3.2.1. Orientation du flux rotorique ($\Phi_{dr}=\Phi_r$; $\Phi_{qr}=0$)

En imposant au flux rotorique ces conditions, on obtient le modèle d'orientation du flux rotorique suivant :

$$\begin{cases}
 \frac{dI_{ds}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} \left[-R_s I_{ds} + \omega_s \sigma L_s I_{qs} - \frac{L_s}{L_r} \frac{d\Phi_r}{dt} + V_{ds} \right] \\
 \frac{dI_{qs}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} \left[-R_s I_{qs} - \omega_s \sigma L_s I_{ds} - \frac{L_m}{L_r} \omega_s \Phi_r + V_{qs} \right] \\
 L_m I_{ds} = \Phi_r + T_r \frac{d\Phi_r}{dt} \\
 \omega_s = \omega_r + \frac{L_m I_{qs}}{T_r \Phi_r} \\
 C_{em} = p \frac{L_m}{L_r} \Phi_r I_{qs} \\
 J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_r - f\Omega
 \end{cases}
 \tag{I.39}$$

C'est ce modèle que nous avons adopté dans notre étude.

De ces équations découle le schéma bloc avec orientation du flux rotorique figure I.11.

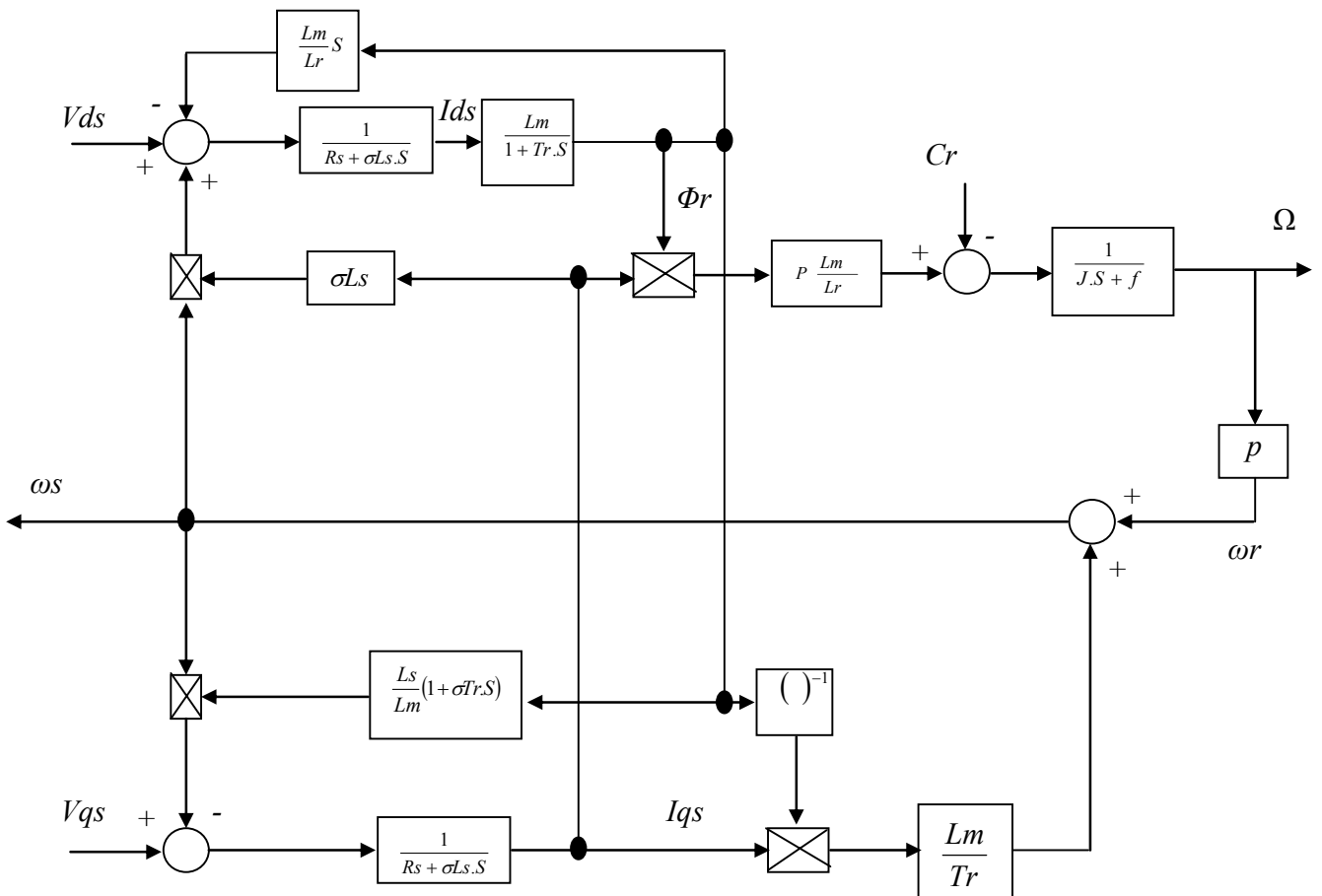


Figure I.11 : Schéma bloc de la machine asynchrone avec l'orientation du flux rotorique.

I.3.2.2. Orientation du flux statorique ($\Phi_{ds}=\Phi_s$; $\Phi_{qs}=0$)

En imposant au flux statorique ces conditions, on obtient le modèle d'orientation du flux statorique suivant :

$$\left\{ \begin{aligned}
 \frac{dI_{ds}}{dt} &= \frac{1}{\sigma L_s} \left(-L_s \frac{T_s + T_r}{T_s T_r} I_{ds} + \omega_{sl} \sigma L_s I_{qs} + \frac{1}{T_r} \Phi_s + V_{ds} \right) \\
 \frac{dI_{qs}}{dt} &= \frac{1}{\sigma L_s} \left(-L_s \frac{T_s + T_r}{T_s T_r} I_{qs} - \omega_{sl} \sigma L_s I_{ds} - p \Omega_r \Phi_r + V_{qs} \right) \\
 T_r \frac{d\Phi_s}{dt} + \Phi_s &= L_s \left(\sigma T_r \frac{d\Phi_{ds}}{dt} + I_{ds} \right) - \sigma L_s T_r \omega_{sl} I_{qs} \\
 \omega_{sl} &= L_s \left(\sigma T_r \frac{dI_{qs}}{dt} + I_{qs} \right) [T_r (\Phi_s - \sigma L_s I_{ds})]^{-1} \\
 \omega_s &= \omega_r + \omega_{sl} \\
 C_{em} &= p \Phi_r I_{qs} \\
 J \frac{d\Omega}{dt} &= C_{em} - C_r - f \Omega
 \end{aligned} \right. \tag{I.40}$$

I.3.2.3. Orientation du flux d'entrefer ($\Phi_{dm}=\Phi_m$; $\Phi_{qm}=0$)

En imposant au flux d'entrefer ces conditions, on obtient le modèle d'orientation du flux d'entrefer suivant :

$$\left\{ \begin{aligned}
 \frac{dI_{ds}}{dt} &= \frac{1}{L_s - L_m} \left[-R_s I_{ds} + (L_s - L_m) \omega_s I_{qs} - \frac{d\Phi_m}{dt} + V_{ds} \right] \\
 \frac{dI_{qs}}{dt} &= \frac{1}{L_s - L_m} \left[-R_s I_{qs} - (L_s - L_m) \omega_s I_{ds} - \omega_s \Phi_m + V_{qs} \right] \\
 T_r \frac{d\Phi_m}{dt} + \Phi_m &= L_m \left[\left(T_r - \frac{L_m}{R_r} \right) \frac{dI_{ds}}{dt} + I_{ds} + I_{qs} \omega_{sl} \left(\frac{L_m}{R_r} - T_r \right) \right] \\
 \omega_s &= \omega_r + \omega_{sl} \\
 \omega_{sl} &= \frac{\left(T_r - \frac{L_m}{R_r} \right) \frac{dI_{qs}}{dt} + I_{qs}}{\Phi_m \frac{T_r}{L_m} - \left(T_r - \frac{L_m}{R_r} \right) I_{ds}} \\
 C_{em} &= p \Phi_m I_{qs} \\
 J \frac{d\Omega}{dt} &= C_{em} - C_r - f \Omega
 \end{aligned} \right. \tag{I.41}$$

I.3.3. Différentes méthodes de la commande vectorielle

I.3.3.1. Méthode directe

Pour la méthode directe, le flux est régulé par une boucle de contre réaction nécessitant une bonne connaissance de son module et de sa phase.

Afin d'accéder au flux rotorique, on utilise soit des capteurs de flux, soit des estimateurs de flux ou bien des observateurs [30, 61, 62].

I.3.3.2 Méthode indirecte

La méthode indirecte consiste à ne pas utiliser l'amplitude du vecteur flux mais seulement sa position [25, 63, 64, 65].

I.3.4. Structure d'une alimentation en tension par orientation du flux

On considère les deux tensions statoriques (V_{ds}, V_{qs}) ainsi que la vitesse ω_s du champ tournant comme grandeurs de commande qui sont générés par le bloc de contrôle à flux orienté (fig. I.12) [38]. Par contre, les composantes du flux rotorique (Φ_{ds}, Φ_{qs}), les courants statoriques (I_{ds}, I_{qs}) et la vitesse de rotation du rotor ω_r sont considérés comme variables d'état.

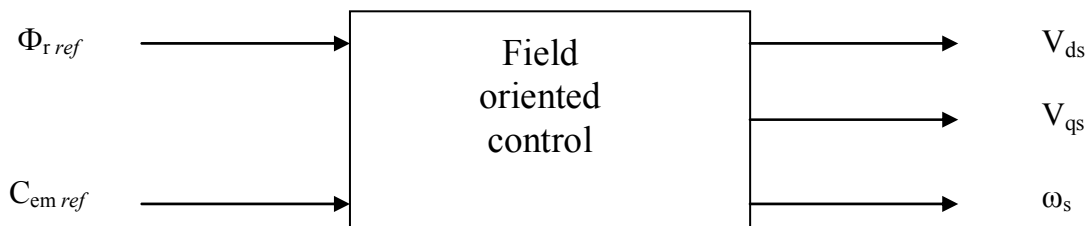


Figure I.12 : Bloc de commande F.O.C.

I.3.5. Modèle discret de la commande directe

Pour cette commande, le module de flux est contrôlé par contre réaction. En utilisant les résultats développés précédemment, on peut avoir le modèle discret de la commande directe.

La consigne du couple est obtenue à partir de la boucle de régulation de vitesse à travers un régulateur de type PI . Cependant, pour la consigne du flux qu'on obtient par réaction à travers le bloc de défluxage, sa valeur peut être constante ou bien liée à la vitesse :

$$\Phi_{ref}(k) = \begin{cases} \Phi_n(k) & \text{si } |\Omega(k)| \leq \Omega_n \\ \frac{\Phi_n(k)\Omega_n}{|\Omega(k)|} & \text{si } |\Omega(k)| > \Omega_n \end{cases} \quad \text{I.42}$$

Φ_n : valeur nominale du flux rotorique.

Ω_n : valeur nominale de la vitesse mécanique.

❖ Les régulateurs

Pour avoir une bonne précision, une bonne rapidité et une stabilité du système, la régulation de celui-ci est nécessaire. On propose à l'annexe B une méthode analytique de calcul des paramètres des différents régulateurs PI.

• Régulateur de vitesse

Un système de régulation de qualité permet d'obtenir les performances suivantes :

- ✓ Une bonne stabilité de système en boucle fermée.
- ✓ Le maintien de la sortie à sa valeur de référence indépendamment des perturbations sur le système.
- ✓ Le passage rapide d'une consigne à une autre, quelles que soit les conditions sur le système.

Le signal d'erreur de vitesse ε_v est traité directement par un régulateur numérique qui fournit la référence I_{qsref} , qui est lui même borné de façon symétrique à ne pas dépasser le couple accélérateur maximal admissible afin de protéger l'onduleur et la machine.

Le régulateur PI est représenté par la transmittance suivante :

$$R_v(S) = K_{pv} + \frac{K_{iv}}{S} \quad \text{I.43}$$

La transmittance en z est :

$$R_v(z^{-1}) = (1 - z^{-1})Z \left[\frac{R_v(S)}{S} \right] \quad \text{I.44}$$

La discrétisation nous permet de donner l'expression numérique en z^{-1} :

$$R_v(z^{-1}) = \frac{C_{emref}(z^{-1})}{\varepsilon_v(z^{-1})} = \frac{K_{pv} + (K_{iv}T_e - K_{pv})z^{-1}}{1 - z^{-1}} \quad \text{I.45}$$

On obtient donc les équations récursives :

$$\begin{cases} \varepsilon_v(k) = \Omega_{ref}(k) - \Omega(k) \\ C_{emref}(k) = \lim [C_{emref}(k-1) + kpv(\varepsilon_v(k)) - (kpv - kivT_e)(\varepsilon_v(k-1))] \end{cases} \quad \text{I.46}$$

$\varepsilon_v(k)$: L'erreur de vitesse de référence $\Omega_{ref}(k)$ et la vitesse mesurée $\Omega(k)$ à l'instant « k ».

kpv , kiv : Paramètres de régulateur de vitesse.

T_e : Période d'échantillonnage.

• **Régulateurs des courants statoriques**

Le courant $I_{qsref}(k)$ se calcul à partir du couple de référence et du flux de référence :

$$I_{qsref}(k) = \frac{L_r C_{emref}(k)}{pL_m \Phi_{r_ref}(k)} \quad \text{I.47}$$

La transmittance du régulateur de courant est représentée par :

$$R_c(k) = K_{pc} + \frac{K_{ic}}{S} \quad \text{I.48}$$

La discrétisation nous permet de donner l'expression numérique en z^{-1} :

$$R_c(z^{-1}) = \frac{V_{ds1}(z^{-1})}{\varepsilon_{cd}(z^{-1})} = \frac{K_{pc} + (K_{ic}T_e - K_{pc})z^{-1}}{1 - z^{-1}} \quad \text{I.49}$$

On obtient donc les équations récursives suivantes :

$$\begin{cases} \varepsilon_{cd}(k) = dsref(k) - I_{ds}(k) \\ V_{ds1}(k) = \lim [V_{ds1}(k-1) + kpc(\varepsilon_{cd}(k)) - (kpc - kicT_e)(\varepsilon_{cd}(k-1))] \end{cases} \quad \text{I.50}$$

De façon analogue, l'expression de la tension $V_{qs1}(k)$ devient :

$$\begin{cases} \varepsilon_{cq}(k) = I_{qsref}(k) - I_{qs}(k) \\ V_{qs1}(k) = \lim[V_{qs1}(k-1) + kpc(\varepsilon_{cq}(k)) - (kpc - kicTe)(\varepsilon_{cq}(k-1))] \end{cases} \quad \text{I.51}$$

La pulsation $\omega_s(k)$ est la somme de la vitesse électrique $\omega_r(k)$ et de la vitesse de glissement $\omega_{sl}(k)$.

$$\omega_s(k) = \omega_{sl}(k) + \omega_r(k) \quad \text{I.52}$$

avec :

$$\omega_{sl}(k) = \frac{L_m I_{qsref}(k)}{T_r \Phi_{r\ ref}(k)}$$

$$\omega_r(k) = p\Omega(k)$$

Les tensions statoriques (V_{dsref}, V_{qsref}) de commandes se déduisent de la manière suivante :

$$\begin{cases} V_{dsref}(k) = V_{ds1}(k) - \sigma L_s \omega_s(k) I_{qsref}(k) \\ V_{qsref}(k) = V_{qs1}(k) + \omega_s(k) \left[\sigma L_s I_{dsref}(k) + \frac{L_m}{L_r} \Phi_{r\ ref}(k) \right] \end{cases} \quad \text{I.53}$$

En intégrant la variable $\omega_s(k)$ avec une condition initiale, on déduit l'angle d'orientation du flux (angle du champ tournant).

$$\theta_s = \int \omega_s(t) dt + \varphi \quad \text{I.54}$$

L'expression de θ_s en discret est donnée par :

$$\theta_s(k) = \theta_s(k-1) + T_e \omega_s(k) \quad \text{I.55}$$

avec :

$$\varphi = \theta_s(0)$$

θ_s : L'angle d'orientation du flux (angle du champ tournant).

- **Régulateur de flux**

Un estimateur de flux rotorique $\Phi_{re}(k)$ est obtenu à partir de la mesure du courant $I_{ds}(k)$.

On a :

$$I_{dsref}(k) = \frac{1}{L_m} \left(\Phi_{r\ ref}(k) + T_r \frac{d(\Phi_{r\ ref}(k))}{dt} \right) \quad \text{(I.56)}$$

La transmittance en z de l'équation (I.56) donne :

$$\frac{\Phi_{re}(z^{-1})}{I_{ds}(z^{-1})} = (1 - z^{-1})Z \left[\frac{L_m}{(1 + T_r.S)S} \right] \quad \text{I.57}$$

La discrétisation nous permet d'écrire les équations récursives suivantes :

$$\Phi_{re}(k) = \exp\left(\frac{-T_e}{T_r}\right) [\Phi_{re}(k-1) - I_{ds}(k-1)L_m] + I_{ds}(k-1)L_m \quad \text{I.58}$$

avec :

$\Phi_{re}(k)$: La valeur estimée du flux rotorique.

Le régulateur du flux est représenté par la transmittance suivante :

$$R_f(S) = K_{pf} + \frac{K_{if}}{S} \quad \text{I.59}$$

On obtient donc les équations récursives suivantes :

$$\begin{cases} \varepsilon_f(k) = \Phi_{r_ref}(k) - \Phi_{re}(k) \\ I_{dsref}(k) = \lim [I_{dsref}(k-1) + kpf(\varepsilon_f(k)) - (kpf - kifTe)(\varepsilon_f(k-1))] \end{cases} \quad \text{I.60}$$

kpf , kif : Paramètres de régulateur du flux.

Les tensions statoriques (V_{dsref}, V_{qsref}) de commandes se déduisent de la même manière :

$$\begin{cases} V_{dsref}(k) = V_{ds1}(k) - \sigma L_s \omega_s(k) I_{qsref}(k) \\ V_{qsref}(k) = V_{qs1}(k) + \omega_s(k) \left[\sigma L_s I_{dsref}(k) + \frac{L_m}{L_r} \Phi_{r_ref}(k) \right] \end{cases} \quad \text{I.61}$$

Le Schéma bloc de la structure de commande vectorielle avec contrôle direct de flux rotorique en tension est donné par la figure I .13.

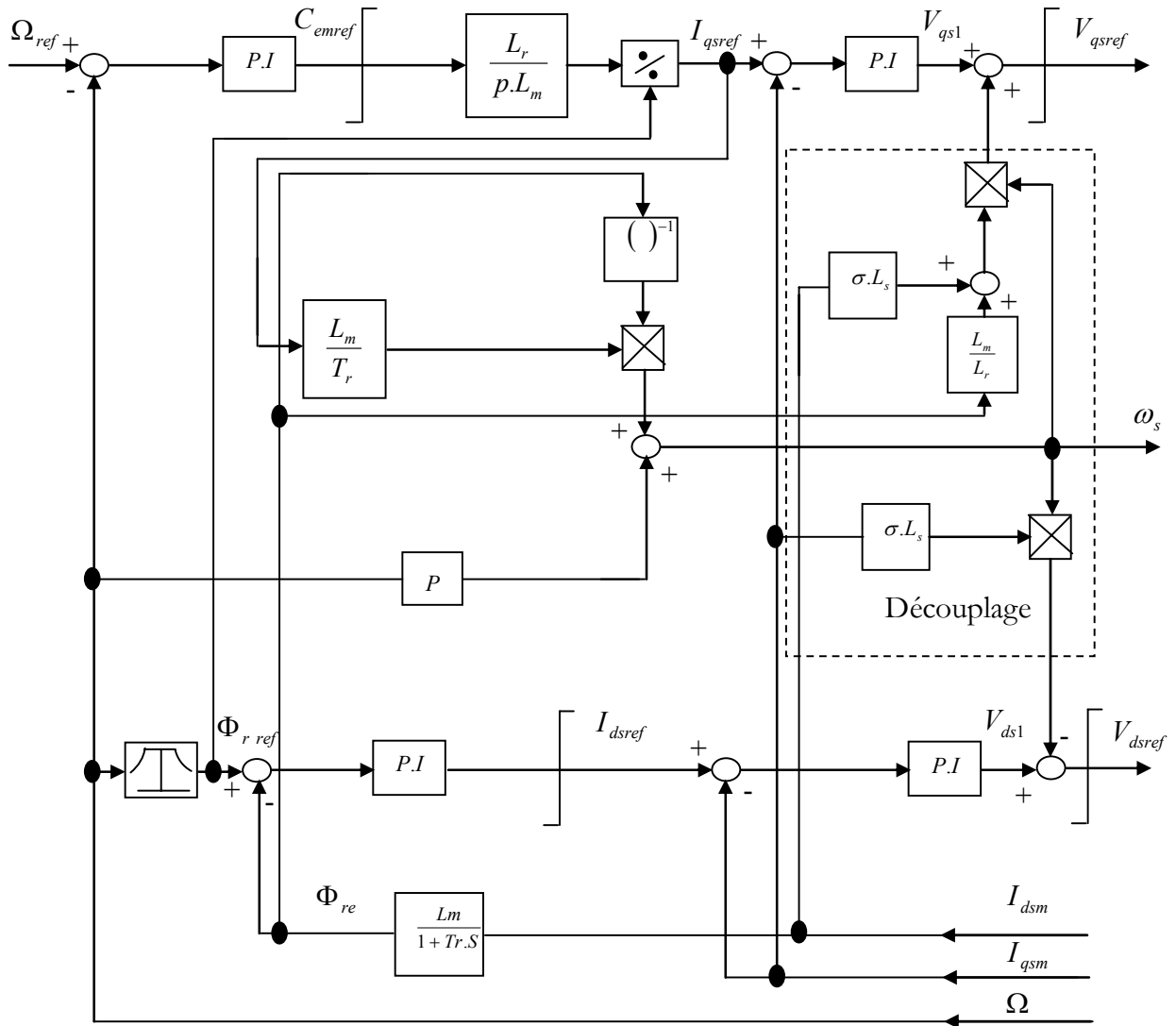


Figure I.13 : Schéma bloc de la structure de commande directe en tension par orientation du flux.

• **Résultats de simulation**

La simulation de l'ensemble, machine asynchrone-onduleur de tension- commande vectorielle directe, donne les résultats suivants :

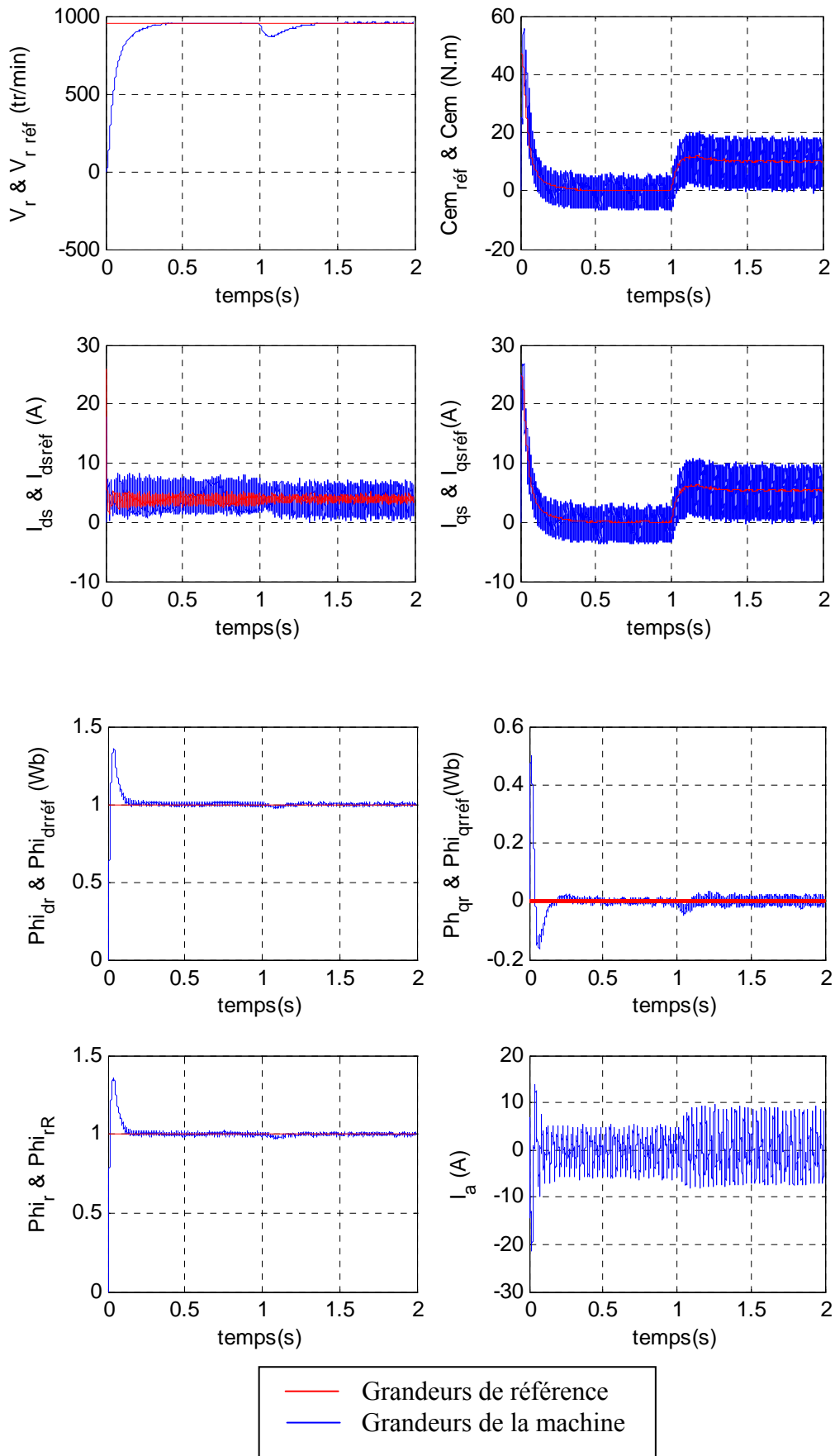


Figure I.14 : Simulation de la commande directe de la MAS, alimentée par un onduleur de tension, pour une vitesse de référence égale à 1000tr/min avec introduction d'un couple de charge égale à 10Nm à $t = 1$ s.

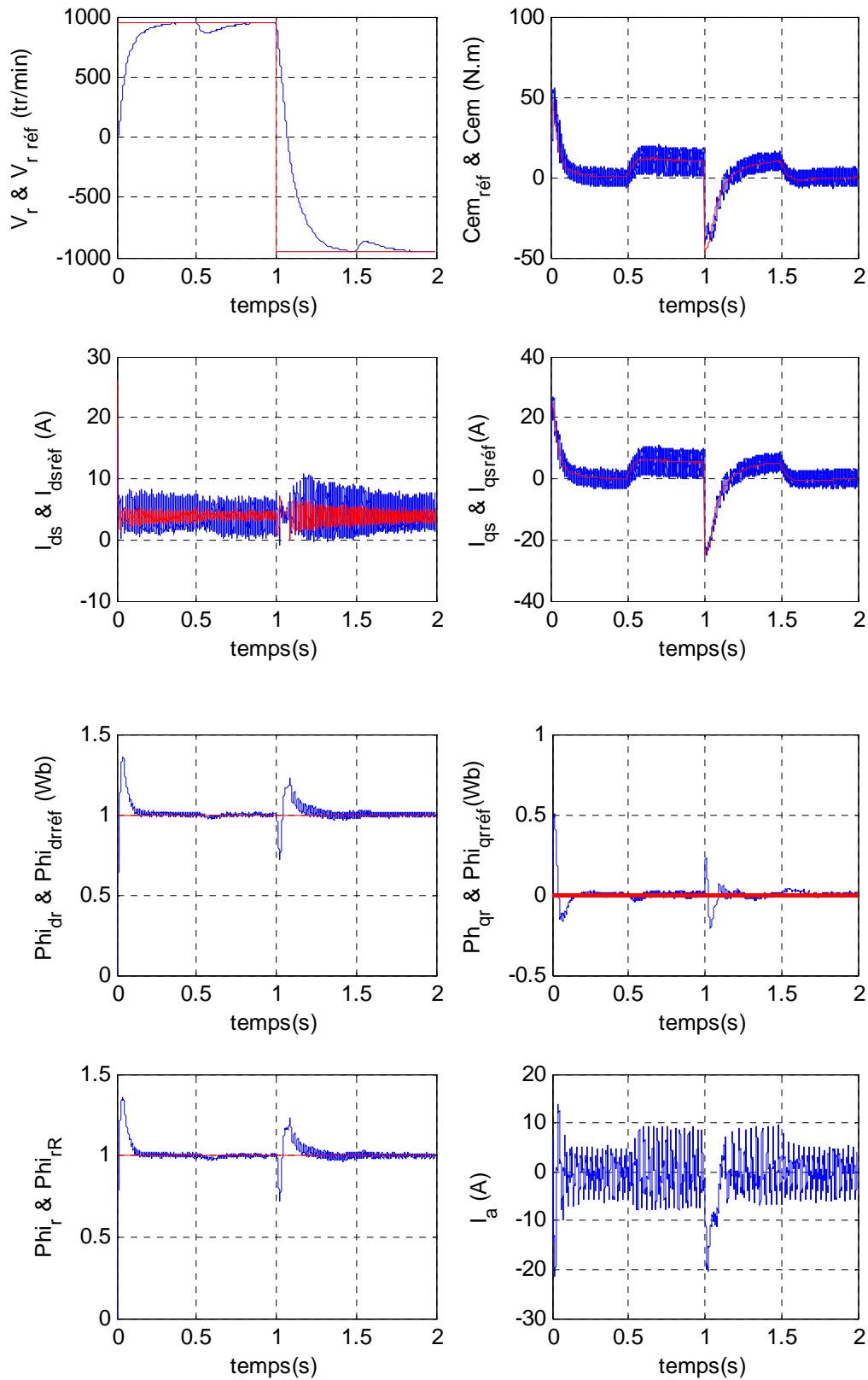


Figure I.15 : Simulation de la commande directe de la MAS, alimentée par un onduleur de tension, avec introduction d'un couple de charge égale à 10Nm entre $t=0.5s$ et $t=1.5s$ (Variation de la consigne de vitesse de 1000tr/min à -1000tr/min).

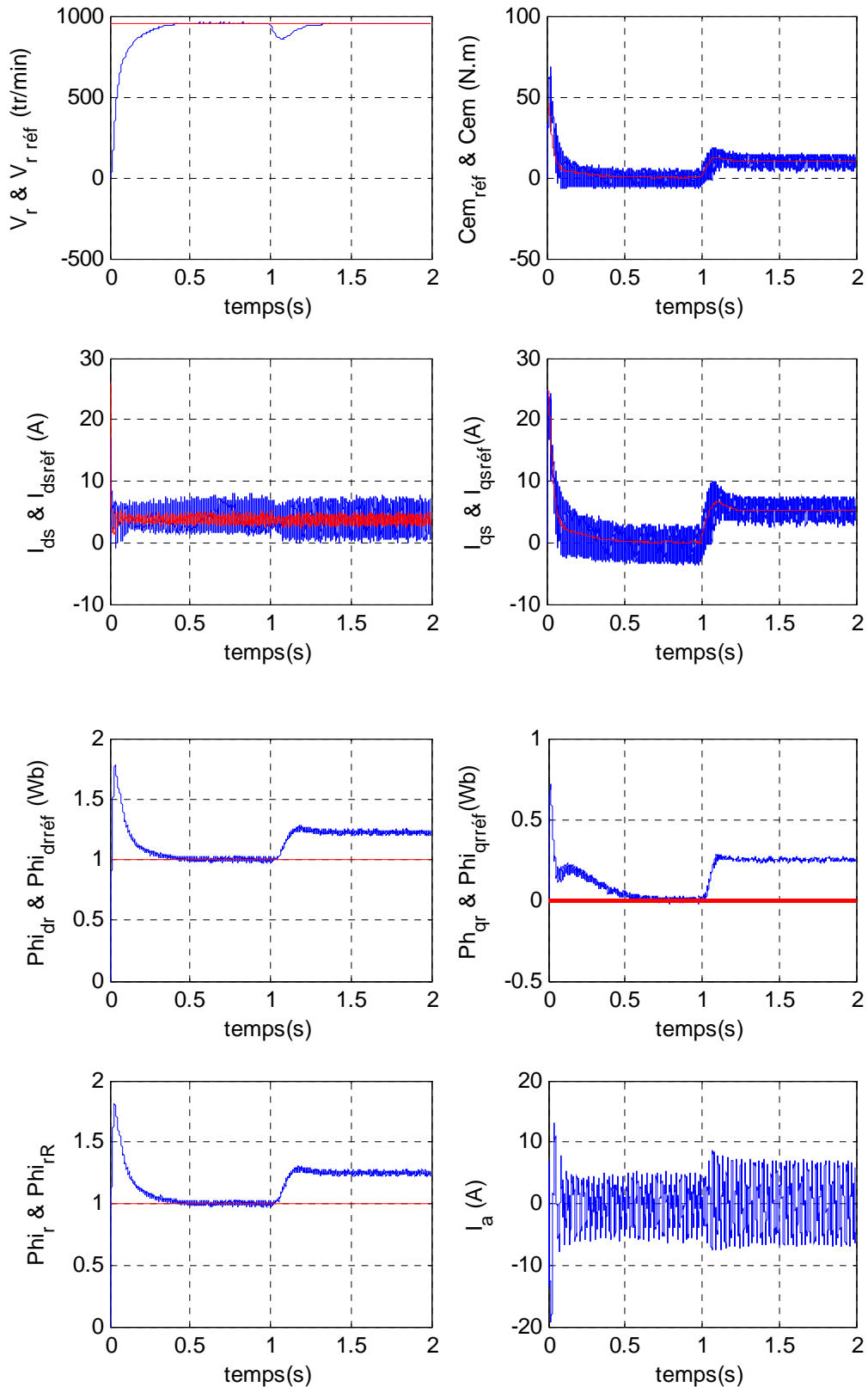


Figure I.16 : Simulation de la commande directe de la MAS, alimentée par un onduleur de tension, pour une vitesse de référence égale à 1000tr/min avec introduction d'un couple de charge égale à 10N à $t = 1$ s, en tenant compte de la variation de la résistance rotorique de +50%.

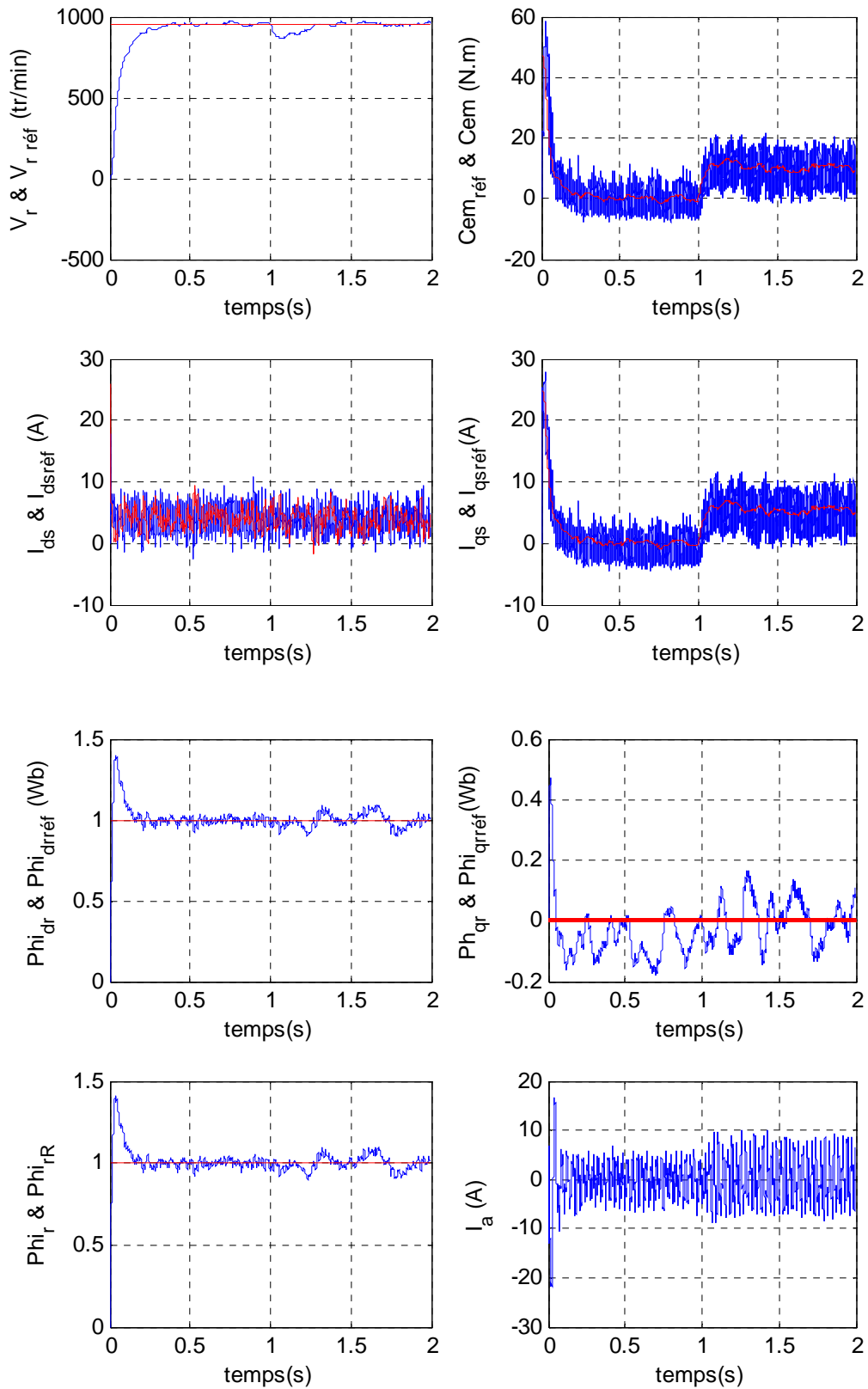


Figure I.17 : Simulation de la commande directe de la MAS, alimentée par un onduleur de tension, pour une vitesse de référence égale à 1000tr/min avec introduction d'un couple de charge égale à 10N à $t = 1s$, en tenant compte des bruits de mesure.

I.3.6. Modèle discret de la commande indirecte

L'immense avantage de cette méthode réside dans le fait qu'on n'utilise pas l'amplitude du flux rotorique mais, seulement, sa position [38].

$$\theta_s = \int \omega_s(t)dt + \varphi \tag{I.62}$$

L'expression de θ_s en discret est donnée par :

$$\theta_s(k) = \theta_s(k-1) + T_e \omega_s(k) \tag{I.63}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} I_{dsref}(k) = \frac{\phi_{r\ ref}(k)}{L_m} \\ I_{qsref}(k) = \frac{L_r C_{emref}(k)}{pL_m \Phi_{r\ ref}(k)} \\ \omega_{sl}(k) = \frac{L_m I_{qsref}(k)}{T_r \Phi_{r\ ref}(k)} \\ \omega_s(k) = \omega_{sl}(k) + p\Omega(k) \end{array} \right. \tag{I.64}$$

Le Schéma bloc de la structure de commande vectorielle avec contrôle indirecte de flux rotorique en tension est donné par la figure I.18.

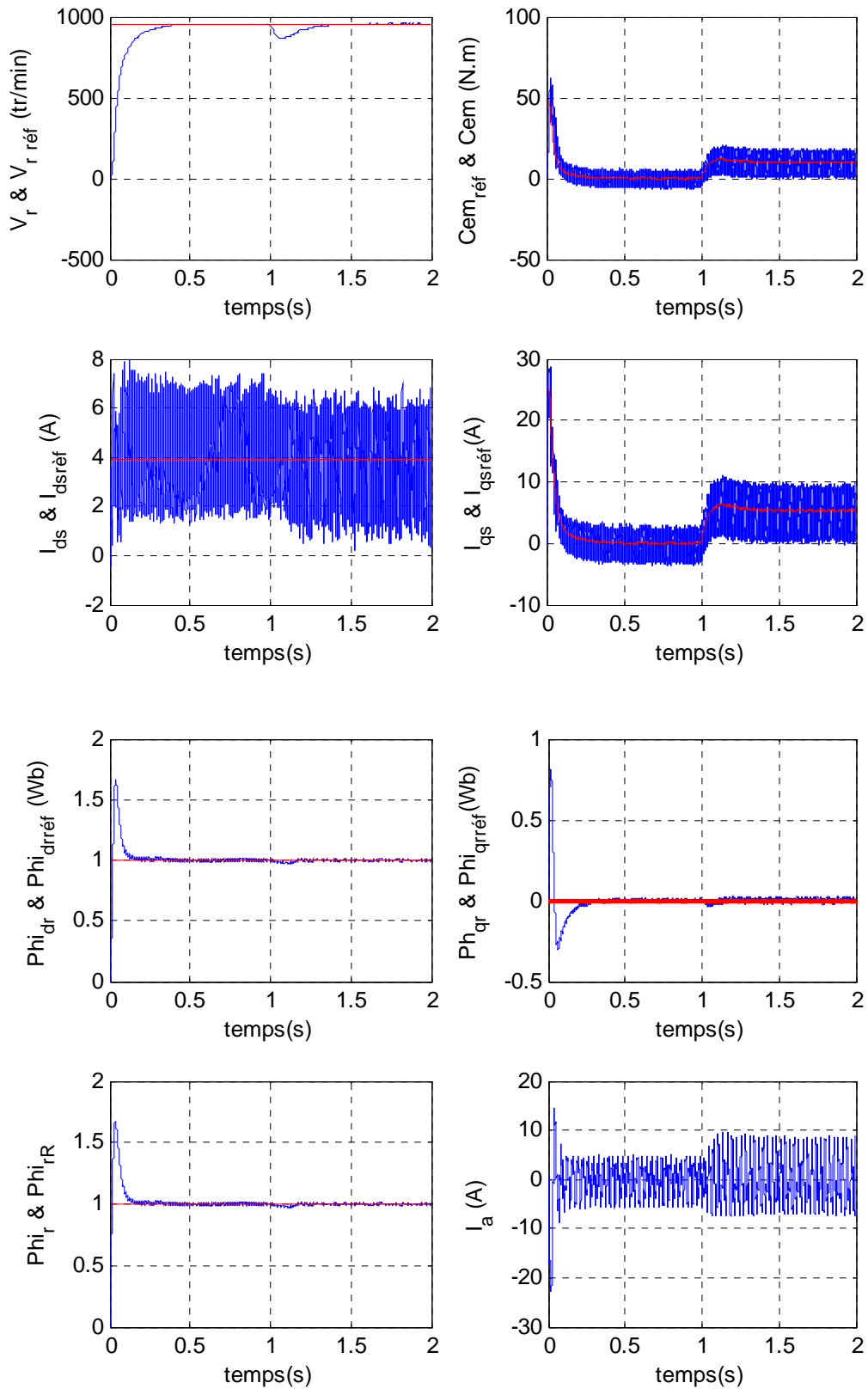


Figure I.19 : Simulation de la commande indirecte de la MAS, alimentée par un onduleur de tension, pour une vitesse de référence égale à 1000tr/min avec introduction d'un couple de charge égale à 10Nm à $t = 1$ s.

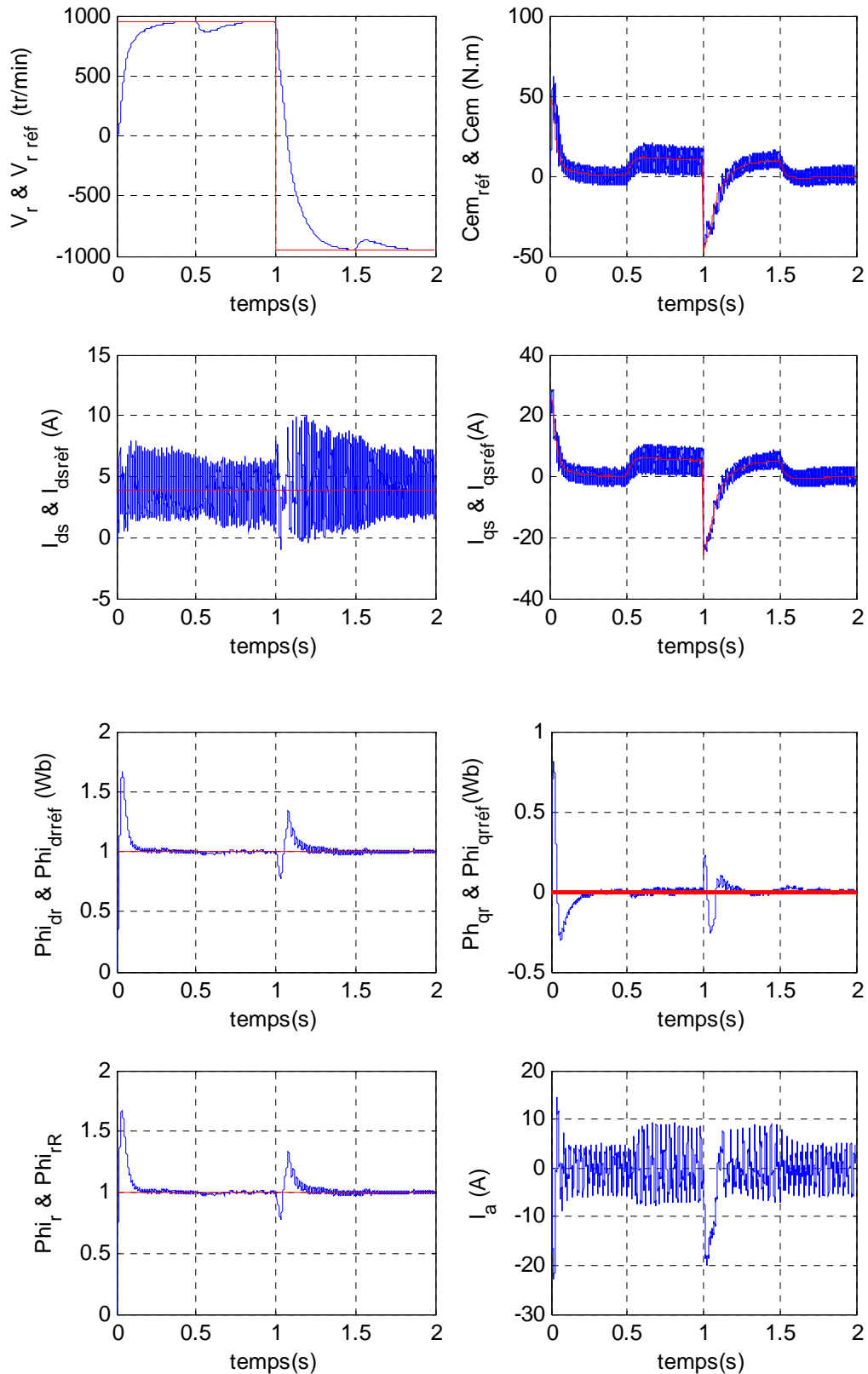


Figure I.20 : Simulation de la commande indirecte de la MAS, alimentée par un onduleur de tension, avec introduction d'un couple de charge égale à 10Nm entre $t = 0.5$ s et $t = 1.5$ s (Variation de la consigne de vitesse de 1000tr/min à -1000tr/min).

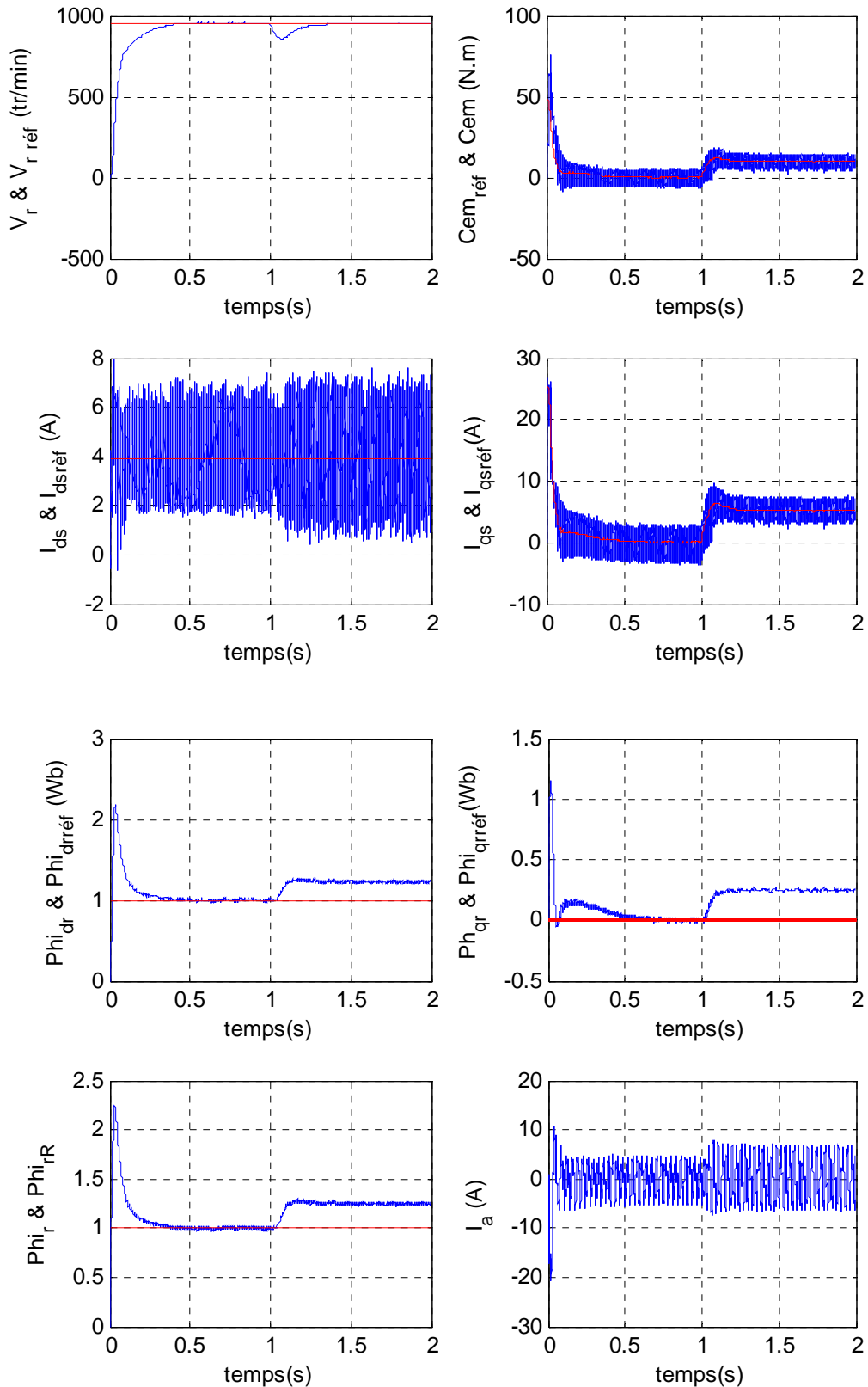


Figure I.21 : Simulation de la commande indirecte de la MAS, alimentée par un onduleur de tension, pour une vitesse de référence égale à 1000tr/min avec introduction d'un couple de charge égale à 10N à $t=1s$, en tenant compte de la variation de la résistance rotorique de +50%.

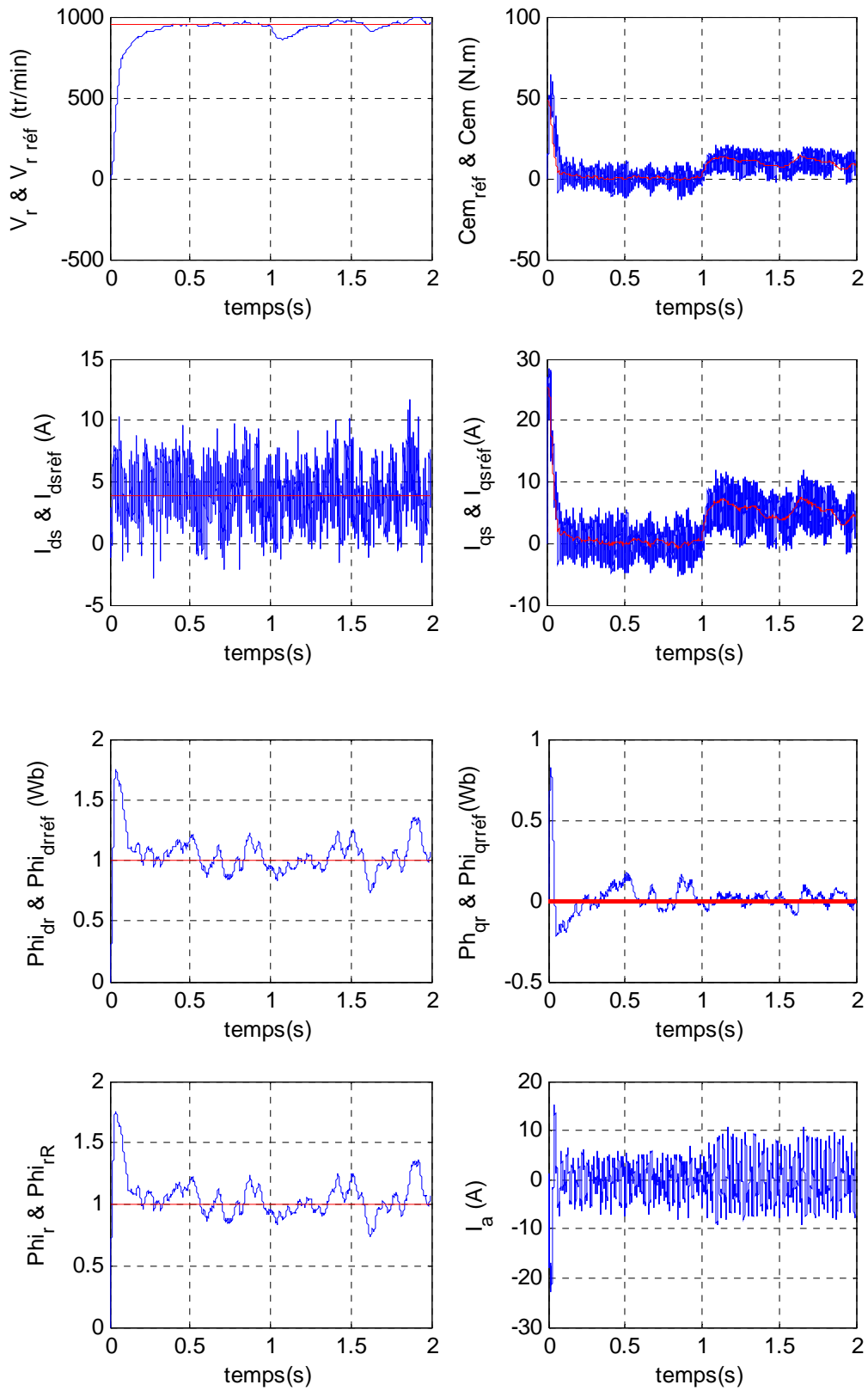


Figure I.22 : Simulation de la commande indirecte de la MAS, alimentée par un onduleur de tension, pour une vitesse de référence égale à 1000tr/min avec introduction d'un couple de charge égale à 10Nm à $t = 1$ s, en tenant compte des bruits de mesure.

I.3.7. Interprétation des résultats de simulation des deux méthodes

Nous avons simulé les deux méthodes de la commande vectorielle, à savoir la commande directe et la commande indirecte. Nous avons, dans chaque type de commande (directe et indirecte), imposé à la machine deux types de consignes de vitesse :

Une consigne de vitesse égale à 1000 tr/min avec introduction du couple de charge égal à 10 Nm à $t=1s$ et un autre point de fonctionnement pour une inversion de la consigne de vitesse de (1000tr/min à -1000tr/min) avec l'introduction des conditions de charge entre $t = 0.5s$ et $t = 1.5s$.

On remarque que pour les deux méthodes de la commande vectorielle (figures I.14 et I.19), la vitesse suit sa référence et le régulateur PI assure un rejet de perturbation du couple de charge acceptable (tout dépend du domaine d'application). Le couple électromagnétique s'identifie bien à sa référence seulement pendant la phase de démarrage où on constate une légère différence à cause de l'instant de l'initialisation du flux rotorique.

Sur les figures I.15 et I.20, nous avons effectué un changement de consigne de vitesse, on peut, de ce fait, effectuer le même constat que précédemment.

Nous avons augmenté la résistance rotorique de 50% (figures I.16 et I.21), en comparant ces résultats avec ceux des figures I.14 et I.19, on remarque que l'établissement des grandeurs est lent et le découplage est totalement perdu surtout en charge.

Comme l'illustre les figures I.17 et I.22, les deux commandes (directe et indirecte) sont sensibles aux bruits de mesure.

I.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la modélisation de la machine asynchrone à cage dont sa transformation en modèle diphasé nous a permis de présenter un modèle très simple à simuler et à contrôler. Dans les simulations numériques, dans un premier temps, ce modèle associée ou non à un convertisseur statique montre un fort couplage entre le flux et le couple électromagnétique. Ensuite, pour rendre le contrôle séparé de ces deux grandeurs afin d'améliorer les performances en régime dynamique et statique, nous avons appliqué la commande vectorielle directe et indirecte.

Ces deux méthodes sont sensibles aux variations paramétriques et aux bruits qui conduisent à la dégradation des performances. Afin de remédier à ces inconvénients, nous proposons l'étude de l'estimation du vecteur flux, de la résistance rotorique, de l'inductance mutuelle ainsi que la vitesse rotorique par le filtre de Kalman. Ceci sera l'œuvre du chapitre suivant.

CHAPITRE II

APPLICATION DU FILTRE DE KALMAN A LA COMMANDE VECTORIELLE

II.1. INTRODUCTION

Les observateurs du vecteur flux utilisent les observateurs d'états déterministes ou stochastiques appliqués à un modèle d'état de la machine asynchrone. La reconstitution du vecteur flux peut se faire à partir d'un observateur en boucle ouverte ou à partir d'un observateur en boucle fermée. Pour améliorer l'estimation du vecteur flux rotorique et prendre en compte les aspects d'incertitudes des paramètres de la machine et les bruits de modélisation, de mesures et d'environnement, le filtre de Kalman a été étudié et testé en simulation [1, 5, 20, 22, 23, 66, 67, 68, 69, 70]

Dans un premier temps, nous présentons dans ce chapitre la théorie sur les observateurs d'état et en particulier le filtre de Kalman. Ensuite, nous passerons à l'application du filtre de Kalman linéaire au contrôle vectoriel direct et le filtre de Kalman étendu au contrôle vectoriel indirect de la machine asynchrone.

II.2. OBSERVATEURS DETERMINISTE DE FLUX

Ces observateurs d'état sont construits à partir de l'équation d'état obtenue à partir du modèle de Park de la machine asynchrone. Dans le cas déterministe, on ne tient pas compte des incertitudes et des fluctuations aléatoires sur les mesures, éléments inévitables dans la réalité physique [20].

➤ Observateur en boucle ouverte :

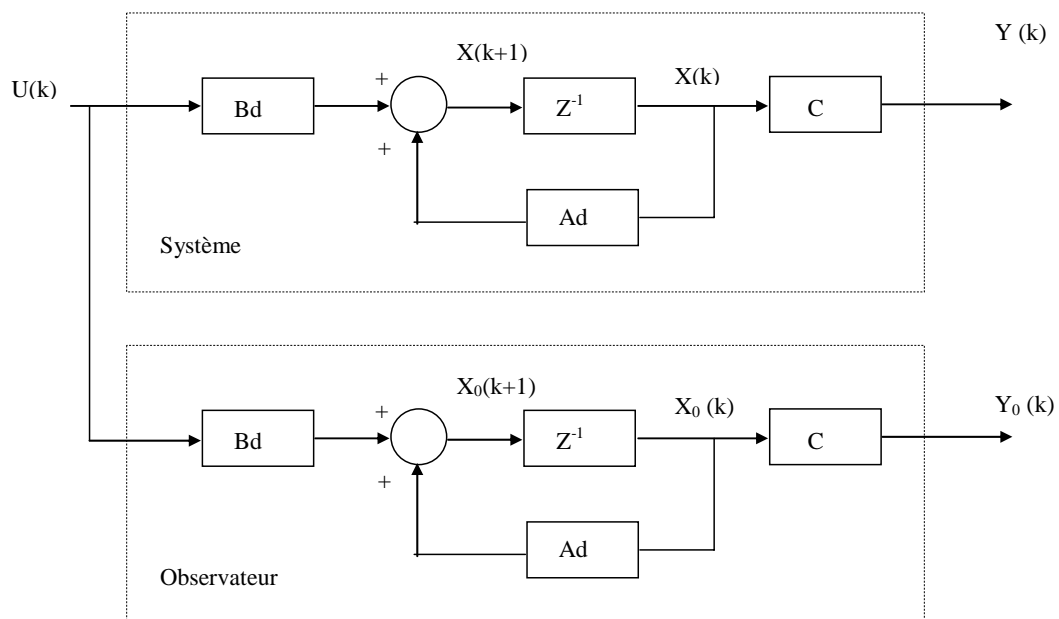


Figure II.1 : Observateur en boucle ouverte.

L'équation discrète de l'observateur en boucle ouverte :

$$\begin{cases} X_0(k+1) = A_d X_0(k) + B_d U(k) \\ Y_0(k) = C X_0(k) \end{cases} \quad \text{II.1}$$

➤ Observateur en boucle fermée :

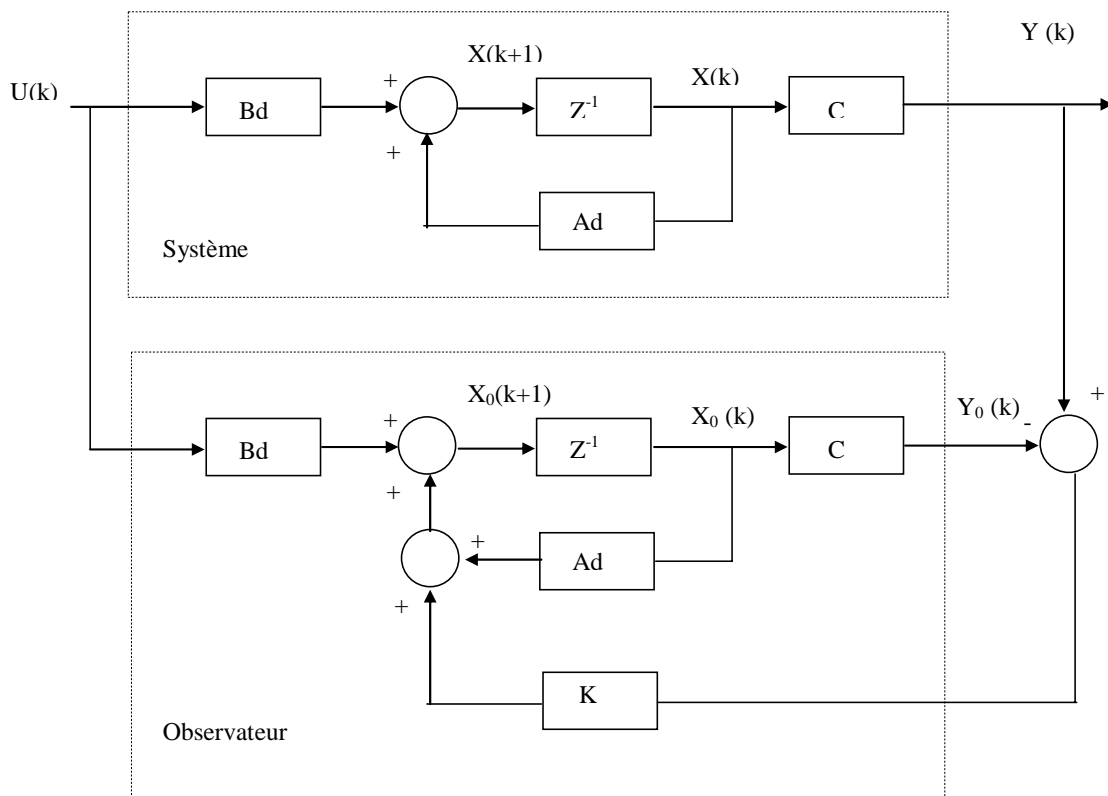


Figure II.2 : Observateur en boucle fermée.

L'équation discrète de l'observateur en boucle fermée :

$$\begin{cases} X_0(k+1) = A_d X_0(k) + B_d U(k) + K.e(k) \\ e(k) = Y(k) - Y_0(k) \\ X_0(k+1) = A_d X_0(k) + B_d U(k) + K(Y(k) - Y_0(k)) \end{cases} \quad \text{II.2}$$

II.3. FILTRAGE STOCHASTIQUE

Pour le cas stochastique, on peut prendre en considération les bruits du système et de mesures. Si on ajoute respectivement les vecteurs bruits $w(k)$ et $v(k)$ au vecteur de commande et au vecteur de mesure, on obtient le schéma bloc suivant :

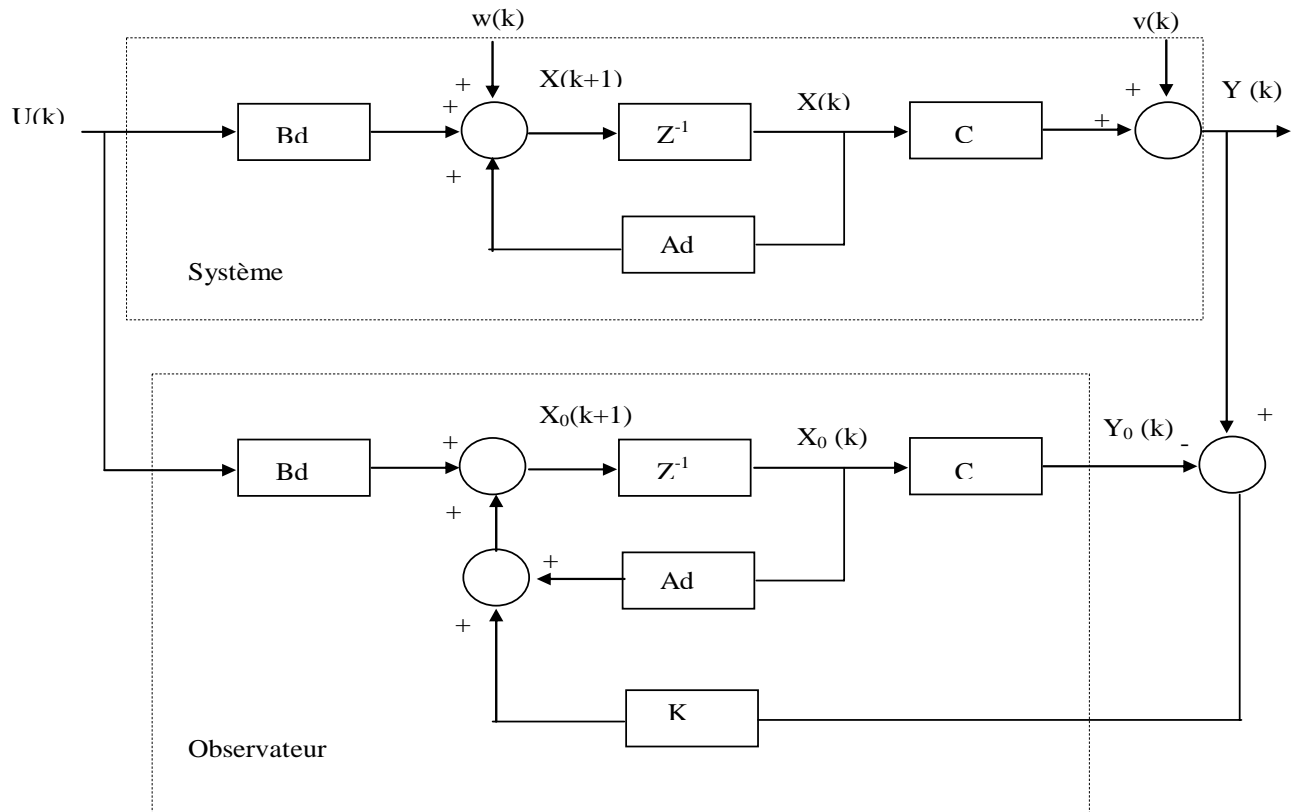


Figure II.3 : Observateur stochastique.

II.4. FILTRE DE KALMAN

Le filtre de Kalman est un ensemble d'équations mathématiques permettant d'effectuer des calculs récursifs efficaces pour résoudre quelques problèmes, et aussi l'un des développements mathématiques les plus intéressants dans la théorie de l'estimation linéaire [15, 20, 71, 72, 76, 77, 78, 79].

II.4.1. Théorie du filtre de Kalman

Soit le modèle d'état continu suivant :

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = A(t)X(t) + B(t)U(t) + w(t) \\ Y(t) = C(t)X(t) + v(t) \end{cases} \quad \text{II.3}$$

$w(t)$: Vecteur bruit blanc gaussien de moyenne nulle.

$v(t)$: Vecteur bruit blanc gaussien de moyenne nulle.

Les covariances des bruits sont définies comme suit :

$$E[w(t_1)w(t_2)^T] = Q(t_1)\delta(t_1 - t_2)$$

$$E[v(t_1)v(t_2)^T] = R(t_1)\delta(t_1 - t_2)$$

Les bruits sont non corrélés si :

$$E[w(t_1)v(t_2)^T] = 0 \quad \forall \quad t_1 \text{ et } t_2$$

L'équation de l'estimateur est donnée par :

$$\begin{cases} \dot{X}_0(t) = A(t)X_0(t) + B(t)U(t) + K(t)(Y(t) - Y_0(t)) \\ Y_0(t) = C(t)X_0(t) \end{cases} \quad \text{II.4}$$

Le gain $K(t)$ est donné par l'équation suivante :

$$K(t) = P(t)C(t)^T R(t)^{-1} \quad \text{II.5}$$

L'équation différentielle vectorielle de Ricatti est donnée par :

$$\dot{P}(t) = A(t)P(t) + P(t)A^T(t) - P(t)C^T(t)R^{-1}(t)C(t)P(t) + Q(t)$$

Où la matrice de la variance de l'erreur d'estimation ($P(t)$) vérifie cette équation.

Le choix optimal de $K(t)$ est celui qui rend minimale la trace de $\dot{P}(t)$.

II.4.2. Algorithme du filtre de Kalman en discret

II.4.2.1. Filtre de Kalman linéaire

$$\begin{cases} X(k+1) = A_d X(k) + B_d U(k) + W(k) \\ Y(k) = CX(k) + V(k) \end{cases} \quad \text{II.6}$$

X : vecteur d'état de dimension $(n, 1)$.

A_d : matrice transition non singulière (n, n) .

B_d : matrice de commande (n, p)

U : vecteur de commande $(p, 1)$.

W : vecteur gaussien de moyenne nulle et de covariance $Q(k) > 0$

Y : vecteur de sortie de dimension $(m, 1)$.

C : matrice de mesure (m, n) .

V : vecteur gaussien de moyenne nulle et de covariance $R(k) > 0$

avec :

$$\begin{aligned} E[W(k)W(j)^T] &= Q(k)\delta(k-j) \\ E[V(k)V(j)^T] &= R(k)\delta(k-j) \end{aligned} \quad \delta(k-j) = \begin{cases} 1 & \text{pour } k = j \\ 0 & \text{pour } k \neq j \end{cases}$$

On considère que les bruits $W(k)$ et $V(k)$ sont non corrélés ($E[W(k)V(j)^T] = 0$) et que les conditions initiales ($P(0), X(0)$) sont connues.

L'algorithme du filtre de Kalman linéaire est constitué de deux étapes :

- Etape de prédiction

$$\begin{cases} X_P(k) = Ad.X_e(k-1) + Bd.U(k-1) \\ P_P(k) = Ad.P_e(k-1).Ad^T + Q \end{cases} \quad \text{II.7}$$

- Etape d'estimation

$$\begin{cases} K(k) = P_P(k).C^T [C.P_P(k).C^T + R]^{-1} \\ X_e(k) = X_P(k) + K(k).[Y(k) - C.X_P(k)] \\ P_e(k) = [I - K(k).C].P_P(k) \end{cases} \quad \text{II.8}$$

En appliquant l'algorithme du filtre de Kalman linéaire au modèle de la machine, on aboutit à l'estimation du vecteur flux rotorique.

Dans un repère lié au stator, on a:

$$\begin{bmatrix} \dot{I}_{\alpha s} \\ \dot{I}_{\beta s} \\ \dot{\Phi}_{\alpha r} \\ \dot{\Phi}_{\beta r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right) & 0 & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \omega_r \\ 0 & -\left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right) & -\frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \omega_r & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} \\ \frac{L_m}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & -\omega_r \\ 0 & \frac{L_m}{T_r} & \omega_r & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{\alpha s} \\ I_{\beta s} \\ \Phi_{\alpha r} \\ \Phi_{\beta r} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{s\alpha} \\ V_{s\beta} \end{bmatrix} \quad \text{II.9}$$

- Modèle continu sous forme d'équation d'état :

$$\begin{cases} \dot{X} = AX + BU \\ Y = CX \end{cases} \quad \text{II.10}$$

avec :

$$X = [I_{\alpha s} \quad I_{\beta s} \quad \Phi_{\alpha r} \quad \Phi_{\beta r}]^T$$

$$U = [V_{s\alpha} \quad V_{s\beta}]^T$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$Y = [I_{\alpha s} \quad I_{\beta s}]^T$$

$$A = \begin{bmatrix} -\left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right) & 0 & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \omega_r \\ 0 & -\left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right) & -\frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \omega_r & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r T_r} \\ \frac{L_m}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & -\omega_r \\ 0 & \frac{L_m}{T_r} & \omega_r & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

• **Modèle discret**

$$\begin{cases} X(k+1) = AdX(k) + BdU(k) \\ Y(k) = CX(k) \end{cases} \quad \text{II.11}$$

avec :

$$Ad = e^{ATe}$$

$$Bd = A^{-1}(e^{-ATe} - I)B$$

Le schéma d'estimation peut être représenté par le schéma bloc suivant :

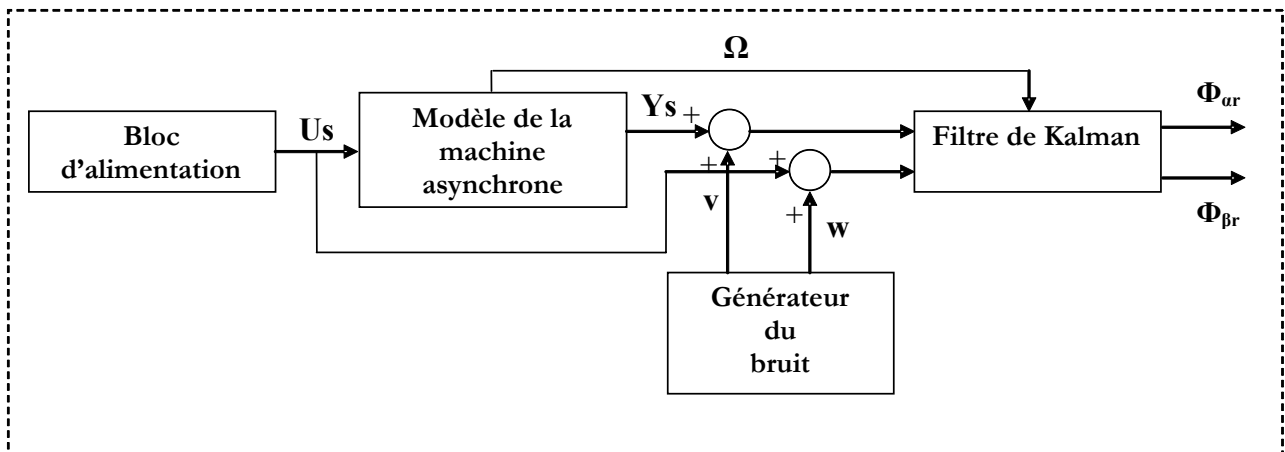


Figure II.4 : Schéma d'estimation.

• Résultats de simulation

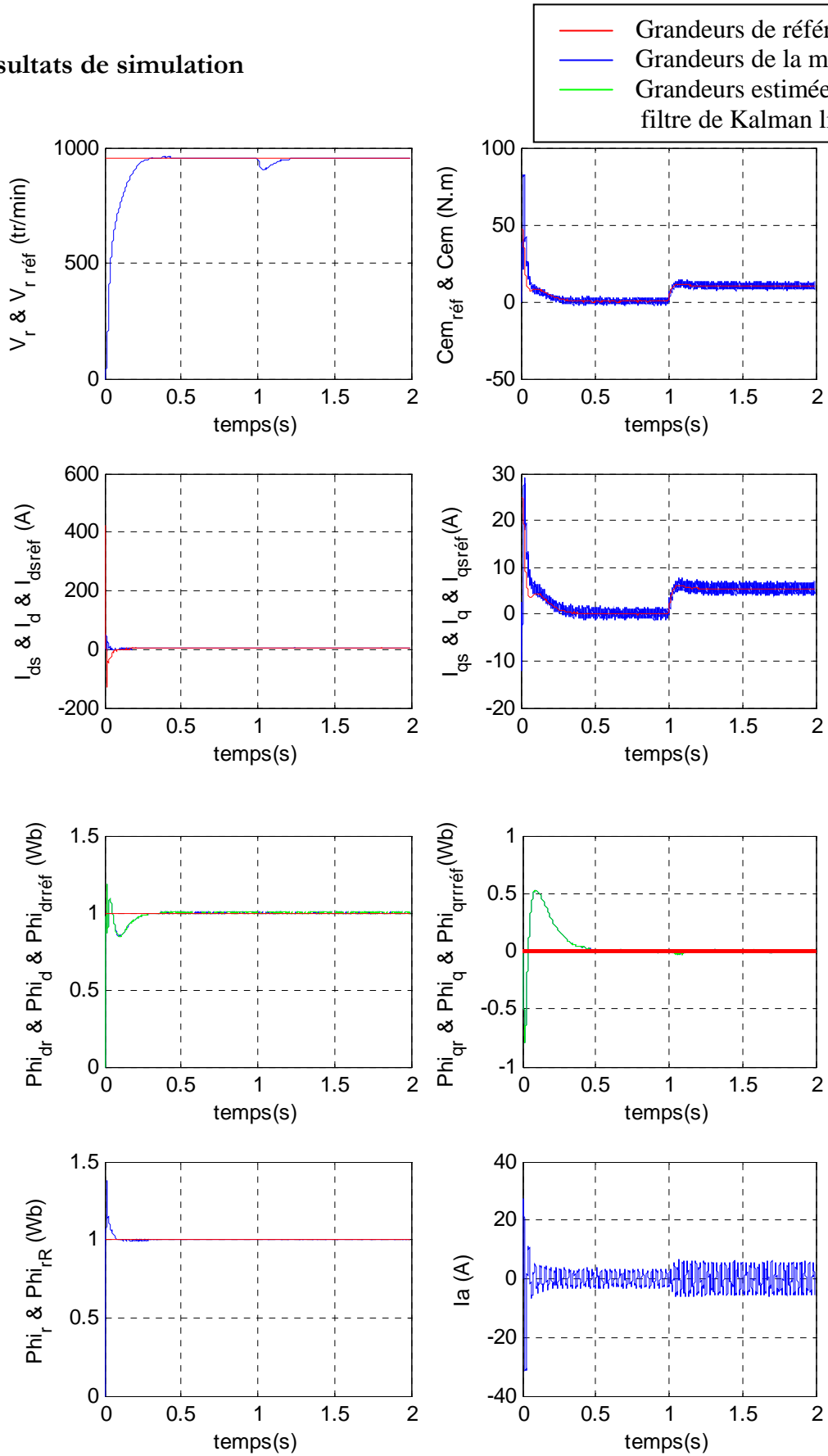


Figure II.5 : Simulation de la commande directe de la MAS, alimentée par un onduleur de tension, pour une vitesse de référence égale à 1000tr/min avec introduction d'un couple de charge en tenant compte des bruits, de mesure et de modélisation, par le filtre de Kalman linéaire.

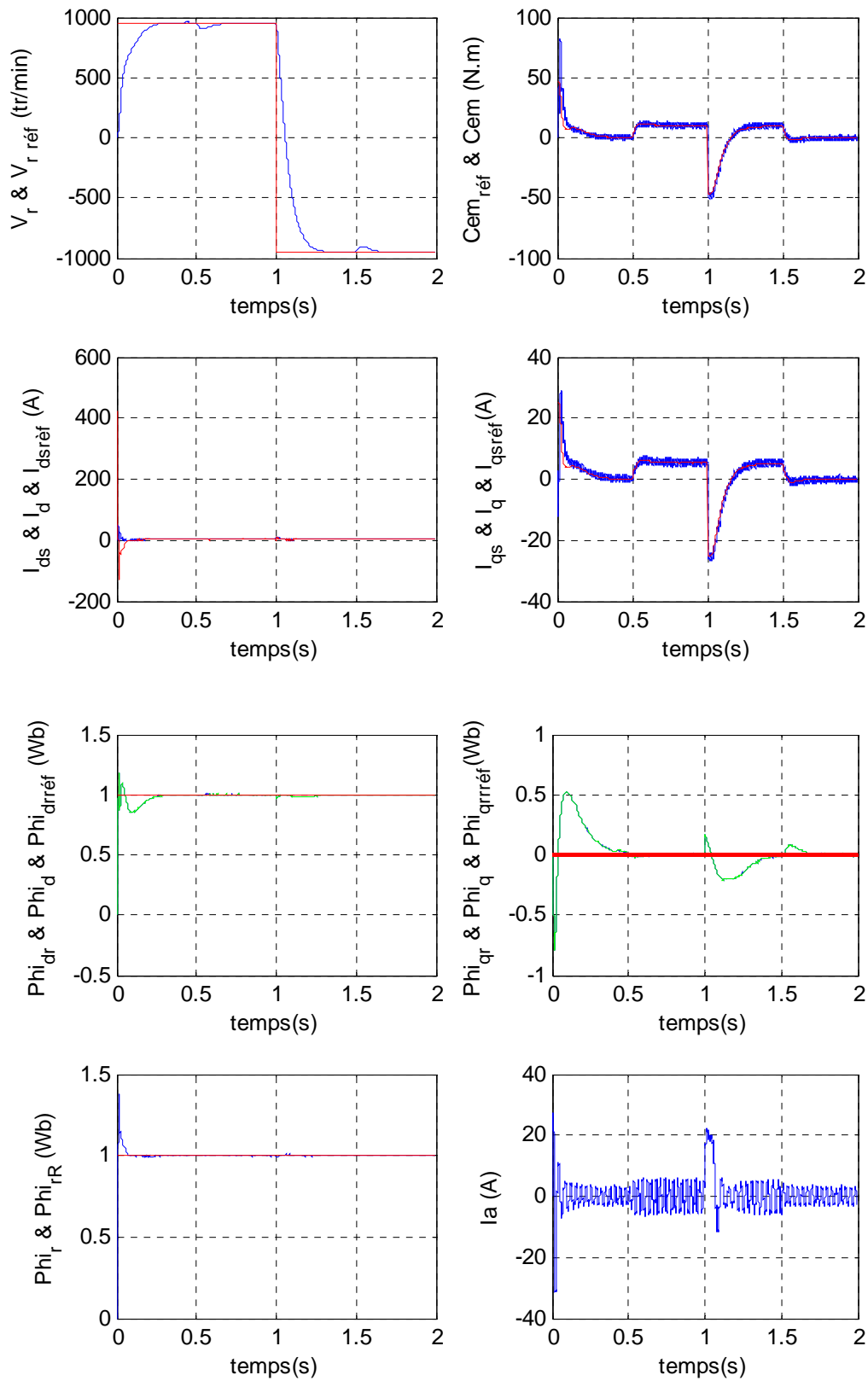


Figure II.6 : Simulation de la commande directe de la MAS, alimentée par un onduleur de tension, avec introduction d'un couple de charge en tenant compte des bruits, de mesure et de modélisation, par le filtre de Kalman linéaire.

(Variation de la consigne de vitesse de 1000tr/min à -1000tr/min).

❖ Interprétation des courbes

D'après les résultats obtenus sur les figures II.5 et II.6, on remarque que, malgré l'existence des bruits de mesure et de modélisation, avec le filtre de Kalman linéaire on arrive à estimer le vecteur flux rotorique, et on remarque aussi qu'avec l'introduction d'un couple de charge et la variation de consigne de vitesse, le système reste toujours stable.

Dans le cas d'un système non linéaire, on ne peut pas appliquer le filtre de Kalman linéaire. Il faut linéariser le système en utilisant le développement en série de Taylor du premier ordre, ce qui conduit à l'utilisation du filtre de Kalman étendu.

II.4.2.2. Filtre de Kalman étendu

Le filtre de Kalman étendu est un observateur d'état non linéaire, il est composé aussi d'une étape de prédiction et d'une étape de correction [10, 21, 23, 68, 75, 80, 81].

Soit le système non linéaire décrit par son équation d'état sous la forme suivante [20]:

$$\begin{cases} X(k+1) = f(X(k), k) + G(k)U(k) + W(k) \\ Y(k) = H(k).X(k) + V(k) \end{cases} \quad \text{II.12}$$

Nous linéarisons le modèle par une approximation du premier ordre pour avoir le modèle d'état linéaire suivant :

$$\begin{cases} X(k+1) = F(k).X(k) + G(k)U(k) + W(k) \\ Y(k) = H(k).X(k) + V(k) \end{cases} \quad \text{II.13}$$

avec :

$$F(k) = \left[\frac{\partial f(X(k), k)}{\partial X} \right]_{X=Xe(k)}$$

L'algorithme du filtre de Kalman étendu peut être présenté par :

- Prédiction de l'état

$$X_P(k) = f(X_e(k), k).X(k) + G(k).U(k) \quad \text{II.14}$$

- Prédiction de la covariance

$$P_P(k) = F(k).P_e(k).F^T(k) + Q(k) \quad \text{II.15}$$

- Calcul du gain $K(k)$

$$K(k) = P_P(k).H^T(k).[H(k).P_P(k).H^T(k) + R(k)]^{-1} \quad \text{II.16}$$

- Calcul de la covariance de l'erreur

$$P_e(k) = [I - K(k).H(k)].P_P(k) \quad \text{II.17}$$

- Estimation de l'état

$$X_e(k) = X_P(k) + K(k).[Y(k) - H(k).X_P(k)] \quad \text{II.18}$$

Nous appliquons l'algorithme du filtre de Kalman à la machine asynchrone (le modèle de la machine asynchrone est considéré dans un référentiel lié au champ tournant) [14] :

$$\begin{cases} X_e(k+1) = f(X_e(k), U(k), k) + W(k) \\ Y(k) = H(k).X_e(k) + V(k) \end{cases} \quad \text{II.19}$$

Avec :

$$f(X_e(k), U(k), k) = \begin{bmatrix} g(X, U, k) \\ \Theta(k) \end{bmatrix}$$

$$\Theta(k) = [R_r(k) \quad L_m(k) \quad \Omega(k)]^T$$

$$g(X,U,k) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_{L_s}} \left[- \left(R_s + \frac{L_m^2(k)}{L_r T_r} \right) I_{ds}(k) + \omega_s \sigma_{L_s} I_{qs}(k) + \frac{L_m(k)}{L_r T_r} \Phi_{dr}(k) + \frac{L_m(k)}{L_r} \omega_r(k) \Phi_{qr}(k) + V_{ds}(k) \right] \\ \frac{1}{\sigma_{L_s}} \left[- \left(R_s + \frac{L_m^2(k)}{L_r T_r} \right) I_{qs}(k) - \omega_s \sigma_{L_s} I_{ds}(k) + \frac{L_m(k)}{L_r T_r} \Phi_{qr}(k) - \frac{L_m(k)}{L_r} \omega_r(k) \Phi_{dr}(k) + V_{qs}(k) \right] \\ \frac{L_m(k)}{T_r} I_{ds}(k) - \frac{1}{T_r} \Phi_{dr}(k) + (\omega_s - \omega_r(k)) \Phi_{qr}(k) \\ \frac{L_m(k)}{T_r} I_{qs}(k) + \frac{1}{T_r} \Phi_{qr}(k) - (\omega_s - \omega_r(k)) \Phi_{dr}(k) \end{bmatrix}$$

Le vecteur d'état à estimer est donné sous la forme matricielle suivante :

$$X_e(k) = [I_{ds}(k) \quad I_{qs}(k) \quad \Phi_{dr}(k) \quad \Phi_{qr}(k) \quad R_r(k) \quad L_m(k) \quad \Omega(k)]^T \quad \text{II.20}$$

Les conditions initiales du vecteur d'état estimé sont fixées à :

$$X_e(0) = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad R_r \quad L_m \quad 0]^T \quad \text{II.21}$$

La fonction f est donnée par :

$$f = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_{L_s}} \left[- \left(R_s + \frac{L_m^2(k)}{L_r T_r} \right) I_{ds}(k) + \omega_s \sigma_{L_s} I_{qs}(k) + \frac{L_m(k)}{L_r T_r} \Phi_{dr}(k) + \frac{L_m(k)}{L_r} \omega_r(k) \Phi_{qr}(k) + V_{ds}(k) \right] \\ \frac{1}{\sigma_{L_s}} \left[- \left(R_s + \frac{L_m^2(k)}{L_r T_r} \right) I_{qs}(k) - \omega_s \sigma_{L_s} I_{ds}(k) + \frac{L_m(k)}{L_r T_r} \Phi_{qr}(k) - \frac{L_m(k)}{L_r} \omega_r(k) \Phi_{dr}(k) + V_{qs}(k) \right] \\ \frac{L_m(k)}{T_r} I_{ds}(k) - \frac{1}{T_r} \Phi_{dr}(k) + (\omega_s - \omega_r(k)) \Phi_{qr}(k) \\ \frac{L_m(k)}{T_r} I_{qs}(k) + \frac{1}{T_r} \Phi_{qr}(k) - (\omega_s - \omega_r(k)) \Phi_{dr}(k) \\ R_r(k) \\ L_m(k) \\ \omega_r(k) \end{bmatrix} \quad \text{II.22}$$

Avec:

$$F(k) = \frac{\partial f}{\partial X_e} \quad \text{et} \quad H(k) = \frac{\partial h}{\partial X_e} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

$$f(X,U) = f(X_e,U) + F(X_e,U)(X - X_e) + \dots$$

$$h(X,U) = h(X_e,U) + H(X_e,U)(X - X_e) + \dots$$

Le schéma d'estimation est représenté par le schéma bloc suivant :

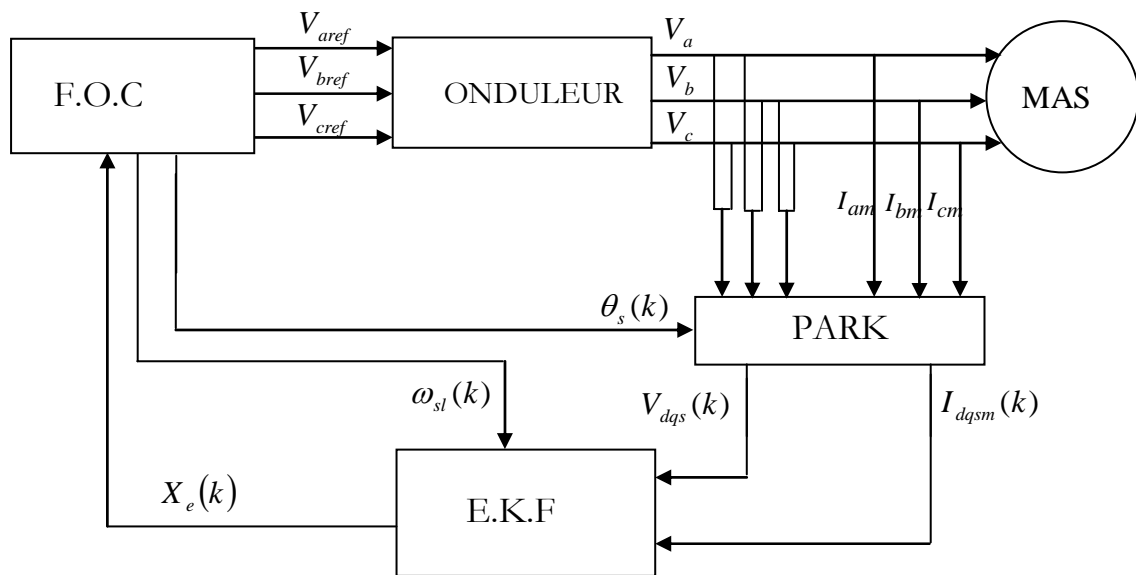
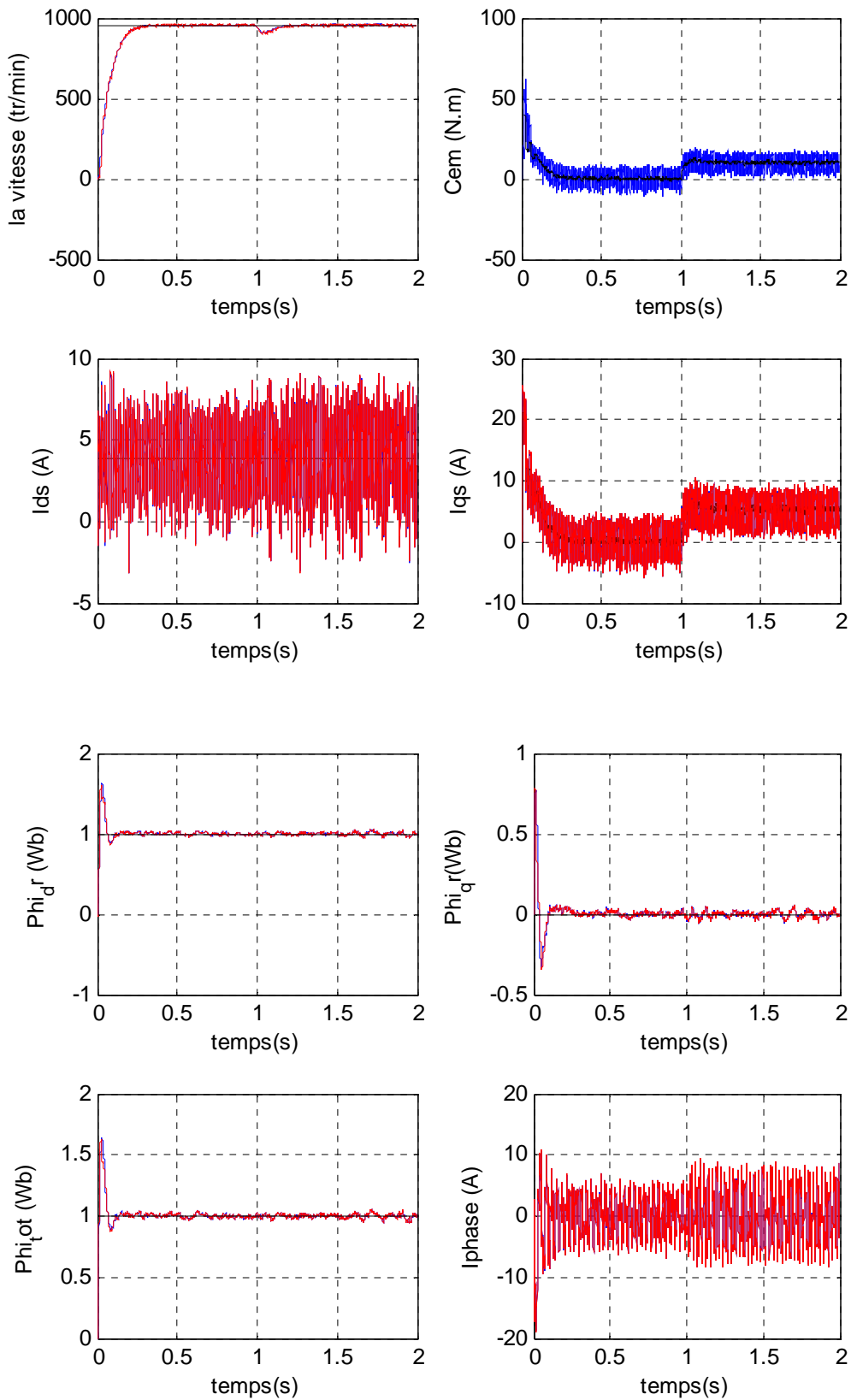


Figure II.7 : Schéma bloc du contrôle vectoriel par le filtre de Kalman étendu (E.K.F).

• Résultats de simulation



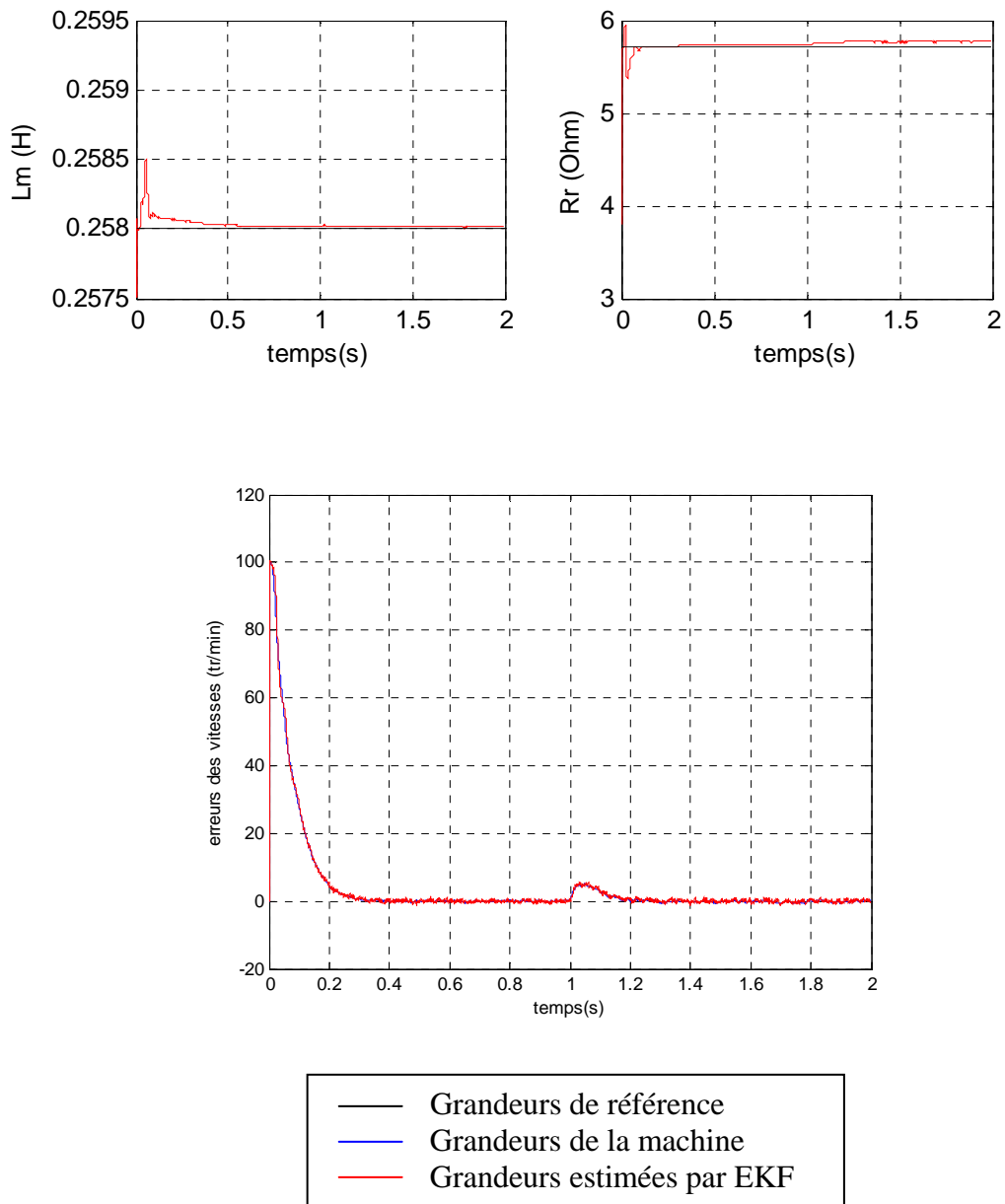
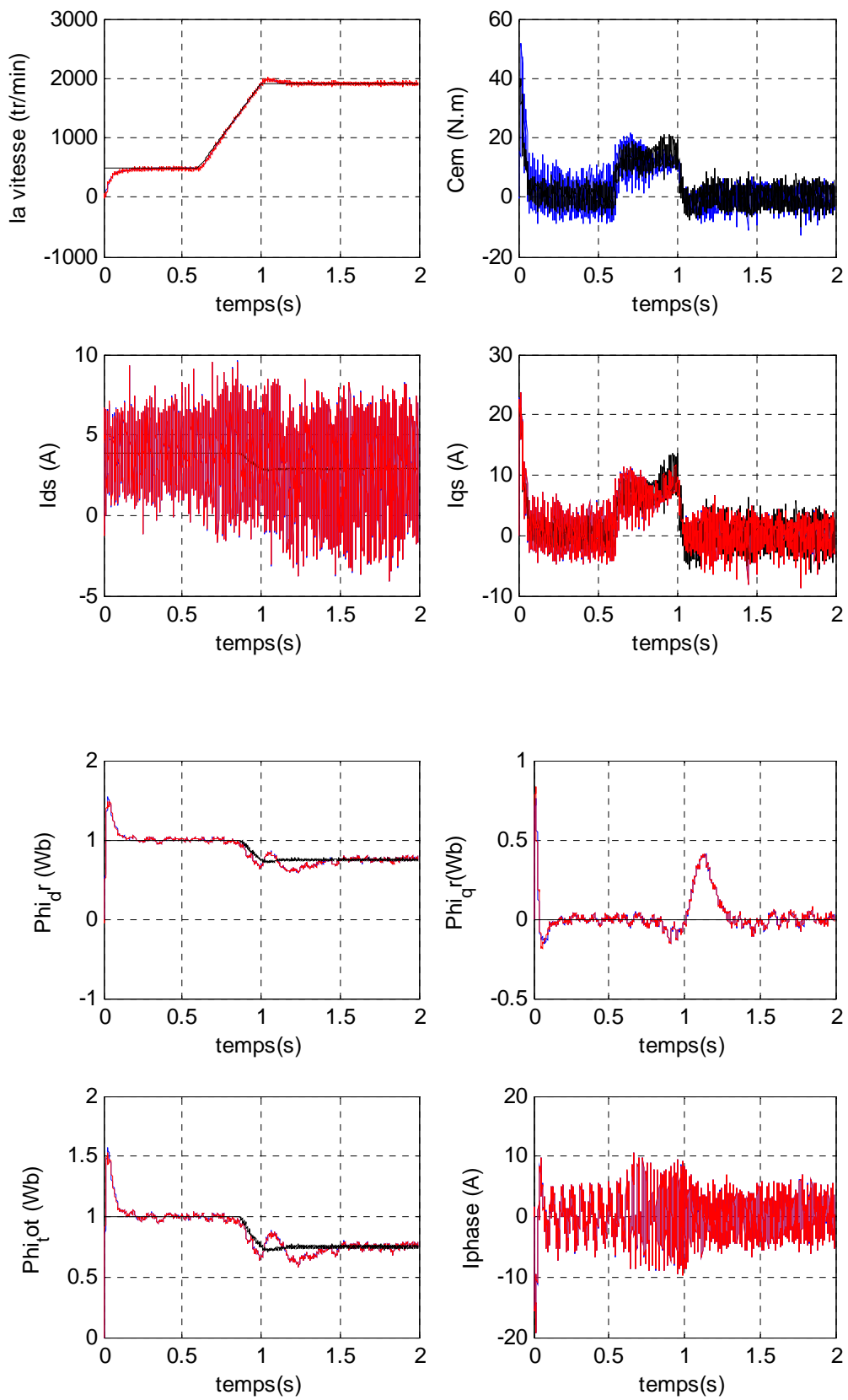


Figure II.8 : Simulation de la commande indirecte de la MAS, alimentée par un onduleur de tension, pour une vitesse de référence égale à 1000tr/min, en tenant compte des bruits et de la variation de la résistance rotorique de +50%, par le filtre de Kalman étendu.



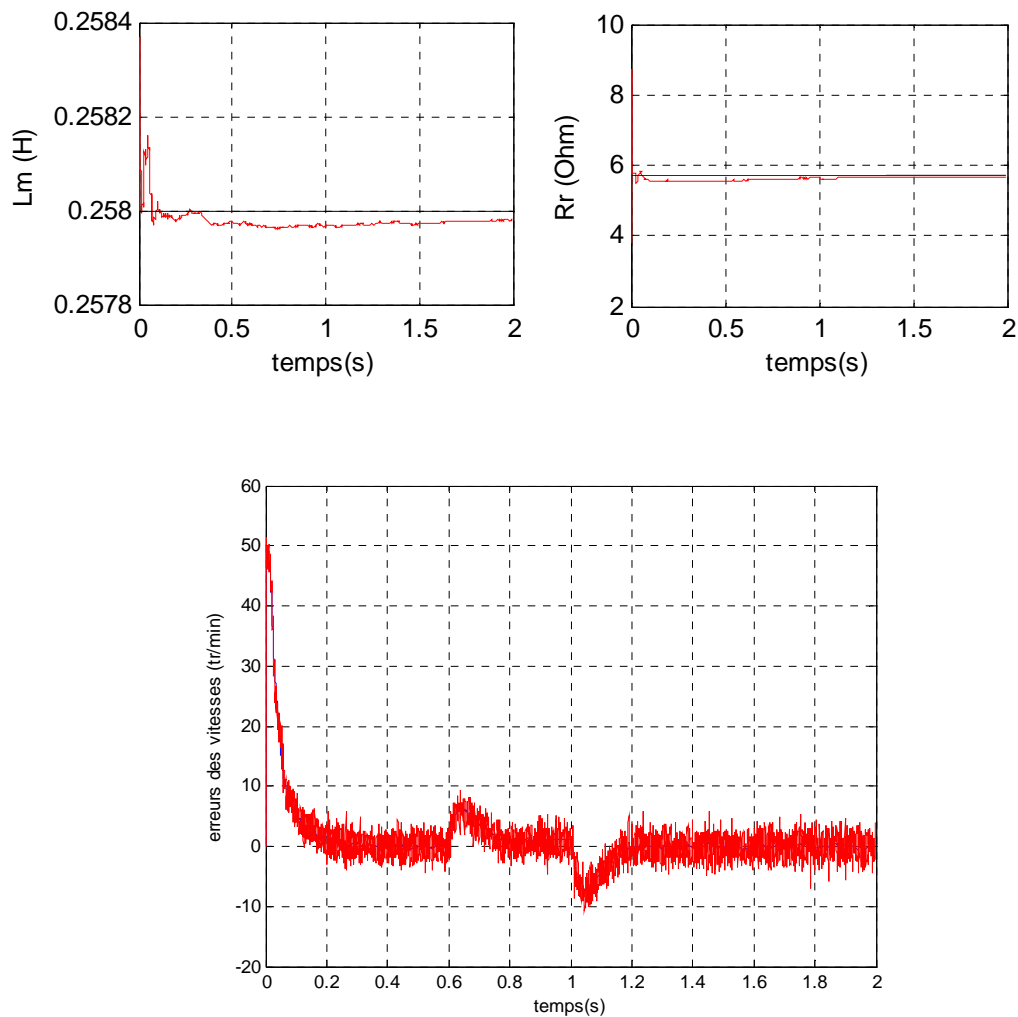


Figure II.9 : Simulation de la commande indirecte de la MAS, alimentée par un onduleur de tension, en tenant compte des bruits et de la variation de la résistance rotorique de +50%, par le filtre de Kalman étendu. (Variation graduelle de la consigne de vitesse de 500tr/min à 2000tr/min).

❖ Interprétation des courbes

Nous avons simulé la commande vectorielle à estimation paramétrique basée sur le filtre de Kalman étendu, à savoir la résistance rotorique, l'inductance magnétique et la vitesse de rotation tout en tenant compte des bruits et de la variation de la résistance rotorique (+50%).

D'après la figure II.8, on remarque que la vitesse estimée par le filtre de Kalman étendu (EKF) et la vitesse de la machine se coïncident, ces vitesses suivent leur référence avec des erreurs pratiquement nulles. Les flux estimés par EKF et les flux de la machine se coïncident

et suivent leurs références. Malgré la présence des bruits de mesure, on remarque que les composantes du courant (d, q) mesurées et les composants du courant (d, q) estimées par EKF suivent leurs références. Le courant de phase mesuré et le courant de phase estimé par EFK se confondent. On remarque la présence des ondulations au niveau de la réponse de la vitesse, du couple électromagnétique, des composantes de courant et du flux. Ceci est dû à la commutation des semi-conducteurs de l'onduleur.

Sur la figure II.9, nous avons effectué une variation graduelle de la consigne de vitesse de 500tr/min à 2000tr/min, on remarque que toutes les grandeurs suivent leurs références. L'inductance mutuelle et la résistance rotorique sont identifiées par EKF.

II.5. Conclusion

Dans un premier temps, dans le but d'estimer le vecteur flux rotorique, nous avons appliqué le filtre de Kalman linéaire à la commande vectorielle directe. Comme ce filtre ne s'adapte pas aux systèmes non linéaires dans le cas des variations paramétriques, nous avons fait appel au filtre de Kalman étendu. Ce filtre étendu est appliqué à la commande vectorielle indirecte pour estimer la vitesse de rotation et d'identifier la résistance rotorique et l'inductance mutuelle sans oublier l'estimation du vecteur flux rotorique et des composantes du courant nécessaires à la régulation. Dans le but d'améliorer les performances de la commande aussi bien en régime statique qu'en régime dynamique, le filtre de Kalman étendu possède un énorme avantage, d'une part, faire face à l'influence des bruits (de mesure et d'état) et, d'autre part, aux variations paramétriques causées par la variation du point de fonctionnement de la machine.

D'après les résultats de simulation, le filtre de Kalman étendu apporte plus d'efficacité par rapport à l'estimateur dynamique. En revanche, l'inconvénient du filtre de Kalman réside dans le temps de calcul utilisé ainsi dans la détermination des matrices de covariance.

De ce fait, pour surmonter ces contraintes, nous proposons l'introduction des réseaux de neurones dans l'application du filtre de Kalman linéaire à la commande vectorielle directe et du filtre de Kalman étendu à la commande vectorielle indirecte.

CHAPITRE III

APPLICATION DE L'OBSERVATEUR NEURO- KALMAN A LA COMMANDE VECTORIELLE

III.1. INTRODUCTION

Lors de l'émergence d'une nouvelle technique, l'ingénieur se demande naturellement en quoi elle peut lui être utile. Si elle est dotée d'un nom plus métaphorique que scientifique – ce qui est évidemment le cas pour les réseaux de neurones –, la réponse à cette question doit être particulièrement précise et motivée [90]. Les neurones, au nombre d'une centaine de milliards, sont les cellules de base du système nerveux. Chaque neurone reçoit des influx nerveux à travers ses dendrites (récepteurs), les intègre pour en former un nouvel influx nerveux qu'il transmet à un neurone voisin par le biais de son axone (émetteur). La modélisation des neurones biologiques par des neurones formels, datant des années quarante, a été faite par Mac Culloch et Pitts [78, 83, 84]. 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 [16, 61, 85, 86, 87, 88, 89, 91].

Le perceptron, mis au point par Rosenblatt dans les années cinquante, peut être considéré comme le premier des réseaux de neurones. Comme son nom l'indique, il simule l'activité perceptive qui consiste à associer des configurations (stimuli) présentées en entrée à des réponses (cible) [77].

Dans ce présent chapitre, dans un premier temps nous présentons les réseaux de neurones artificiels. Ensuite, nous passerons à l'étude de l'observateur Neuro-Kalman appliqué à la commande vectorielle directe et indirecte.

III.2. LE NEURONE FORMEL

Les réseaux de neurones artificiels (formels) possèdent une propriété remarquable qui est à l'origine de leur intérêt pratique dans des domaines très divers. Ils ont été utilisés avec succès dans la commande des machines électriques [24, 83, 92].

La structure du neurone formel est représentée sur la figure III.1

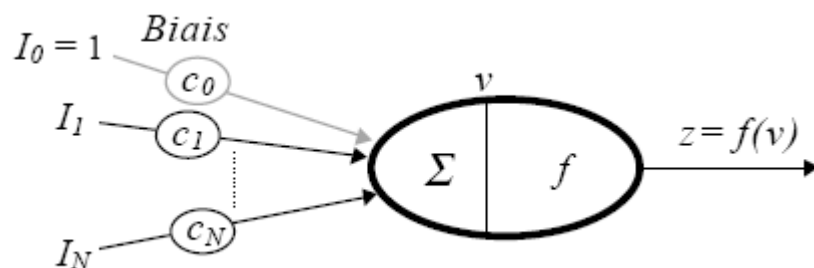


Figure III.1 : Neurone formel.

$$\begin{cases} v = \sum_{i=0}^N C_i \cdot I_i \\ z = f(v) \end{cases} \quad \text{III.1}$$

Les entrées I_i d'un neurone sont ou bien les sorties d'autres neurones, des entrées externes du réseau. Le nombre d'entrées N d'un neurone dépend de l'architecture du réseau. Ces entrées sont pondérées par des paramètres C_i (poids). La somme pondérée des entrées constitue le potentiel v du neurone. Ce potentiel est l'unique argument d'une fonction f qui fournit la sortie z (activité) du neurone, cette fonction d'activation pouvant prendre plusieurs formes. Un neurone peut avoir ou non une entrée constante de valeur unitaire appelée biais [14, 83].

Les fonctions d'activation (figure III.2) peuvent être bijectives ou non, linéaires ou non linéaires. Pour notre étude nous utilisons des fonctions d'activations du type identité (neurone linéaire qui sont de simple sommateurs) et des tangentes hyperboliques.

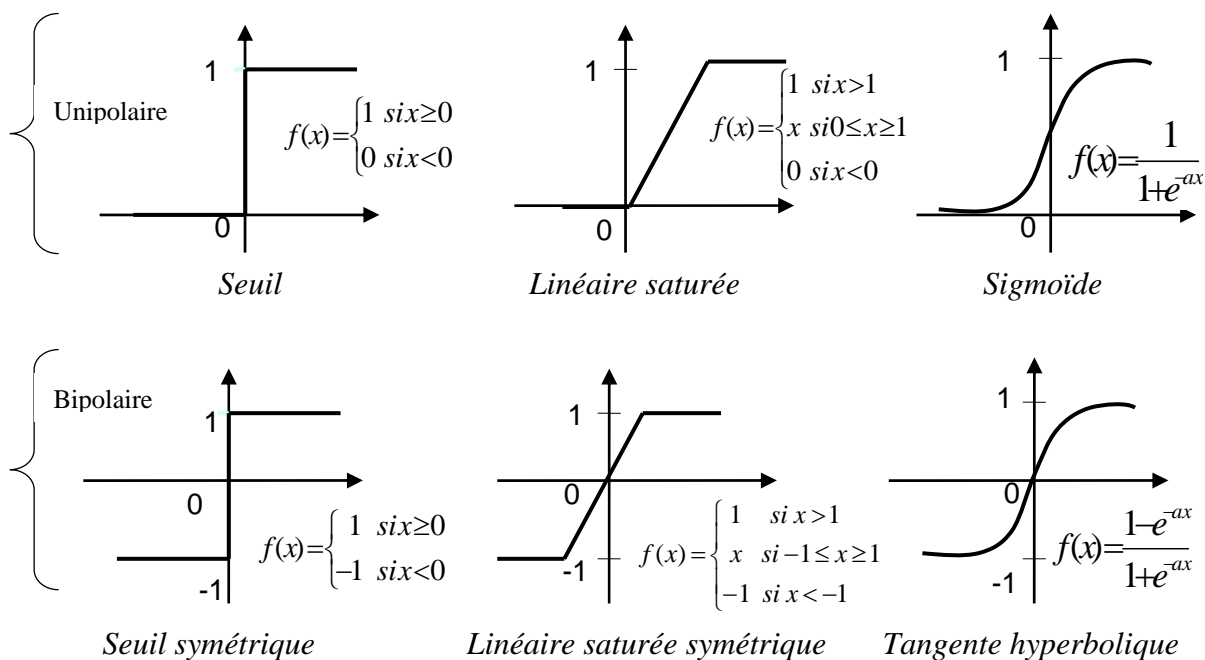


Figure III.2 : Fonctions d'activation.

III.3. LES RESEAUX MULTICOUCHES

Ce sont les réseaux de neurones les plus connus. Un perceptron est un réseau de neurones artificiel du type feedforward, c'est-à-dire à propagation directe. A titre d'exemple (figure III.3), nous présentons un perceptron à trois couches. La première est celle des entrées (elle n'est cependant pas considérée comme couche neuronale car elle est linéaire et ne fait que contribuer les variables d'entrées). La deuxième est dite couche cachée (ou couche intermédiaire) et constitue le cœur du réseau de neurones. Les fonctions d'activation de cette couche sont de type tangente hyperbolique. La troisième, constituée ici par deux neurones, est la couche de sortie. Sa fonction d'activation est du type linéaire bornée.

Le perceptron multicouches est très utilisé en identification et en contrôle. Avec une couche cachée, il constitue un approximateur universel. De récentes recherches montrent qu'il peut être entraîné de manière à approximer n'importe quelle fonction entrées-sorties sous réserve de mettre suffisamment de neurone dans la couche cachée [2, 14, 43, 83].

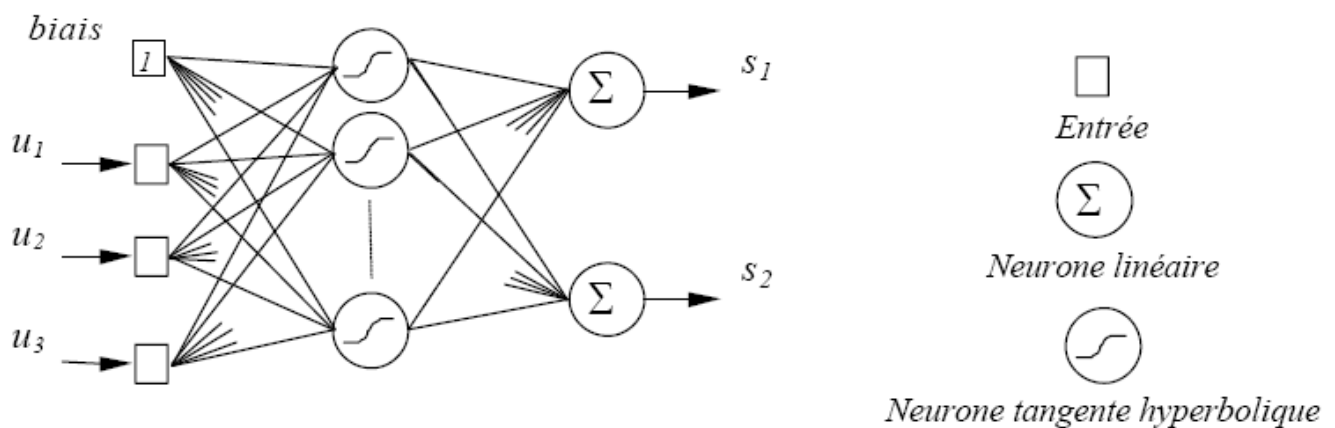


Figure III.3 : Structure d'un perceptron multicouches à 3 entrées, 1 couche cachée, 2 sorties.

III.4. ARCHITECTURE DES RESEAUX DE NEURONES

Il existe trois types de réseaux de neurones à architecture différente [3] :

III.4.1. Réseaux statiques

Chaque neurone d'une couche reçoit ces entrées à partir des neurones de la couche précédente et n'existe pas le retour d'informations.

III.4.2. Réseaux dynamiques (Feed-back)

Ils ne contiennent qu'une seule couche cachée. L'existence du retour d'information entre les neurones rend le réseau dynamique, l'étude de la stabilité, dans ce cas, est nécessaire.

III.4.3. Réseaux à architecture évolutive et auto-organisée

Ce sont des réseaux qui changent leurs structures internes pendant l'utilisation, sont dits évolutifs vu leurs méthodes d'apprentissage ainsi la dimension du réseau change pendant l'entraînement, conséquence de la diminution ou l'augmentation du nombre de neurone.

III.5. PRINCIPES GENERAUX DE L'APPRENTISSAGE

III.5.1. Apprentissage

Il existe trois grandes familles de techniques d'apprentissage des réseaux de neurones [14, 83] :

- Apprentissage supervisé.
- Apprentissage non supervisé.
- Apprentissage par renforcement.

Dans notre étude, nous avons opté pour l'apprentissage supervisé. Cet apprentissage consiste à comparer le résultat calculé par le réseau avec la sortie désirée. Le réseau sera modifié jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie qui correspond à une entrée donnée.

III.5.2. Algorithme d'apprentissage

On trouve les algorithmes d'apprentissage suivants [14, 83]:

III.5.2.1. Algorithme de rétro-propagation

L'algorithme de rétro-propagation de l'erreur était le plus utilisé pour l'apprentissage supervisé des réseaux de neurones multicouches. Il a été proposé en 1980 par RUMELAHT, HINTON et WILLIAMS. Appelé méthode de rétro-propagation en référence à l'erreur qui se « rétro-propage » à travers les couches du réseau.

III.5.2.2. Méthodes d'optimisation du second ordre

Les méthodes d'optimisation de second ordre sont utilisées pour améliorer le choix de la direction à entreprendre dans l'espace des paramètres (poids) à la recherche du minimum.

Ces méthodes sont basées sur l'utilisation de la dérivée seconde d'une fonction objective par rapport aux paramètres C_i . On trouve :

- La méthode du gradient conjugué.
- La méthode de NEWTON.
- La méthode de LEVENBERG-MARQUARDT.

La méthode de LEVENBERG-MARQUARDT (voir annexe C) est l'une des plus utilisées ; puisqu'elle bénéficie des avantages de chacune des deux méthodes : la méthode de NEWTON connue par sa rapidité et celle du gradient conjugué connue par sa convergence.

III.5.3. La phase d'apprentissage

L'algorithme consiste, dans sa première étape, à propager vers l'avant des entrées jusqu'à obtenir une sortie calculée par le réseau. La seconde étape compare la sortie calculée à la sortie réelle connue. On modifie alors, les paramètres (poids) de telle sorte qu'à la prochaine itération, l'erreur commise entre la sortie calculée et la sortie réelle soit minimisée [14, 83].

III.5.4. Estimation de la performance

Ainsi, pour la structure classique du réseau à une couche de neurones cachés (figure III.3), il faut déterminer le nombre optimal de ces derniers par une procédure de sélection. Il en est de même pour le nombre de couches, toutefois l'expérience montre qu'une seule couche cachée est également suffisante [83]. Pour cela, on effectue une série d'apprentissage tout en augmentant progressivement le nombre de neurones, on sélectionne alors le réseau fournissant l'erreur quadratique moyenne sur l'ensemble d'apprentissage (EQMA) la plus faible. Pour sélectionner le nombre optimal de neurones dans la couche cachée, il faut donc observer l'évolution de l'EQMA. Pour chaque réseau, il est nécessaire d'effectuer plusieurs apprentissages avec des initialisations différentes des paramètres afin d'augmenter la probabilité de trouver un minimum absolu de l'EQMA [14, 83].

III.6. CLASSIFICATION DES RESEAUX DE NEURONES

Les réseaux de neurones peuvent être classés selon leur architecture, leur apprentissage et leur fonction. La figure III.4 montre ce classement.

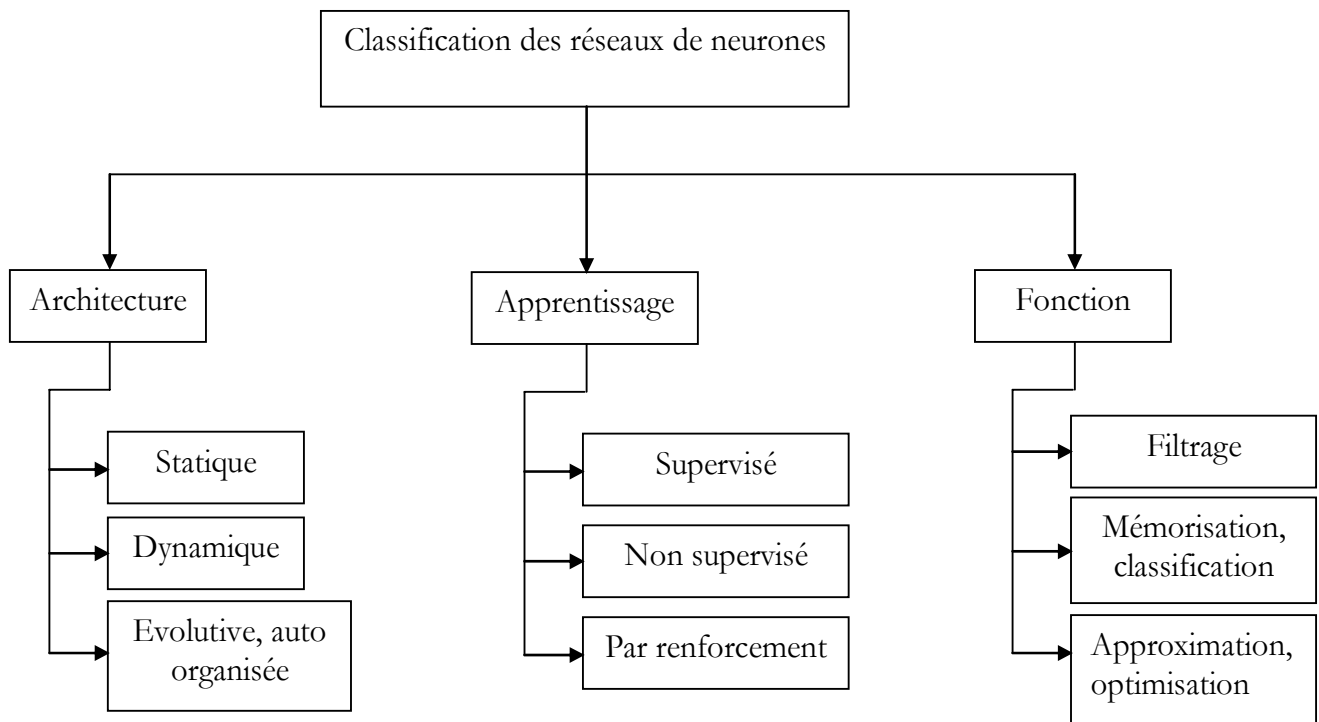


Figure III.4 : Classification des réseaux de neurones.

III.7. LES DIFFERENTES STRUCTURES DES RESEAUX DE NEURONES POUR LA MODELISATION

III.7.1. Réseaux de neurones non bouclés

Les réseaux de neurones non bouclés (feed-forward nets) (figure III.5) sont des réseaux statiques qui réalisent une fonction non linéaire entre ses entrées et ses sorties. Les plus généraux sont complètement connectés (les neurones sont ordonnés et commandés par les entrées et les sorties des neurones d'ordre inférieur). Les réseaux à couches, appelés perceptrons multicouches, sont les plus employés. Les neurones cachés sont commandés par les entrées et sont répartis sur une couche mais ne sont pas connectés entre eux tandis que les neurones de sortie sont uniquement commandés par les neurones cachés [14, 43, 83].

La forme canonique d'un réseau de neurone non bouclé est donné par :

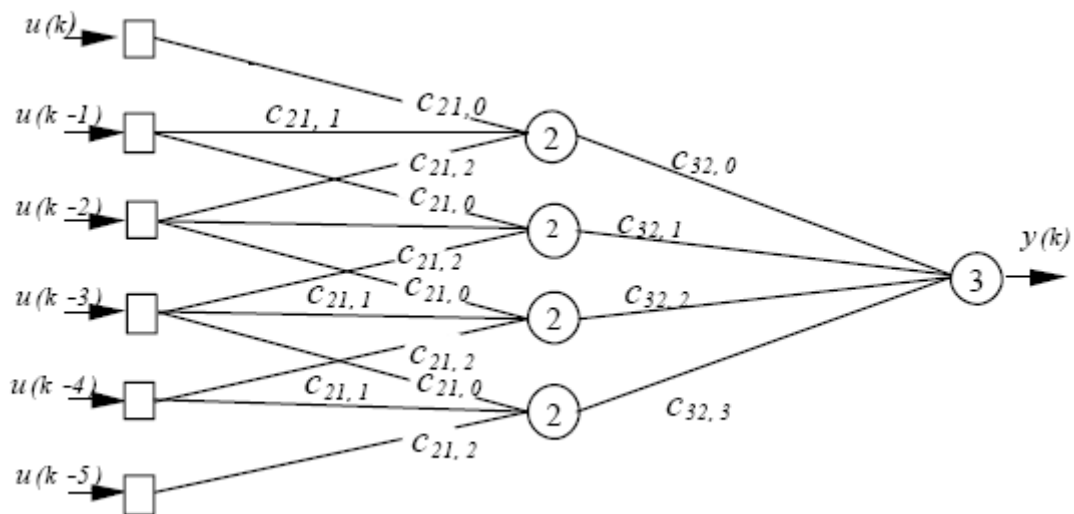


Figure III.5 : Forme canonique d'un réseau.

III.7.2. Réseaux de neurones bouclés

Un réseau bouclé est un système récursif ; son graphe possède un ou plusieurs cycles. Un tel réseau peut donc réaliser un filtre récursif non linéaire à temps discret. Comme pour les réseaux non bouclés, on a intérêt, pour l'apprentissage, à mettre le réseau sous une forme canonique, constitué d'un réseau non bouclé et de boucles constituées de retards unitaires (figure III.6).

Une forme canonique d'un réseau de neurones bouclé est définie à partir d'un réseau non bouclé possédant N_E entrées externes, N_{Et} entrées d'état (les variables d'état à l'instant k), N_C neurones cachés et N_S neurones de sortie (neurones pour lesquels il existe une variable désirée). Les sorties du réseau à l'instant k sont les activités N_S neurones de sortie et les variables d'état à l'instant $k+1$ sont les activités de N_{Et} neurones appelés neurones d'état. Ces neurones d'état sont, soit des neurones cachés, soit des neurones de sortie. Les bouclages unitaires (Z^{-1}) relient les sorties des neurones d'état aux entrées d'état [83].

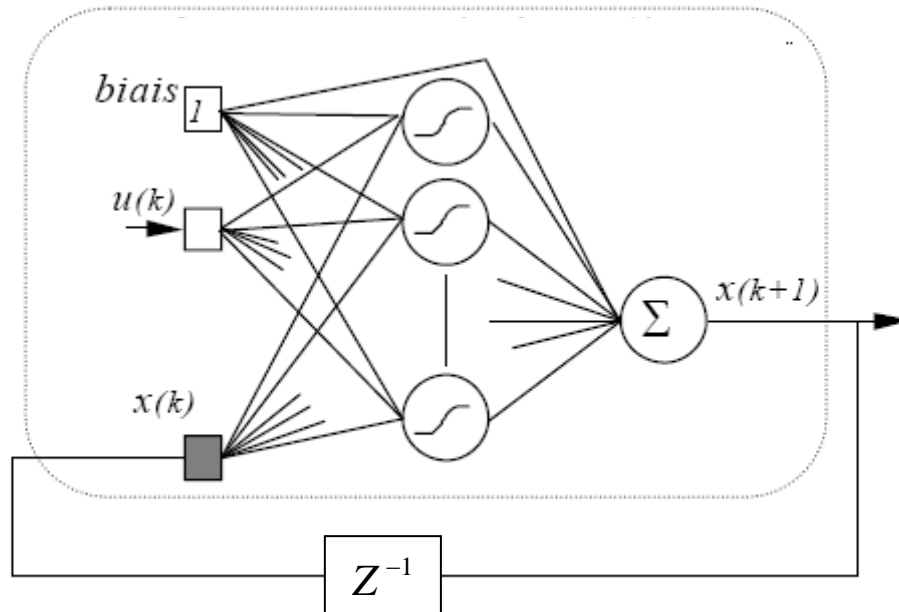


Figure III.6 : Réseau bouclé à une sortie d'état, $N_E = 1$, $N_{Et} = 1$, $N_S = 1$.

III.7.2.1. Apprentissage dirigé

L'apprentissage dirigé consiste à couper les boucles du réseau et réaliser l'apprentissage du réseau statique de la forme canonique en utilisant l'ensemble d'apprentissage dont chaque élément est constitué d'entrées et de valeurs désirées (figure III.7).

- ❖ Les entrées :
 - Les entrées externes : $U(k)$
 - Les entrées d'état : $X_p(k)$

- ❖ Les valeurs désirées :
 - Les sorties d'état : $X_p(k+1)$
 - Les sorties : $Y_p(k+1)$

Le réseau apprend à calculer l'état et les sorties à l'instant $k+1$ en fonction de l'état du processus et des entrées à l'instant k ; le réseau est dirigé par ces valeurs des entrées d'état du processus, d'où le nom d'algorithme dirigé.

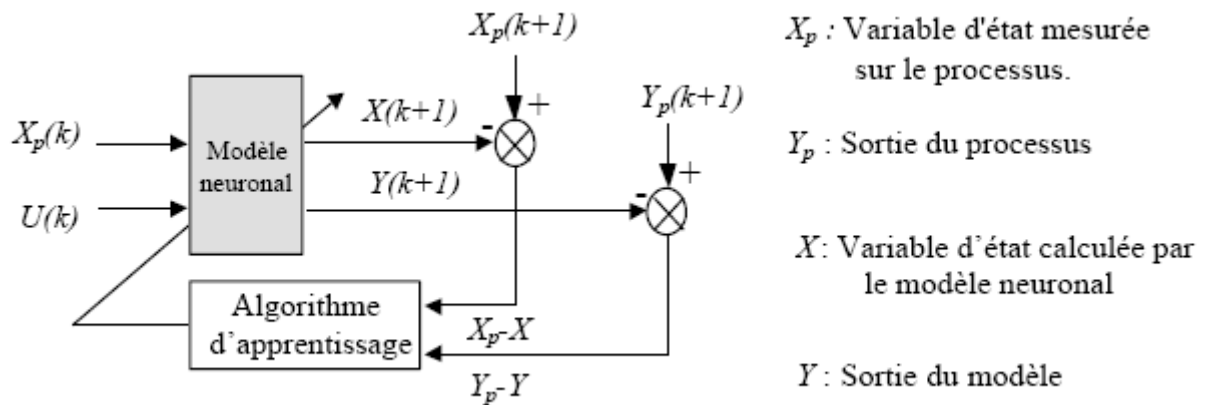


Figure III.7 : Apprentissage dirigé d'un réseau bouclé.

III.7.2.2. Apprentissage non dirigé

Pour ce type d'apprentissage, le réseau est bouclé. Chaque élément de la séquence d'apprentissage est constitué uniquement des entrées externes $U(k)$ et des valeurs désirées $X_p(k+1)$ (sortie d'état) et $Y_p(k+1)$ (sortie). Les entrées d'état sont celles qui ont été calculées par le réseau à l'instant précédent. Le réseau dans ce cas n'est pas dirigé par l'état mesuré sur le processus (figure III.8), d'où le nom d'algorithme non dirigé [83].

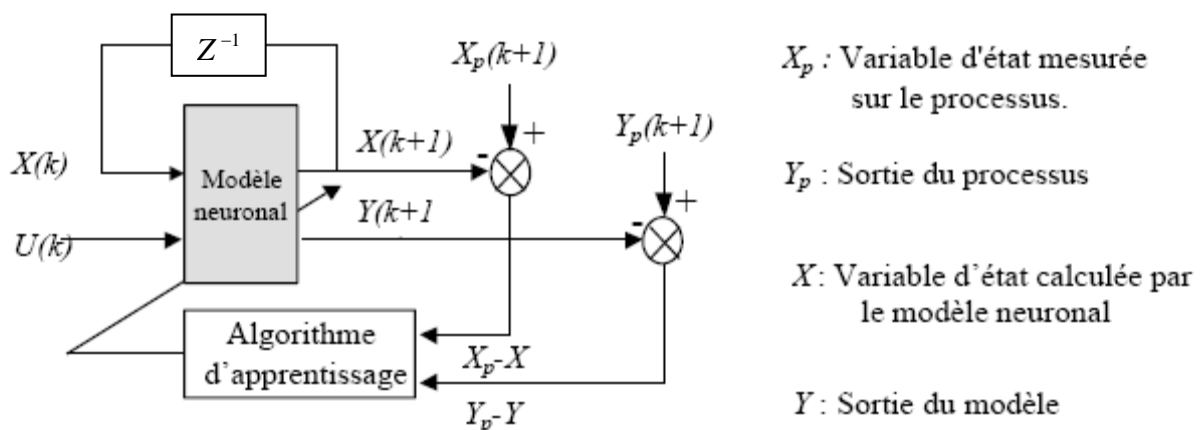


Figure III.8 : Apprentissage non dirigé d'un réseau bouclé.

III.8. APPLICATION DES RESEAUX DE NEURONES AU FILTRE DE KALMAN

III.8.1. Application des RNA au filtre de Kalman linéaire

Pour dépasser la difficulté de la détermination des matrices de covariance $(P(0), Q, R)$, dans le filtre de Kalman linéaire, et améliorer l'estimation du vecteur flux rotorique, nous avons proposé l'étude d'un observateur Neuro-Kalman. Cet observateur consiste à remplacer le filtre de Kalman linéaire par un réseau de neurone. Afin d'aboutir à un modèle neuronal, nous présentons les différentes étapes nécessaire à suivre.

- **Choix des entrées et sorties**

Les entrées et les sorties de l'observateur seront déterminées à partir des entrées et des sorties du filtre de Kalman linéaire.

- **Création des exemples**

Les résultats de simulation qui ont été faits sur le système à identifier, dans une durée de temps en seconde, seront les exemples qui seront présentés au réseau. Le nombre d'exemples serait le temps de simulation sur le temps d'échantillonnage.

- **Choix du réseau**

Le choix du réseau est basé sur le choix de son architecture : les entrées, le nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche, la fonction d'activation, l'algorithme d'apprentissage et les sorties. C'est-à-dire de construire un réseau capable d'apprendre le comportement de notre système. Afin d'aboutir à une architecture optimale donnant de meilleurs résultats, plusieurs entraînements doivent être faits.

- **Déroulement de l'apprentissage**

La phase d'apprentissage dépend beaucoup de la structure du réseau. L'apprentissage consiste à entraîner le réseau, dans le cas de l'apprentissage supervisé, on lui présente des entrées et on lui demande de modifier progressivement les valeurs des poids synaptiques pour que le comportement global du réseau se rapproche d'un comportement désiré.

❖ Choix du réseau et stratégie de l'apprentissage

Dans ce cas qui a pour but d'estimer les composantes (d, q) du vecteur flux rotorique, nous avons remplacé le filtre de Kalman linéaire par un réseau de neurones. L'apprentissage s'effectue sous les conditions suivantes :

- ✓ Le réseau choisi est un réseau statique, multicouches, bouclé.
- ✓ L'apprentissage est supervisé et non dirigé.
- ✓ L'algorithme d'apprentissage utilisé : Levenberg-Marquardt (Voir annexe C).
- ✓ Les fonctions d'activation utilisées sont : la fonction sigmoïde tangentielle pour la couche cachée et linéaire pour la couche de sortie.
- ✓ L'initialisation des poids synaptiques s'est faite par expérience. Nous suivons l'erreur au courant de l'apprentissage, si elle décroît lentement, alors nous prenons les valeurs des poids et des seuils pour lesquelles l'erreur est minimale et nous allons refaire l'apprentissage avec ces nouvelles valeurs.
- ✓ L'architecture optimale du réseau et le nombre des exemples sont déterminés au cours de l'apprentissage. Nous déterminons un certain nombre d'exemple et nous fixons le nombre de neurones dans la couche cachée, par la suite nous initialisons plusieurs fois la matrice poids, si le réseau n'arrivait pas à converger ou bien l'erreur décroît lentement, alors nous augmentons le nombre de neurones dans la couche cachée. Si nous n'arrivons pas encore à atteindre le but déjà fixé, donc nous augmenterons le nombre d'exemples et nous allons refaire l'apprentissage avec la première architecture. Avec ce nombre d'exemples, nous procédons de la même manière jusqu'à ce que l'erreur quadratique moyenne sur l'ensemble d'apprentissage atteigne son but (fixé au départ). Enfin, nous sauvegardons le réseau obtenu et nous passerons à la reconnaissance.

❖ Mise en œuvre d'un observateur neural

Dans le but d'améliorer les performances de la commande et surmonter la contrainte de la détermination des matrices de covariances, un observateur Neuro-Kalman a été conçu. Cet observateur consiste à remplacer le filtre de Kalman linéaire par un réseau de neurones pour estimer les deux composantes du flux rotorique. Le réseau de neurones est constitué d'une couche d'entrée à sept neurones: les courants statoriques, les tensions statoriques, la vitesse de rotation à l'instant (k) et les composantes du flux rotorique à l'instant $(k-1)$. Cette couche est

reliée à une couche cachée contenant sept neurones à fonctions d'activation « sigmoïde tangentielle », laquelle est connectée à une couche de deux sorties, à fonctions d'activations « linéaire », qui représentent les composantes du flux rotorique à l'instant (k).

L'architecture de ce réseau est donnée par la figure III.9.

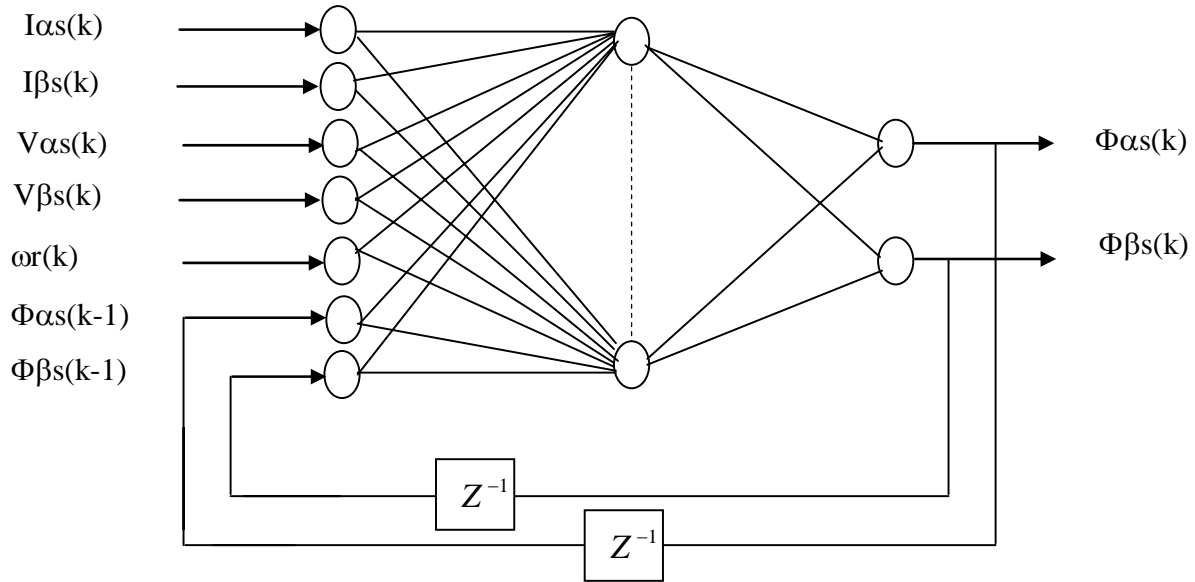


Figure III.9 : Architecture du réseau bouclé pour l'estimation des deux composantes de flux rotorique.

Nous aboutissons à une architecture permettant la convergence du réseau avec une seule couche cachée qui contient 7 neurones et avec 60000 exemples. Le réseau converge avec une erreur quadratique moyenne sur l'ensemble d'apprentissage égale à $7 \cdot 10^{-9}$ après 1308 itérations. L'erreur quadratique du système est représentée sur la figure III.10.

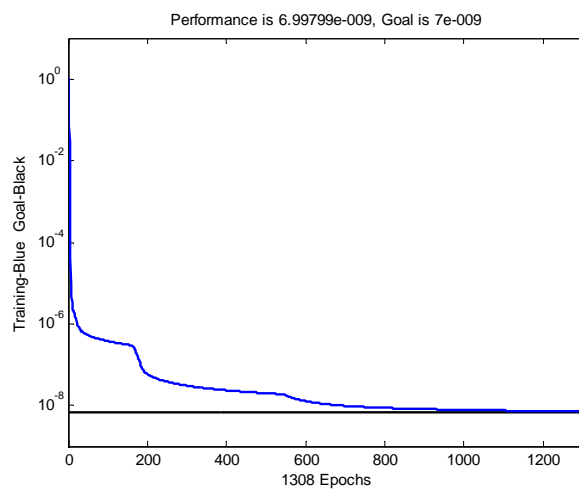


Figure III.10 : Erreur quadratique.

Le schéma d'estimation peut être représenté par le schéma bloc suivant (figure III.11) :

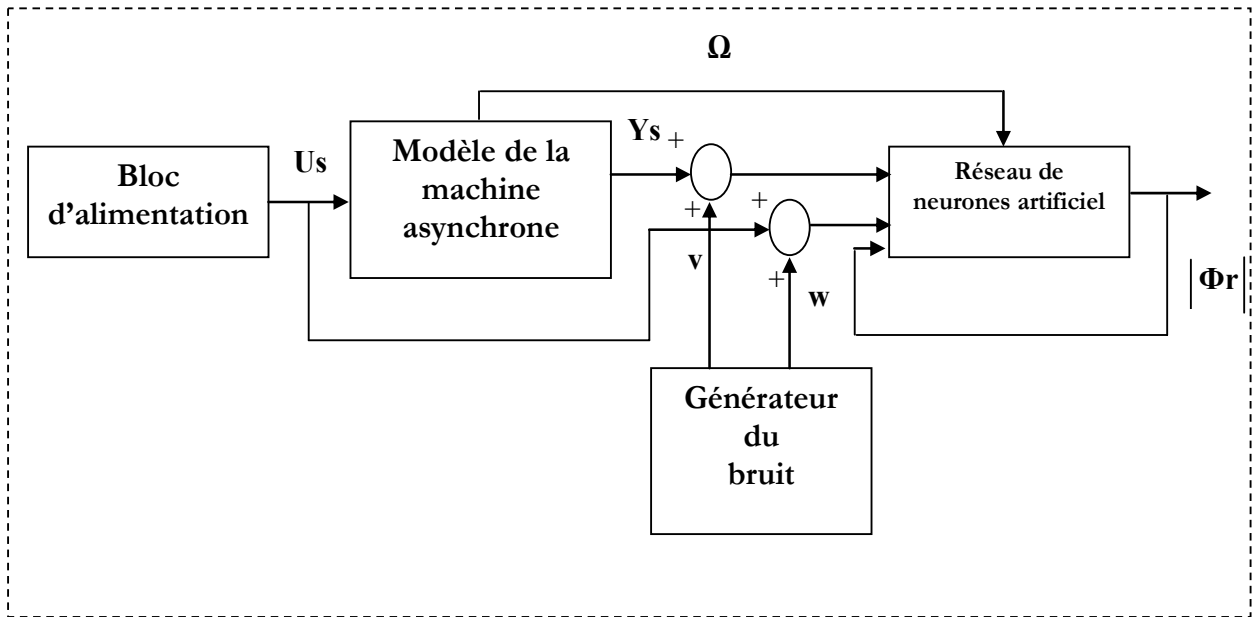


Figure III.11 : Schéma d'estimation par réseau de neurones.

❖ **La phase de reconnaissance**

Afin de tester les performances de cet observateur, nous avons remplacé le filtre de Kalman linéaire par le réseau bouclé représenté sur la figure III.9. Les résultats obtenus sont illustrés sur les figures III.12 et III.13.

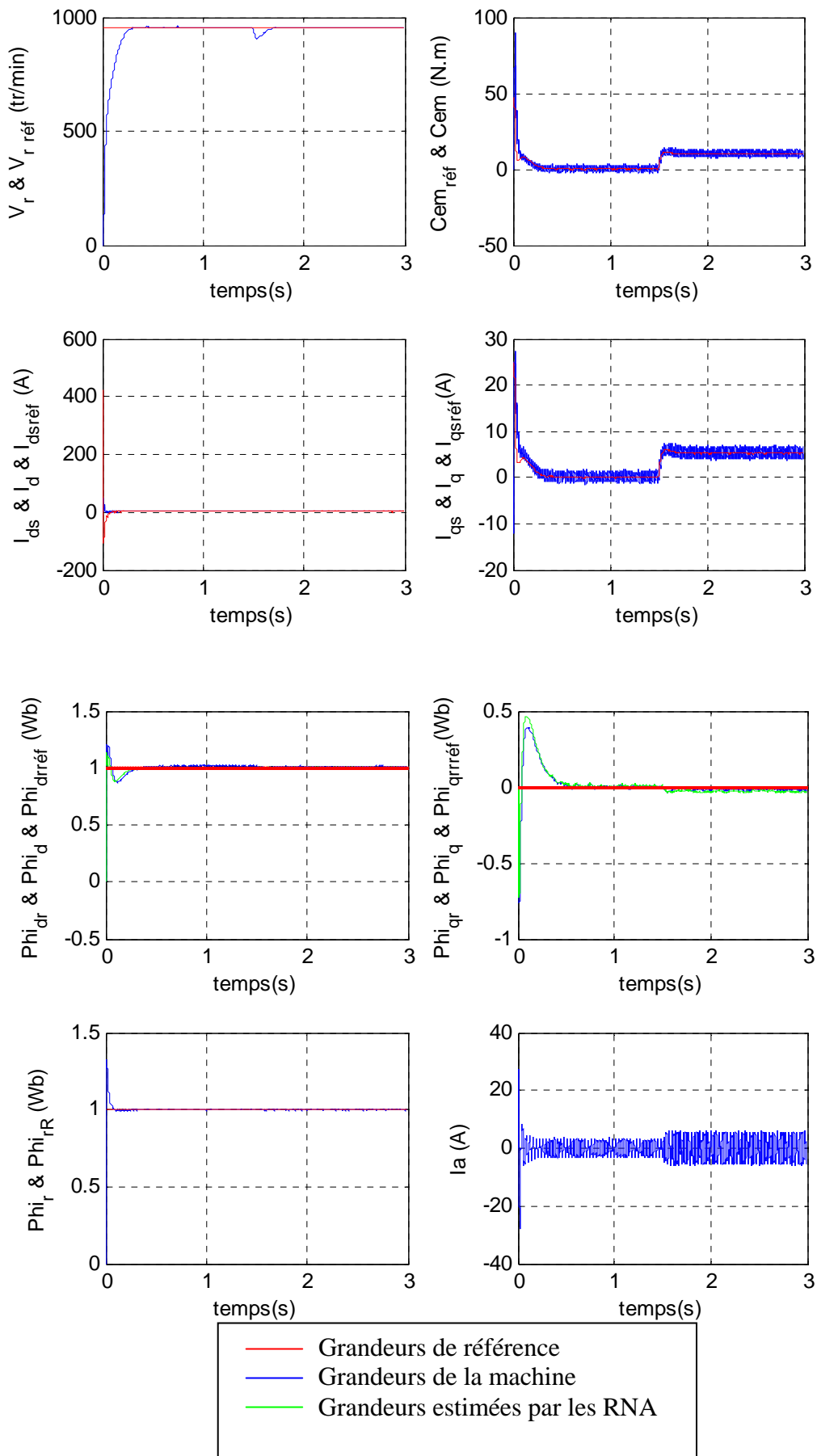


Figure III.12 : Simulation de la commande directe de la MAS à estimation par les réseaux de neurones, alimentée par un onduleur de tension, en tenant compte des bruits: Introduction d'un couple de charge et d'un échelon de vitesse égal à 1000tr/min.

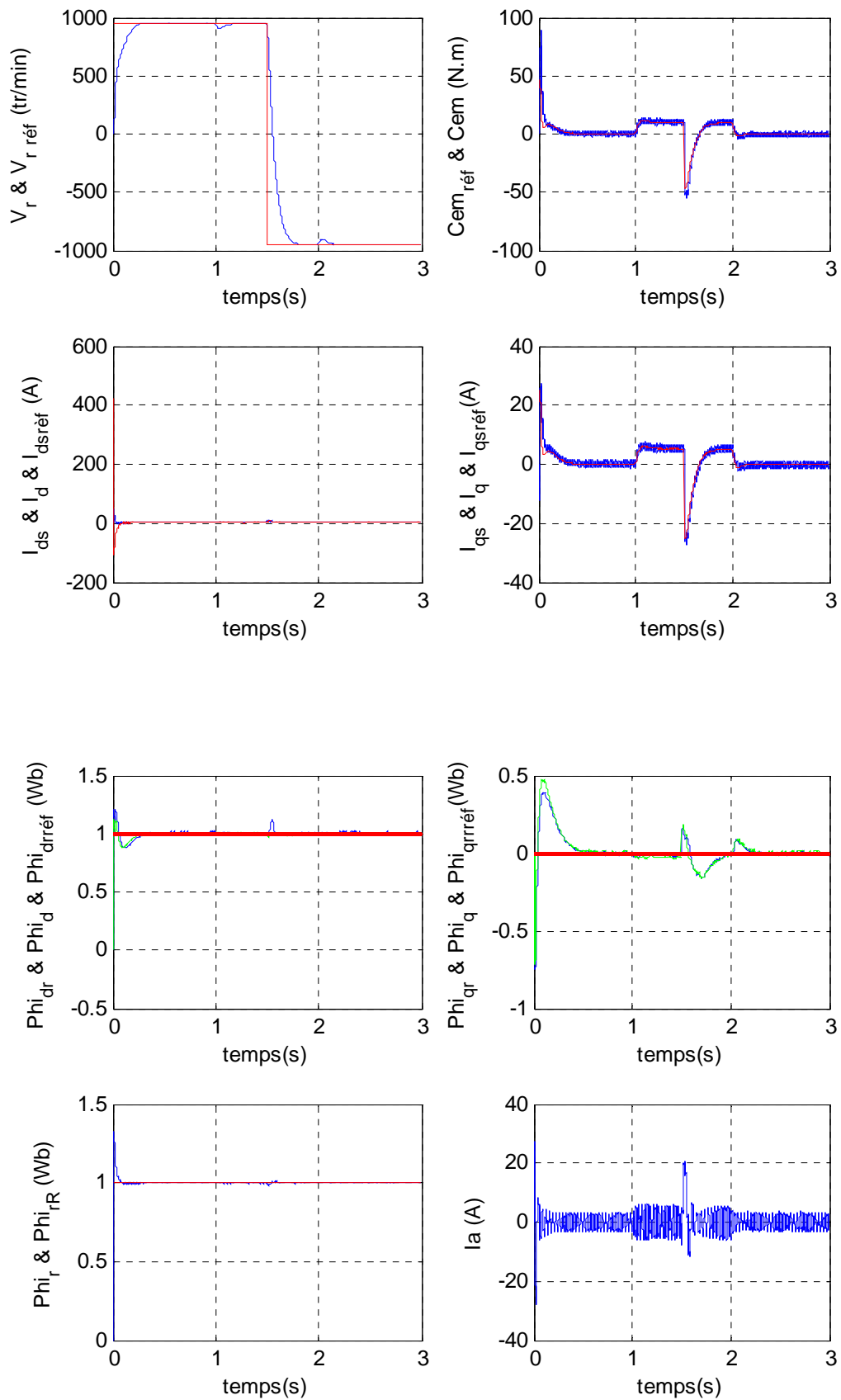


Figure III.13 : Simulation de la commande directe de la MAS à estimation par les réseaux de neurones, alimentée par un onduleur de tension en tenant compte des bruits: Introduction d'un couple de charge et variation de la consigne de vitesse de 1000tr/min à -1000tr/min.

❖ Interprétation des résultats de simulation

Après simulation, nous avons obtenu les résultats représentés sur les figures III.12 et III.13. Sur la figure III.12, on remarque, avec la présence des bruits de mesures et de modélisation, l'observateur basé sur les réseaux de neurones arrive à estimer les deux composantes du vecteur flux rotorique. Ces composantes de flux estimées suivent les composantes de flux de la machine. Au démarrage, la composante de flux selon l'axe en quadrature (q) atteint une valeur maximale égale à 0.4 Wb avant de se stabiliser à zéro. On remarque que toutes les grandeurs suivent leurs références et la robustesse du système vis-à-vis des perturbations de charge est maintenue.

Sur la figure III.13, nous avons effectué une inversion de vitesse de référence avec une application du couple de charge entre 1s et 2s. On peut faire le même constat que précédemment.

Cet observateur s'applique seulement dans le cas d'un système linéaire. Pour les systèmes non linéaires, nous avons proposé une autre idée qui consiste à estimer la résistance rotorique, l'inductance mutuelle et la vitesse de rotation par les réseaux de neurones.

III.8.2. Application des RNA au filtre de Kalman étendu

Dans le but d'avoir une commande plus performante et plus robuste vis-à-vis des variations paramétriques, le principe a été établi [22], il suffit donc d'estimer avec le maximum de précision l'évolution des paramètres de la machine tels que : la résistance rotorique, l'inductance mutuelle et la vitesse de rotation. C'est dans ce contexte que nous proposons un autre observateur appelé « Neuro-Kalman » qui consiste à associer le filtre de Kalman étendu aux réseaux de neurones artificiels afin d'aboutir à un modèle d'observation basé sur l'intelligence artificielle. De ce fait, nous suivons les mêmes étapes définies dans le cas précédent [93].

• Bloc neuronal pour l'estimation de la résistance rotorique

Il est constitué d'une couche d'entrée à cinq neurones (les composantes du courant statorique (I_{ds} , I_{qs}), les composantes de la tension statorique (V_{ds} , V_{qs}) et la résistance rotorique à l'instant ($k-1$)), d'une couche cachée contenant quatre neurones à fonctions d'activation « sigmoïde tangentielle » et d'une couche de sortie avec un seul neurone à fonction d'activation « linéaire ». Ce neurone de la couche de sortie représente la résistance rotorique à l'instant (k).

Le réseau converge avec une erreur quadratique moyenne sur l'ensemble d'apprentissage égale à $1.5 \cdot 10^{-4}$ après 80 itérations.

L'architecture de ce réseau est donnée par la figure III.14.

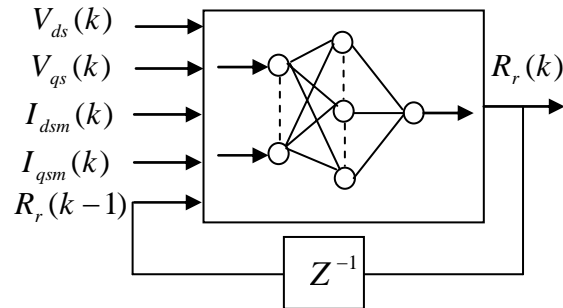


Figure.III.14 : Architecture du réseau bouclé pour l'estimation de la résistance rotorique.

L'erreur quadratique moyenne sur l'ensemble d'apprentissage et la réponse du système sont respectivement représentées sur les figures III.15 et III.16.

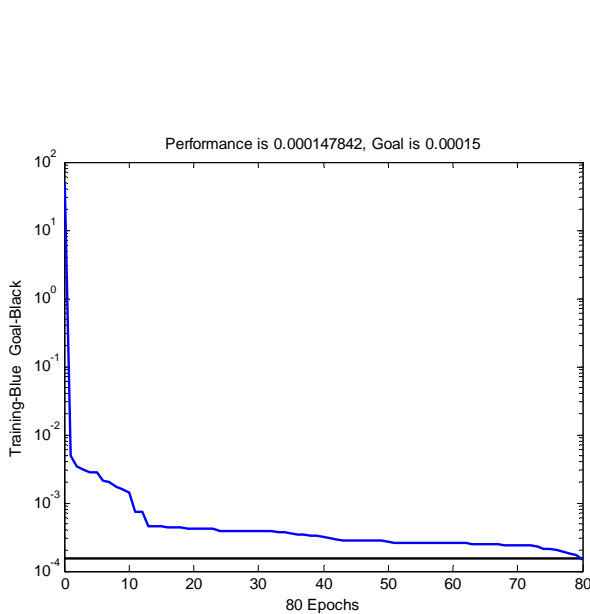


Figure III.15 : Erreur quadratique.

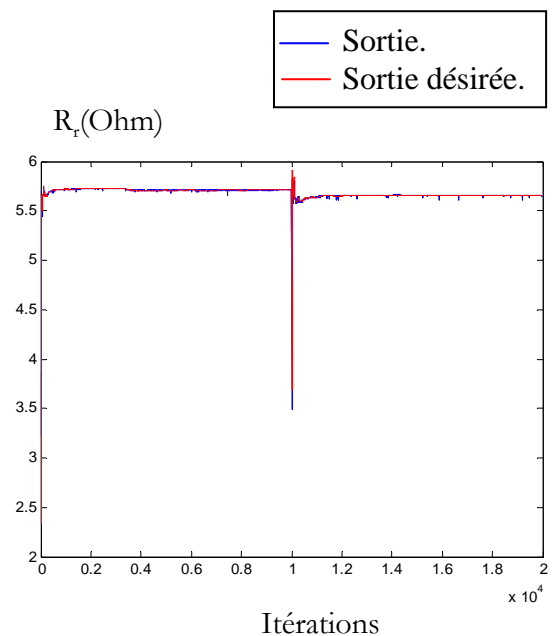


Figure III.16 : Réponse du système après apprentissage.

• **Bloc neuronal pour l'estimation de l'inductance mutuelle**

Il est constitué d'une couche d'entrée à cinq neurones (les composantes du courant statorique (I_{ds} , I_{qs}), les composantes de la tension statorique (V_{ds} , V_{qs}) et l'inductance mutuelle à l'instant ($k-1$)), d'une couche cachée contenant cinq neurones à fonctions d'activation « sigmoïde tangentielle » et d'une couche de sortie avec un seul neurone à fonction d'activation « linéaire ». Ce neurone de la couche de sortie représente l'inductance mutuelle à l'instant (k).

Le réseau converge avec une erreur quadratique moyenne sur l'ensemble d'apprentissage égale à 10^{-10} après 479 itérations.

L'architecture de ce réseau est donnée par la figure III.17.

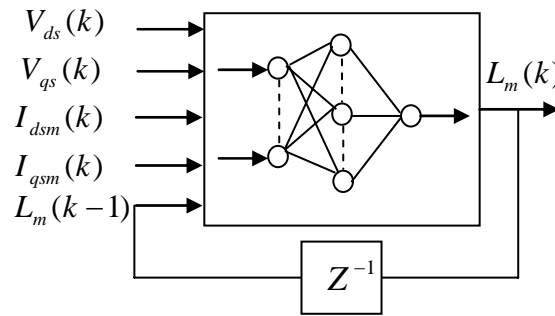


Figure III.17 : Architecture du réseau bouclé pour l'estimation de l'inductance mutuelle.

L'erreur quadratique moyenne sur l'ensemble d'apprentissage et la réponse du système sont respectivement représentées sur les figures III.18 et III.19.

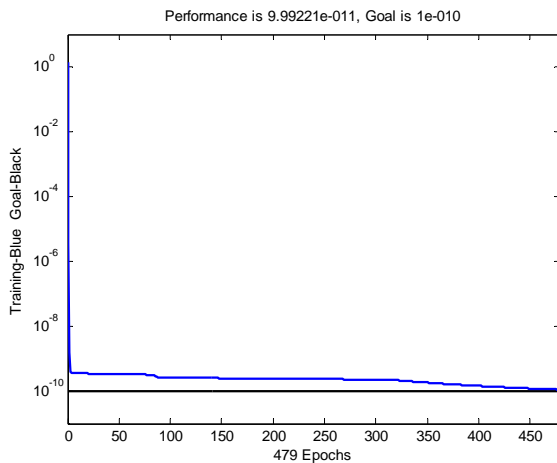


Figure III.18 : Erreur quadratique.

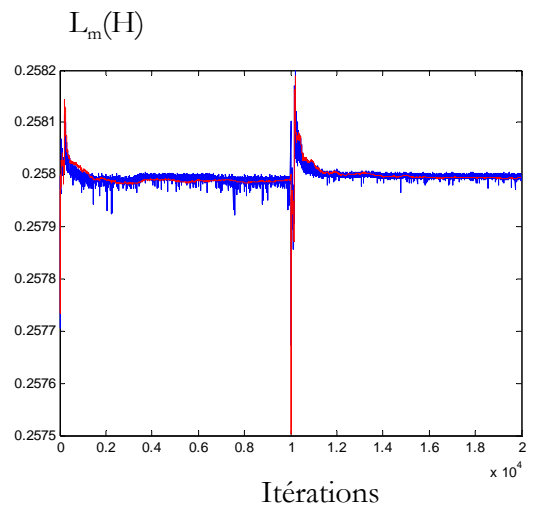


Figure III.19 : Réponse du système après apprentissage.

• Bloc neuronal pour l'estimation de la vitesse de rotation

Il est constitué d'une couche d'entrée à sept neurones (les composantes du courant statorique (I_{ds}, I_{qs}), les composantes de la tension statorique (V_{ds}, V_{qs}), l'erreur de vitesse à l'instant (k), l'erreur de vitesse à l'instant ($k-1$) et la vitesse de rotation à l'instant ($k-1$)), d'une couche cachée contenant douze neurones à fonctions d'activation « sigmoïde tangentielle » et d'une couche de sortie avec un seul neurone à fonction d'activation « linéaire ». Ce neurone de la couche de sortie représente la vitesse de rotation à l'instant (k). Le réseau converge avec une erreur quadratique moyenne sur l'ensemble d'apprentissage égale à 10^{-4} après 495 itérations.

L'architecture de ce réseau est donnée par la figure III.20.

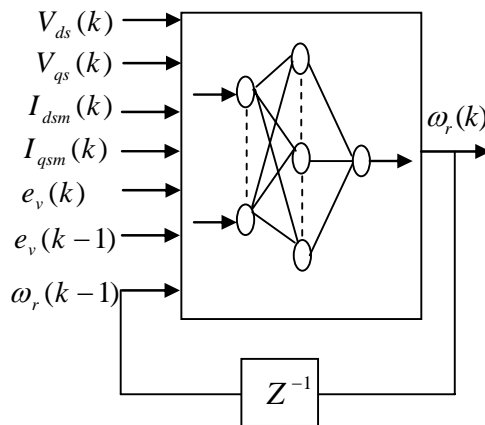


Figure III.20 : Architecture du réseau bouclé pour l'estimation de la vitesse de rotation.

L'erreur quadratique moyenne sur l'ensemble d'apprentissage et la réponse du système sont respectivement représentées sur les figures III.21, III.22.

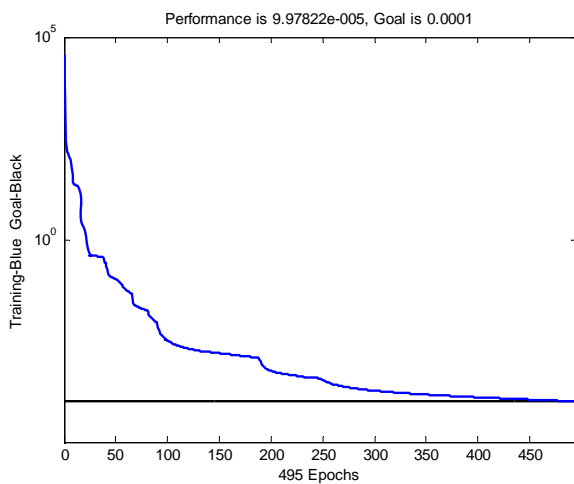


Figure III.21 : Erreur quadratique.

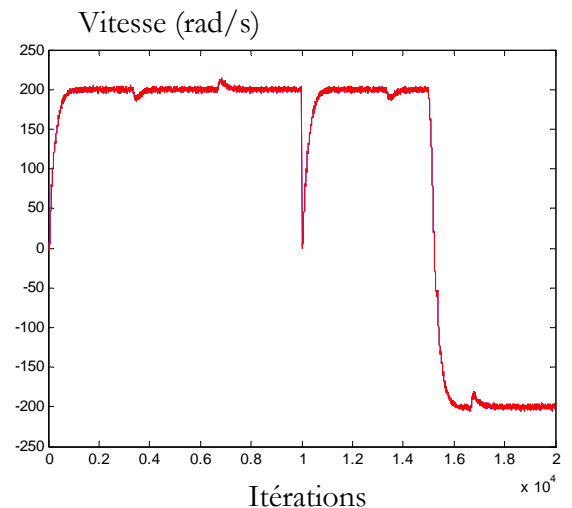


Figure III.22 : Réponse du système après apprentissage.

L'observateur Neuro-Kalman, appliqué au contrôle vectoriel indirect de la machine asynchrone à cage, permet d'associer le filtre de Kalman étendu aux trois blocs neuronaux assurant l'estimation de la résistance rotorique, de l'inductance mutuelle et de la vitesse de rotation (figures III.14, III.17 et III.20). Cet observateur est représenté par le schéma bloc suivant :

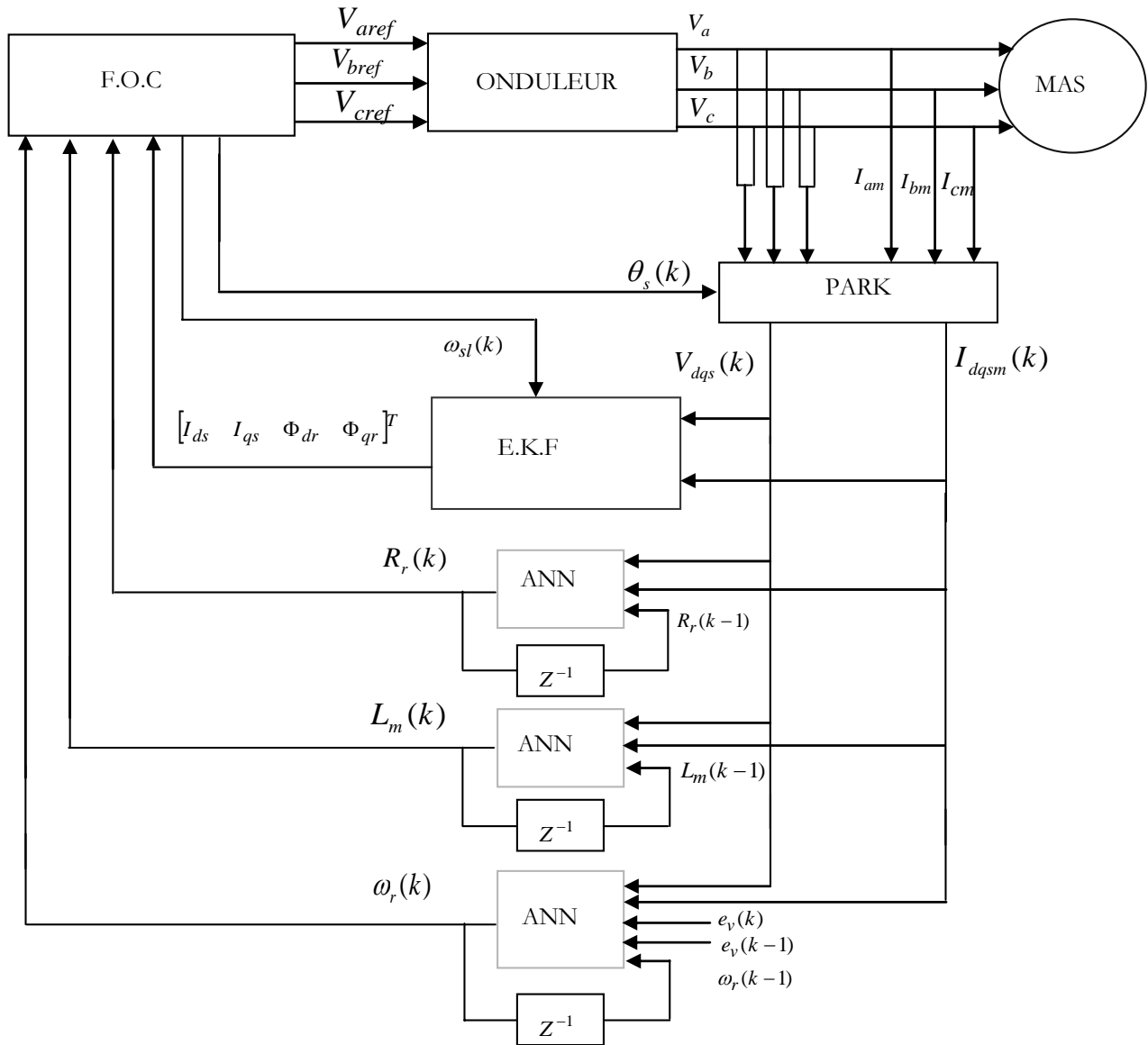


Figure III.23 : Schéma bloc de l'observateur Neuro-Kalman appliqué au contrôle vectoriel indirect de la machine asynchrone

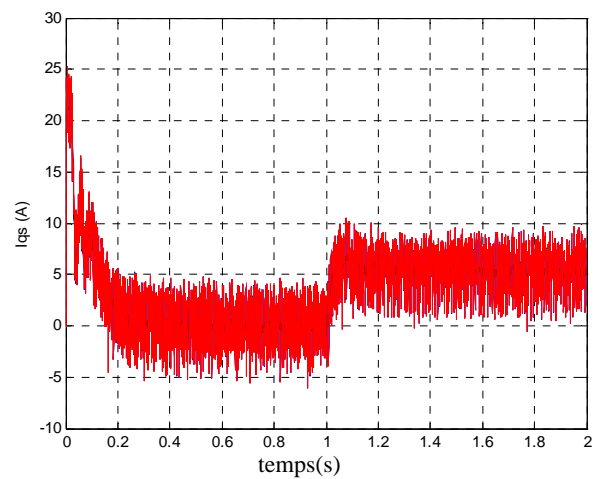
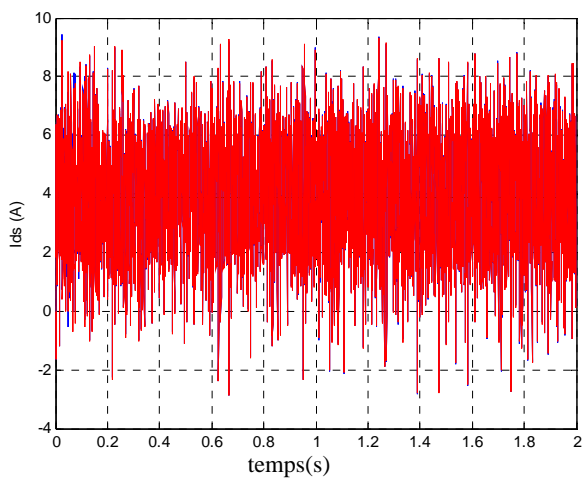
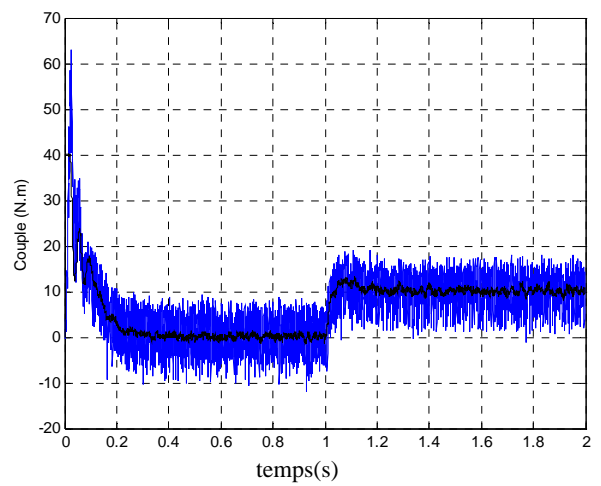
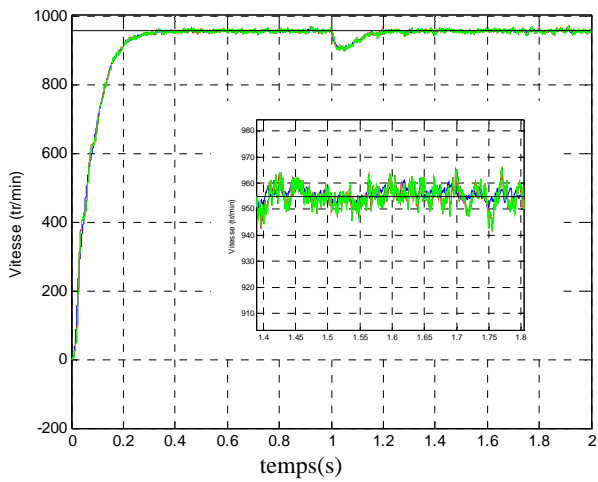
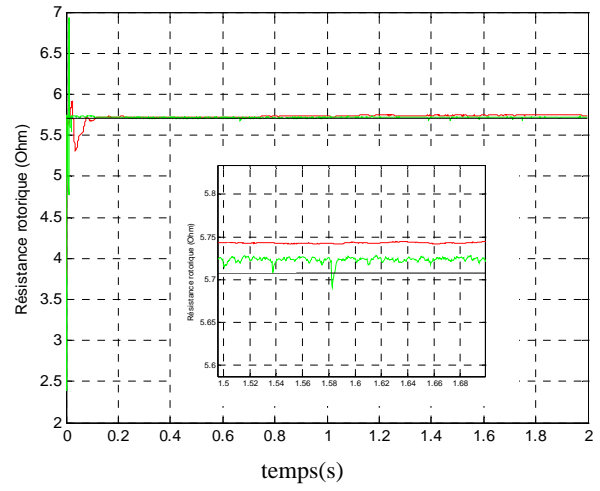
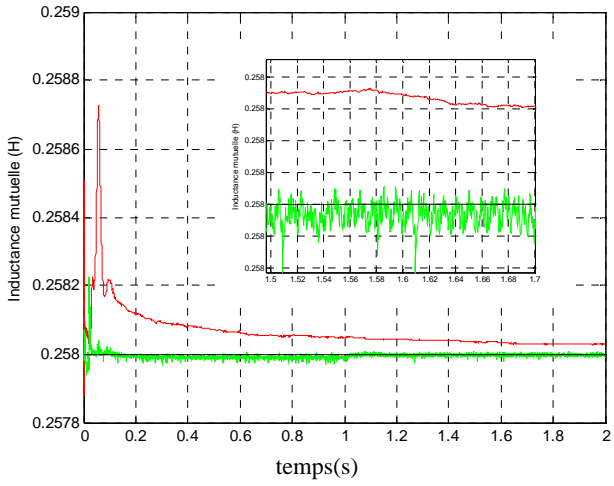
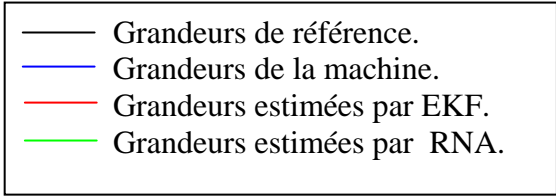
❖ **La phase de reconnaissance :**

Les performances de l'estimation paramétriques obtenues de cet observateur, par le biais de simulation numérique, sont illustrées sur la figure III.24 :

Les résultats de simulation (figure III.24) montrent que les différentes grandeurs estimées par les réseaux de neurones, après comparaison de l'estimation de la résistance rotorique, de l'inductance mutuelle et de la vitesse de rotation issue du filtre de Kalman étendu avec l'estimation de ces paramètres cités issue des réseaux de neurones artificiels, ont un meilleur suivi de leurs références par rapport aux grandeurs estimées par EKF :

- La vitesse estimée par les RNA, la vitesse estimée par EKF et la vitesse de la machine se coïncident et elles suivent leur référence (En régime permanent : les erreurs sont nulles).
- En régime permanent : Les erreurs par rapport aux références, de la résistance rotorique et de l'inductance mutuelle estimées par les RNA sont respectivement de $0,015 \Omega$ et de $0,000004 \text{ H}$. Et pour celles estimées par EKF les erreurs sont respectivement de $0,35 \Omega$ et $0,00003 \text{ H}$.
- Le couple suit bien sa référence.

Comme on peut remarquer la présence de quelques ondulations au niveau de la résistance rotorique et de l'inductance mutuelle estimées par EKF par contre ces ondulations sont faibles en amplitude dans le cas de l'estimation par les RNA. Ceci est dû à la commutation des semi-conducteurs de l'onduleur de tension. On observe une bonne robustesse du système vis-à-vis du couple de charge.



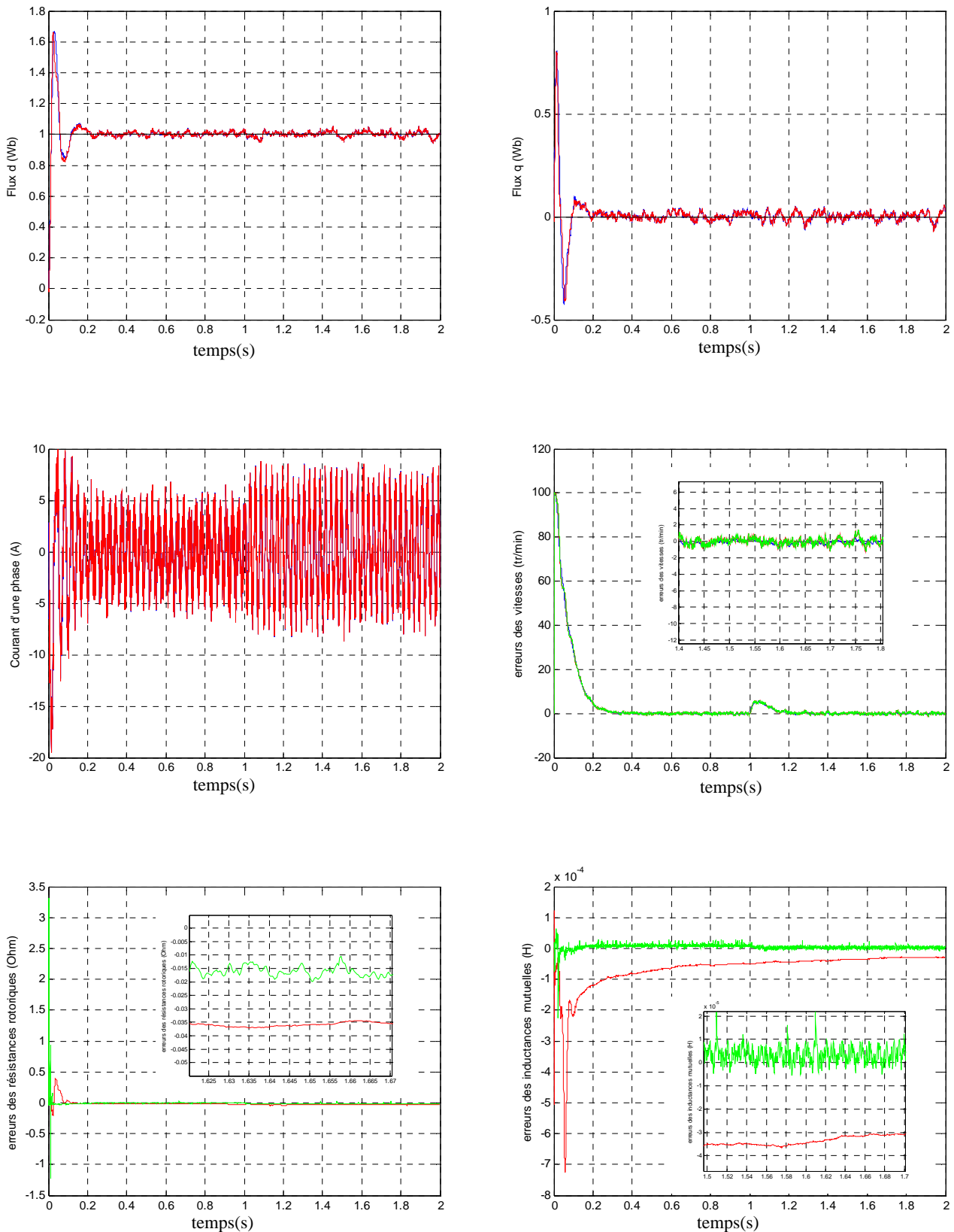


Figure III.24 : Résultats de simulation de la commande indirecte de la machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension à estimation paramétrique par l'observateur Neuro-kalman. Prise en compte des bruits (mesures et modélisation) et de la variation de la résistance rotorique de 50%. La vitesse de référence égale à 1000 tr/min.

Pour un point de fonctionnement à basse vitesse (100 tr/min), on perd la reconnaissance avec les exemples arrêtés précédemment (1000 tr/min). De ce fait, nous avons refait l'entraînement des réseaux pour cette vitesse (100 tr/min) tout en gardant la même architecture des réseaux et le même nombre d'exemples mais en changeant dans la nature d'exemples. Enfin, nous avons obtenu les résultats suivants :

- **Bloc neuronal pour l'estimation de la résistance rotorique**

Le réseau converge avec une erreur quadratique moyenne sur l'ensemble d'apprentissage égale à $1.44 \cdot 10^{-4}$ après 1000 itérations (figure III.25), la réponse du système est représentée sur la figure III.26.

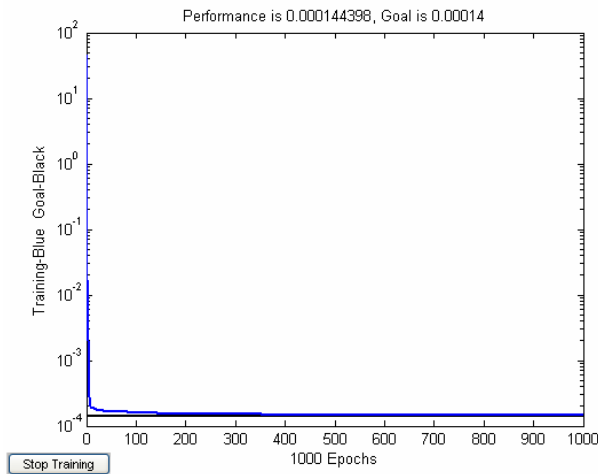


Figure III.25 : Erreur quadratique.

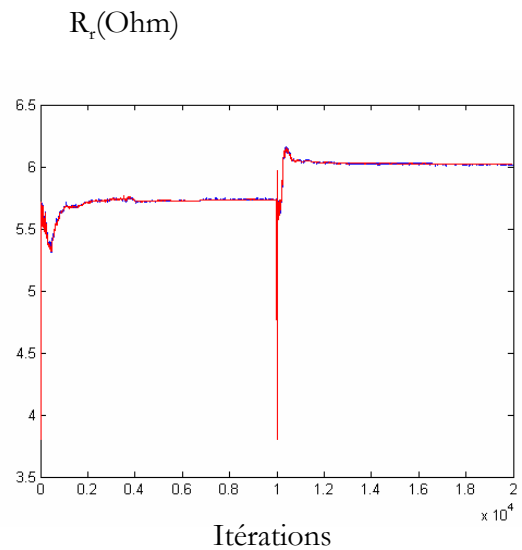


Figure III.26 : Réponse du système après apprentissage.

- **Bloc neuronal pour l'estimation de l'inductance mutuelle**

Le réseau converge avec une erreur quadratique moyenne sur l'ensemble d'apprentissage égale à $1 \cdot 10^{-10}$ après 562 itérations (figure III.27), la réponse du système est représentée sur la figure III.28.

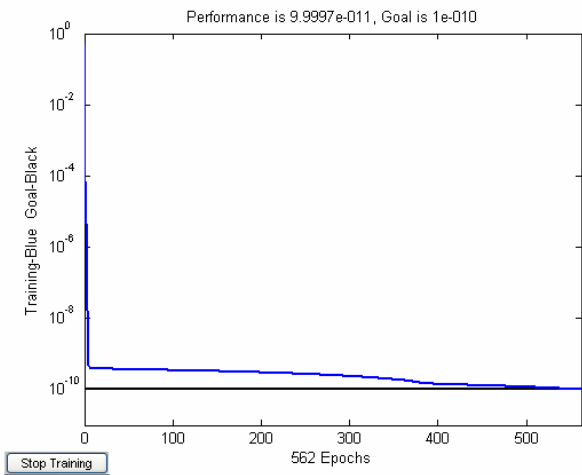


Figure III.27 : Erreur quadratique.

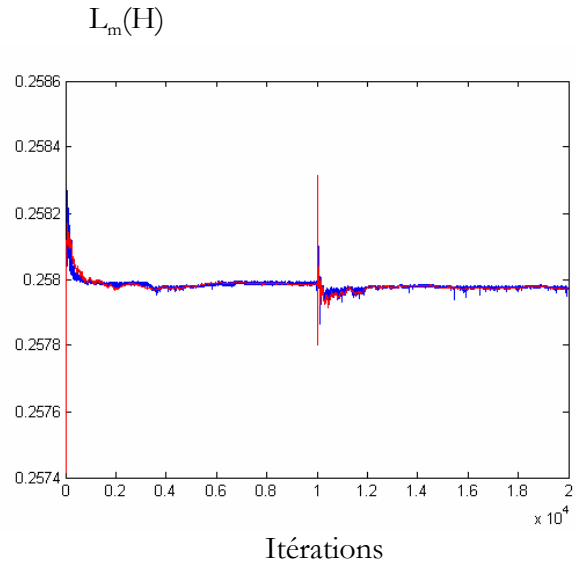


Figure III.28 : Réponse du système après apprentissage.

• Bloc neuronal pour l'estimation de la vitesse de rotation

Le réseau converge avec une erreur quadratique moyenne sur l'ensemble d'apprentissage égale à 1×10^{-4} après 164 itérations (figure III.29), la réponse du système est représentée sur la figure III.30.

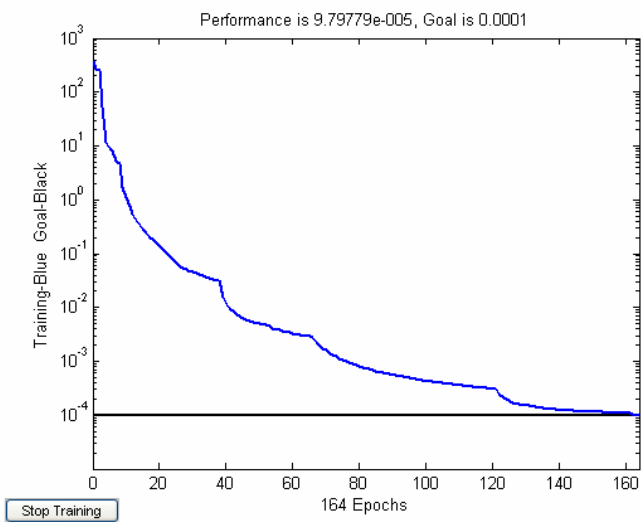


Figure III.29 : Erreur quadratique.

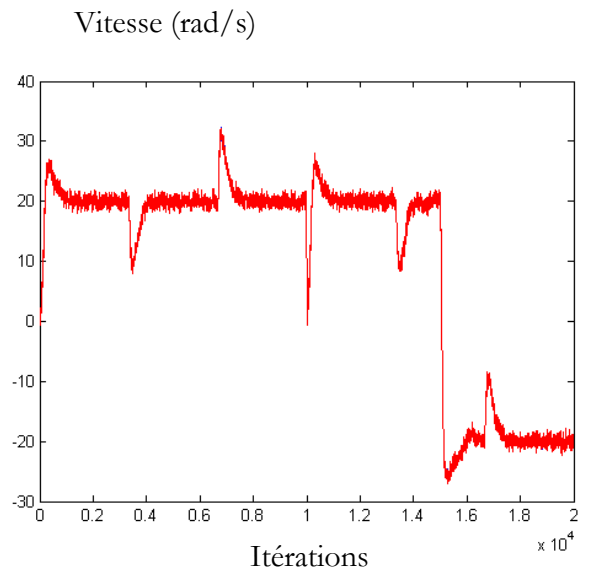
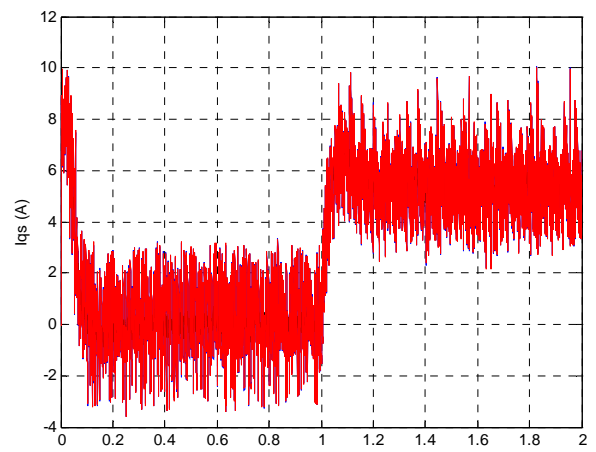
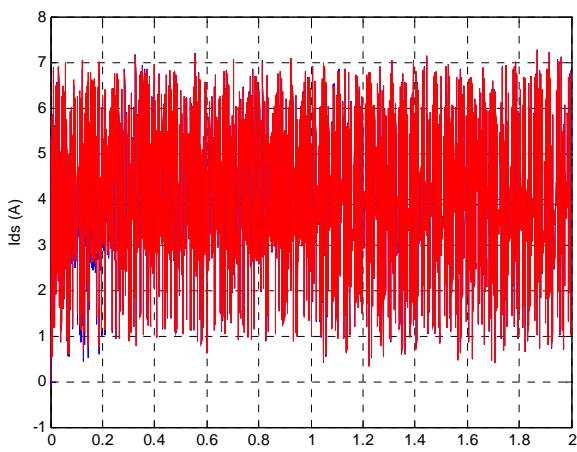
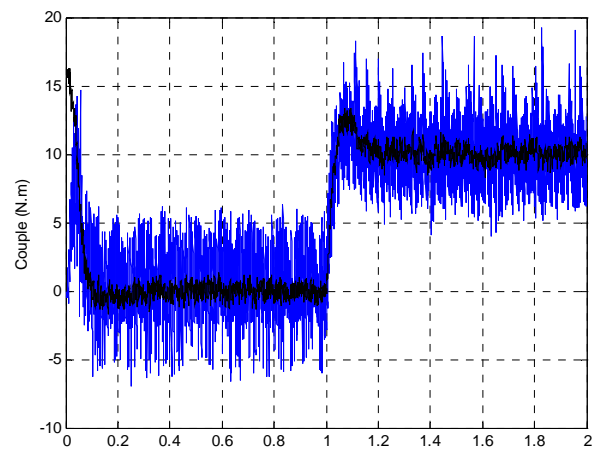
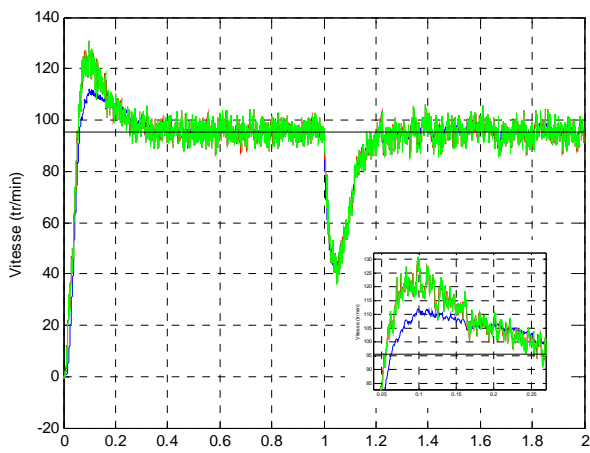
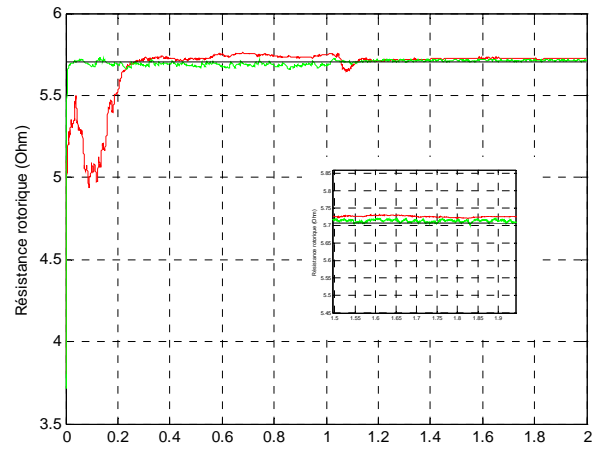
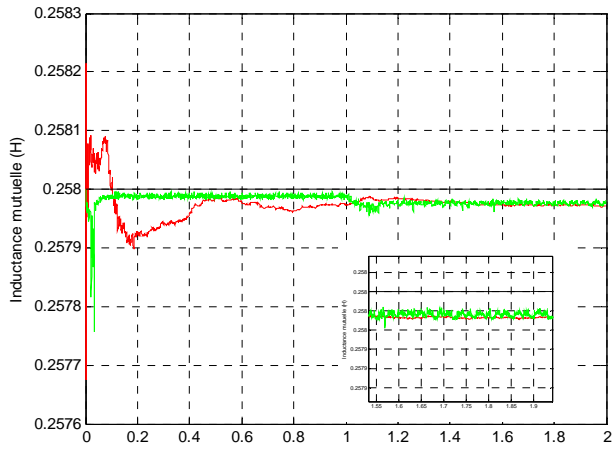


Figure III.30 : Réponse du système après apprentissage.

❖ **La phase de reconnaissance**

Les résultats de simulation obtenus à basse vitesse (100 tr/min) sont illustrés par la figure III.31. On remarque que la résistance rotorique et l'inductance mutuelle sont identifiées avec exactitude. On enregistre les mêmes constatations que dans le cas précédent (1000 tr/min) c'est-à-dire une meilleure estimation des paramètres par les réseaux de neurones:

- La vitesse estimée par les RNA, la vitesse estimée par EKF et la vitesse de la machine se coïncident et elles suivent leur référence (En régime permanent : les erreurs sont nulles).
- En régime permanent : Les erreurs, de la résistance rotorique et de l'inductance mutuelle estimées par les RNA sont respectivement de 0,005 Ω et de 0,000023 H. Et pour celles estimées par EKF, les erreurs sont respectivement de 0,015 Ω et 0,000027 H).
- On enregistre un dépassement de vitesse au démarrage égale à 30 tr/min.
- On observe un couple qui suit bien sa référence et un système robuste vis-à-vis du couple de charge.



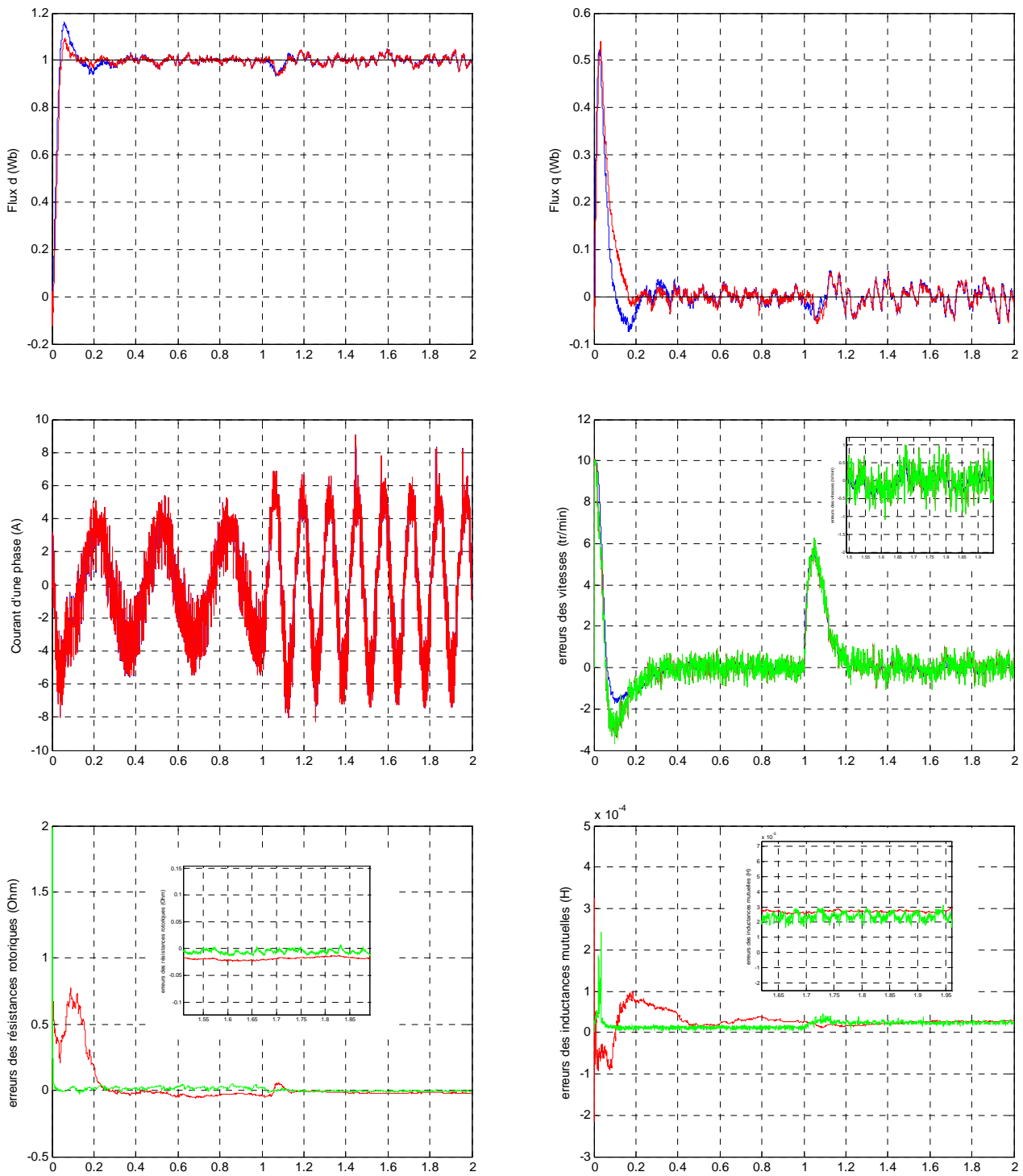


Figure III.31 : Résultats de simulation de la commande indirecte de la machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension à estimation paramétrique par l'observateur Neuro-kalman. Prise en compte des bruits (mesures et modélisation) et de la variation de la résistance rotorique de 50%. La vitesse de référence égale à 100 tr/min.

III.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié l'observateur Neuro-Kalman qui consiste, dans un premier temps, à remplacer le filtre de Kalman linéaire par un réseau de neurones pour estimer les composantes du vecteur flux rotorique afin de résoudre le problème de la détermination des matrices de covariance. Ensuite, dans le cas des variations paramétriques qui induisent la non linéarité du système, le but assigné était d'associer le filtre de Kalman étendu aux réseaux de neurones. Nous avons estimé aussi bien les composantes du courant statorique que celles du vecteur flux rotorique par EKF. En revanche, l'estimation par les réseaux de neurones artificiels de la résistance rotorique, de l'inductance mutuelle et de la vitesse de rotation offre plus de précision d'estimation par rapport à celles obtenues par EKF, et ceci dans le but d'améliorer les performances de la commande vectorielle. Les résultats de simulation montrent, d'une part, qu'il est possible de résoudre le premier problème en remplaçant le filtre de Kalman linéaire par un réseau de neurones et d'autre part de concevoir un observateur Neuro-Kalman performant dont les séquences d'apprentissages sont issues du filtre de Kalman étendu. Pour le point de fonctionnement d'une vitesse de référence égale à 1000 tr/min, nous avons conclu que l'estimation par les réseaux de neurones est plus performante que celle issue du filtre de Kalman étendu, et afin d'avoir les mêmes performances concernant le point de fonctionnement à basse vitesse, il serait intéressant de refaire l'entraînement du réseau de neurones artificiels.

CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

Nous avons développé au cours de ce mémoire une technique d'estimation, appelée l'observateur Neuro-Kalman, des paramètres de la machine asynchrone à cage (MAS), alimentée par un onduleur de tension à MLI. Cette technique est basée sur les algorithmes issus de l'intelligence artificielle et le filtre de Kalman. L'objectif principal est de synthétiser des algorithmes robustes pour la commande vectorielle de la machine asynchrone à cage.

Dans un premier temps, nous avons présenté la modélisation mathématique de la machine asynchrone, de l'association machine asynchrone-onduleur de tension et l'association commande vectorielle-onduleur de tension-machine asynchrone. Où nous avons assuré le découplage entre le flux et le couple électromagnétique par cette commande.

Ensuite, nous avons étudié le filtre de Kalman (à savoir le filtre de Kalman linéaire et étendu) et son application à la commande vectorielle (directe et indirecte). Une série de simulations a prouvé la robustesse de ce filtre vis-à-vis des bruits et des variations paramétriques. Les résultats obtenus sont acceptables, mais les inconvénients de ce filtre résident dans son temps de calcul et dans le réglage de ses matrices de covariance. Afin de résoudre ces problèmes, nous avons étudié et appliqué l'observateur Neuro-Kalman à cette commande. Dans le premier cas, nous avons remplacé le filtre de Kalman linéaire par un réseau de neurones artificiel que nous avons appliqué à la commande vectorielle directe pour estimer les composantes de flux rotorique. Dans le deuxième cas, nous avons associé le filtre de Kalman étendu aux réseaux de neurones artificiels où nous avons estimé les composantes de courant statorique et celles de flux rotorique par le filtre de Kalman étendu par contre la résistance rotorique, l'inductance mutuelle et la vitesse rotorique sont estimées par les réseaux de neurones artificiels dont les séquences d'apprentissages sont issues de l'entraînement du filtre de Kalman étendu en sélectionnant par expérience le nombre et la nature d'exemples. Nous avons appliqué l'ensemble à la commande vectorielle indirecte. Les résultats de simulation ont montré l'efficacité de cet observateur ainsi que sa robustesse vis-à-vis des bruits et des variations paramétriques.

Enfin, nous proposons quelques perspectives que nous envisageons pour la suite de ce travail :

- La modélisation de chaque partie du système (Commande vectorielle, MAS, Observateur) par les RNA.
- La validation des résultats de simulation par des essais expérimentaux.

BIBLIOGRAPHIE

-
- [1] **Faouzi Ben Ammar**, « Variateur de vitesse de hautes performances pour machine asynchrone de grande puissance », Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, avril 1993.
- [2] **Krim Yazid, Rachid Ibtouen, Omar Touhami and Maurice Fadel**
« Robust Vector Control Without Speed Sensor of an Induction Motor Using Neural Network and Extended Kalman Filter », WSEAS Transaction on systems Issue 12, vol. 5, december2006, pp. 2744-2750.
- [3] **Théodore Wildi**, « Electrotechnique », institut de recherche hydro-Québec 3^{ème} édition.
- [4] **Mohamed Menea, Omar Touhami, Rachid Ibtouen and Murice Fadel**, «Speed Sensorless Induction Motor Control using Extended Complex Kalman Filter and Spiral Vector Model », Proceedings of the 6th WSEAS international conference on power systems, Lisbon, Portugal, September 22-24, 2006, pp. 261-266.
- [5] **D.S. Wijesundera, R.D. Jackson**, « Observers for field-oriented control of induction motor drives », IEE proceeding-B. Vol. 139, No.4, July 1992, pp. 381-386
- [6] **M. Ta-Cao , M. Tarbouchi, H. Le-Huy**, « Un variateur de vitesse de haute performance pour l'entraînement à machine asynchrone avec commande vectorielle », IEEE Press, 1995, pp. 288-291.
- [7] **M.S. Naït Saïd, M.E.H. Bebouzid**, « Induction motors direct field oriented control with robust on-line tuning of rotor resistance », IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 14, No.4, December 1999, pp. 1038-1042.
- [8] **Kais Jamoussi, Mohamed Ouali and Hassen Charradi**, « A Sliding Mode Speed Control of an Induction Motor », American Journal of Applied Sciences 4(12): 987-994, 2007, ISSN 1546-9239.
- [9] **Rosendo Peña Eguiluz**, « Commande algorithmique d'un système mono-onduleur bimachine asynchrone destiné à la traction ferroviaire », Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, novembre 2002.
- [10] **Eckart Graf von Westerholt**, « Commande non linéaire d'une machine asynchrone », Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, mars 1994.
- [11] **Seok Ho Jeon, Student Member, IEEE, Kwang Kyo Ho and Jin Young Choi, Member, IEEE**, « Flux Observer With Online Tuning of Stator and Rotor Resistances for Induction Motors», IEEE Transactions on industrial electronics, vol.49, n°.3, June 2002, pp. 653-664.
- [12] **J.L Dalmasso**, « Cours d'électrotechnique : machine tournantes à courants alternatifs », volume 1, Paris 1987.
- [13] **Guy Segquier**, « L'électronique de puissance», Université des sciences et technologiques de Lille Paris, 1990.

- [14] **Krim Yazid**, « Variations paramétriques en commande vectorielle de la machine asynchrone : Application de la neuro-floue et du filtre de Kalman étendu pour une commande sans capteur de vitesse », Thèse de doctorat d'état, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediene, Décembre 2007.
- [15] **Kheldoun Aissa**, « Amélioration des performances d'un variateur de vitesse par moteur asynchrone contrôlé par la méthode à flux orienté », Thèse de doctorat, Université de boumerdès, Février 2007.
- [16] **Adel Merabet**, « Commande non linéaire à modèle prédictif pour une machine asynchrone », Thèse de doctorat en ingénierie, Université du Québec Chicoutimi, Mai 2007.
- [17] **J. Chatelain**, « Machine électriques », vol. 2, Editions Dunod, 1983.
- [18] **P. Barret**, « Régime transitoire des machines électriques tournantes », Editions Eyrolles, Paris 1982.
- [19] **Antonio Marcus Nogueira Lima**, « Commande numérique d'une machine asynchrone », Thèse de doctorat, Institut polytechnique de Toulouse, Juillet 1989.
- [20] **Mustapha Ouadghiri**, « Contribution à la commande vectorielle des moteurs asynchrones alimentés par onduleur de tension », Thèse de doctorat, Faculté polytechnique de mons, Janvier 1995.
- [21] **Young-Real Kim, Seung-Ki Sul, Min-Ho Park**, « Speed Sensorless Vector control of an Induction Motor Using an Extended Kalman Filter », IEEE'1992, 0-7803-0634-1/92\$03.00©, pp. 594-599.
- [22] **L.Loron and G.Laliberté**, « Application of The Extended Kalman filter to Parameters Estimation of Induction Motors », The European Power Electronics Association, 1993, pp. 85-90.
- [23] **S.Aksoy, I.H.Altas and M.K.Eker**, « A Reduced Order Rotor Time Constant and Flux estimator for Vector Controlled Induction Motor », IEEE, 0-7803-31-09-5/96/\$5.00©, 1996, pp. 274-277.
- [24] **J.Ghouili and A.Chériti**, « Comparaison de l'Estimation de vitesse par un Observateur Adaptatif et par un Observateur à réseau de neurones Dynamique d'une Machine Asynchrone », IEEE, 067803-5957-7/00/\$10.00©, 2000, pp. 1197-1201.
- [25] **Fayez F.M.El-Sousy, Faeka M.H.Khater and Farouk I.Ahmed**, « Analysis and Design of Indirect Field Orientation Control for Induction Machine Drive System », SICE Morioka, July 28-30, 1999, pp. 901-908.
- [26] **Bouakaz Ouahid**, « Contribution à l'analyse des onduleurs multiniveaux », Mémoire de magister, Université de Batna, 2005.
- [27] **Thierry Ourth**, « Commande vectorielle d'un moteur asynchrone sans capteur de vitesse », Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, novembre 1995.

- [28] **Malek Ghanes**, « Observation et commande de la machine asynchrone sans capteur mécanique », Thèse de doctorat, Université de Nantes, Novembre 2005.
- [29] **Imad Al-Rouh**, « Contribution à la commande sans capteur de la machine asynchrone », Thèse de doctorat, Faculté des sciences et techniques-54506 Vandoeuvre-lès-Nancy, Juillet 2004.
- [30] **Ismail Khalil Bousserhane, Abdeldjabbar Hazzab, Mostafa Rahli, Mokhtar Kamli and Benyounes Mazari**, « Direct Field Oriented Control Using Backstepping Strategy With Fuzzy Rotor Resistance Estimator For Induction Motor Speed Control », ISSN 1392-124X Information Technology and Control, Vol.35, No.4, 2006, pp.403-411.
- [31] **Mohand A.Ouhrouche, Member IEEE**, « EKF-Based Estimation of Rotor Flux, Speed and Resistance in Cage Induction Motor Sensorless Drive », Proceeding of The IASTED International Conference Modelling and Simulation (MS'2000), May 15-17, 2000- Pittsburgh, Pennsylvania, USA.
- [32] **Ismail El Hassan**, « Commande haute performance d'un moteur asynchrone sans capteur de vitesse par contrôle direct du couple », Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, mars 1999.
- [33] **B. Lemaire-Semail, F. Bouillault et A. Razek**, « Modélisation et commande vectorielle d'un moteur asynchrone saturé avec contrôle dynamique du flux », J. Phys. III, Vol. 1, 1991, pp. 1509-1528.
- [34] **M. Messaoudi, L. Sbita and M. N. Abdelkrim**, « A robust nonlinear observer for states and parameters estimation and on-line adaptation of rotor time constant in sensorless induction motor drives », International Journal of Physical Sciences Vol. 2 (8), August, 2007, pp. 217-225.
- [35] **Franck Morand**, « Techniques d'observation sans capteur de vitesse en vue de la commande des machines asynchrones », Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, Janvier 2005.
- [36] **Zaidi Saïda**, « Commande non linéaire du moteur à induction », Mémoire de magister, Université de Batna.
- [37] **H. Bounoua and A. Bounoua**, « The utilization of the PWM inverter feeding in the asynchronous motor command », Electronic Journal "Technical Acoustics", 2004, pp. 1-11.
- [38] **Krim Yazid**, « Commande vectorielle de la machine asynchrone avec prise en compte des variations de la constante de temps rotorique », Thèse de magister, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediene, Juillet 1996.
- [39] **Tamrabet Hanene**, « Robustesse d'un contrôle vectoriel de structure minimale d'une machine asynchrone », Mémoire de magister, Université de Batna, mai 2006.
- [40] **Guy Seguier**, « Les convertisseurs de l'électronique de puissance », Volume4, 2^{ème} édition, Université des sciences et technologiques de Lille Paris, 1995.

- [41] **Guy Segquier**, « Les convertisseurs de l'électronique de puissance », Volume1, 2^{ème} édition, », Université des sciences et technologiques de Lille Paris, 1992.
- [42] **Jean Bonal et Guy Segquier**, « Entraînements électriques à vitesse variable », Volume4, Prométhée, Université des sciences et technologiques de Lille Paris, 1998.
- [43] **Lotfi Baghli**, « Contribution à la commande de la machine asynchrone, en utilisant la logique floue, des réseaux de neurone et des algourithme génétique », Thèse de doctorat, université Hinri Poincaré, janvier 1999.
- [44] **Hu Jun B.R.Duggal and M.Vilathgamuwa**, « A MRAS-Based Speed sensorless Field Oriented control of Induction Motor with On-Line Stator Resistance Tuning», IEEE, 0-7803-4879-6/98/\$10.00©, 1998, pp. 38-43.
- [45] **Jean-Luc Thomas, Member, IEEE, and Serge Poullain**, « Discrete-Time Field-Oriented Control for Induction Motors », IEEE, 0-7803-5692-6/00/\$01.00©, 2000, pp. 427-434.
- [46] **Sang-uk Kim, Jin-soo Kim, Hyun-jung Kim and Young-seok Kim**, « Binary Observer for Speed sensorless Vector of Induction Motors », IEEE'0-7803-3840-5/97/\$10.00©, 1997, pp. 1061-1067.
- [47] **D.Fodor, Z.Katona and E.Szesztay**, « Field-Oriented Control of Induction Motors Using DSP », Computing & Control Engineering Journal, April 1994, pp. 61-65.
- [48] **H. Rasmussen**, « A New Observer for Speed Sensorless Field Oriented Control of an Induction Motor », IEEE'2002, 0-7803-7474-6/02/\$17.00©.
- [49] **B.N Singh, Bhim Singh and B.P. Singh**, « Fazzy Control of Integrated Current-Controlled Converter-Inverter-Fed Cage Induction Motor Drive », IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.35, No.2, March/April 1999, pp. 405-412.
- [50] **Tarbouchi Mohamed**, « Commande par linéarisation exacte d'une machine asynchrone en régime défluxé », Philisophiae Doctor (Ph.D), Université Laval Québec, Septembre 1997.
- [51] **Fang Z. Peng**, « Speed and Flux Sensorless Field Oriented Control of Induction Motors for Electric Vehicles », IEEE'2000, 0-7803-5864-3/00/\$10.00©, 2000, pp. 133-139.
- [52] **A. Ghazel, B. de Fornel et J.C. Hapiot**, « Robustesse d'un contrôle vectoriel de structure minimale d'une machine asynchrone », J. Phys. III, Vol.6, 1996, pp. 943-958.
- [53] **Maria Pietrzak épouse David**, « Algorithmes de commande d'un variateur électrique asynchrone », thèse de doctorat Es-sciences, Institut national polytechnique de Toulouse, Juillet 1988.
- [54] **Baburaj Karanayil**, « Parameter identification for vector controlled induction motor drives using artificial neural networks and fuzzy principles», PhD, University of new south Wales , April 2005.

- [55] **Alexandru Onea, Vasile Horga, Marcel Răţoi**, « Indirect Vector Control of Induction Motor », Proceedings of the 6th WSEAS international conference on simulation, Modelling and optimization, Lisbon, Portugal, September 22-24, 2006, pp. 98-103.
- [56] **Jogendra Singh Thongam**, « Commande de haute performance sans capteur d'une machine asynchrone », Thèse de doctorat en ingénierie, université de Québec à Chicoutimi, Juin 2006.
- [57] **Tung-Hai Chin**, « Approaches for Vector Control of Induction Motor Without Speed Sensor », IEEE, 0-7803-1328-3/94\$03.00©, 1994, pp. 1616-1620.
- [58] **Costanzo Manes, Francesco Parasiliti and Marco Tursini**, « DSP Based Field-Oriented Control of induction Motor with a Nonlinear State Observer », IEEE, 0-7803-3500-7/96/\$5.00©, 1996 pp. 1254-1259.
- [59] **T. Ourth**, « Commande vectorielle d'un moteur asynchrone sans capteur », J. Phys.III, Vol. 3, 1993, pp. 1123-1133.
- [60] **S. Moulahoum**, « Commande vectorielle de la machine asynchrone avec prise en compte de la saturation et des pertes fer », Thèse de Magistère, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediene, 1998.
- [61] **Zheng Zhang, Senior Member, IEEE, Huangsheng Xu, Member, IEEE, Longya Xu, Fellow IEEE, and Layne E.Heilman**, « Sensorless Direct Field-Oriented Control of three-Phase Induction Motors Based on "Sliding Mode" for Washing-Machine Drive Applications », IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.42, No.3, May/June 2006, pp.694 -701.
- [62] **Patrick L.Jansen, Student Member, IEEE, Robert D. Lorenz, Senior Member, IEEE, and Donald W. Novotny, Fellow, IEEE**, « Observer-Based Direct Field Orientation: Analysis and Comparison of Alternative Methods », IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.30, No.4, July/August 1994, pp. 945-953.
- [63] **Nadia Madani**, « Contribution à l'étude de la commande vectorielle avec réglages linéaire et par mode de glissement de la machine asynchrone », Thèse de magister, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou.
- [64] **Young Ahn Kwon, Member, IEEE, and Sung Hwan Kim**, « A New Scheme for Speed-Sensorless Control of Induction Motor », IEEE Transaction on Industrial Electronics, Vol.51, No.3, June 2004, pp.545-550.
- [65] **M.Mohamadian, E.P.Nowicki, F.Ashrafzadeh and J.C.Salmon**, «Training of a Neural Network Controller for Indirect Field Orientation Control», IEEE CCECE'96, 0-7803-3143-5, 1996, pp.615-618.
- [66] **Khaled Yahia, Salah-Eddin Zouzou and Fateh Benchabane**, « Indirect Vector Control of Induction Motor with on Line Rotor Resistance Identification», Asian Journal of Information Technology 5(12), 2006, pp. 1410-1415.

- [67] **J.L.Mora, A.Torralba and L.G.Franquelo**, « An Adaptive Speed Estimator for Induction Motors Based on a Kalman Filter with Low Sample Time », IEEE, 0-7803-7067-8/01/\$10.00©, 2001, pp. 794-798.
- [68] **Salomón Chávez Velázquez, Rubén Aljos Palomares and Alfredo Nava Segura**, « Speed estimation for an Induction Motor Using the Extended Kalman Filter », IEEE, Proceedings of the 14th International Conference on Electronics, Communications and Computers (CONIELECOMP'04), 2004.
- [69] **Mohand A., Ouhrouche**, « Estimation of Speed, Rotor Flux and Rotor Resistance in Cage Induction Motor Using the EKF Algorithm », International Journal of Power and energy Systems 2002, pp. 1-20.
- [70] **M.Menaa, O.Touhami and R.Ibtiouen**, « Estimation of the Rotor Resistance in Induction Motor by Application of the Spiral Vector Theory Associate to Extended Kalman Filter », Proceeding of Conference on Control Application, Istanbul, Turkey, 2003, pp. 211-216.
- [71] **Samil Bachir**, « Contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique », Thèse de doctorat, Université de Poitier, décembre 2002.
- [72] **Chafaa Kheirddine**, « Structures d'identification et de commande des systèmes non linéaires basées sur les techniques floues », Thèse de doctorat Es-sciences, Université de Batna, Juillet 2006.
- [73] **Mickaël Hilairet**, « Application des outils du traitement du signal à la commande des machines tournantes », thèse de doctorat, Université de Nantes, Novembre 2001.
- [74] **A.Dell'Aquila, F.Cupertino, L.Salvatore and S. Stasi**, « Kalman Filter Estimators Applied to Robust Control of Induction Motor Drives », IEEE, 0-7803-4503-7/98/\$10.00, 1998, pp. 2257-2262.
- [75] **K.L.Shi, T.F.Chan, Y.K.Wong and S.L.Ho**, « Speed Estimation of an Induction Motor Drive Using Extended Kalman Filter », IEEE'2000, 0-7803-5935-6/00/\$10.00©, 2000, pp. 243-248.
- [76] **Bilal Akin**, « State estimation techniques for speed sensorless field oriented control of induction motors », Thesis of Master, The Graduate School of Natural and Applied Sciences of the Middle East Technical University, August-2003.
- [77] **M. Mokhtari**, « Matlab 5.2 & 5.3 et Simulink 2 & 3 », ISBN 3-540-66649-4 Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York, 2000.
- [78] **M. Mokhtari et M. Marie**, « Application de Matlab®5 et Simulink®2 », ISBN 2-287-59651-8 Springer-Verlag France, 1998.
- [79] **P. Borne, G. Dauphin-Tanguy, J.P Richard, F. Rotella et I. Zembeïiakis**, « Commande et Optimisation des Processus », Eyrolles Paris 1990.
- [80] **T.Kataoka, S. Toda and Y. Sato**, « On-Line Estimation of induction motor parameters by Extended Kalman Filter », The European Power Electrics Association, 1993, pp. 325-329.

- [81] **Tetsuya Iwasaki and Teruo Kataoka, senior Member, IEEE**, « Application of an Extended Kalman Filter to Parameter Identification of an Induction Motor », IEEE, 89CH2792-0/89/0000-0248\$01.00©, 1989, pp. 248-253.
- [82] **G. Dreyfus, J.M. Martinez, M. Samuelides, M.B. Gordon, F. Badran, S. Thiria et L. Hérault**, « Réseaux de neurones », 2^{ème} édition, ISBN : 2-212-11464-8, Groupe Eyrolles 2004.
- [83] **Luc Constant**, « Modélisation de dispositifs électriques par réseaux de neurones en vue de l'émulation en temps réel », Thèse de doctorat, Institut National polytechnique de Toulouse, mars 2000.
- [84] **Olivier Rochel**, « Une approche événementielle pour la modélisation et la simulation de réseaux de neurones impulsions », Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré- Nancy 1, mars 2004.
- [85] **Wen Yu, José de Jésus Rubio and Xiaoou Li**, « Recurrent Neural Networks Training with Stable Risk-Sensitive Kalman Filter Algorithm », Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, Montreal, Canada, July 31 - August 4, 2005, pp. 700-705.
- [86] **R.Magureanu, C.Ilas, V.Bostan and M.Cuibus, V.Radut**, « Luenberger, Kalman, Neural Observers and Fuzzy Controllers for Speed Induction Motor Control», Bul. Inst. Polit. IASI tomul XLVI(L), FASC.5,2000.
- [87] **Malika Nezer**, « Diagnostic des associations convertisseurs statiques-machines asynchrones en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle », Thèse de doctorat d'état, Université de Batna, Juin 2006.
- [88] **Karman Jalili, Shahrokh Farhangi and Esmail Saievar-Iranizad**, « Sensorless Vector Control of Induction Motors In Fuel Cell Vehicle Using a Neuro-Fuzzy Speed Controller And An On-Line Artificial Neural Network Speed Estimator », Proceedings of the IEEE International Conference on Control Applications, September 5-7, 2001, pp. 259-264.
- [89] **Abdellfattah Ba-Razzouk, Ahmed Chériti, Member, IEEE, Guy Olivier, Senior Member, IEEE and Pierre Sicard, Member, IEEE**, «Field-Oriented Control of Induction Motors Using Neural-Network Decouplers», IEEE Transactions on power electronics, vol.12, no.4, July1997, pp. 752-763.
- [90] **Seong-Hwan Kim, Associate Member, IEEE, Tae-Sik Park, Ji-Yoon Yoo, Member, IEEE, and Gwi-Tae Park, Member, IEEE**, « Speed-Sensorless Vector Control of an Induction Motor Using Neural Network Speed Estimation», IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 48, n°. 3, June 2001, pp. 609-614.
- [91] **Kim S-H, T.S.Park and G.Park**, « Speed-Sensorless Vector Control of an Induction Motor Using Neural Network Speed Estimation», IEEE Transactions on industry electronics. Vol.48, n°3, Jun 2001, pp. 609-614.
- [92] **H.Razik and A.Rezzoug**, « Neural Networks applied to the control of an induction motor », IEEE, 0-7803-6489-9/00/\$10.00©, 2000, pp. 60-64.

- [93] **Kaci Gherram, Krim Yazid and Mohamed Menaâ**, «EKF-Neural Observer Applied To the Indirect Field Oriented Control of an Induction Motor without Speed Sensor», article accepté à la conférence 9th International conference on Sciences and Techniques of Automatic control & computer engineering – STA'2008, Sousse, Tunisia, December 2008.

ANNEXES

Annexe A

Données relatives à la machine asynchrone triphasée utilisées en simulation

<i>Puissance P_n</i>	<i>1,5 Kw</i>
<i>Vitesse nominale ω_n</i>	<i>1420 tr/min</i>
<i>Tension nominale V_n</i>	<i>220/380 V</i>
<i>Courant nominal I_n</i>	<i>6,4/3,7 A</i>
<i>Couple nominal C_n</i>	<i>10 N.m</i>
<i>Nombre de paires de pôles p</i>	<i>2</i>
<i>Résistance rotorique par phase R_r</i>	<i>3,805 Ω</i>
<i>Résistance statorique par phase R_s</i>	<i>4,85 Ω</i>
<i>Inductance cyclique rotorique L_r</i>	<i>0,274 H</i>
<i>Inductance cyclique statorique L_s</i>	<i>0,274 H</i>
<i>Inductance mutuelle cyclique stator-rotor L_m</i>	<i>0,258 H</i>
<i>Moment d'inertie de la partie tournante J</i>	<i>0,031 Kg.m²</i>
<i>Coefficient de frottement f</i>	<i>0,001136 Nm.S/rad</i>
<i>La fréquence f</i>	<i>50Hz</i>

Annexe B

REGULATION

La méthode utilisée pour le calcul des paramètres des différents régulateurs de type (PI), permet d'avoir une bonne précision, une rapidité et une stabilité du système. La fonction de transfert de tels régulateurs est donnée par :

$$R(S) = \frac{K_x(1+T_x.S)}{T_x.S} \quad \text{ou} \quad R(S) = K_p + \frac{K_i}{S} \quad \text{Avec :} \quad \begin{cases} K_p = K_x \\ K_i = \frac{K_x}{T_x} \end{cases} \quad (\text{B.1})$$

La détermination des paramètres (K_x , T_x) du régulateur fait intervenir des méthodes classiques de calcul des régulateurs continus. Cette stratégie permet l'application de l'ensemble des outils de l'automatique linéaire au problème de régulation.

B.1. REGULATEURS DES COURANTS STATORIQUES

L'asservissement des courants statoriques joue un grand rôle dans la commande. En effet, plus cet asservissement est efficace, plus le couple délivré par la machine est proche du celui désiré. Les correcteurs utilisés dans ce travail sont du type proportionnel-intégral (PI) puisque les courants peuvent être asservis dans le repère tournant du champ rotorique. Nous pouvons considérer les équations statoriques de la machine exprimées dans ce repère pour modéliser les boucles des courants.

Le découplage effectué au premier chapitre nous permet de procéder à la régulation des courants I_{ds} et I_{qs} de même fonction de transfert.

$$R_c(S) = \frac{I_{ds}(S)}{V_{ds1}(S)} = \frac{I_{qs}(S)}{V_{qs1}(S)} = \frac{1}{R_s[1+\sigma\frac{L_s}{R_s}.S]} = \frac{1}{R_s(1+\sigma T_s.S)} \quad (\text{B.2})$$

Le schéma global de la régulation des courants (I_{ds} , I_{qs}) est représenté sur la Figure B.1.

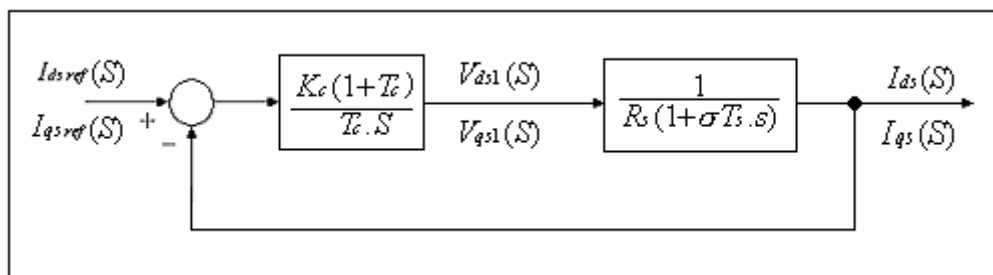


Fig.B.1 : Schéma bloc de la régulation des courants statoriques.

Pour ramener le système en boucle fermé à un système du premier ordre, on choisit l'action intégrale égale à la constante de temps du système en boucle ouverte ($T_c = \sigma T_s$). Le gain sera déterminé de telle sorte que la dynamique du système corrigé soit plus rapide que celle du système non corrigé, cette dynamique est caractérisée par le temps de réponse t_e .

Ainsi pour une boucle de régulation, on a les résultats suivants :

$$K_c = \frac{3R_s \sigma T_s}{T_c} \tag{B.3}$$

avec : $T_c = \sigma T_s$

On choisit un temps de réponse trois fois plus petit que celui du système non corrigé, on aura :

$$\begin{cases} T_c = \sigma T_s \\ K_c = 3R_s \end{cases} \tag{B.4}$$

d'où :

$$\begin{cases} K_{pc} = 3R_s \\ K_{ic} = \frac{3R_s}{\sigma T_s} \end{cases} \tag{B.5}$$

B.2. REGULATEUR DE FLUX

L'équation différentielle écrite dans le référentiel (d, q), lié au vecteur flux rotorique, montre que le flux ϕ_r est contrôlé directement par le courant I_{ds} .

$$L_m I_{ds} = \Phi_r + T_r \frac{d\Phi_r}{dt} \tag{B.6}$$

On déduit alors la fonction de transfert suivante :

$$R_f(S) = \frac{\Phi_r(S)}{I_{ds}(S)} = \frac{L_m}{1 + T_r \cdot S} \tag{B.7}$$

Le schéma bloc général de la régulation du flux est représenté sur la Figure B.2.

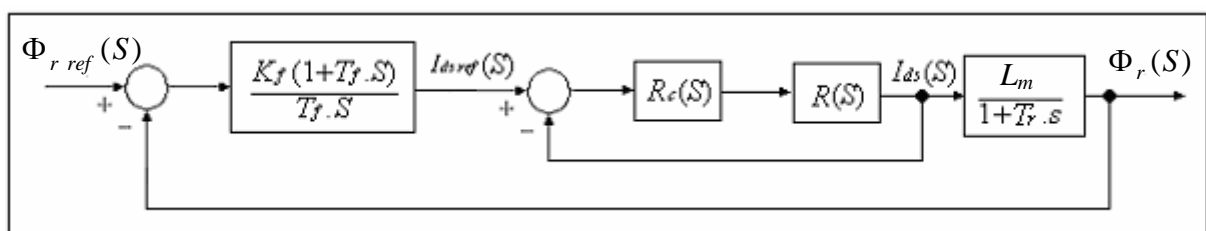


Fig.B.2 : Schéma bloc de la régulation du flux rotorique.

La fonction de transfert en boucle fermée de la boucle de régulation du courant I_{ds} est :

$$R_c(S)_{(BF)} = \frac{1}{1 + \frac{\sigma T_s}{3} \cdot S} \quad (B.8)$$

La fonction de transfert en boucle ouverte de la boucle de régulation globale est :

$$R_f(S)_{(BO)} = \frac{\Phi_r(S)}{\Phi_{r\ ref}(S)} = \left[\frac{K_f (1 + T_f \cdot S)}{T_f \cdot S} \right] \left[\frac{1}{1 + \frac{\sigma T_s}{3} \cdot S} \right] \left[\frac{L_m}{1 + T_r \cdot S} \right] \quad (B.9)$$

En choisissant $T_f = T_r$, la fonction de transfert en boucle fermée est de second ordre et s'écrit sous la forme suivante :

$$R_f(S)_{(BF)} = \frac{R_f(S)_{(BO)}}{1 + R_f(S)_{(BO)}} = \frac{1}{\frac{T_f \sigma T_s}{3 K_f L_m} \cdot S^2 + \frac{T_f}{K_f \cdot L_m} \cdot S + 1} \quad (B.10)$$

Cette fonction de transfert est de la forme :

$$R_f(S) = \frac{1}{\frac{1}{\omega_0^2} \cdot S^2 + \frac{2\xi}{\omega_0} \cdot S + 1} \quad (B.11)$$

avec :

$$\begin{cases} \frac{2\xi}{\omega_0} = \frac{T_f}{K_f L_m} \\ \frac{1}{\omega_0^2} = \frac{T_f \sigma T_s}{3 K_f L_m} \end{cases} \quad (B.12)$$

Pour un dépassement inférieur à 5%, l'amortissement correspondant à un système de second ordre est $\xi = 0.7$, ce qui donne :

$$\begin{cases} K_f = \frac{6 T_r}{\sigma T_s} \\ T_f = T_r \end{cases} \quad (B.13)$$

d'où :

$$\begin{cases} K_{pf} = \frac{6 T_r}{\sigma T_s} \\ K_{if} = \frac{6}{\sigma T_s} \end{cases} \quad (B.14)$$

B.3. REGULATEUR DE VITESSE

La boucle de régulation de vitesse nous permet de déterminer le couple de référence $C_{em\ ref}$. Pour le réglage de la vitesse de rotation, on admet les hypothèses suivantes :

- La machine fonctionne à flux rotorique parfaitement régulé sur toute la plage de régulation.
- On ne considère pas la régulation de la partie électrique du stator, car sa constante de temps apparente est beaucoup plus réduite que la constante de temps mécanique. La réponse des courants (I_{ds}, I_{qs}) à leurs valeurs de référence apparaît comme quasi- instantanée vis-à-vis de la partie mécanique du système.

On choisit les équations rotoriques du modèle de la machine asynchrone avec l'équation du mouvement et celle du couple électromagnétique :

$$\left\{ \begin{array}{l} T_r \frac{d\Phi_{dr}}{dt} + \Phi_{dr} = L_m I_{ds} + T_r \omega_{sl} \Phi_{qr} \\ T_r \frac{d\Phi_{qr}}{dt} + \Phi_{qr} = L_m I_{qs} - T_r \omega_{sl} \Phi_{dr} \\ J \frac{d\Omega_r}{dt} + f\Omega_r = C_{em} - C_r \\ C_{em} = \frac{pL_m}{L_r} (\Phi_{dr} I_{qs} - \Phi_{qr} I_{ds}) \end{array} \right. \quad (B.15)$$

On maintient I_{ds} constant et I_{qs} comme un signal type échelon :

$$\left\{ \begin{array}{l} I_{ds\ ref} = \frac{\Phi_{r\ ref}}{L_m} \\ I_{qs\ ref} = u \\ \omega_{sl} = \frac{L_m I_{qs}}{T_r \Phi_{r\ ref}} = \frac{L_m u}{T_r \Phi_{r\ ref}} \end{array} \right. \quad (B.16)$$

Le remplacement des relations (B.16) dans les équations (B.15) donne :

$$\left\{ \begin{array}{l} T_r \frac{d\Phi_{dr}}{dt} + \Phi_{dr} = \Phi_{r\ ref} + T_r \omega_{sl} \Phi_{qr} \\ T_r \frac{d\Phi_{qr}}{dt} + \Phi_{qr} = L_m u - T_r \omega_{sl} \Phi_{dr} \\ J \frac{d\Omega_r}{dt} + f\Omega_r = C_{em} - C_r \\ C_{em} = \frac{pL_m}{L_r} \left(\Phi_{dr} u - \Phi_{qr} \frac{\Phi_{r\ ref}}{L_m} \right) \end{array} \right. \quad (B.17)$$

Comme I_{qs} est un échelon, sa dérivation est égale à zéro en régime permanent. On développe (B.17) et on obtient :

$$\begin{cases} \left(T_r \frac{d\Phi_{dr}}{dt} \right)^2 + 2T_r \frac{d\Phi_{dr}}{dt} + [1 + (T_r \omega_{sl})^2] \Phi_{dr} = [1 + (T_r \omega_{sl})^2] \Phi_{r \text{ ref}} \\ \left(T_r \frac{d\Phi_{qr}}{dt} \right)^2 + 2T_r \frac{d\Phi_{qr}}{dt} + [1 + (T_r \omega_{sl})^2] \Phi_{qr} = 0 \\ J \frac{d\Omega_r}{dt} + f\Omega_r = C_{em} - C_r \\ C_{em} = \frac{pL_m}{L_r} \left(\Phi_{dr} u - \Phi_{qr} \frac{\Phi_{r \text{ ref}}}{L_m} \right) \end{cases} \quad (\text{B.18})$$

soit :

$$\Omega(S) = \left\{ p \frac{L_m}{L_r} \cdot \frac{[1 + (T_r \omega_{sl})^2] \Phi_{r \text{ ref}}}{[T_r^2 S^2 + 2T_r S + (1 + (T_r \omega_{sl})^2)]} u(S) - C_r(S) \right\} \frac{1}{JS + f} \quad (\text{B.19})$$

comme :

$$C_{em} = p \frac{L_m}{L_r} \Phi_{r \text{ ref}} I_{qs \text{ ref}} = p \frac{L_m}{L_r} \Phi_{r \text{ ref}} u(S) \quad (\text{B.20})$$

Le schéma bloc de la vitesse en boucle ouverte est représenté sur la Figure B. 3.

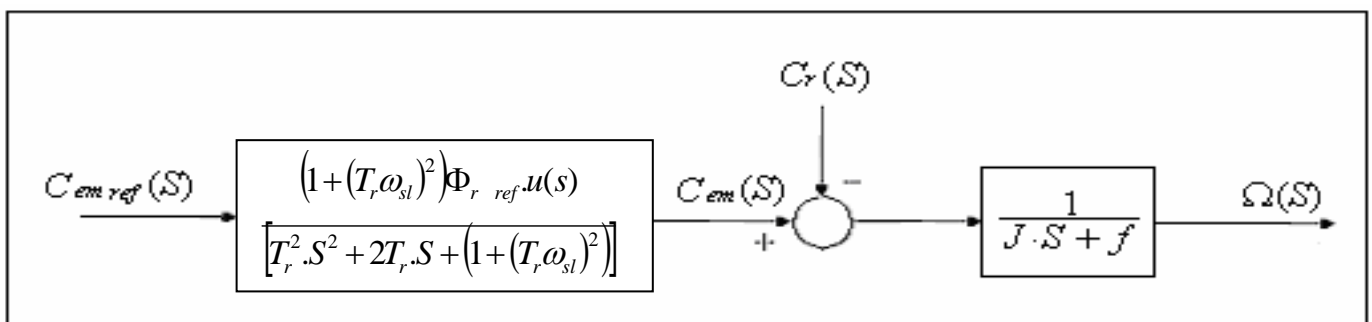


Fig B.3 : Schéma bloc de la vitesse en boucle ouverte

Afin d'avoir la régulation de vitesse, on injecte dans cette boucle, un régulateur de type PI. Le schéma bloc de cette boucle est comme suit :

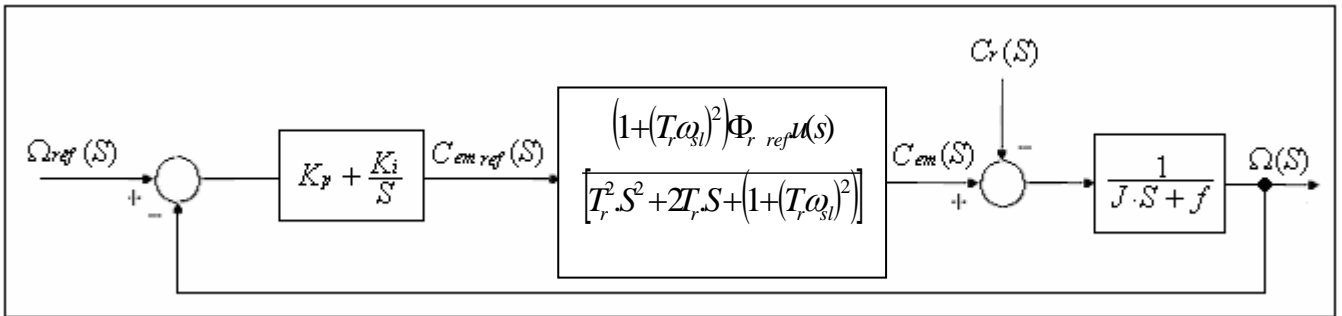


Fig.B.4 : Schéma bloc de la régulation de vitesse.

L'équation caractéristique de ce système est la suivante :

$$P(S) = JT_r^2 \left[S^4 + \left(\frac{f}{J} + \frac{2}{T_r} \right) S^3 + \left(\frac{2f}{JT_r} + \frac{1}{T_r^2} + \omega_{sl}^2 \right) S^2 + \frac{(f + K_p) [1 + (T_r \omega_{sl})^2]}{JT_r^2} S + \frac{K_i [1 + (T_r \omega_{sl})^2]}{JT_r^2} \right] \quad (\text{B.21})$$

Pour des performances optimales, on doit avoir :

$$\begin{cases} \left[\frac{f}{J} + \frac{2}{T_r} \right] \omega_0 = \frac{(f + K_p) (1 + (T_r \omega_{sl})^2)}{JT_r^2} \\ \omega_0^4 = \frac{K_i (1 + (T_r \omega_{sl})^2)}{JT_r^2} \end{cases} \quad (\text{B.22})$$

ainsi, en posant :

$$\omega_0 = \sqrt{\omega_{sl}^2 + \frac{1}{J^2}} = \sqrt{\left(\frac{L_m I_{qs\ ref}}{T_r \Phi_{r\ ref}} \right)^2 + \frac{1}{T_r^2}} \quad (\text{B.23})$$

Pour un fonctionnement correspondant au fonctionnement nominal, on obtient :

$$\boxed{K_p = \frac{2J}{T_r} \quad \text{et} \quad K_i = \frac{J}{T_r^2}}$$

Annexe C

METHODE DE LEVENBERG-MARQUARDT

On classe la méthode de Levenberg-Marquardt dans les méthodes d'optimisation du second ordre. Ces dernières méthodes sont utilisées pour améliorer le choix de la direction à entreprendre dans l'espace des poids, à la recherche du minimum. Elles se basent sur l'utilisation de la dérivée seconde d'une fonction objectif par rapport aux poids. Ainsi, une matrice appelée « matrice Hessien H », qui informe sur la forme de la surface d'erreur dans l'espace des poids, doit être utilisée.

Les algorithmes développés sont basés sur la méthode de gradient de second ordre.

La méthode de gradient de second ordre est une extension de la technique de la recherche de minimum de Newton-Raphson. Sa stratégie repose sur la progression pas à pas vers le minimum de la fonction. Cette technique consiste à minimiser la fonction d'énergie $E(k)$, qui est de la forme suivante :

$$E(k+1) = E(k) + E'(k)\Delta W(k) + \frac{1}{2} \Delta W(k)^t E''(k)\Delta W(k) \quad (C.1)$$

La surface d'erreur est considérée quadratique. Donc, pour la recherche du minimum, on doit choisir ΔW tel que :

$$\frac{\partial E(k+1)}{\partial \Delta W} = 0 \quad (C.2)$$

D'où, on obtient :

$$\Delta W(k) = \eta_k E''(k)^{-1} E'(k) \quad (C.3)$$

Avec η_k : le taux d'apprentissage (positif et de valeur petite).

Les algorithmes développés sont basés sur la méthode du gradient du second ordre.

Afin de minimiser l'équation (C.1), plusieurs méthodes existent. A chacune sa façon de procéder.

On se contente de présenter ci-après, la méthode de Levenberg-Marquardt, utilisée dans ce travail.

C.1. METHODE DE LEVENBERG – MARQUARDT

Cette méthode propose une stratégie qui bénéficie à la fois d'une convergence rapide et d'une indépendance des résultats vis-à-vis du vecteur initial.

La méthode de Levenberg-Marquardt est l'une des plus utilisées. Elle consiste à considérer la surface d'erreur quadratique, en se basant sur la fonction d'énergie (C.1).

Soit F_i^l les vecteurs des dérivées de l'erreur à la sortie du réseau par rapport à ces vecteurs poids W_i^l pour $l = 1, \dots, L$ et $i = 1, \dots, m_l$.

Tel que :

i : représente le $i^{\text{ème}}$ neurone.

l : représente le $l^{\text{ème}}$ couche.

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

$$F_i^L = \sum_{p=1}^M \sum_{i=1}^{m_l} (d_i^p - y_i^L) \left(-\frac{\partial y_i^L}{\partial W_i^L} \right) \quad (C.4)$$

avec :

M : le nombre d'exemples d'entraînement.

m_l : le nombre de neurones dans la couche l .

y_i^L : la $i^{\text{ème}}$ sortie du réseau.

d_i^p : la sortie désirée pour la $p^{\text{ème}}$ entrée.

W_i^L : le vecteur des poids ; lui parvenant des neurones qui précède et qui inclus en plus, le biais.

$$W_i^L = [w_{i1}^L, w_{i2}^L, \dots, w_{im_{l-1}}^L, \theta_i^L] \quad (C.5)$$

Afin de trouver l'optimum à partir de (C.1) et (C.3), on définit un vecteur F rassemblant tous les vecteurs F_i^L , définis par l'équation (C.4). On obtient :

$$H\Delta W = -F \quad (C.6)$$

La méthode Levenberg-Marquardt remplace le calcul du Hessien par une approximation numérique, donnée par la relation suivante :

$$H = FF^t + \lambda\Omega \quad (C.7)$$

avec :

λ : Coefficient positif (il est utilisé pour mieux conditionner la matrice H).

FF^t : La matrice définie semi positive.

Ω : La matrice d'un choix approprié à λ .

C.2. ALGORITHME DE LEVENBERG-MARQUARDT

Les étapes à suivre, lors de l'application de la méthode de Levenberg-Marquardt à chaque itération sont :

1. Pour la première itération, initialiser les poids synaptiques W et choisir λ de petite valeur et inférieure à 1.
2. Calculer le vecteur F_i^L des dérivées de l'erreur par rapport aux vecteurs poids du réseau (C.5) et former le vecteur F .
3. De l'équation (C.7), calculer la matrice Hésien H .
4. Après le passage de tous les exemples d'apprentissage ($p=M$), déterminer ΔW en résolvant le système linéaire (C.4), pour l'erreur globale par la méthode de Gauss-Seidel.