

République Algérienne Démocratique et Populaire  
*Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique*



**UNIVERSITE DJILLALI LIABES DE SIDI-BEL-ABBES**  
**Faculté de Technologie**  
**Département d'Electrotechnique**

Thèse présentée par :

***Khoudmi Houari***

Pour l'obtention du diplôme de :

**Doctorat en Sciences**

**Spécialité : Electrotechnique**

*Option : Commande Electrique*

Intitulé de la thèse :

***Commande neuronale prédictive d'une machine asynchrone double étoile sans capteur mécanique***

*Présentée devant le jury composé de :*

**MEROUFEL ABDELKADER**  
**MASSOUM AHMED**  
**BENTAALLAH ABDERRAHIM**  
**BENYOUNES MAZARI**  
**MANSOURI ABDELLAH**  
**CHENAFI MOHAMED**

Professeur (U.D.L. Sidi Bel-Abbès)  
Professeur (U.D.L. Sidi Bel-Abbès)  
MC A (U.D.L. Sidi Bel-Abbès)  
Professeur (USTO-MB. Oran)  
Professeur (ENP. Oran)  
Professeur (ENP. Oran)

Président  
Rapporteur  
Examineur  
Examineur  
Examineur  
Examineur

Soutenue le : 07 / 10 / 2015

## Avant-Propos

Les travaux présentés dans cette thèse ont été effectués au sein du laboratoire « **I**ntelligent **C**ontrol and **E**lectrical **P**ower **S**ystems - ICEPS» de la faculté technologie de l'Université Djillali Liabès de Sidi Bel Abbès.

Je tiens à exprimer mes vifs remerciements à Monsieur AHMED MASSOUM, Professeur à l'Université Djillali Liabès de Sidi Bel Abbès, pour avoir dirigé ce travail. Qu'il soit assuré de ma profonde reconnaissance pour ses conseils précieux, la confiance et l'intérêt. Son compétence technique et son expérience ont été pour moi une aide précieuse.

Je tiens à remercier tous ceux qui m'ont aidé en contribuant à l'aboutissement de cette thèse, tout particulièrement :

- Monsieur MEROUFEL Abdelkader, Professeur à l'Université Djillali Liabès de Sidi Bel Abbès, pour avoir accepté la tâche de présider le jury.
- Messieurs ; BENTAALLAH Abderrahim, Maître de Conférences-A à l'Université Djillali Liabès de Sidi Bel Abbès, BENYOUNES Mazari, Professeur à l'Université des Sciences et Technologies-Mohamed Boudiaf Oran, MENSOURI Abdellah et CHENAFI Mohamed, Professeurs à l'Ecole polytechnique d'Oran qu'ils m'ont fait en acceptant d'examiner ce travail.

Mes sincères remerciements vont aussi aux enseignants et collègues de l'Université Hassiba Benbouali de Chlef, pour leurs encouragements incessants.

Enfin, un remerciement particulier à ma mère, à ma femme et à mes frères et sœurs. Ils m'ont toujours soutenu et encouragé.

**HOUARI KHOUIDMI**

---



***Résumé***

## تحكم تنبؤي عصبي لآلة لا متزامنة ثنائية الساكن بدون ملتقط ميكانيكي

- ملخص

العمل الذي نقوم بتقديمه في هذه الأطروحة يعالج موضوع تحت عنوان " تحكم تنبؤي عصبي معمم لآلة لا متزامنة ثنائية الساكن. في البداية قمنا بانجاز النموذج الرياضي مع نموذج تغذيتها والمتمثل في موجين ذو المستوى ثلاثة بتحكم شعاعي وكذا التحكم الشعاعي المباشر وغير المباشر لهذه الآلة، مما مكنا من فك ارتباط العزم الكهرومغناطيسي و التدفق. ثم تبيننا ضابطات كلاسيكية من النوع (تناسبي تكاملي) وذلك من اجل ضبط السرعة، التدفق و التيارات. وبعدها ركزنا على تبديل هذه الضابطات بضابطات تنبؤية معممة وهذا بعد تبسيط بنية تنبؤية متوازية. ومن أجل التقليل من شدة إشارة التحكم وكذلك التقليل من تأثير تشويش القياسات على إشارة التحكم استعملنا تحكم تنبؤي متعدد المتغيرات في مكان التحكم الشعاعي اللذان يحتاجان إلى ملتقط ميكانيكي الذي يعتبر هشاً و مكلفاً. لتفادي هذه السلبية، قمنا بإستعمال تقنيتين مختلفتين. إستعملنا في الأولى نظاماً متأقلاً ذا نموذج مرجعي و في الثانية إستعملنا ملاحظاً خطياً مختصراً.

كل الضابطات التنبؤية أدخلت بعدها في شكل تحكم تنبؤي عصبي، النتيجة التي تحصلنا عليها كانت متينة تجاه أي تغير في الحمولة و/أو تغير في السرعة المرجعية.

كلمات مفتاحية/آلة لا متزامنة ثنائية الساكن، موج ذو ثلاثة مستويات، تحكم شعاعي، تحكم تنبؤي، تحكم تنبؤي عصبي، تحكم بدون ملتقط ميكانيكي.

### Commande Neuronale Prédictive d'une Machine Asynchrone Double Étoile sans Capteur Mécanique

Le travail présenté dans cette thèse traite un sujet intitulé "commande neuronale prédictive d'une machine asynchrone double étoile sans capteur mécanique". Nous avons réalisé tout d'abord, la modélisation de la machine asynchrone double stator et son système d'alimentation qui est deux onduleurs de tension à trois niveaux à commande MLI vectorielle ainsi que la commande vectorielle directe et indirect, nous permettant de découpler le couple électromagnétique et le flux. On a adopté des régulateurs classiques de type PI, pour le réglage de la vitesse, le flux et pour le réglage des courants statoriques. Ensuite on a s'intéressé au remplacement de ces régulateurs, par des régulateurs prédictifs, cela après avoir développé une structure prédictive cascade. Dans le souci de minimiser les transitoires de la commande et de diminuer l'impact du bruit de mesure sur le signal commande, on a utilisé la commande prédictive multivariables au lieu la commande vectorielle, qui doit exiger un capteur mécanique qui est considéré fragile et coûteux, pour éviter ces inconvénients, nous avons utilisé deux techniques différentes. A savoir la structure MRAS et l'observateur d'ordre réduit.

Tous les correcteurs prédictifs sont alors introduits sous la forme d'une commande prédictive neuronale, Les résultats montrent l'efficacité de la méthode proposée notamment dans les variations de charge et/ou changement dans la référence de vitesse.

**Mots clés/** *Machine double étoile, Onduleurs trois niveaux, MLI vectorielle, Commande vectorielle, Commande prédictive, Commande prédictive neuronale, Commande sans capteur.*

### **Sensorless Neural Predictive Control of Dual Star Induction Machine**

The work presented in this thesis deals with a subject entitled 'Sensorless Neural Predictive Control of a Double Star Induction Machine.' We performed first, the model of the DSIM fed by three-level voltage source inverter as well as direct and indirect vector control, allowing us to decouple the electromagnetic torque and flux. We adopted the classical PI controllers for the speed control, the flux, and thus for setting the stator currents. Then we are interested in the replacement of these regulators, by predictive controllers, this after developing a cascade predictive structure. In order to minimize the transient control and reduce the impact of measurement noise on the control signal, we used multivariable generalized predictive control instead the vector control, which must require a mechanical sensor that is considered fragile and expensive, to avoid these inconveniences, we used two different techniques. That is the MRAS structure and reduced order observer.

All predictive controllers introduced in the neural predictive control form. The results show, the effectiveness of the proposed method especially in the load disturbances and/or the change of the reference speed.

**Keywords/** *Dual star induction machine, Three-level Voltage Source Inverter, Space vector PWM, vector control, Predictive control, Neural predictive control, Sensorless control.*

---

# *Liste des Publications*

## LISTE DES PUBLICATIONS

Les travaux de recherches consignés par la présente thèse ont été concrétisés par plusieurs publications et communications nationales et internationales dont :

### I- Publications Internationales:

- [1] **Houari. Khoudmi**, A. Massoum and A. Meroufel "Dual Star Induction Motor Drive: Modelling, Supplying and Control"  
*International Journal of Electrical and Power Engineering*  
ISSN: 1993-6001  
Year: 2011 | Volume: 5 | Issue: 1 | Page No.: 28-34  
DOI: 10.3923/ijepe.2011.28.34  
Abstracted/Indexed: Agro Asia, World Agri. Database, MedLit, ASCI-ACR  
<http://www.medwelljournals.com/abstract/?doi=ijepe.2011.28.34>
  - [2] **Houari. Khoudmi**, A. Massoum, A. Meroufel and B. Meliani. "Generalized Predictive Speed Controller of Double Stator Induction Motor", *Journal of Electrical Engineering*  
ISSN: 1582-4594  
Volume 12 / 2012 - Edition: 4  
Abstracted/Indexed: SCOPUS  
<http://www.jee.ro/covers/editions.php?act=art&art=WF1327848496W4f255c3036550>
  - [3] **Houari Khoudmi**, Ahmed Massoum. "Reduced-order Sliding Mode Observer Based Speed Sensorless Vector Control of Double Stator Induction Motor"  
*Journal of Applied Sciences, Acta Polytechnica Hungarica*  
ISSN:1785-8860  
Year: 2014 | Volume: 11 | Issue: 06 | Page No.: 229-249  
DOI: 10.12700/APH.11.06.2014.06.14  
Abstracted/Indexed: Thomson.  
<http://www.uni-obuda.hu/journal/Issue52.htm>
  - [4] **Houari Khoudmi**, Ahmed Massoum. "Neural Networks Generalized Predictive Speed Controller for Vector Controlled Double Stator Induction Motor"  
*Majlesi Journal of Mechatronic Systems*  
ISSN: 2322-1089  
Year: 2014 | Volume: 03 | Issue: 02 | Page No.: 13-18
-

Abstracted/Indexed: Copernicus, Magiran, Google Scholar

<http://ms.majlesi.info/index/index.php/ms/article/view/110>

- [5] B. Meliani, A. Meroufel, and **H. Khoudmi**. “Fuzzy Gain Scheduling of PI Controller for Dual Star Induction Machine fed by a Matrix”

*Carpathian Journal of Electronic and Computer Engineering*

ISSN: 1844 - 9689

Year: 2012 | Volume: 05 | Issue: 01 | Page No.: 77-82

Abstracted/Indexed: Copernicus, ProQuest, EBSCO

[http://ece.ubm.ro/cjece/web/CJECE\\_VOL5\\_2012/16\\_Meliani.pdf](http://ece.ubm.ro/cjece/web/CJECE_VOL5_2012/16_Meliani.pdf)

## II- Communications Internationales:

- [1] **Houari. Khoudmi**, A. Massoum, A. Meroufel “Dual Star Induction Motor Drive: Modelling, Supplying and Control”. Conférence Internationale en Electrotechnique, Electronique et Automatique (**ICEEA’10**) le **2 et 3 Novembre 2010** à l’université de Bejaia (Targa ouzemmour)
- [2] **Houari. Khoudmi**, A. Massoum “Generalized Predictive Speed Controller of Double Stator Induction Motor”, 4<sup>th</sup> International Conference on Electrical Engineering (**ICEE’12**) May 07-09, 2012 Algiers, Algeria.
-



# *Table des matières*

## TABLE DES MATIERES

<b>Introduction générale</b> .....	1
<b>Chapitre I : Modélisation de la MASDE son système d'alimentation</b>	5
I-1 Introduction.....	6
I-2 Modèle naturel de la machine asynchrone double étoile .....	6
I.2.1 Description de la machine asynchrone double étoile.....	6
I.2.2 Mise en Equation de la MASDE dans le Repère Triphasé.....	7
I.2.2.1 Equations électriques.....	7
I.2.2.2 Equation mécanique.....	8
I.2.3 Modélisation de la MASDE dans le repère de Park.....	9
I.2.3.1 Choix du référentiel.....	10
I.2.3.2 Modèle de la MASDE dans le repère (d,q).....	10
I.2.3.3 Modèle d'état de la MASDE dans le repère (d,q).....	14
I.2.3.4 Modèle de la MASDE dans le repère ( $\alpha, \beta$ ).....	15
I.2.3.5 Modèle d'état de la MASDE dans le repère ( $\alpha, \beta$ ).....	16
I.3 Alimentation de la machine asynchrone double étoile.....	17
I.3.1 Onduleur à trois niveaux à M.L.I .....	17
I.3.2 Onduleur à trois niveaux à structure NPC.....	17
I.3.2.1 Modélisation du fonctionnement d'un bras d'onduleur à trois niveaux.....	18
I.3.2.2 Différentes configuration d'un bras d'onduleur à trois niveaux.....	19
I.3.3 Modélisation de l'onduleur à trois niveaux.....	20
I.3.4 Commande MLI Vectorielle à trois niveaux .....	22
I.4 Résultats et interprétations.....	24
I.5 Conclusion.....	26
<b>Chapitre II : Commande Vectorielle de la MASDE</b>	27
II.1 Introduction.....	28
II.2 Principe de la commande du flux orienté.....	28
II.3 Théorie du flux orienté.....	29

II.4 Commande vectorielle par orientation du flux rotorique.....	30
II.4.1 Commande indirecte par orientation du flux rotorique.....	32
II.4.2 Commande directe par orientation du flux rotorique.....	36
II.5 Simulation .....	39
II.6 Résultats et interprétations.....	39
II.7 Conclusion.....	41
<b>Chapitre III : Commande Vectorielle sans capteurs mécaniques de la MASDE</b>	42
III.1 Introduction.....	43
III.2 Différentes techniques d'estimation et d'observation.....	43
III.2.1 Techniques d'estimations directes .....	43
III.2.1.1 Méthode d'harmonique d'encoches.....	43
III.2.1.2 Méthode d'injection des signaux.....	44
III.2.2 Techniques d'estimations indirectes.....	44
III.2.2.1 La loi d'Autopilotage.....	44
III.2.2.2 Estimation par la technique MRAS.....	45
III.2.2.3 Méthode à base d'observateurs.....	45
III.2.2.4 Techniques à base d'Intelligence Artificielle.....	46
III.3 Conceptions d'estimateurs et d'observateurs.....	47
III.3.1 Les Estimateurs.....	47
III.3.1.1 Description.....	47
III.3.1.2 Principe d'un Estimateur.....	47
III.3.2 Les Observateurs.....	48
III.3.2.1 Description.....	48
III.3.2.2 Principe d'un observateur.....	49
III.4 Commande Vectorielle sans Capteur de la MASDE.....	50
III.4.1 Estimation de la Vitesse à base d'un modèle mécanique.....	50
III.4.2 Estimation et observation à base de la loi d'autopilotage.....	51
III.4.2.1 Estimation du flux et la vitesse.....	51
III.4.2.2 Observation du flux et la vitesse.....	52

III.4.3 Estimation du Flux et de la Vitesse par la technique MRAS.....	53
III.4.4 Estimation du Flux et de la Vitesse par un Observateur d'état d'ordre réduit.....	56
III.5 Simulation.....	58
III.5.1 Résultats et interprétations.....	60
III.5.2 Test de robustesse.....	64
III.6 Conclusion.....	71
<b>Chapitre IV : Commande Prédictive de la MASDE</b>	72
IV.1 Introduction.....	73
IV.2 Philosophie de la Commande Prédictive.....	74
IV.3 Commande Prédictive Monovariante.....	75
IV.3.1 Modèle de prédiction.....	75
IV.3.2 Le prédicteur optimal à j-pas dans le futur.....	76
IV.3.3 La Fonction de Coût.....	79
IV.3.4 Détermination de la loi de commande.....	79
IV.3.5 Structure RST du régulateur Prédictif.....	81
IV.3.6 Analyse du comportement du système en boucle fermée.....	82
IV.4 Commande Prédictive Multivariable.....	84
IV.4.1 Les Systèmes Multivariables.....	84
IV.4.2 Détermination de Matrices de Système.....	85
IV.4.3 Le Modèle CARIMA multivariable.....	85
IV.4.4 Le Prédicteur multivariable A j-pas dans le Futur.....	86
IV.5 Test de la Commande Prédictive.....	88
IV.5.1 Test de la Commande Prédictive Monovariante.....	88
IV.5.2 Test de la Commande Prédictive Multivariable.....	89
IV.6 Commande Prédictive Monovariante de La MASDE.....	91
IV.6.1 Synthèse Des Régulateurs .....	91
IV.6.2 Simulation et Interprétation des Résultats.....	95
IV.6.2.1 Résultats et Interprétations.....	95

IV.6.2.2 Comparaison GPC/PI.....	96
IV.7 Commande Prédicative Multivariable de la MASDE.....	97
IV.7.1 Synthèse de la loi de Commande.....	98
IV.7.2 Simulation et interprétations des Résultats.....	102
IV.7.2.1 Résultats et interprétations.....	103
IV.7.2.2 Test de robustesse.....	103
IV.8 Conclusion.....	106
<b>Chapitre V : La commande Prédicative Neuronale de la MASDE</b>	107
V.1 Introduction.....	108
V.2 Les réseaux de neurones artificiels.....	108
V.2.1 Historique.....	108
V.2.2 Neurone biologique.....	109
V.2.2.1 Présentation.....	109
V.2.2.2 Fonctionnement .....	109
V.2.3 Le neurone formel.....	110
V.2.3.1 Présentation.....	110
V.2.3.2 Fonctionnement.....	110
V.2.4 L'apprentissage.....	111
V.2.5 Règles d'apprentissage.....	112
V.3 Identification des systèmes par réseau de neurones.....	113
V.3.1 Principe d'identification classique des systèmes.....	113
V.3.2 Principe d'identification par réseaux de neurones .....	114
V.3.2.1 La Structure d'identification série-parallèle.....	114
V.3.2.2 La Structure d'identification parallèle.....	115
V.3.3 Modélisation d'un Système Dynamique par Réseau de Neurones.....	116
V.3.4 La Rétro-propagation .....	117
V.3.5 Algorithmes D'apprentissage.....	118
V.3.5.1 Méthode de rétro propagation du gradient.....	118
V.3.5.2 Méthode de Levenberg-Marquardt.....	119

---

V.3.5.3 Implémentation de l'algorithme.....	120
V.4 Commande des systèmes par réseau de neurones.....	120
V.4.1 Structure du système de commande par réseau de neurones.....	120
V.4.1.1 Commande par recopie d'un système de commande.....	121
V.4.1.2 Commande avec modèle inverse.....	122
V.4.2 La commande prédictive neuronale.....	123
V.4.2.1 Prédicteur Neuronal .....	124
V.4.2.2 Critère de performance .....	125
V.5 Application de la commande prédictive neuronale à la MASDE.....	126
V.5.1 Mise en œuvre des modèles neuronaux.....	126
V.5.1.1 Modèle de prédiction neuronal de la vitesse.....	126
V.5.1.2 Modèle de prédiction neuronal du flux-couple.....	128
V.6 Simulation et interprétations des résultats.....	132
V.6.1 Résultats et interprétations.....	133
V.6.2 Test de robustesse.....	134
V.7 Conclusion.....	135
<b>Conclusion générale</b> .....	136
<b>Annexe</b> .....	138
Annexe (A) .....	139
Annexe (B) .....	141
Annexe (C) .....	144
Annexe (D) .....	146
Annexe (E) .....	151
<b>Références bibliographiques</b> .....	153

---

# *Liste des figures et tableaux*

## LISTE DES FIGURES

**CHAPITRE I :**

Figure (I-1)	<i>Représentation de la machine asynchrone double étoile</i>	06
Figure (I-2)	<i>Passage de triphasé au biphasé</i>	09
Figure (I-3)	<i>L'onduleur triphasé à trois niveaux à structure NPC</i>	18
Figure (I-4)	<i>Structure d'un bras d'onduleur à trois niveaux à structure NPC</i>	19
Figure (I-5)	<i>Les cinq configurations possibles d'un bras d'onduleur à trois niveaux</i>	20
Figure (I-6)	<i>La représentation des vecteurs de tension d'un onduleur à trois niveaux</i>	23
Figure (I-7)	<i>Simulation d'un onduleur trois niveaux à MLI vectorielle</i>	25
Figure (I-8)	<i>Performances d'un MASDE alimenté par un onduleur à trois niveaux</i>	26

**CHAPITRE II :**

Figure (II-1)	<i>Principe de la commande vectorielle</i>	29
Figure (II-2)	<i>Orientation du flux (rotorique, statorique, ou d'entre fer)</i>	30
Figure (II-3)	<i>Schéma bloc de la méthode indirecte (IFOC)</i>	35
Figure (II-4)	<i>Schéma bloc de la commande vectorielle indirecte de la MASDE.</i>	35
Figure (II-5)	<i>Mesure du flux rotorique</i>	36
Figure (II-6)	<i>Estimation du flux rotorique</i>	36
Figure (II-7)	<i>Schéma bloc de la méthode directe (DFOC).</i>	38
Figure (II-8)	<i>Schéma bloc de la commande vectorielle directe de la MASDE</i>	38
Figure (II-9)	<i>Les performances de l'asservissement de vitesse de la MASDE par la commande vectorielle indirecte</i>	40
Figure (II-10)	<i>Les performances de l'asservissement de vitesse de la MASDE par la commande vectorielle directe</i>	40

**CHAPITRE III :**

Figure (III-1)	<i>Schéma bloc d'un estimateur</i>	47
Figure (III-2)	<i>Schéma bloc d'un observateur</i>	49
Figure (III-3)	<i>Estimateur de flux et de vitesse d'une MASDE</i>	51
Figure (III-4)	<i>Estimation du flux et de la vitesse d'une MASDE à l'aide d'un modèle mécanique</i>	52
Figure (III-5)	<i>Schéma bloc d'un estimateur MRAS d'une MASDE</i>	54
Figure (III-6)	<i>Schéma bloc de la commande vectorielle directe sans capteur mécanique d'une MASDE munie d'un MRAS</i>	55
Figure (III-7)	<i>Schéma bloc de la commande vectorielle indirecte sans capteur mécanique d'une MASDE munie d'un MRAS</i>	55
Figure (III-8)	<i>Schéma bloc de la commande vectorielle directe sans capteur mécanique</i>	59



	<i>d'une MASDE munie d'un observateur d'ordre réduit</i>	
Figure (III-9)	<i>Schéma bloc de la commande vectorielle indirecte sans capteur mécanique d'une MASDE munie d'un observateur d'ordre réduit</i>	59
Figure (III-10)	<i>Résultat de simulation de la commande vectorielle directe sans capteur mécanique munie d'un MRAS (haute vitesse)</i>	60
Figure (III-11)	<i>Résultat de simulation de la commande vectorielle indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS (haute vitesse)</i>	61
Figure (III-12)	<i>Résultat de simulation de la commande vectorielle directe sans capteur mécanique munie d'un MRAS (basses vitesses)</i>	61
Figure (III-13)	<i>Résultat de simulation de la commande vectorielle indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS (basses vitesses)</i>	62
Figure (III-14)	<i>Résultat de simulation de la commande vectorielle directe sans capteur mécanique munie d'un observateur d'ordre réduit (haute vitesse)</i>	62
Figure (III-15)	<i>Résultat de simulation de la commande vectorielle indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'ordre réduit (haute vitesse)</i>	63
Figure (III-16)	<i>Résultat de simulation de la commande vectorielle directe sans capteur mécanique munie d'un observateur d'ordre réduit (basses vitesses)</i>	63
Figure (III-17)	<i>Résultat de simulation de la commande vectorielle indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'ordre réduit (basses vitesses)</i>	64
Figure (III-18)	<i>Test de robustesse (+50%Rr) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS.</i>	66
Figure (III-19)	<i>Test de robustesse (+50%Rr) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS (basses vitesses).</i>	66
Figure (III-20)	<i>Test de robustesse (+50%Rs<sub>1,2</sub>) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS.</i>	66
Figure (III-21)	<i>Test de robustesse (+50%Rs<sub>1,2</sub>) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS (basses vitesses).</i>	67
Figure (III-22)	<i>Test de robustesse (+50%Lm) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS.</i>	67
Figure (III-23)	<i>Test de robustesse (+50%Lm) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS (basses vitesses).</i>	67
Figure (III-24)	<i>Test de robustesse (+100%J) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS.</i>	68
Figure (III-25)	<i>Test de robustesse (+100%J) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS (basses vitesses).</i>	68
Figure (III-26)	<i>Test de robustesse (+50%Rr) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'ordre réduit</i>	68
Figure (III-27)	<i>Test de robustesse (+50%Rr) de la commande vectorielle directe et</i>	69

	<i>indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'ordre réduit (basses vitesses).</i>	
Figure (III-28)	<i>Test de robustesse (+50%<math>R_{s1,2}</math>) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'ordre réduit</i>	69
Figure (III-29)	<i>Test de robustesse (+50%<math>R_{s1,2}</math>) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'ordre réduit (basses vitesses).</i>	69
Figure (III-30)	<i>Test de robustesse (+50%<math>L_m</math>) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'ordre réduit</i>	70
Figure (III-31)	<i>Test de robustesse (+50%<math>L_m</math>) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'ordre réduit (basses vitesses).</i>	70
Figure (III-32)	<i>Test de robustesse (+100%<math>J</math>) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'ordre réduit</i>	70
Figure (III-33)	<i>Test de robustesse (+100%<math>J</math>) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'ordre réduit (basses vitesses).</i>	71

#### **CHAPITRE IV :**

Figure (IV-1)	<i>Principe de la commande prédictive</i>	74
Figure (IV-2)	<i>Schéma de principe de la Commande Prédictive</i>	75
Figure (IV-3)	<i>Modèle CARIMA</i>	76
Figure (IV-4)	<i>Structure du régulateur RST prédictif</i>	81
Figure (IV-5)	<i>Système multivariable de <math>m</math> entrées et <math>n</math> sorties</i>	84
Figure (IV-6)	<i>Réponse et incréments de commande d'un système instable par SISO-GPC.</i>	89
Figure (IV-7)	<i>Réponse et incréments de commande d'un système instable par MIMO-GPC.</i>	90
Figure (IV-8)	<i>Schéma bloc (FOC-GPC).</i>	91
Figure (IV-9)	<i>Schéma bloc de la commande vectorielle sans capteur mécanique d'une MASDE munie d'un régulateur prédictif monovariabile.</i>	92
Figure (IV-10)	<i>Régulation en cascade de la vitesse et du flux par la commande prédictive monovariabile.</i>	96
Figure (IV-11)	<i>Comparaison en performances des régulateurs GPC/PI.</i>	97
Figure (IV-12)	<i>Schéma bloc de la commande prédictive multivariable.</i>	98
Figure (IV-13)	<i>Schéma bloc de la commande prédictive multivariable sans capteurs mécaniques d'une MASDE</i>	100
Figure (IV-14)	<i>Régulation de la vitesse, le couple et le flux de la MASDE par la commande prédictive multivariable.</i>	104
Figure (IV-15.1)	<i>Test de robustesse pour une variation de (+75%<math>R_r</math>) de la commande</i>	104

	<i>Prédictive multivariable sans capteur mécanique de la MASDE</i>	
Figure (IV-15.2)	<i>Test de robustesse pour une variation de (+75%<math>R_s</math>) de la commande Prédictive multivariable sans capteur mécanique de la MASDE</i>	105
Figure (IV-15.3)	<i>Test de robustesse pour une variation de (+75%<math>L_m</math>) de la commande Prédictive multivariable sans capteur mécanique de la MASDE</i>	105
Figure (IV-15.4)	<i>Test de robustesse pour une variation de (+200%<math>J</math>) de la commande prédictive multivariable sans capteur mécanique de la MASDE</i>	105
Figure (IV-16)	<i>Test de robustesse pour une variation simultanée de 75% (<math>R_r, R_s, L_m</math>) et +200%<math>J</math> de la commande prédictive multivariable sans capteur mécanique de la MASDE</i>	106

## **CHAPITRE V :**

Figure (V-1)	<i>Un neurone biologique</i>	109
Figure (V-2)	<i>Modèle mathématique du neurone formel.</i>	111
Figure (V-3)	<i>Schéma de principe d'identification classique</i>	113
Figure (V-4)	<i>Schéma de principe de l'identification du processus par réseau neuronal</i>	114
Figure (V-5)	<i>Structure série-parallèle d'identification du processus</i>	115
Figure (V-6)	<i>Structure parallèle d'identification du processus</i>	115
Figure (V-7)	<i>Structure d'un système dynamique</i>	116
Figure (V-8)	<i>Principe de l'entraînement du réseau par rétro-propagation de l'erreur.</i>	118
Figure (V-9)	<i>Structure générale d'un système de commande par réseau de neurones</i>	121
Figure (V-10)	<i>Recopie d'un système de commande</i>	122
Figure (V-11)	<i>Réalisation de la structure bouclée</i>	122
Figure (V-12)	<i>Commande à modèle inverse</i>	123
Figure (V-13)	<i>Réalisation de la structure bouclée</i>	123
Figure (V-14)	<i>Structure de la commande prédictive neuronale</i>	123
Figure (V-15)	<i>Structure du prédicteur à réseau de neurones.</i>	124
Figure (V-16)	<i>Structure du modèle neuronal de vitesse.</i>	126
Figure (V-17)	<i>Apprentissage du modèle neuronal de vitesse.</i>	127
Figure (V-18)	<i>Test de validation du modèle neuronal de vitesse.</i>	128
Figure (V-19)	<i>Structure du modèle neuronal Flux-Couple.</i>	129
Figure (V-20)	<i>Apprentissage du modèle neuronal Flux/Couple.</i>	130
Figure (V-21)	<i>Test de validation du modèle neuronal de Flux/Couple.</i>	141
Figure (V-22)	<i>Schéma bloc de la commande prédictive neuronale</i>	142
Figure (V-23)	<i>Résultats de simulation de la commande prédictive neuronale de la MASDE</i>	133
Figure (V-24)	<i>Résultats du test de robustesse de la commande prédictive neuronale</i>	134

---

**LISTE DES TABLEAUX****CHAPITRE I :**

Tableau (I.1)	<i>Grandeurs électriques caractérisant chaque configuration possible d'un bras <math>k</math> de l'onduleur triphasé à trois niveaux</i>	19
Tableau (I.2)	<i>Etat de commutation d'un bras de phase pour un onduleur à trois niveaux</i>	22
Tableau (I.3)	<i>Les redondances ligne-ligne d'un onduleur à trois niveaux.</i>	23

**CHAPITRE II :**

Tableau (II.1)	<i>Comparaison entre la méthode directe et indirect.</i>	38
----------------	--	----

**CHAPITRE IV :**

Tableau (IV.1)	<i>Paramètres des régulateurs prédictifs monovariables</i>	95
Tableau (IV.2)	<i>Paramètres de régulateur prédictif multivariable</i>	102

**CHAPITRE V :**

Tableau (V.1)	<i>Tableau récapitulatif des différents types d'apprentissages</i>	112
Tableau (V.2)	<i>Paramètres des régulateurs prédictifs neuronaux</i>	132

---

# *Symboles et Notations*

## LISTE DES NOTATIONS ET SYMBOLES

### Nomenclature:

MASDE: **M**achine **A**Synchrone **D**ouble **E**toile.

IM: **I**nduction **M**achine.

CFO: **C**ommande à **F**lux **O**rienté.

FOC: **F**ield **O**riented **C**ontrol.

MLI: **M**odulation de **L**argeur d'**I**mpulsion.

SVPWM : **S**pace **V**ector **P**ulse **W**idth **M**odulation

PID: Régulateur à action **P**roportionnel, **I**ntégral et **D**érivé.

RST: Commande à architecture trois blocs R-S-T.

GPC: **G**eneralized **P**redictive **C**ontrol; (**C**ommande **P**rédictive **G**énéralisée).

EPSAC: **E**xtended **P**rediction **S**elf-**A**daptive **C**ontrol; (**C**ommande **P**rédictive **E**tendue **A**utorégressive)

EHAC: **E**xtended **H**orizon **A**daptive **C**ontrol; (**C**ommande **A**daptative à **H**orizon **E**tendu)

PFC: **P**redictive **F**unctional **C**ontrol (**C**ommande **P**rédictive **F**onctionnelle)

MBC: **M**odel **B**ased **C**ontrol.

MRAC: **M**odel **R**eference **A**daptive **C**ontrol; (**C**ommande **A**daptative à **M**odèle de **R**éférence).

CARIMA: **C**ontrolled **A**uto-**R**egressive **I**ntegrated **M**oving **A**verage.

MIMO: **M**ulti-**I**nterface **M**ulti-**O**utput.

SISO: **S**ingle **I**nterface **S**ingle **O**utput.

NNPC: **N**eural **N**etwork **P**redictive **C**ontrol; (**C**ommande **N**euro-**P**rédictive).

RNA. **R**éseaux de **N**eurons **A**rtificiels.

LBF: **L**inear **B**asis **F**unction; (fonction de base linéaire).

ADALINE: **A**Daptive **L**inear **N**ETwork; (réseau linéaire adaptative).

RBF: **R**adial **B**asis **F**unction; (fonction de base radiale).

MLP: **M**ultiple **L**ayer **P**erceptrons; (perceptron à couche multiple).

---

**Paramètres de modélisation de la MASDE :**

$R_s$  : Résistance d'une phase statorique.

$R_r$  : Résistance d'une phase rotorique.

$L_s$  : Inductance propre d'une phase statorique.

$L_r$  : Inductance propre d'une phase rotorique.

$M$  : Inductance mutuelle.

$P$  : Nombre de paires de pôles.

$k_f$  : Coefficient de frottement visqueux.

$J$  : Moment d'inertie des parties tournantes.

$T_s$  : Constante de temps statorique ( $L_s/R_s$ ).

$T_r$  : Constante de temps rotorique ( $L_r/R_r$ ).

$\sigma$  / Coefficient de dispersion de Blondel.

**Repère :**

a, b, c: Axes liés aux enroulements triphasés.

d, q, 0: Axes de référentiel de la transformée de Park.

$\alpha$ ,  $\beta$ : Axes de référentiel de la transformée de Concordia.

$\theta_r$ : Angle entre le stator et le rotor.

$\theta_s$ : Angle entre le stator et l'axe d.

$P(\theta)$ : Matrice de transformation de Park.

**Grandeurs électrique au stator et rotor :**

$v_{a,b,c}$  : Tension statorique phase a, b, ou c.

$v_{sd}$  : Tension statorique sur l'axe d.

$v_{sq}$  : Tension statorique sur l'axe q.

$v_{s0}$  : Tension statorique sur l'axe 0.

$v_{rd}$  : Tension rotorique sur l'axe d.

$v_{rq}$  : Tension rotorique sur l'axe q.

---

$v_{r0}$  : Tension rotorique sur l'axe 0.

$i_{a,b,c}$  : Courant statorique phase a, b, ou c.

$i_{sd}$  : Courant statorique sur l'axe d.

$i_{sq}$  : Courant statorique sur l'axe q.

$i_{s0}$  : Courant statorique sur l'axe 0.

$i_{rd}$  : Courant rotorique sur l'axe d.

$i_{rq}$  : Courant rotorique sur l'axe q.

$i_{r0}$  : Courant rotorique sur l'axe 0.

### **Grandeurs magnétiques au stator et rotor :**

$\Phi_{a,b,c}$  : Flux statorique phase a, b, ou c.

$\Phi_{sd}$  : Flux statorique sur l'axe d.

$\Phi_{sq}$  : Flux statorique sur l'axe q.

$\Phi_{s0}$  : Flux statorique sur l'axe 0.

$\Phi_{rd}$  : Flux rotorique sur l'axe d.

$\Phi_{rq}$  : Flux rotorique sur l'axe q.

$\Phi_{r0}$  : Flux rotorique sur l'axe 0.

### **Grandeurs mécaniques :**

$C_{em}$  : Couple électromagnétique.

$C_r$  : Couple résistant.

$f$  : Fréquence d'alimentation.

$g$  : Glissement du moteur.

$n$  : Visse de rotation mécanique (tr/min).

$\omega_s$  : Pulsation électrique statorique.

$\omega_r$  : Pulsation électrique rotorique.

$\omega_m$  : Pulsation mécanique.

---



$\Omega$ : Vitesse angulaire du rotor en (rad/sec).

**Paramètres de modélisation du l'onduleur :**

$v_{A,B,C}$ : Tension simples appliquées aux trois phases statoriques par l'onduleur.

$E$ : Tension continue du l'onduleur.

$m$ : L'indice de modulation.

$f_p$ : Fréquence de la porteuse.

**Paramètres de la commande PID, GPC, NNPC :**

$K_p, T_i$  et  $T_d$ : Paramètres du régulateur PID.

$\omega_0$ : Fréquence de coupure.

$\xi$ : Coefficient de d'amortissement.

$s$ : Variable de Laplace.

$t$ : Temps continu.

$k$ : Temps discret.

$q^{-1}$ : Décalage arrière.

$B(q^{-1}), A(q^{-1})$ : Polynôme en  $q^{-1}$  de numérateur, dénominateur.

$C(q^{-1})$ : Polynôme en  $q^{-1}$ .

$\xi(k)$ : Bruit blanc centré.

$\omega$ : La consigne.

$\hat{y}$ : La sortie prédite.

$\Delta u(q^{-1}) = (1 - q^{-1})u(q^{-1})$ : L'incrément de la commande.

$J$ : Critère quadratique de performance.

$\lambda$ : Coefficient de pondération.

$N_1$ : Horizon de prédiction initiale.

$N_2$ : Horizon de prédiction finale.

$N_u$ : Horizon de commande.

$x, \hat{x}$ : Vecteur d'état, et estimée.

---

$u$ : Vecteur d'entrée.

$y$ : Vecteur de sortie.

$A$ : Matrice d'état.

$B$ : Matrice de commande.

$\lambda_u, \lambda_y$ : Coefficient de pondération de la commande et de sortie.

$w_i$ : Les poids.

$b_i$ : Les biais.

$IW$ : Les nœuds de réseau.

$E$ : Fonction de coût de l'erreur au carré pour l'apprentissage.

$K$ : Nombre de couche du réseau.

$\Delta\omega_{ij}$ : Variation du poids synaptique entre deux couches successives.

$\Delta b_i$ : Variation du seuil.

$A_i^k$ : Sortie de neurone  $i$  de la couche  $k$ .

$d_j^k$ : Dérivée de l'erreur à partir du neurone  $j$  vers la couche  $k$ .

$J$ : Dérivée de la matrice jacobienne d'erreur pour chaque poids.

$\mu$ : Valeur scalaire variable selon l'évolution d'erreur.

$m, d$ : Retard de sortie et le retard pur du système pour la NNPC.

---

# *Introduction générale*

## INTRODUCTION GENERALE

La machine asynchrone double étoile (MASDE) ou encore appelée machine asynchrone double stator, est l'objet de nombreuses études depuis longtemps. Elle présente l'avantage d'être robuste, fiable et peu fonctionnée en marche dégradée. Malheureusement elle présente un inconvénient majeur, sa structure dynamique est fortement non linéaire et les variables internes tels que le couple électromagnétique et le flux rotorique sont fortement couplés, ce qui rend complexe la commande de cette machine [1,2].

En effet, la commande vectorielle permet d'envisager un découplage entre le couple et le flux de la machine et d'aboutir à un contrôle comparable à celui des machines à courant continu [3]. Cette méthode de commande a été réalisée dans les années 71 et 72 par *HASS* et *BLASCHKE* [4]. Plusieurs techniques assez similaires, mais présentant quelques différences dans l'interprétation des concepts clés, ont été proposés dans le domaine de la commande des machines asynchrones [5,6]. Citons par exemple, la commande scalaire, la commande directe de couple, la commande par linéarisation entrée/sortie, ...etc. La plupart de ces techniques sont basées sur la modélisation linéaire de la machine. Ceci pour des raisons de faciliter de traitement, le cas d'un modèle linéaire présente en plus l'avantage de se situer dans un contexte théorique très riche.

La plupart des méthodes classiques de commande aboutissent parfois à de faibles performances, et à une détérioration de la robustesse de la commande. Surtout que le dimensionnement robuste du schéma de commande ne donne plus de résultats satisfaisants, lorsque les paramètres de la machine varient dans le temps [7].

L'évolution de la théorie des systèmes de commande a donné naissance à une multitude de techniques qui assure l'asservissement de la machine asynchrone double étoile, à savoir la commande par mode de glissement, la commande par logique floue, la commande par réseau de neurones, la commande prédictive, la commande sans capteur mécanique [8,9,10], ...etc.

La commande prédictive est une approche arrivée à maturité, tellement elle est utilisée dans l'industrie, où ses diverses applications se sont révélées très concluantes, notamment sur des systèmes robotiques, des machines électriques, la surveillance et la conduite des procédés biotechnologiques il faut noter les processus chimiques, qui ont été les premiers à utiliser ce type de commande, les processus de distillation, l'industrie pétrolière et les systèmes électromécaniques tels que la commande d'axes de robot, [11,12,13].

La commande prédictive généralisée s'avère une structure suffisamment complète proposée pour résoudre un problème très général, fournissant un système asservi stable pour un jeu de paramètres de réglage donné [14,15]. Cette stratégie permet de commander des processus à déphasage non minimal, avec des pôles instables ou mal amortis, avec des temps morts, constants ou inconnus, ou avec un modèle d'ordre inconnu. Elle a montré son efficacité, sa flexibilité et son succès dans des applications industrielles, même pour des systèmes à faible période d'échantillonnage.

Cependant, face aux systèmes non linéaires que présentent la structure forte complexe, la synthèse de la loi de commande exige une étude détaillée de la dynamique du système et en l'absence d'information à priori sur le système à commander, cette tâche est d'autant plus difficile. Dans ce sens l'utilisation des réseaux de neurones multicouches appliquée à la machine asynchrone double étoile en commande prédictive s'avère un moyen efficace pour pallier ces problèmes [16,17].

Les réseaux de neurones présentent plusieurs avantages surtout en identification et approximation de fonctions [18, 19, 20], et ont poussé leur utilisation dans la conduite des processus. L'avantage principal de ces approches réside dans la possibilité d'implémentation des algorithmes issus des développements théoriques, motivés par l'évolution technologique des calculateurs numériques.

Dans le domaine de la commande des machines électriques, les travaux de recherche s'orientent de plus en plus vers les techniques de commande sans capteur mécanique. Dans ce cadre, trois stratégies ont été utilisées, l'observateur d'ordre réduit, l'estimation basée sur un système adaptatif avec modèle de référence et enfin la technique des réseaux de neurones [21, 22, 23].

La problématique de cette thèse est la mise en œuvre d'une loi de commande prédictive neuronal sans capteur mécanique de haute performance pour une machine asynchrone double étoile, avec comme objectifs : améliorer la poursuite de trajectoires, garantir la stabilité, la robustesse aux variations des paramètres et le rejet de perturbation. Cette stratégie de commande est utilisée pour construire des régulateurs prédictifs monovarié de vitesse, du flux et de courants d'une part et d'autre part, pour développer une technique de commande prédictive multivarié basée sur la prédiction du couple électromagnétique et le flux rotorique pour générer les états de commutation de l'onduleur et par conséquent les tensions d'alimentation de la MASDE.

L'élément de base dans une commande prédictive est le modèle de prédiction pour prédire le comportement futur du système. La conception du modèle de prédiction se fait par une modélisation linéaire basée sur les équations de la machine d'une part, et d'autre part, à partir de réseau de neurones non linéaires multicouches.

Le contenu de cette thèse est organisé en cinq chapitres.

Le premier chapitre présente la modélisation de la machine asynchrone double étoile dans le plan triphasé et biphasé, ainsi que la modélisation de l'onduleur de tension à trois niveaux et la synthèse de la stratégie de commande MLI vectorielle trois niveaux.

Le deuxième chapitre est consacré à l'étude de la commande vectorielle directe et indirecte par orientation du flux rotorique et son implantation dans le schéma de commande en vitesse de la MASDE. Toutefois, en exposant les résultats de simulation afin de caractériser les performances de chaque méthode.

Dans le troisième chapitre, nous avons exposé les techniques présentées dans la littérature pour l'estimation et l'observation du flux et la vitesse d'une machine asynchrone double étoile. Nous allons développer deux approches, à savoir, un observateur linéaire d'ordre réduit et un système adaptatif à modèle de référence (MRAS). Des performances statiques et dynamiques ainsi obtenues par simulation lors des variations paramétriques.

Le quatrième chapitre décrit les principes de la commande prédictive, ainsi que les stratégies mises en œuvre et de fournir des informations détaillées sur les aspects théoriques de la commande prédictive généralisée. Nous abordons ensuite l'application de cette technique de commande à la MASDE. Dans ce cadre, nous présentons la structure cascade pour la vitesse, le flux et les courants, ainsi que la structure multivariable du couple et du flux.

Le cinquième chapitre sera consacré aux différentes notions théoriques concernant la technique de commande prédictive neuronale. Nous essayons d'élargir le champ de notre travail, nous remplaçons donc les modèles de prédictions linéaires par autres modèles non-linéaires basés sur les réseaux de neurones artificiels.

En fin des conclusions et perspectives sont exposées. Où nous avons proposé d'autres techniques de modélisations utilisées à la commande prédictive.

## ***CHAPITRE I***

# ***Modélisation de la MASDE et son système d'alimentation***

## I.1 INTRODUCTION

Dans ce présent chapitre, il sera question de modélisation de la machine asynchrone double étoile (MASDE). Dans un premier lieu, on donnera de manière explicite les modèles mathématiques de la MASDE (équations électriques, mécaniques et modèles d'état) dans son référentiel triphasé et biphasé. Dans un deuxième lieu on procèdera à l'alimentation de cette dernière par deux onduleurs de tensions à trois niveaux à commande MLI vectorielle trois niveaux.

## I.2 MODELE NATUREL DE LA MACHINE ASYNCHRONE DOUBLE ETOILE

### I.2.1 DESCRIPTION DE LA MACHINE ASYNCHRONE DOUBLE ETOILE

La machine asynchrone double étoile (MASDE) est une machine qui comporte deux systèmes d'enroulements triphasés ( $a_{s1}, b_{s1}, c_{s1}$ ) et ( $a_{s2}, b_{s2}, c_{s2}$ ) couplés en étoile fixés au stator et déphasés entre eux d'un angle  $\alpha$  ( $\alpha = 30^\circ$ ) et un rotor mobile comportant trois phases  $A_r, B_r, C_r$  (Figure I.1).[24-30]

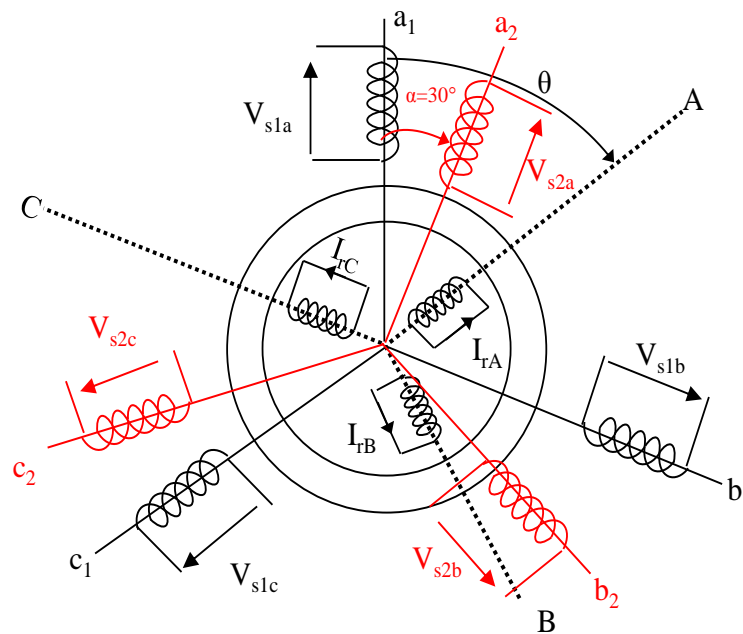


Figure (I-1) Représentation de la machine asynchrone double étoile



## I.2.2 MISE EN EQUATION DE LA MASDE DANS LE REPERE TRIPHASE

### I.2.2.1 Equations électriques

Avec les hypothèses simplificatrices (Annexe A), les équations des tensions des phases statoriques et rotoriques qui décrivent le fonctionnement de la MASDE s'écrivent comme suit [17]:

- Equations des tensions

$$\begin{cases} [V_{s1}] = [R_{s1}][I_{s1}] + \frac{d}{dt}[\Phi_{s1}] \\ [V_{s2}] = [R_{s2}][I_{s2}] + \frac{d}{dt}[\Phi_{s2}] \\ [V_r] = [R_r][I_r] + \frac{d}{dt}[\Phi_r] \end{cases} \quad (I.1)$$

Avec :

$$[V_{s1}] = \begin{bmatrix} V_{as1} \\ V_{bs1} \\ V_{cs1} \end{bmatrix}, \quad [V_{s2}] = \begin{bmatrix} V_{as2} \\ V_{bs2} \\ V_{cs2} \end{bmatrix}, \quad [I_{s1}] = \begin{bmatrix} I_{as1} \\ I_{bs1} \\ I_{cs1} \end{bmatrix}, \quad [I_{s2}] = \begin{bmatrix} I_{as2} \\ I_{bs2} \\ I_{cs2} \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad [I_r] = \begin{bmatrix} I_A \\ I_B \\ I_C \end{bmatrix}$$

Où  $[R_{s1}], [R_{s2}]$  et  $[R_r]$  les matrices des résistances statoriques (étoile1 et 2) et rotoriques respectivement.

- Equations des flux

Les flux sont donnés par :

$$\begin{cases} [\Phi_{s1}] = [L_{s1,s1}][I_{s1}] + [M_{s1,s2}][I_{s2}] + [M_{s1,r}][I_r] \\ [\Phi_{s2}] = [L_{s2,s2}][I_{s2}] + [M_{s2,s1}][I_{s1}] + [M_{s2,r}][I_r] \\ [\Phi_r] = [L_{r,r}][I_r] + [M_{r,s1}][I_{s1}] + [M_{r,s2}][I_{s2}] \end{cases} \quad (I.2)$$

La matrice des inductances mutuelles (matrice de couplage rotor-stator) s'écrit :

$$[L_{s1,s1}] = \begin{bmatrix} L_{s1} + L_{ms} & -L_{ms}/2 & -L_{ms}/2 \\ -L_{ms}/2 & L_{s1} + L_{ms} & -L_{ms}/2 \\ -L_{ms}/2 & -L_{ms}/2 & L_{s1} + L_{ms} \end{bmatrix}$$

$$[L_{s2,s2}] = \begin{bmatrix} L_{s2} + L_{ms} & -L_{ms}/2 & -L_{ms}/2 \\ -L_{ms}/2 & L_{s2} + L_{ms} & -L_{ms}/2 \\ -L_{ms}/2 & -L_{ms}/2 & L_{s2} + L_{ms} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}
[\mathbf{L}_{r,r}] &= \begin{bmatrix} \mathbf{L}_r + \mathbf{L}_{mr} & -\mathbf{L}_{mr}/2 & -\mathbf{L}_{mr}/2 \\ -\mathbf{L}_{mr}/2 & \mathbf{L}_r + \mathbf{L}_{mr} & -\mathbf{L}_{mr}/2 \\ -\mathbf{L}_{mr}/2 & -\mathbf{L}_{mr}/2 & \mathbf{L}_r + \mathbf{L}_{mr} \end{bmatrix} \\
[\mathbf{M}_{s1r}] &= \mathbf{M}_{sr} \begin{bmatrix} \cos \theta_m & \cos(\theta_m + 2\frac{\pi}{3}) & \cos(\theta_m - 2\frac{\pi}{3}) \\ \cos(\theta_m - 2\frac{\pi}{3}) & \cos \theta_m & \cos(\theta_m + 2\frac{\pi}{3}) \\ \cos(\theta_m + 2\frac{\pi}{3}) & \cos(\theta_m - 2\frac{\pi}{3}) & \cos \theta_m \end{bmatrix} \\
[\mathbf{M}_{s2r}] &= \mathbf{M}_{sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta_m - \alpha) & \cos(\theta_m - \alpha + 2\frac{\pi}{3}) & \cos(\theta_m - \alpha - 2\frac{\pi}{3}) \\ \cos(\theta_m - \alpha - 2\frac{\pi}{3}) & \cos(\theta_m - \alpha) & \cos(\theta_m - \alpha + 2\frac{\pi}{3}) \\ \cos(\theta_m - \alpha + 2\frac{\pi}{3}) & \cos(\theta_m - \alpha - 2\frac{\pi}{3}) & \cos(\theta_m - \alpha) \end{bmatrix} \\
[\mathbf{M}_{s1,s2}] &= \mathbf{L}_{ms} \begin{bmatrix} \cos \alpha & \cos(\alpha + 2\frac{\pi}{3}) & \cos(\alpha - 2\frac{\pi}{3}) \\ \cos(\alpha - 2\frac{\pi}{3}) & \cos \alpha & \cos(\alpha + 2\frac{\pi}{3}) \\ \cos(\alpha + 2\frac{\pi}{3}) & \cos(\alpha - 2\frac{\pi}{3}) & \cos \alpha \end{bmatrix} \tag{I.3}
\end{aligned}$$

Où

$$[\mathbf{M}_{s1,s2}] = [\mathbf{M}_{s2,s1}]^\dagger; [\mathbf{M}_{r,s1}] = [\mathbf{M}_{s1,r}]^\dagger; [\mathbf{M}_{r,s2}] = [\mathbf{M}_{s2,r}]^\dagger$$

En remplaçant (I.2) dans (I.1) on obtient le système suivant :

$$\begin{cases}
[\mathbf{V}_{s1}] = [\mathbf{R}_{s1}][\mathbf{I}_{s1}] + \frac{d}{dt} \{ [\mathbf{L}_{s1,s1}][\mathbf{I}_{s1}] + [\mathbf{M}_{s1,s2}][\mathbf{I}_{s2}] + [\mathbf{M}_{s1,r}][\mathbf{I}_r] \} \\
[\mathbf{V}_{s2}] = [\mathbf{R}_{s2}][\mathbf{I}_{s2}] + \frac{d}{dt} \{ [\mathbf{L}_{s2,s2}][\mathbf{I}_{s2}] + [\mathbf{M}_{s2,s1}][\mathbf{I}_{s1}] + [\mathbf{M}_{s2,r}][\mathbf{I}_r] \} \\
[\mathbf{V}_r] = [\mathbf{R}_r][\mathbf{I}_r] + \frac{d}{dt} \{ [\mathbf{L}_{rr}][\mathbf{I}_r] \} + \frac{d}{dt} \{ [\mathbf{M}_{rs1,s2}][\mathbf{I}_{s1,s2}] \}
\end{cases} \tag{I.4}$$

### I.2.2.2 Equation mécanique

L'équation mécanique de la MASDE s'écrit :

$$\frac{J}{p} \frac{d\omega_m}{dt} = C_{em} - C_r - k_f \omega_m \tag{I.5}$$

Avec :

$J$  : le moment d'inertie

$C_{em}$  : le couple électromagnétique

$C_r$  : le couple résistant

$k_f$  : le coefficient de frottement

$\omega_m$  : la pulsation du vitesse mécanique

Le couple électromagnétique est donné par l'expression générale suivante [9]:

$$C_{em} = p \left\{ [I_{s1}]^t \cdot \frac{d}{d\theta_m} [M_{s1,r}] [I_r] + [I_{s2}]^t \cdot \frac{d}{d\theta_m} [M_{s2,r}] [I_r] \right\} \quad (I.6)$$

Où :

$\theta_m$  : est la position mécanique (l'angle constitué par les axes  $a_{s1}$  et  $A_r$ )

### I.2.3 MODELISATION DE LA MASDE DANS LE REPERE BIPHASE

La transformation de *PARK* consiste à transformer les enroulements statoriques et rotoriques en enroulements orthogonaux équivalents de point de vue électrique et magnétique et disposés selon deux axes ( $d,q$ ) perpendiculaires. (Figure I.2).

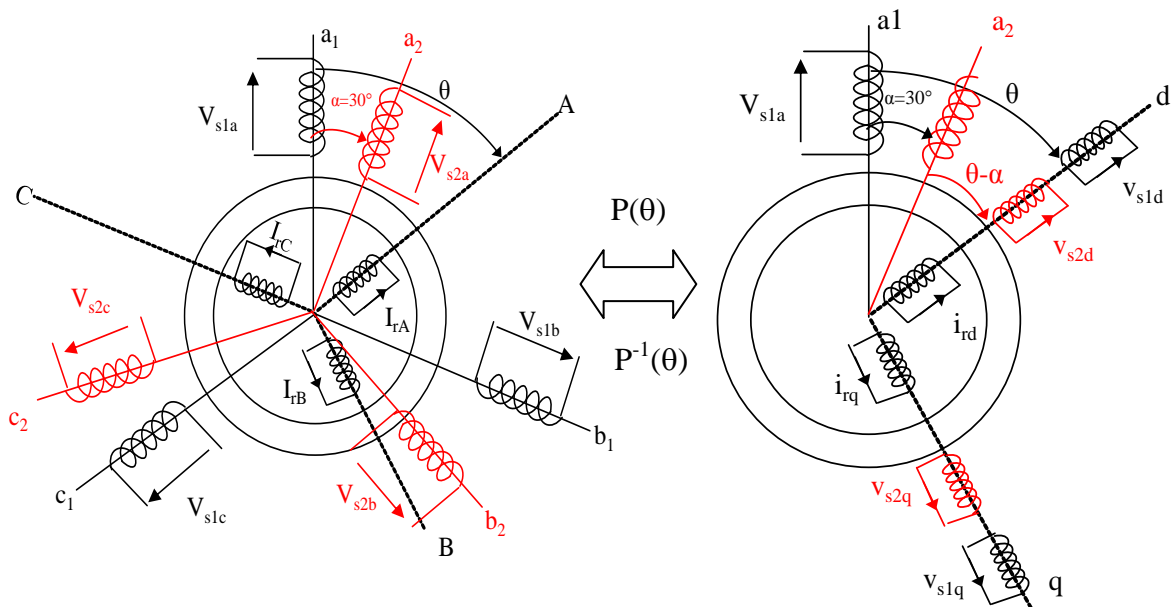


Figure (I-2) Passage de triphasé au biphasé

## I.2.3.1 Choix du référentiel

Les équations de la MASDE peuvent être exprimées dans différents référentiels selon la vitesse ( $\omega_e$ ) attribuée au repère (d, q) [29-31,32].

- Référentiel lié au stator

Ce référentiel est le mieux adapté pour travailler avec les grandeurs instantanées. Dans ce référentiel, la phase  $a_{s1}$  et  $d$  coïncident ; et les axes (d, q) sont immobiles par rapport au stator ( $\omega_e=0$ ).

- Référentiel lié au rotor

Ce référentiel est utilisé pour l'étude des régimes transitoires. Dans ce référentiel, les axes (d, q) sont immobiles par rapport au rotor et la vitesse électrique du repère (d-q) est égale à la pulsation mécanique du rotor. ( $\omega_e=\omega_m$ )

- Référentiel lié au champ tournant

Ce référentiel est généralement utilisé dans l'alimentation des moteurs asynchrones à fréquence variable [10]. Dans ce référentiel, la vitesse électrique du repère (d-q) est égale à la vitesse du champ tournant. ( $\omega_e=\omega_s$ )

## I.2.3.2 Modèle de la MASDE dans le repère (d,q) [27]

- Equations des tensions

L'application de la transformation de *PARK* au système (I.1) donne :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds1} = R_{s1} I_{ds1} + \frac{d\Phi_{ds1}}{dt} - \omega_e \Phi_{qs1} \\ V_{ds2} = R_{s2} I_{ds2} + \frac{d\Phi_{ds2}}{dt} - \omega_e \Phi_{qs2} \\ V_{qs1} = R_{s1} I_{qs1} + \frac{d\Phi_{qs1}}{dt} + \omega_e \Phi_{ds1} \\ V_{qs2} = R_{s2} I_{qs2} + \frac{d\Phi_{qs2}}{dt} + \omega_e \Phi_{ds2} \\ 0 = R_r I_{dr} + \frac{d\Phi_{dr}}{dt} - (\omega_e - \omega_m) \Phi_{qr} \\ 0 = R_r I_{qr} + \frac{d\Phi_{qr}}{dt} + (\omega_e - \omega_m) \Phi_{dr} \end{array} \right. \quad (I.7)$$

$$\text{Où } \omega_e = \frac{d\theta_e}{dt}; \quad \omega_m = \frac{d\theta_m}{dt}$$

Avec :

$\theta_e$  : l'angle constitué par les axes  $a_{s1}$  et  $d$

$\theta_m$  : l'angle constitué par les axes  $a_{s1}$  et  $A_r$

$\theta_e - \theta_m$  : l'angle constitué par les axes  $A_r$  et  $d$

- Equations des flux

Les relations entre les flux et les courants sont données par [27] :

$$\left\{ \begin{array}{l} \Phi_{ds1} = L_{s1} I_{ds1} + L_m (I_{ds1} + I_{ds2} + I_{dr}) \\ \Phi_{ds2} = L_{s2} I_{ds2} + L_m (I_{ds1} + I_{ds2} + I_{dr}) \\ \Phi_{qs1} = L_{s1} I_{qs1} + L_m (I_{qs1} + I_{qs2} + I_{qr}) \\ \Phi_{qs2} = L_{s2} I_{qs2} + L_m (I_{qs1} + I_{qs2} + I_{qr}) \\ \Phi_{dr} = L_r I_{dr} + L_m (I_{ds1} + I_{ds2} + I_{dr}) \\ \Phi_{qr} = L_r I_{qr} + L_m (I_{qs1} + I_{qs2} + I_{qr}) \end{array} \right. \quad (I.8)$$

Tel que :

$L_{s1} + L_m$  : l'inductance cyclique de l'étoile 1

$L_{s2} + L_m$  : l'inductance cyclique de l'étoile 2.

$L_r + L_m$ : l'inductance cyclique rotorique.

La substitution du système d'équation (I.8) dans (I.7) donne :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds1} = R_{s1} I_{ds1} + (L_{s1} + L_m) \sigma \frac{dI_{ds1}}{dt} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{ds2}}{dt} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{dr}}{dt} \\ \quad - \omega_s \left[ (L_{s1} + L_m) \sigma I_{qs1} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} I_{qs2} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \Phi_{rq} \right] \\ V_{qs1} = R_{s1} I_{qs1} + (L_{s1} + L_m) \sigma \frac{dI_{qs1}}{dt} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{qs2}}{dt} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{qr}}{dt} \\ \quad + \omega_s \left[ (L_{s1} + L_m) \sigma I_{ds1} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} I_{ds2} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \Phi_{dr} \right] \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l}
V_{ds2} = R_{s2} I_{ds2} + (L_{s2} + L_m) \sigma \frac{dI_{ds2}}{dt} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{ds1}}{dt} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{dr}}{dt} \\
\quad - \omega_s \left[ (L_{s2} + L_m) \sigma I_{sq2} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} I_{sq1} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \Phi_{rq} \right] \\
V_{qs2} = R_{s2} I_{qs2} + (L_{s2} + L_m) \sigma \frac{dI_{qs2}}{dt} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{qs1}}{dt} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{qr}}{dt} \\
\quad + \omega_s \left[ (L_{s2} + L_m) \sigma I_{ds2} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} I_{ds1} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \Phi_{dr} \right] \\
0 = -\frac{L_m}{T_r} (I_{ds1} + I_{ds2}) + \frac{1}{T_r} \Phi_{dr} + \frac{d\Phi_{dr}}{dt} - (\omega_e - \omega_m) \Phi_{qr} \\
0 = -\frac{L_m}{T_r} (I_{qs1} + I_{qs2}) + \frac{1}{T_r} \Phi_{qr} + \frac{d\Phi_{qr}}{dt} - (\omega_e - \omega_m) \Phi_{dr}
\end{array} \right. \quad (I.9)$$

Tel que:

$$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{(L_m + L_r)(L_m + L_s)}, \quad L_{s1} = L_{s2} = L_s, \quad T_r = \frac{L_m + L_r}{R_r}$$

Avec:

$\sigma$  : Coefficient de dispersion;

$T_r$  : Constant de temps rotorique

- Equation de couple électromagnétique

La puissance absorbée par la machine est donnée par :

$$P_{em} = V_{ds1} I_{ds1} + V_{ds2} I_{ds2} + V_{qs1} I_{qs1} + V_{qs2} I_{qs2} \quad (I.10)$$

En introduisant le système d'équation (I.7) dans l'expression (I.10), on obtient :

$$\begin{aligned}
P_{em} = & \left( R_{s1} I_{ds1}^2 + R_{s1} I_{qs1}^2 + R_{s2} I_{ds2}^2 + R_{s2} I_{qs2}^2 \right) + \\
& + \left( \frac{d\Phi_{ds1}}{dt} I_{ds1} + \frac{d\Phi_{qs1}}{dt} I_{qs1} + \frac{d\Phi_{ds2}}{dt} I_{ds2} + \frac{d\Phi_{qs2}}{dt} I_{qs2} \right) + \\
& + \left\{ \omega_e \left( \Phi_{ds1} I_{qs1} + \Phi_{ds2} I_{qs2} - \Phi_{qs1} I_{ds1} - \Phi_{qs2} I_{ds2} \right) \right\}
\end{aligned} \quad (I.11)$$

On constate que la puissance se compose de trois termes :

- ✓ Le premier terme est les pertes joules.
- ✓ Le second terme est la puissance électrique transformée en puissance mécanique.
- ✓ Le troisième terme représente la puissance électromagnétique.

La puissance électromagnétique est donnée par le troisième terme dans l'expression (I.11) :

$$P_{em} = \omega_e (\Phi_{ds1} I_{qs1} + \Phi_{ds2} I_{qs2} - \Phi_{qs1} I_{ds1} - \Phi_{qs2} I_{ds2}) \quad (I.12)$$

La puissance et le couple électromagnétique peuvent s'écrire sous la forme universelle :

$$P_{em} = \Omega_e C_{em} \quad (I.13)$$

La comparaison des équations (I.12) et (I.13) donne l'expression du couple électromagnétique (I.14) :

$$C_{em} = p (\Phi_{ds1} I_{qs1} + \Phi_{ds2} I_{qs2} + \Phi_{qs1} I_{ds1} + \Phi_{qs2} I_{ds2}) \quad (I.14)$$

Il est possible d'obtenir d'autres expressions du couple électromagnétique en substituant le système (I.8) des flux statoriques dans l'expression (I.14), on obtient :

$$C_{em} = p L_m \{ (I_{qs1} + I_{qs2}) I_{dr} - (I_{ds1} + I_{ds2}) I_{qr} \} \quad (I.15)$$

Et comme les flux rotorique sont donnés par :

$$\begin{cases} \Phi_{dr} = L_r I_{dr} + L_m (I_{ds1} + I_{ds2} + I_{dr}) \\ \Phi_{qr} = L_r I_{qr} + L_m (I_{qs1} + I_{qs2} + I_{qr}) \end{cases} \quad (I.16)$$

Et :

$$\begin{cases} I_{dr} = \frac{\Phi_{dr}}{L_m + L_r} - (I_{ds1} + I_{ds2}) \\ I_{qr} = \frac{\Phi_{qr}}{L_m + L_r} - (I_{qs1} + I_{qs2}) \end{cases} \quad (I.17)$$

En substituant (I.17) dans (I.15), on obtient l'expression du couple électromagnétique :

$$C_{em} = p \frac{L_m}{L_m + L_r} \{ (I_{qs1} + I_{qs2}) \Phi_{dr} - (I_{ds1} + I_{ds2}) \Phi_{qr} \} \quad (I.18)$$

## I.2.3.3 Modèle d'état de la MASDE dans le repère (d,q) [27,31]

En remplaçant le système d'équation (I.8) dans (I.7), avec  $\omega_e = \omega_s$  (référentiel lié au champ tournant). Après arrangement et pour un vecteur d'état  $[X]=[I_{ds1} \ I_{qs1} \ I_{ds2} \ I_{qs2} \ \Phi_{dr} \ \Phi_{qr}]$  et un vecteur de tension de commande  $[V]=[V_{ds1} \ V_{qs1} \ V_{ds2} \ V_{qs2} \ 0 \ 0]$  et tenant compte que le rotor est en court-circuit, on obtient le modèle d'état (I.19) de la MASDE,:

$$\begin{cases}
 \frac{dI_{ds1}}{dt} = \frac{1}{\sigma(L_{s1} + L_m)} \left[ V_{ds1} - R_{s1}I_{ds1} - \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{ds2}}{dt} - \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{dr}}{dt} + \right. \\
 \left. + \omega_s \left( (L_{s1} + L_m)\sigma I_{qs1} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} I_{qs2} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \Phi_{qr} \right) \right] \\
 \frac{dI_{qs1}}{dt} = \frac{1}{\sigma(L_{s1} + L_m)} \left[ V_{qs1} - R_{s1}I_{qs1} - \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{qs2}}{dt} - \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{qr}}{dt} + \right. \\
 \left. + \omega_s \left( (L_{s1} + L_m)\sigma I_{ds1} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} I_{ds2} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \Phi_{dr} \right) \right] \\
 \frac{dI_{ds2}}{dt} = \frac{1}{\sigma(L_{s2} + L_m)} \left[ V_{ds2} - R_{s2}I_{ds2} - \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{ds1}}{dt} - \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{dr}}{dt} + \right. \\
 \left. + \omega_s \left( (L_{s2} + L_m)\sigma I_{qs2} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} I_{qs1} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \Phi_{qr} \right) \right] \\
 \frac{dI_{qs2}}{dt} = \frac{1}{\sigma(L_{s2} + L_m)} \left[ V_{qs2} - R_{s2}I_{qs2} - \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{qs1}}{dt} - \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{qr}}{dt} + \right. \\
 \left. + \omega_s \left( (L_{s2} + L_m)\sigma I_{ds2} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} I_{ds1} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \Phi_{dr} \right) \right] \\
 \frac{d\Phi_{dr}}{dt} = \frac{L_m}{T_r} (I_{ds1} + I_{ds2}) - \frac{1}{T_r} \Phi_{dr} + (\omega_s - \omega_m)\Phi_{qr} \\
 \frac{d\Phi_{qr}}{dt} = \frac{L_m}{T_r} (I_{qs1} + I_{qs2}) - \frac{1}{T_r} \Phi_{qr} - (\omega_s - \omega_m)\Phi_{dr}
 \end{cases} \quad (I.19)$$



I.2.3.4 Modèle de la MASDE dans le repère  $(\alpha, \beta)$  [22,33]

Dans ce repère, les axes  $(\alpha, \beta)$  sont immobiles par rapport au stator ( $\omega_e=0$ ). Donc les équations des tensions et des flux s'écrivent comme suit :

- Equations des tensions

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{\alpha s1} = R_{s1} I_{\alpha s1} + \frac{d\Phi_{\alpha s1}}{dt} \\ V_{\beta s1} = R_{s1} I_{\beta s1} + \frac{d\Phi_{\beta s1}}{dt} \\ V_{\alpha s2} = R_{s2} I_{\alpha s2} + \frac{d\Phi_{\alpha s2}}{dt} \\ V_{\beta s2} = R_{s2} I_{\beta s2} + \frac{d\Phi_{\beta s2}}{dt} \\ 0 = R_r I_{r\alpha} + \frac{d\Phi_{\alpha r}}{dt} + \omega_m \Phi_{\beta r} \\ 0 = R_r I_{r\beta} + \frac{d\Phi_{\beta r}}{dt} + \omega_m \Phi_{\alpha r} \end{array} \right. \quad (I.20)$$

- Equations des flux

$$\left\{ \begin{array}{l} \Phi_{\alpha s1} = L_{s1} I_{\alpha s1} + L_m (I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2} + I_{\alpha r}) \\ \Phi_{\beta s1} = L_{s1} I_{\beta s1} + L_m (I_{\beta s1} + I_{\beta s2} + I_{\beta r}) \\ \Phi_{\alpha s2} = L_{s2} I_{\alpha s2} + L_m (I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2} + I_{\alpha r}) \\ \Phi_{\beta s2} = L_{s2} I_{\beta s2} + L_m (I_{\beta s1} + I_{\beta s2} + I_{\beta r}) \\ \Phi_{\alpha r} = L_r I_{\alpha r} + L_m (I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2} + I_{\alpha r}) \\ \Phi_{\beta r} = L_r I_{\beta r} + L_m (I_{\beta s1} + I_{\beta s2} + I_{\beta r}) \end{array} \right. \quad (I.21)$$

En substituant (I.21) dans (I.20), on obtient le modèle de la MASDE suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{\alpha s1} = R_{s1} I_{\alpha s1} + (L_{s1} + L_m) \sigma \frac{dI_{\alpha s1}}{dt} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{\alpha s2}}{dt} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{\alpha r}}{dt} \\ V_{\beta s1} = R_{s1} I_{\beta s1} + (L_{s1} + L_m) \sigma \frac{dI_{\beta s1}}{dt} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{\beta s2}}{dt} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{\beta r}}{dt} \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l}
V_{\alpha s2} = R_{s2} I_{\alpha s2} + (L_{s2} + L_m) \sigma \frac{dI_{\alpha s2}}{dt} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{\alpha s1}}{dt} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{\alpha r}}{dt} \\
V_{\beta s2} = R_{s2} I_{\beta s2} + (L_{s2} + L_m) \sigma \frac{dI_{\beta s2}}{dt} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{\beta s1}}{dt} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{\beta r}}{dt} \\
0 = -\frac{L_m}{T_r} (I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2}) + \frac{1}{T_r} \Phi_{\alpha r} + \frac{d\Phi_{\alpha r}}{dt} + \omega_m \Phi_{\beta r} \\
0 = -\frac{L_m}{T_r} (I_{\beta s1} + I_{\beta s2}) + \frac{1}{T_r} \Phi_{\beta r} + \frac{d\Phi_{\beta r}}{dt} - \omega_m \Phi_{\alpha r}
\end{array} \right. \quad (I.22)$$

L'équation du couple électromagnétique dans ce repère s'écrit :

$$C_{em} = p \frac{L_m}{L_m + L_r} \left[ (I_{\beta s1} + I_{\beta s2}) \Phi_{\alpha r} - (I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2}) \Phi_{\beta r} \right] \quad (I.23)$$

### I.2.3.5 Modèle d'état de la MASDE dans le repère $(\alpha, \beta)$ [22]

En remplaçant le système d'équation (I.21) dans (I.20), (avec la condition  $\omega_e = 0$  référentiel lié au champ statorique). Après arrangement et pour un vecteur d'état  $[X] = [I_{\alpha s1} \ I_{\beta s1} \ I_{\alpha s2} \ I_{\beta s2} \ \Phi_{\alpha r} \ \Phi_{\beta r}]$  et un vecteur de tension de commande  $[V] = [V_{\alpha s1} \ V_{\beta s1} \ V_{\alpha s2} \ V_{\beta s2} \ 0 \ 0]$  et tenant compte que le rotor est en court-circuit, le modèle d'état sera écrit comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l}
\frac{dI_{\alpha s1}}{dt} = \frac{1}{\sigma(L_{s1} + L_m)} \left[ V_{\alpha s1} - R_{s1} I_{\alpha s1} - \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{\alpha s2}}{dt} - \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{\alpha r}}{dt} \right] \\
\frac{dI_{\beta s1}}{dt} = \frac{1}{\sigma(L_{s1} + L_m)} \left[ V_{\beta s1} - R_{s1} I_{\beta s1} - \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{\beta s2}}{dt} - \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{\beta r}}{dt} \right] \\
\frac{dI_{\alpha s2}}{dt} = \frac{1}{\sigma(L_{s2} + L_m)} \left[ V_{\alpha s2} - R_{s2} I_{\alpha s2} - \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{\alpha s1}}{dt} - \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{\alpha r}}{dt} \right] \\
\frac{dI_{\beta s2}}{dt} = \frac{1}{\sigma(L_{s2} + L_m)} \left[ V_{\beta s2} - R_{s2} I_{\beta s2} - \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{\beta s1}}{dt} - \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_{\beta r}}{dt} \right] \\
\frac{d\Phi_{\alpha r}}{dt} = \frac{L_m}{T_r} (I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2}) - \frac{1}{T_r} \Phi_{\alpha r} - \omega_m \Phi_{\beta r} \\
\frac{d\Phi_{\beta r}}{dt} = \frac{L_m}{T_r} (I_{\beta s1} + I_{\beta s2}) - \frac{1}{T_r} \Phi_{\beta r} + \omega_m \Phi_{\alpha r}
\end{array} \right. \quad (I.24)$$

Le réglage de la vitesse du rotor de la MASDE se réalise logiquement par une action simultanée sur la fréquence et sur la tension statorique. Par conséquent, pour se donner les moyens à cette action, il faut disposer d'une source d'alimentation capable de délivrer une tension d'amplitude et de fréquence réglable en valeur instantanée.

### **I.3 ALIMENTATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE DOUBLE ETOILE**

Dans cette partie, on présente la modélisation de l'alimentation de la machine asynchrone double étoile qui est composée de deux onduleurs de tension à trois niveaux commandés par la stratégie MLI vectorielle trois niveaux. [34-40]

#### **I.3.1 ONDULEUR A TROIS NIVEAUX A M.L.I**

Lorsque la MASDE tourne à des vitesses relativement élevées, ces pulsations sont amorties par l'inertie mécanique. Cependant, à basses vitesses, elles peuvent produire une vibration considérable. Dans certaines applications industrielles, ces fluctuations du couple sont inacceptables [41,42], surtout lorsque la basse vitesse doit être commandé avec haute précision [43,44]; dans ce cas, un système d'entraînement utilisant deux onduleurs à trois niveaux à modulation de largeur d'impulsion MLI offre une solution intéressante.

La *modulation de largeur d'impulsion (MLI)* en français et *PWM* pour *Pulse With Modulation* en anglais, consiste à adopter une fréquence de commutation supérieure à la fréquence des grandeurs de sortie et à former chaque alternance de la tension de la sortie d'une succession de créneaux de largeurs convenables [39].

La *MLI* est une méthode qui présente deux avantages importants ; elle repousse vers les fréquences plus élevées des harmoniques de la tension de la sortie, ce qui facilite le filtrage, et permet de faire varier la valeur du fondamental de la tension de sortie.

La multiplication de nombre des impulsions forment chacune des alternances d'une tension de sortie offre la possibilité de moduler la forme de cette tension de manière à satisfaire.

#### **I.3.2 ONDULEUR A TROIS NIVEAUX A STRUCTURE NPC**

L'utilisation de deux onduleurs de tension à trois niveaux permet d'éliminer certaines harmoniques de tension et par conséquent minimiser les ondulations du couple et augmenter le rendement de la machine [30,34].

L'onduleur triphasé à trois niveaux se compose en trois bras et deux sources de tension continue. Chaque bras de l'onduleur est constitué de quatre paires diode – transistor, GTO, ou IGBT présentant chacune un interrupteur bidirectionnel en courant, et deux diodes médianes permettant d'avoir le niveau zéro de la tension de sortie de l'onduleur. Le point milieu de chaque bras est relié à une alimentation continue. La figure (I-3) donne une représentation schématique de cet onduleur [32,35]

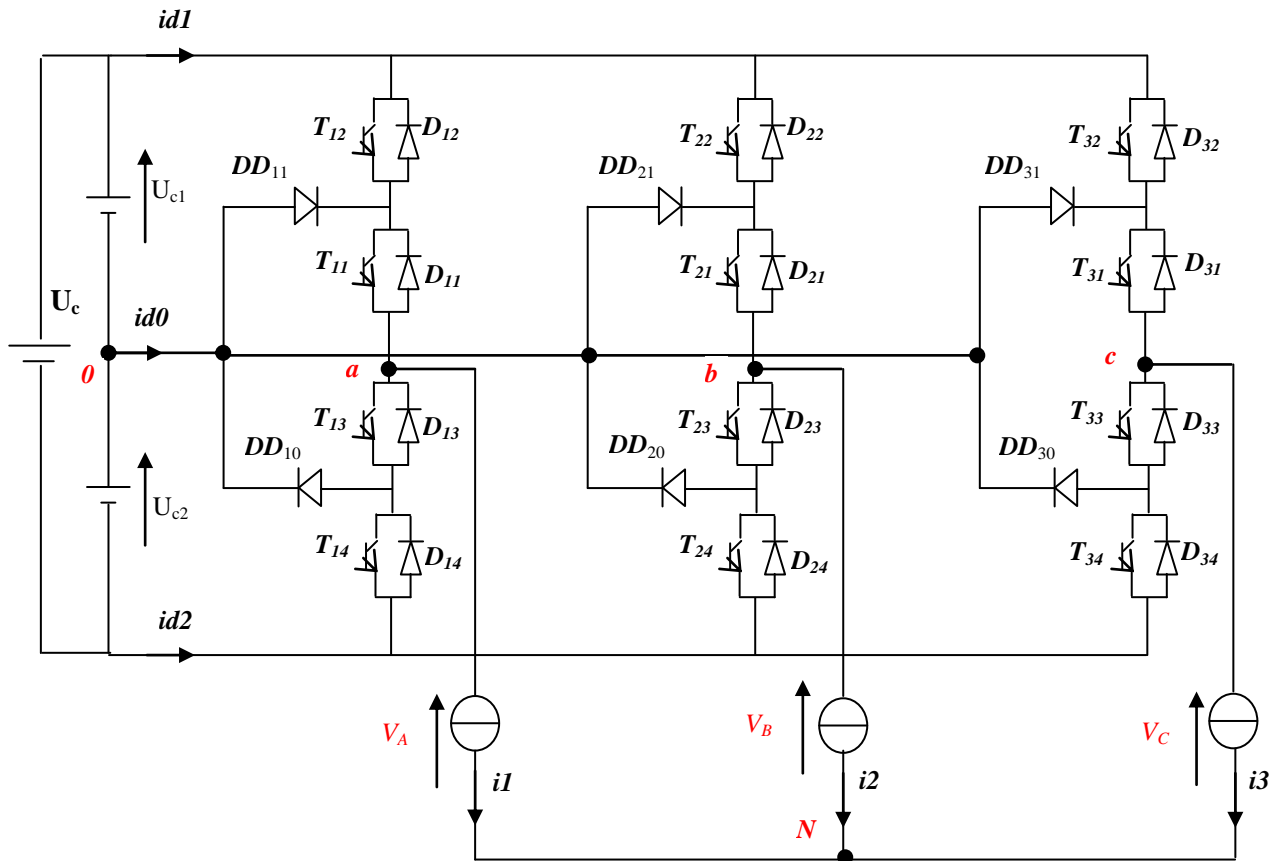


Figure (I-3) L'onduleur triphasé à trois niveaux à structure NPC

### I.3.2.1 Modélisation du fonctionnement d'un bras d'onduleur à trois niveaux

La symétrie des onduleurs à trois niveaux permet leur modélisation par bras (fig. I-4). Ainsi, on commencera par définir un modèle global d'un bras sans à priori sur la commande. On montrera ensuite comment déduire celui d'un onduleur complet.

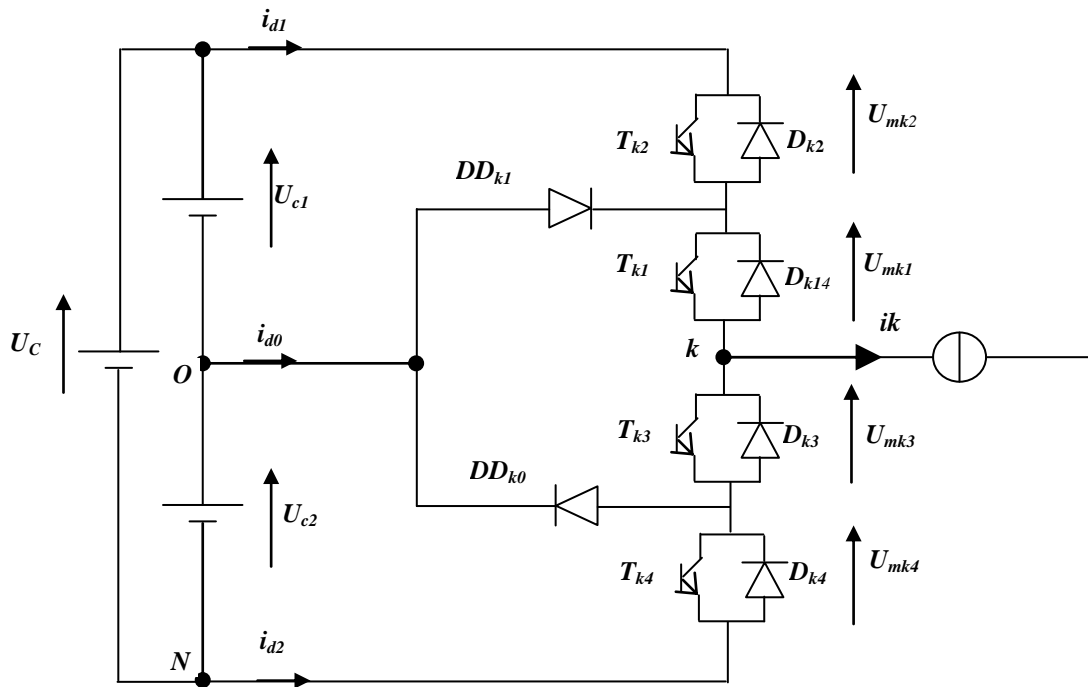


Figure (I-4) Structure d'un bras d'onduleur à trois niveaux à structure NPC

I.3.2.2 Différentes configuration d'un bras d'onduleur à trois niveaux

Une topologie d'un bras montre cinq configurations possibles pour ce dernier qui sont présentées par la figure (I-5) [2,33].

Les grandeurs électriques caractérisant chacune de ces configurations sont données dans le tableau (I.1). (Avec 0 origine des potentiels et  $V_{k0}$  le potentiel du noeud  $k$ )

Tableau (I.1) Grandeurs électriques caractérisant chaque configuration possible d'un bras  $k$  de l'onduleur triphasé à trois niveaux

La configuration	Grandeurs électriques
$E_0$	$I_k = 0$
$E_1$	$V_k = U_{c1} = U_c$
$E_2$	$V_k = 0$
$E_3$	$V_k = -U_{c2} = -U_c$
$E_4$	$V_k = 0$

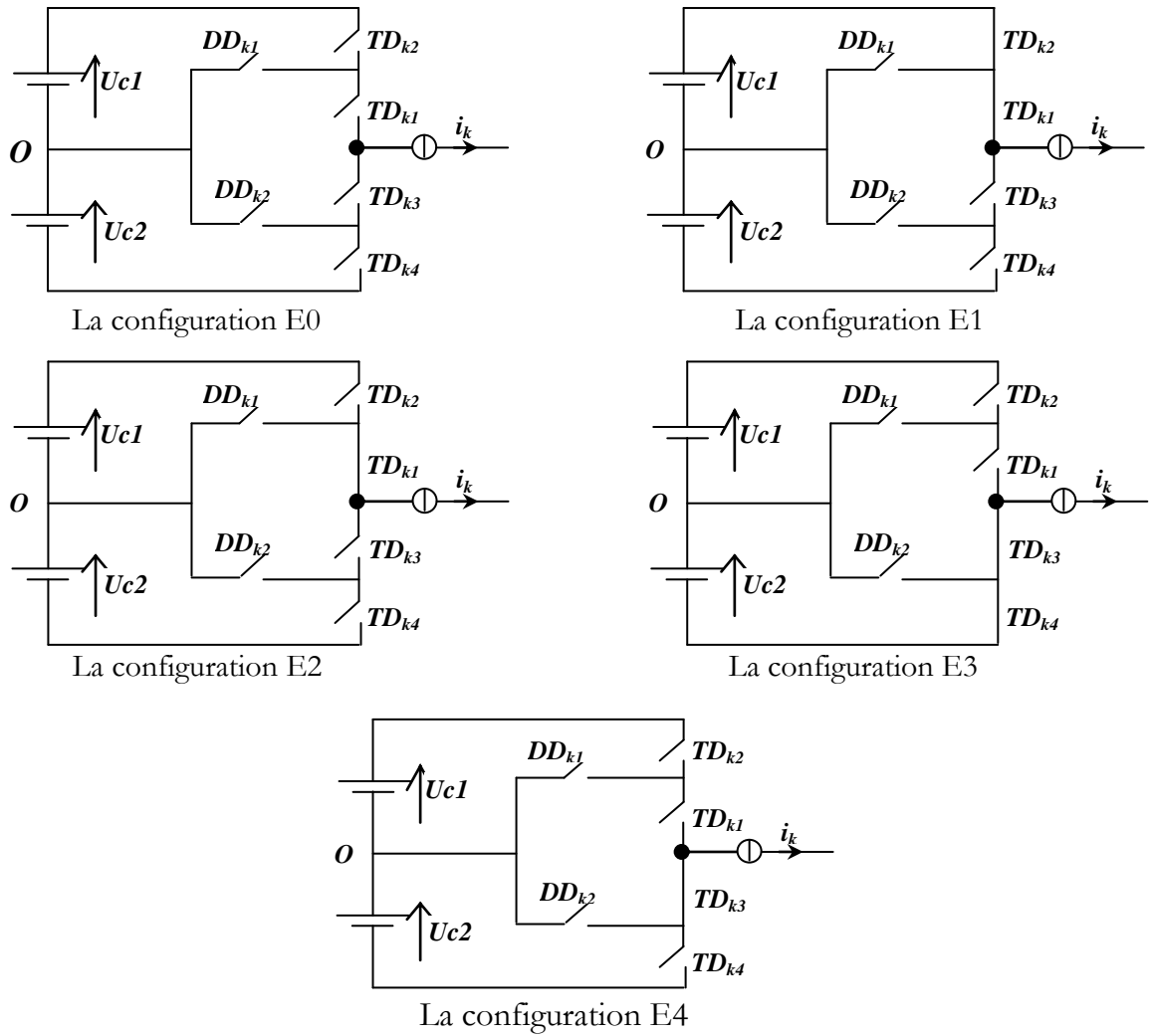


Figure (I-5) Les cinq configurations possibles d'un bras d'onduleur à trois niveaux

### I.3.3 MODELISATION DE L'ONDULEUR A TROIS NIVEAUX

On définit les fonctions de connexion des demi-bras  $F_{km}^b$

Où :

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

Les fonctions de connexion des demi-bras s'expriment au moyen des fonctions de connexion des interrupteurs comme suit :

$$\begin{cases} F_{k1}^b = F_{k1} \cdot F_{k2} \\ F_{k0}^b = F_{k3} \cdot F_{k4} \end{cases} \quad (I.25)$$

Les potentiels des nœuds a, b, c de l'onduleur triphasé à trois niveaux par rapport au point milieu  $0$ , sont donnés par le système suivant :

$$\begin{cases} V_{Ao} = F_{11}F_{12}U_{c1} - F_{13}F_{14}U_{c2} \\ V_{Bo} = F_{21}F_{22}U_{c1} - F_{23}F_{24}U_{c2} \\ V_{Co} = F_{31}F_{32}U_{c1} - F_{33}F_{34}U_{c2} \end{cases} \quad (I.26)$$

En introduisant les fonctions de connexion des demi-bras, on aura :

$$\begin{cases} V_{Ao} = F_{11}^b U_{c1} - F_{10}^b U_{c2} \\ V_{Bo} = F_{21}^b U_{c1} - F_{20}^b U_{c2} \\ V_{Co} = F_{31}^b U_{c1} - F_{30}^b U_{c2} \end{cases} \quad (I.27)$$

Les tensions simples de sortie de l'onduleur se déduisent en fonction des potentiels des nœuds par rapport au point milieu par la relation suivante :

$$\begin{cases} V_A = \frac{1}{3}(2V_{Ao} - V_{Bo} - V_{Co}) \\ V_b = \frac{1}{3}(-V_{Ao} + 2V_{Bo} - V_{Co}) \\ V_c = \frac{1}{3}(-V_{Ao} - V_{Bo} + 2V_{Co}) \end{cases} \quad (I.28)$$

En substituant le système d'équations (I.27) dans (I.28), on obtient le système matriciel liant les fonctions du demi-bras de l'onduleur aux tensions simples aux bornes de la MASDE :

$$\begin{bmatrix} V_A \\ V_B \\ V_C \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \left\{ \begin{bmatrix} F_{11}^b \\ F_{21}^b \\ F_{31}^b \end{bmatrix} U_{C1} - \begin{bmatrix} F_{10}^b \\ F_{20}^b \\ F_{30}^b \end{bmatrix} U_{C2} \right\} \quad (I.29)$$

Ce système d'équation (I.29), montre qu'un onduleur à trois niveaux est une mise en série de deux onduleurs à deux niveaux.

Pour passer aux tensions composées  $V_{AB}$ ,  $V_{BC}$ ,  $V_{CA}$ , on utilise les relations entre elles et les tensions simples :

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

Les courants d'entrées  $i_{d1}$  et  $i_{d2}$  en fonction des courants de charge  $i_1$ ,  $i_2$ , et  $i_3$  sont donnés par le système (I.31) ci-dessous :

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

Cette relation (I.31) montre une analogie entre l'onduleur trois niveaux et deux niveaux. Ainsi, pour l'onduleur à trois niveaux, tout se passe comme si le courant  $i_{d1}$  était le courant d'entrée de l'onduleur à deux niveaux du haut, et  $i_{d2}$  celui de l'onduleur à deux niveaux du bas.

### I.3.4 COMMANDE MLI VECTORIELLE A TROIS NIVEAUX

L'onduleur à trois niveaux produit trois niveaux de tension ( $0$ ,  $U_C/2$ ,  $U_C$ ) en fonction de la tension de la source continue  $U_C$  et la variable d'état  $S_i$ , où  $i$  est l'indicateur de phase ( $i=a, b, c$ ).  $S_1, S_2, S_3$ , et  $S_4$  sont des commutateurs pour le bras  $i$ , et  $V_N$  est la tension simple entre la phase et le point milieu  $o$ . le principe de fonctionnement est manifesté sur le tableau (I.2). Pour obtenir les trois niveaux de tension désirés [32], le convertisseur doit s'assurer les complémentaires entre les paires de commutateurs : ( $S_1, S_3$ ) et ( $S_2, S_4$ ).

Tableau (I.2) Etat de commutation d'un bras de phase pour un onduleur à trois niveaux

Etat de commutation	$S_1$	$S_2$	$S_3$	$S_4$	$V_N$
2	on	on	off	off	$U_C$
1	off	on	on	off	$U_C/2$
0	off	off	on	on	0

La figure (I-6) montre la représentation de  $N^3=27$  vecteurs de tension ( $N=3$  est le nombre de niveaux pour un onduleur à trois niveaux). Selon la grandeur des vecteurs de tension, nous les divisions en quatre groupes :

- ✓ Les vecteurs nuls de tension:  $V^{000}$ ,  $V^{111}$  et  $V^{222}$ , ces vecteurs connectent les trois phases au même niveau de tension.
- ✓ Les vecteurs courts de tension :  $V^{100}$ ,  $V^{211}$ ,  $V^{110}$ ,  $V^{221}$ ,  $V^{010}$ ,  $V^{121}$ ,  $V^{011}$ ,  $V^{122}$ ,  $V^{001}$ ,  $V^{112}$ ,  $V^{101}$  et  $V^{212}$ , ces vecteurs peuvent être obtenus par deux vecteurs différents.
- ✓ Les vecteurs moyens de tension :  $V^{210}$ ,  $V^{120}$ ,  $V^{021}$ ,  $V^{012}$ ,  $V^{102}$ , et  $V^{201}$ , ces vecteurs sont toujours une sortie connectée au point milieu du bus continu.
- ✓ Les vecteurs longs de tension :  $V^{200}$ ,  $V^{220}$ ,  $V^{020}$ ,  $V^{022}$ ,  $V^{002}$  et  $V^{202}$ , ces vecteurs génèrent l'amplitude de la tension de sortie la plus grande [30,32].



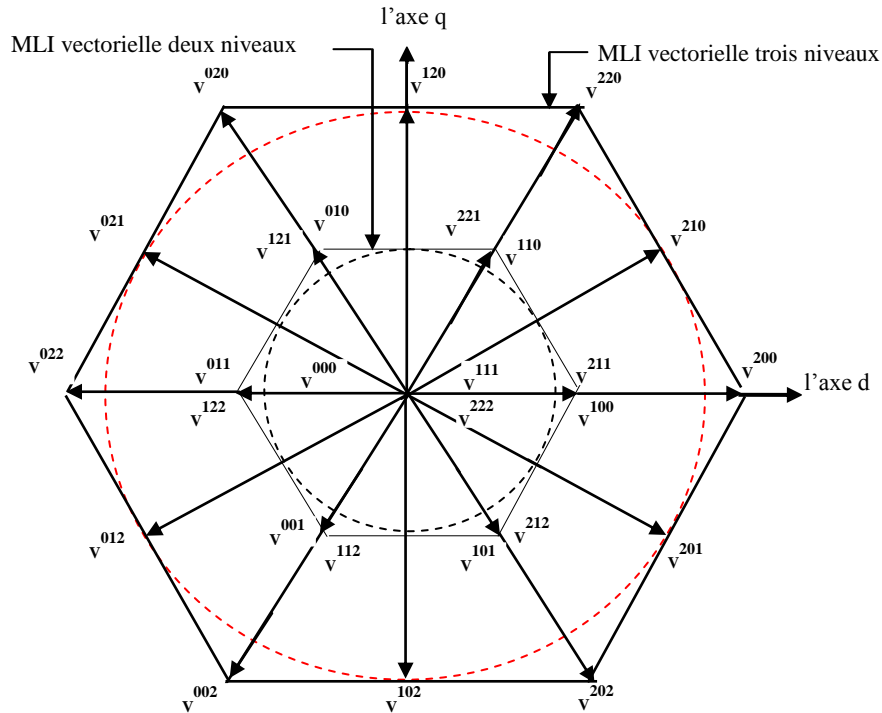


Figure (I-6) La représentation des vecteurs de tension d'un onduleur à trois niveaux

Pour un vecteur de tension  $V_{xyz}$  dans un onduleur à trois niveaux, le nombre d'états redondants disponibles est donné par  $3 - 1 - \max(x, y, z)$  et le nombre d'états de commutation distincts est  $3^3 - (3 - 1)^3 = 19$ . Par conséquent, le nombre d'états de commutation redondants est de  $(3 - 1)^3 = 8$ .

Le tableau (I.3) résume les états redondants disponibles et les états distincts pour un onduleur à trois niveaux [32].

Tableau (I.3) Les redondances ligne-ligne d'un onduleur à trois niveaux.

Redondances	Etats Distincts	Etats Redondants	coordonnées des états: (a, b, c) avec $0 \leq a, b, c \leq 2$
2	1	2	(0,0,0)
1	6	6	(0,0,1), (0,1,0), (1,0,0), (1,0,1), (1,1,0), (0,0,1)
0	12	0	(p,0,2), (p,2,0), (0,p,2), (2,p,0), (0,2,p), (2,0,p) avec $p < 2$
Total	19	8	$= 19 + 8 = 3^3 = 27$ états

Les tensions de sorties de l'onduleur à trois niveaux sont données par [30] :

$$\begin{bmatrix} V_{AN} \\ V_{BN} \\ V_{CN} \end{bmatrix} = [M_{ABC}] \begin{bmatrix} U_{C1} \\ U_{C2} \end{bmatrix} \quad (\text{I.32})$$

Avec:

$$M_{ABC} = \sum_{i=1}^2 \delta(S_{ABC} - i) \quad (\text{I.33})$$

$S_{ABC}$  est l'état de commutation des phases  $A$ ,  $B$  et  $C$  respectivement; et  $i$  est un entier entre 1 et 2 ;

$$\begin{cases} \delta(S_{ABC} - i) = 1 & \text{si } S_{ABC} - i \geq 0 \\ \delta(S_{ABC} - i) = 0 & \text{si } S_{ABC} - i < 0 \end{cases} \quad (\text{I.34})$$

A titre d'exemple pour le vecteur de tension  $V^{210}$ ;  $S_A=2$ ,  $S_B=1$  et  $S_C=0$ . C'est-à-dire la phase  $A$  est connectée à  $2U_{C1}$ , la phase  $B$  est connectée à  $U_{C1}$  et la phase  $C$  est connectée à  $0U_{C1}$ .

D'après les équations (I.33) et (I.34), la matrice  $M_{ABC}$  pour cet état de commutation particulière sera :

$$M_{ABC} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

#### I.4 RESULTATS ET INTERPRETATIONS

La figure (I-7) représente le signal de la commande MLI vectorielle, les positions des vecteurs de tension dans le plan vectorielle. Ainsi que la tension d'une phase et son spectre d'harmoniques. La SVM présente un taux d'harmonique faible et une fréquence de commutation constante.

La figure (I-8) représente les performances de la conduite de la machine asynchrone triphasée double étoile alimentée par deux onduleurs à trois niveaux commandés par la stratégie MLI vectorielle dont les paramètres sont donnés dans l'annexe (A).

Cependant, ces allures et en particulier celles du couple électromagnétique et des courants statoriques, montrent que cette technique de modulation engendre des ondulations dues principalement aux harmoniques délivrées par les onduleurs qui se répercutent essentiellement sur le couple électromagnétique.

Pour une perturbation de charge nominale de 14N.m appliquée à l'instant 1.5sec, nous remarquons que la vitesse atteint sa valeur nominale 288 rad/sec au bout de 0.35sec et le couple électromagnétique se stabilise à une valeur proche de 14N.m. Les flux rotorique en quadratique et directe sont directement affectés ce qui montre qu'il y a un fort couplage entre le couple et la vitesse d'une part et avec le flux rotorique d'autre part.

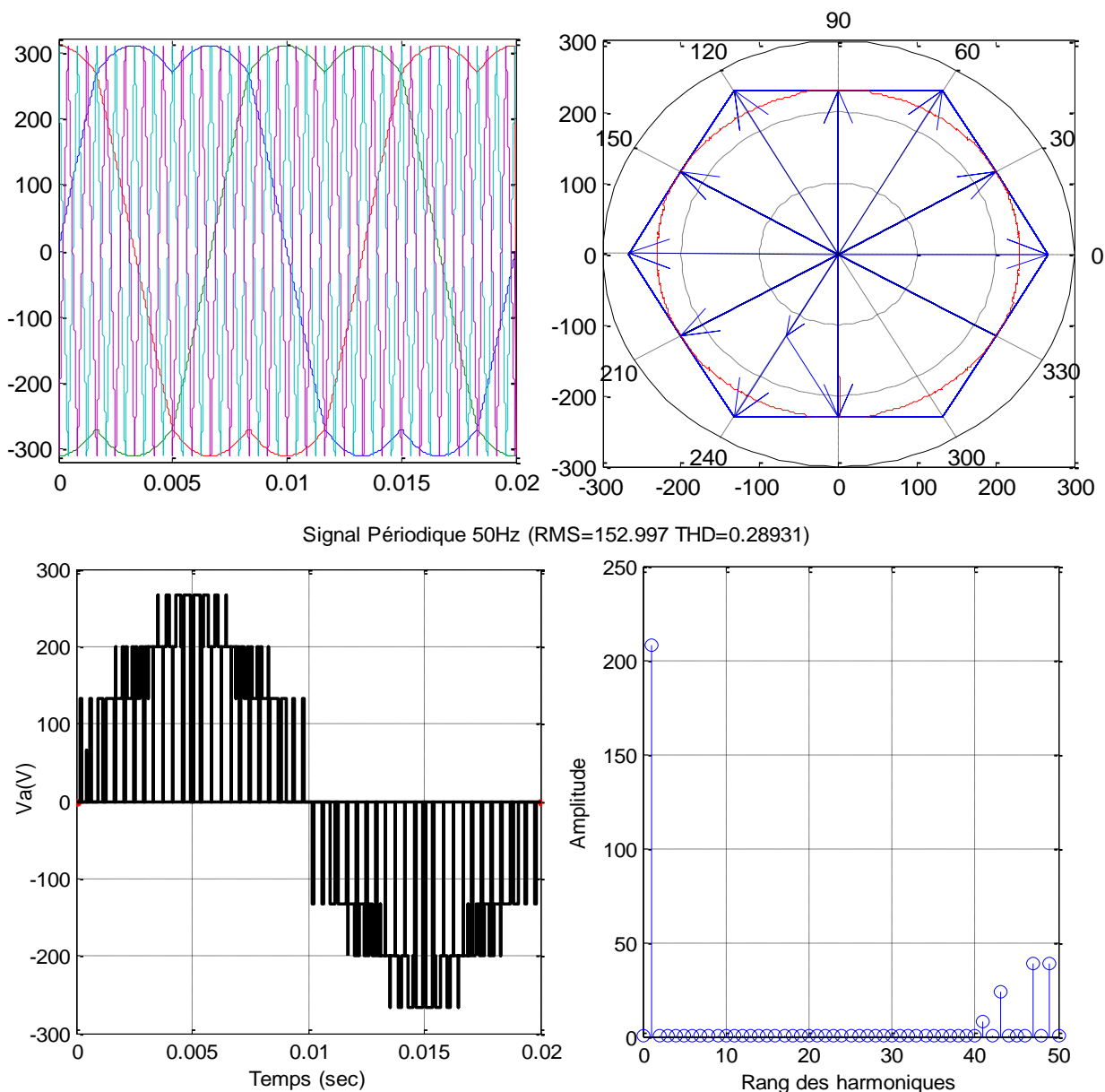


Figure (I-7) Simulation d'un onduleur trois niveaux à MLI vectorielle.

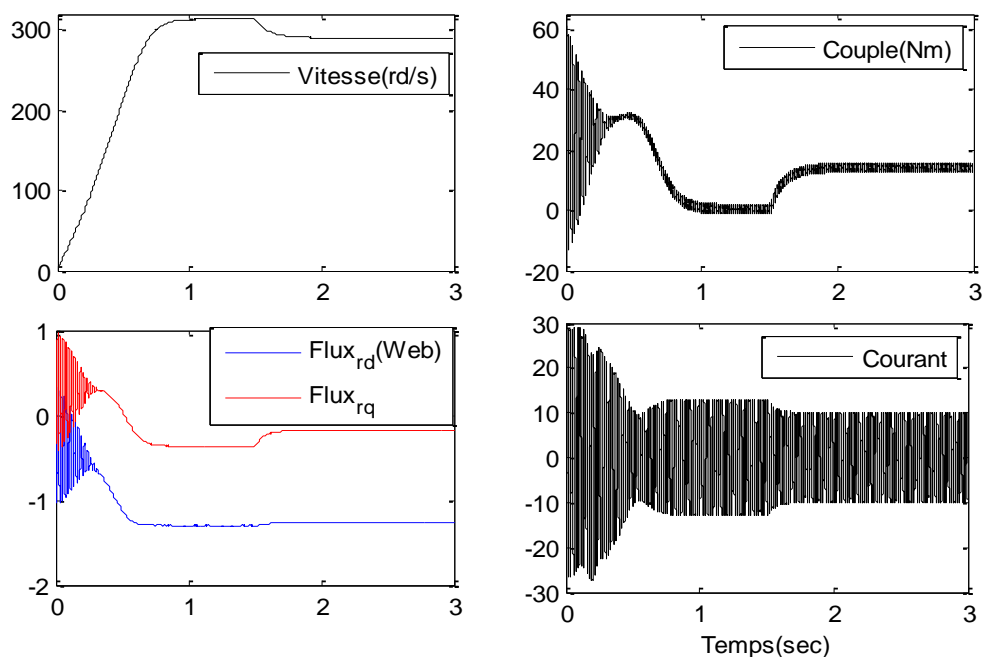


Figure (I-8) Démarrage à vide puis en charge d'un MASDE alimenté par un onduleur à trois niveaux.

## I.5 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté les modèles mathématiques de la machine asynchrone double étoile (MASDE) basés sur la théorie unifiée des machines électriques tout en adoptant certaines hypothèses simplificatrices.

L'alimentation de la MASDE par un onduleur de tension à trois niveaux à structure NPC a été accomplie. De ce modèle, on a constaté que l'onduleur à trois niveaux est la mise en série de deux onduleurs à deux niveaux. Ensuite, nous avons présenté la stratégie de commande MLI vectorielle à trois niveaux.

Les résultats de simulation de la MASDE alimentée par l'onduleur à trois niveaux montrent un couplage indésirable entre le flux rotorique et le couple électromagnétique. L'objectif du chapitre suivant est le découplage par la commande vectorielle à flux orienté (FOC).

## *CHAPITRE II*

# *La Commande Vectorielle de la MASDE*

## II.1 INTRODUCTION

La difficulté pour commander les machines asynchrones réside dans le fait qu'il existe un couplage complexe entre les variables d'entrées, les variables de sorties et les variables internes de la machine comme le flux, le couple et la vitesse [1].

La commande vectorielle proposée par "Blaschke" en 1971 est une technique de commande par flux orienté qui faisait le découplage et le pilotage séparément des variables essentielles de réglage; le flux et le couple. L'intégration de cette stratégie de commande dans le schéma de contrôle de la machine, rend la commande de la machine asynchrone comme une machine à courant continu à excitation séparée [1,45,46].

Ce chapitre sera consacré à l'étude du principe de la commande vectorielle d'une machine asynchrone double étoile (MASDE), ainsi que les différents procédés d'orientation du flux, on se proposera par la suite des différentes méthodes de commande, à savoir, la méthode directe et indirecte.

## II.2 PRINCIPE DE LA COMMANDE DU FLUX ORIENTE

Pour réaliser un contrôle similaire à celui des machines à courant continu à excitation séparée, il est nécessaire d'orienter le flux en quadrature avec le couple, d'où le nom de la méthode du flux orienté.

Lors de la modélisation de la machine asynchrone double étoile dans un référentiel lié au champ tournant, le référentiel  $d-q$  et les champs statoriques, rotorique et d'entrefer de la machine tournent à la même vitesse [3,4,5]. L'orientation de l'un de ces trois champs suivant l'axe  $d$  du référentiel constitue le principe de base de la commande par orientation du flux (commande vectorielle). Cette orientation permet de transformer l'expression du couple électromagnétique à une forme similaire à celle de la machine à courant continu (figure II-1).

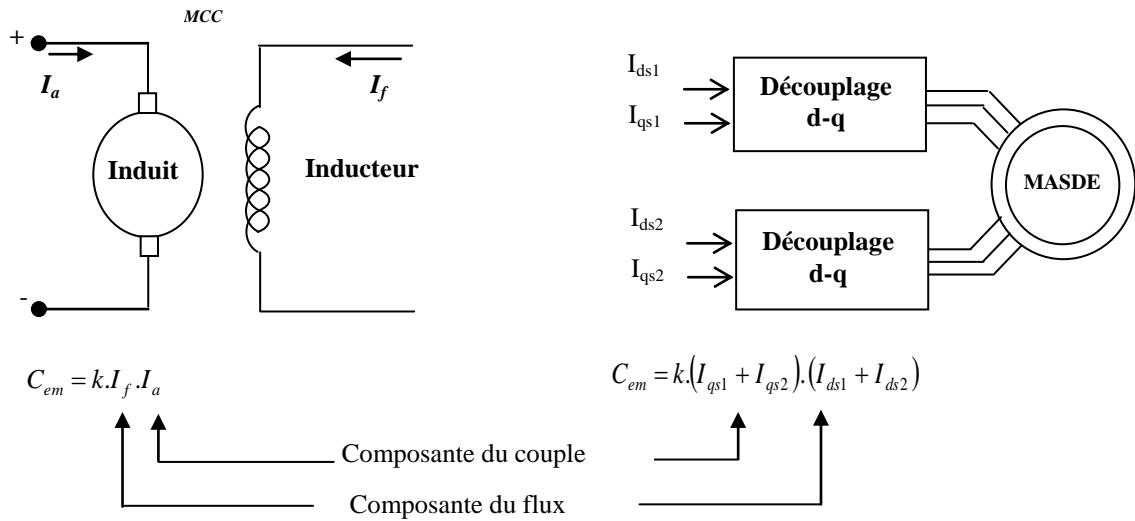


Figure (II-1) Principe de la commande vectorielle

### II.3 THEORIE DU FLUX ORIENTE

Le choix de référentiel dans le modèle de la machine asynchrone double étoile provenant dans le modèle de la transformation de Park se fait de telle manière que l'axe 'd' coïncide avec la direction du flux à orienter, statorique, rotorique ou d'entrefer. Donc, il est évident que le courant portant sur l'axe 'd' est seul qui génère le flux [3,30] :

$$\Phi_{rd} = \Phi_r, \quad \Phi_{rq} = 0$$

Dans la figure (II-2),  $\Phi$  représente le flux rotorique ( $\Phi_r^*$ ), le flux statorique ( $\Phi_s^*$ ) ou le flux d'entre fer ( $\Phi_{gl}^*$ ), nous pouvons donc orienter les trois différents flux suivant l'axe « d » [46,47]:

✓ Soit le flux rotorique avec les conditions :  $\Phi_{dr} = \Phi_r^*$  ;  $\Phi_{qr} = 0$  (II.1)

✓ Soit le flux statorique avec les conditions :  $\Phi_{ds} = \Phi_s^*$  ;  $\Phi_{qs} = 0$  (II.2)

✓ Soit le flux d'entre fer avec les conditions :  $\Phi_{dg} = \Phi_{gl}^*$  ;  $\Phi_{qg} = 0$  (II.3)

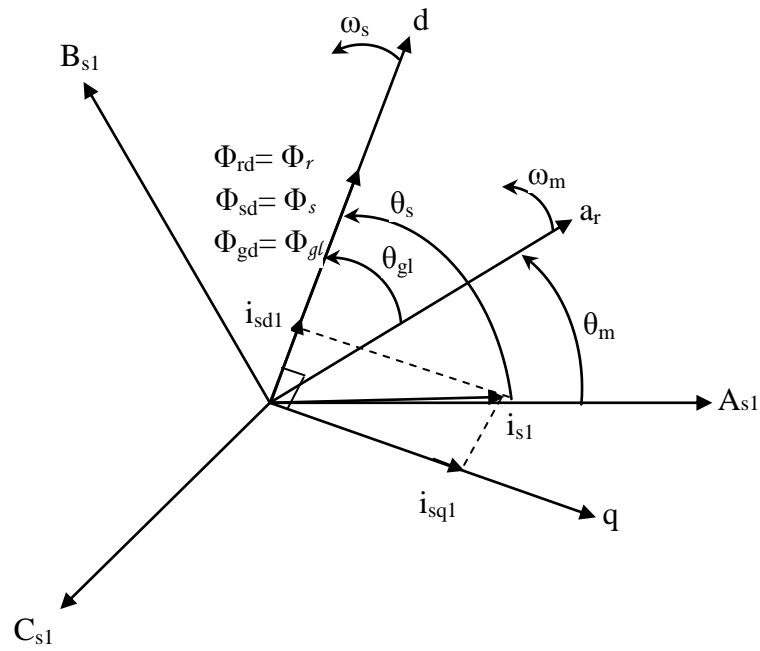


Figure (II-2) Orientation du flux (rotorique, statorique, ou d'entre fer)

**II.4 COMMANDE VECTORIELLE PAR ORIENTATION DU FLUX ROTORIQUE**

On aura donc comme objectif d'annuler la composante ' $\Phi_{rq}$ ' suivant la condition (II.1). La stratégie consistera donc à contrôler de façon indépendante le terme de flux et les termes des courants pour imposer un couple.

Nous reprenons l'expression du couple électromagnétique (I.18) en tenant compte de la condition (II.1) qui se réduira alors à :

$$C_{em}^* = p \frac{L_m}{L_m + L_r} \{ (I_{qs1} + I_{qs2}) \Phi_r^* \} \tag{II.4}$$

On reprend les équations de la MASDE (I.9) et après arrangement de l'équation mécanique (I.5) et l'équation du couple (II.4), on obtient le système d'équations (II.5).

Le système d'équations (II.5) montre qu'on peut agir indépendamment sur le flux rotorique et le couple électromagnétique  $C_{em}$  par l'intermédiaire respectivement des composantes  $(I_{ds1} + I_{ds2})$  et  $(I_{qs1} + I_{qs2})$  des courants statorique.

Afin d'assurer un contrôle du couple et de pouvoir fournir à tout instant un couple maximal, le flux est maintenu à sa valeur nominale. Par contre les équations des tensions  $V_{ds1}$ ,  $V_{ds2}$ ,  $V_{qs1}$  et  $V_{qs2}$  montrent un couplage indésirable, ce qui nécessite l'utilisation d'un circuit de découplage lors de l'implantation de la commande [3,30].



$$\left\{ \begin{array}{l}
V_{ds1} = R_{s1} I_{ds1} + (L_{s1} + L_m) \sigma \frac{dI_{ds1}}{dt} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{ds2}}{dt} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_r^*}{dt} \\
\quad - \omega_s \left[ (L_{s1} + L_m) \sigma I_{qs1} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} I_{qs2} \right] \\
V_{qs1} = R_{s1} I_{qs1} + (L_{s1} + L_m) \sigma \frac{dI_{qs1}}{dt} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{qs2}}{dt} + \\
\quad + \omega_s \left[ (L_{s1} + L_m) \sigma I_{ds1} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} I_{ds2} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \Phi_r^* \right] \\
V_{ds2} = R_{s2} I_{ds2} + (L_{s2} + L_m) \sigma \frac{dI_{ds2}}{dt} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{ds1}}{dt} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \frac{d\Phi_r^*}{dt} \\
\quad - \omega_s \left[ (L_{s2} + L_m) \sigma I_{qs2} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} I_{qs1} \right] \\
V_{qs2} = R_{s2} I_{qs2} + (L_{s2} + L_m) \sigma \frac{dI_{qs2}}{dt} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{qs1}}{dt} + \\
\quad + \omega_s \left[ (L_{s2} + L_m) \sigma I_{ds2} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} I_{ds1} + \frac{L_m}{L_m + L_r} \Phi_r^* \right] \\
0 = -\frac{L_m}{T_r} (I_{ds1} + I_{ds2}) + \frac{1}{T_r} \Phi_r^* + \frac{d\Phi_r^*}{dt} \\
0 = -\frac{L_m}{T_r} (I_{qs1} + I_{qs2}) - (\omega_s - \omega_m) \Phi_r^* \\
C_{em}^* = p \frac{L_m}{L_m + L_r} \left\{ (I_{qs1} + I_{qs2}) \Phi_r^* \right\} \\
\frac{J}{p} \frac{d\omega_m}{dt} = C_{em}^* - C_r - k_f \omega_m
\end{array} \right. \quad (II.5)$$

Tel que:

$$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{(L_m + L_r)(L_m + L_s)}, \quad L_{s1} = L_{s2} = L_s, \quad T_r = \frac{L_m + L_r}{R_r}$$

En tenant compte que  $\Phi_r^*$  est maintenu constant à sa valeur nominale, au régime établi nous avons  $\frac{d\Phi_r^*}{dt} = 0$ , alors le système (II.5) devient (II.6):

$$\left\{ \begin{array}{l}
V_{ds1} = R_{s1} I_{ds1} + L_{s1} \frac{dI_{ds1}}{dt} - \omega_s \cdot \left( \frac{L_r}{R_r} \Phi_r^* \cdot \omega_{gl} + L_{s1} I_{qs1} \right) \\
V_{qs1} = R_{s1} I_{qs1} + L_{s1} \frac{dI_{qs1}}{dt} + \omega_s \cdot \left( \Phi_r^* + L_{s1} I_{ds1} \right) \\
V_{ds2} = R_{s2} I_{ds2} + L_{s2} \frac{dI_{ds2}}{dt} - \omega_s \cdot \left( \frac{L_r}{R_r} \Phi_r^* \cdot \omega_{gl} + L_{s2} I_{qs2} \right) \\
V_{qs2} = R_{s2} I_{qs2} + L_{s2} \frac{dI_{qs2}}{dt} + \omega_s \cdot \left( \Phi_r^* + L_{s2} I_{ds2} \right) \\
\Phi_r^* = L_m (I_{ds1} + I_{ds2}) \\
\omega_{gl} = \omega_s - \omega_m = \frac{L_m}{T_r \Phi_r^*} (I_{qs1} + I_{qs2}) \\
C_{em}^* = p \frac{L_m}{L_m + L_r} \Phi_r^* (I_{qs1} + I_{qs2}) \\
\frac{J}{p} \frac{d\omega_m}{dt} = C_{em}^* - C_r - k_f \omega_m
\end{array} \right. \quad (II.6)$$

Après que nous avons fait coïncider le flux avec l'axe direct tournant à la vitesse du champ tournant  $\omega_s$ . Il est évident que cette technique de commande nécessite une bonne connaissance de la position et l'amplitude du flux à orienter à chaque instant.

Suivant l'approche utilisée pour avoir une orientation de champ, deux principales méthodes de la commande vectorielle peuvent être distinguées, à savoir :

- ✓ La méthode indirecte (en anglais : Indirect Field Oriented Control ou IFOC) ;
- ✓ La méthode directe (en anglais : Direct Field Oriented Control ou DFOC).

#### II.4.1 COMMANDE INDIRECTE PAR ORIENTATION DU FLUX ROTORIQUE

Le principe de cette méthode consiste à calculer la position du flux ( $\theta_s$ ) à partir d'une relation donnant la vitesse du glissement ( $\omega_{gl}$ ) et la vitesse mécanique du rotor. [30,45,48].

La signification de la méthode indirecte est la possibilité d'éliminer l'estimateur du flux mais elle exige la présence d'un capteur de vitesse du rotor.

La procédure consiste à résoudre numériquement l'équation (II.7) suivante :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s = \omega_m + \frac{L_m}{\Phi_r^* T_r} (I_{qs1} + I_{qs2}) \quad (II.7)$$

Etant donné que le flux  $\Phi_r^*$  est régi par la cinquième équation du système (II.6). Donc, l'équation (II.7) devient (II.8):

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s = \omega_m + \frac{1}{T_r} \left( \frac{I_{qs1} + I_{qs2}}{I_{ds1} + I_{ds2}} \right) \quad (\text{II.8})$$

En effet, à partir d'un couple électromagnétique de référence ( $C_{em}^*$ ) et du flux de référence ( $\Phi_r^*$ ), les courants de références ( $I_{ds1}^*$ ,  $I_{ds2}^*$ ,  $I_{qs1}^*$  et  $I_{qs2}^*$ ) se déduisent directement par le biais des équations du système (II.6), soit :

$$\begin{cases} I_{ds1}^* = I_{ds2}^* = \frac{1}{2L_m} \left( \Phi_r^* + T_r \frac{d\Phi_r^*}{dt} \right) \\ I_{qs1}^* = I_{qs2}^* = \frac{L_m + L_r}{2pL_m \Phi_r^*} C_{em}^* \end{cases} \quad (\text{II.9})$$

Afin d'éviter le couplage entre les quatre premières équations du système (II.6), nous utilisons une méthode de compensation qui a pour but d'annuler les termes de couplage. Cette méthode consiste à faire la régulation des courants en négligeant les termes de couplage. Ces derniers sont rajoutés à la sortie des correcteurs de courants pour obtenir les tensions de références nécessaires pour le réglage [30,43]. Les termes supplémentaires sont déterminés de sorte que les tensions restantes soient en relation du premier ordre avec les courants correspondants.

On introduit pour découpler, quatre nouvelles grandeurs indépendantes  $V_{ds1}^r$ ,  $V_{qs1}^r$ ,  $V_{ds2}^r$ ,  $V_{qs2}^r$  telle que:

$$\begin{cases} V_{ds1}^* = V_{ds1}^c + V_{ds1}^r \\ V_{qs1}^* = V_{qs1}^c + V_{qs1}^r \\ V_{ds2}^* = V_{ds2}^c + V_{ds2}^r \\ V_{qs2}^* = V_{qs2}^c + V_{qs2}^r \end{cases} \quad (\text{II.10})$$

Les tensions de compensations sont données par :

$$\begin{cases} V_{ds1}^c = -\omega_s \left( L_{s1} I_{qs1} + \frac{L_r}{R_r} \omega_{gl} \Phi_r^* \right) \\ V_{qs1}^c = \omega_s \left( L_{s1} I_{ds1} + \Phi_r^* \right) \\ V_{ds2}^c = -\omega_s \left( L_{s2} I_{qs2} + \frac{L_r}{R_r} \omega_{gl} \Phi_r^* \right) \\ V_{qs2}^c = \omega_s \left( L_{s2} I_{ds2} + \Phi_r^* \right) \end{cases} \quad (\text{II.11})$$

Les tensions de références  $V_{ds1}^*$ ,  $V_{qs1}^*$ ,  $V_{ds2}^*$  et  $V_{qs2}^*$  sont alors reconstituées à partir des tensions  $V_{ds1}^c$ ,  $V_{qs1}^c$ ,  $V_{ds2}^c$  et  $V_{qs2}^c$ .

Nous définissons ainsi un nouveau système pour lequel les actions sur les axes  $d$  et  $q$  sont découplées :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds1}^r = R_{s1} I_{ds1} + L_{s1} \frac{dI_{ds1}}{dt} \\ V_{qs1}^r = R_{s1} I_{qs1} + L_{s1} \frac{dI_{qs1}}{dt} \\ V_{ds2}^r = R_{s2} I_{ds2} + L_{s2} \frac{dI_{ds2}}{dt} \\ V_{qs2}^r = R_{s2} I_{qs2} + L_{s2} \frac{dI_{qs2}}{dt} \end{array} \right. \quad (\text{II.12})$$

La transformée de Laplace appliquée au système (II.12) donnée :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds1}^r = (R_{s1} + sL_{s1}) I_{ds1} \\ V_{qs1}^r = (R_{s1} + sL_{s1}) I_{qs1} \\ V_{ds2}^r = (R_{s2} + sL_{s2}) I_{ds2} \\ V_{qs2}^r = (R_{s2} + sL_{s2}) I_{qs2} \end{array} \right. \quad (\text{II.13})$$

Pour un découplage parfait, on ajoute les boucles de régulation des courants  $I_{ds1}$ ,  $I_{qs1}$ ,  $I_{ds2}$  et  $I_{qs2}$  alors on obtient à leur sortie les tensions  $V_{ds1}^r$ ,  $V_{qs1}^r$ ,  $V_{ds2}^r$  et  $V_{qs2}^r$ .

L'équation mécanique n'intervenant pas dans le schéma de commande sera remplacée par un régulateur de vitesse qui permet d'avoir la valeur de référence du couple électromagnétique ( $C_{em}^*$ ) dans le cas de réglage de la vitesse.

Pour avoir un fonctionnement à puissance constante, le choix de la valeur de consigne du flux ( $\Phi_r^*$ ) se fait par un recours à une diminution du flux (bloc de défluxage) lors du fonctionnement à grandes vitesses supérieures à la vitesse nominale [16,30] :

$$\Phi_r^* = \begin{cases} \Phi_n & \text{si } \Omega_m \leq \Omega_n \\ \left| \frac{\Omega_m}{\Omega_n} \right| \Phi_n & \text{si } \Omega_m > \Omega_n \end{cases} \quad (\text{II.14})$$

Avec :  $\Phi_n$  : Valeur nominale du flux rotorique

$\Omega_n$  : Valeur nominale de la vitesse mécanique et  $\Omega_m$  la vitesse mécanique.

La figure (II.3) représente le schéma bloc du découplage par compensation pour la commande vectorielle indirecte (IFOC). Les régulateurs des courants utilisés sont de type PI classiques dont la synthèse est exposée dans l'annexe (B).

Le schéma de la commande vectorielle indirecte (IFOC) avec réglage de la vitesse de la MASDE est donné par la figure (II-4).

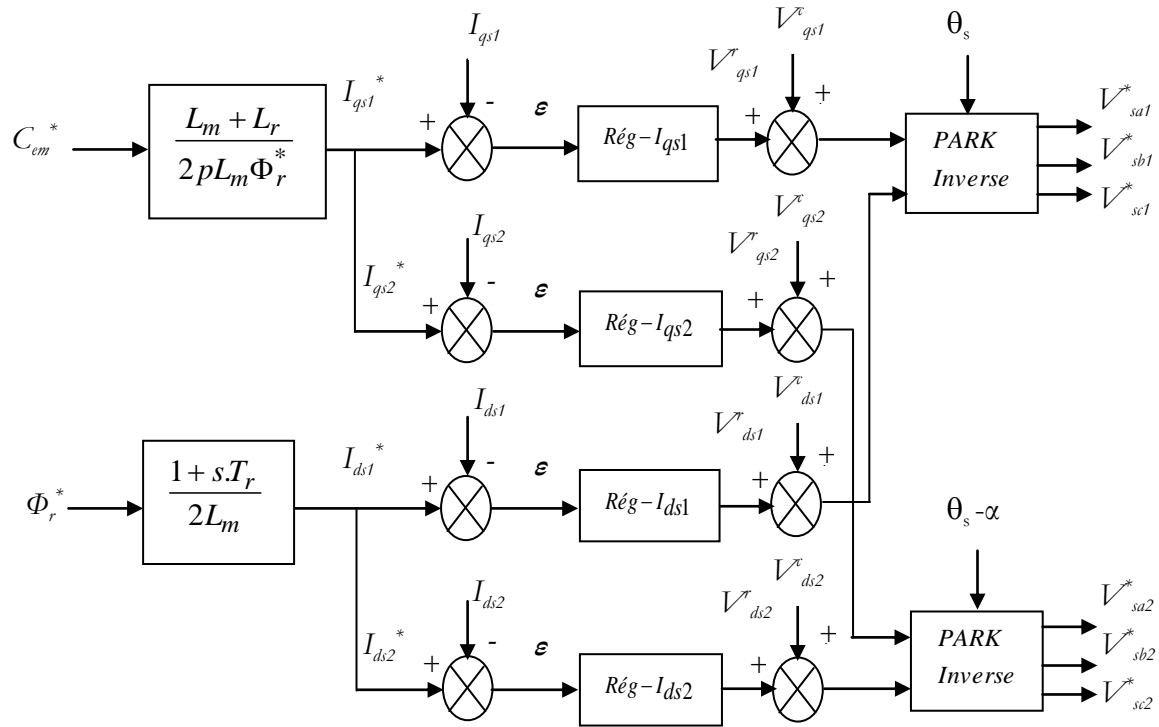


Figure (II-3) Schéma bloc de la méthode indirecte (IFOC).

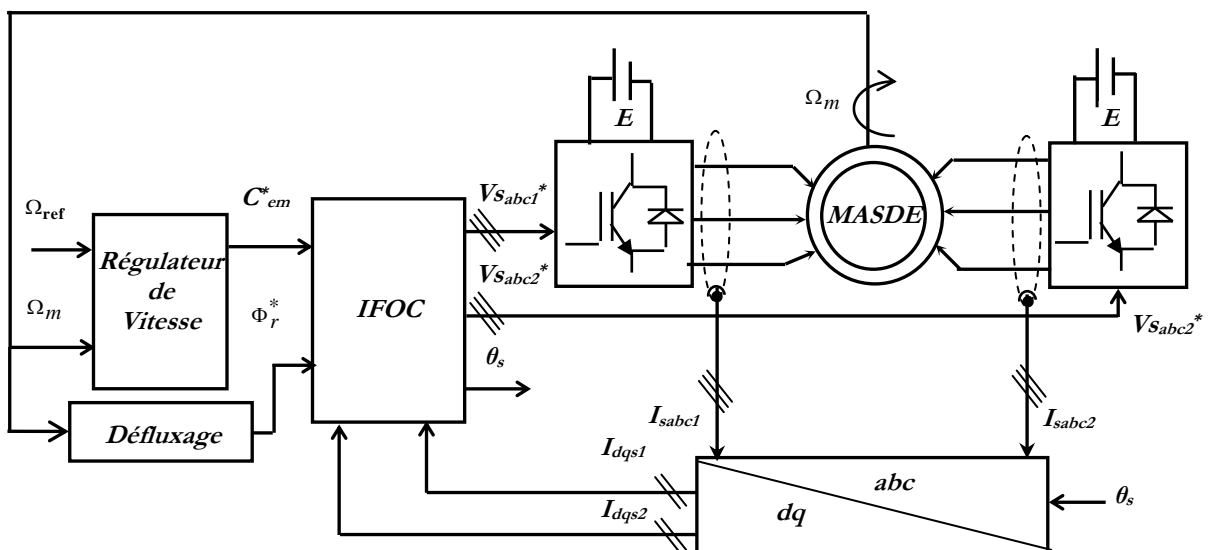


Figure (II-4) Schéma bloc de la commande vectorielle indirecte de la MASDE.

II.4.2 COMMANDE DIRECTE PAR ORIENTATION DU FLUX ROTORIQUE

Pour cette méthode, l'idée de «Blaschke» est appliquée afin de mesurer le flux magnétisant ( $\Phi_m$ ) dans la machine à l'aide d'un capteur physique ou un modèle dynamique du flux (figure II-5). Ensuite, calculer le module du flux rotorique et sa phase en utilisant les grandeurs ainsi mesurées, ces deux grandeurs doit être vérifiées quel que soit le régime transitoire apparue [33,43].

Les capteurs physiques permettant d'avoir des mesures directes du flux sont placés convenablement dans l'entrefer, ce qui nécessite une construction spéciale de la machine. Or, cette installation n'est pas possible pour les moteurs commerciaux. Ainsi, le moteur perd ses principaux avantages tels que la robustesse et la simplicité de construction.

Ces capteurs peuvent être [1,5,16]:

- ✓ Des capteurs à effet Hall placés sous les dents du stator et donnent les valeurs locales du flux, sont mécaniquement fragiles et ne peuvent pas travailler dans des conditions sévères telles que les vibrations et les échauffements excessifs.
- ✓ Des bobinages supplémentaires dans le stator.

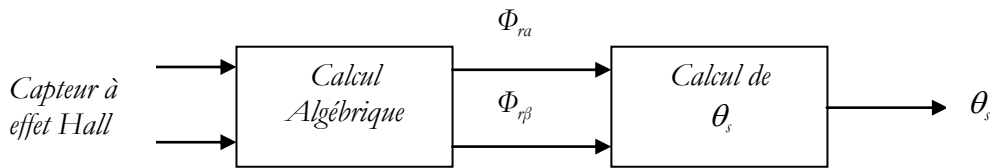


Figure (II-5) Mesure du flux rotorique

Pour contourner les difficultés liées à l'utilisation des capteurs, on propose une méthode se basant sur le modèle dynamique du flux qui nous permet l'estimation du flux rotorique à partir des grandeurs facilement mesurables tel que les tensions, les courants et la vitesse de rotation (figure II-6).

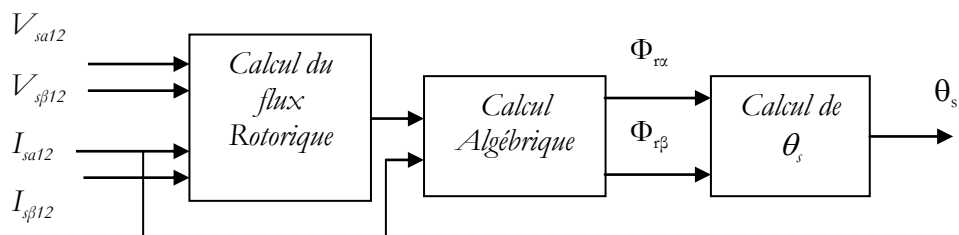


Figure (II-6) Estimation du flux rotorique

Le module et la phase du flux sont alors calculés par les relations suivantes.

$$\begin{cases} \Phi_r = |\vec{\Phi}_r| = \sqrt{\Phi_{\alpha r}^2 + \Phi_{\beta r}^2} \\ \theta_s = \text{Arg}(\Phi_r) = \arctg\left(\frac{\Phi_{\beta r}}{\Phi_{\alpha r}}\right) \end{cases} \quad (\text{II.15})$$

Ces composantes peuvent être exprimées à partir du modèle en tension ou en courant de la MASDE:

$$\begin{cases} \Phi_{\alpha r} = \frac{L_r + L_m}{L_m} \int \left[ V_{\alpha s1} - R_s I_{\alpha s1} - \sigma(L_s + L_m) \frac{dI_{\alpha s1}}{dt} - \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{\alpha s2}}{dt} \right] dt \\ \Phi_{\beta r} = \frac{L_r + L_m}{L_m} \int \left[ V_{\beta s1} - R_s I_{\beta s1} - \sigma(L_s + L_m) \frac{dI_{\beta s1}}{dt} - \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{\beta s2}}{dt} \right] dt \end{cases} \quad (\text{II.16})$$

Ou :

$$\begin{cases} \Phi_{\alpha r} = \int \left[ \frac{L_m}{T_r} (I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2}) - \frac{1}{T_r} \Phi_{\alpha r} - \omega_m \Phi_{\beta r} \right] dt \\ \Phi_{\beta r} = \int \left[ \frac{L_m}{T_r} (I_{\beta s1} + I_{\beta s2}) - \frac{1}{T_r} \Phi_{\beta r} + \omega_m \Phi_{\alpha r} \right] dt \end{cases} \quad (\text{II.17})$$

La figure (II-7) représente le schéma bloc du découplage par compensation pour la commande vectorielle directe (DFOC).

Dans la commande conventionnelle, le flux rotorique  $\Phi_r$  et le couple électromagnétique  $C_{em}$  sont contrôlés par des correcteurs de type PI [16,30,43]. En tenant compte de l'alimentation en tension de la MASDE, les grandeurs de commande sont les tensions  $V_{ds1}$ ,  $V_{qs1}$ ,  $V_{ds2}$ ,  $V_{qs2}$ , et la pulsation de glissement  $\omega_{gl}$ .

Le schéma de la commande vectorielle direct (DFOC) avec réglage de la vitesse de la MASDE est donné par la figure (II-8).

Il est important de souligner qu'un estimateur de flux est nécessaire pour la commande vectorielle directe, tandis qu'il ne l'est pas le cas dans la commande vectorielle indirecte. Parmi les paramètres de la machine, c'est la résistance rotorique qui influe le plus sur la qualité du réglage. Le tableau (II.1) donne une comparaison entre les deux méthodes.

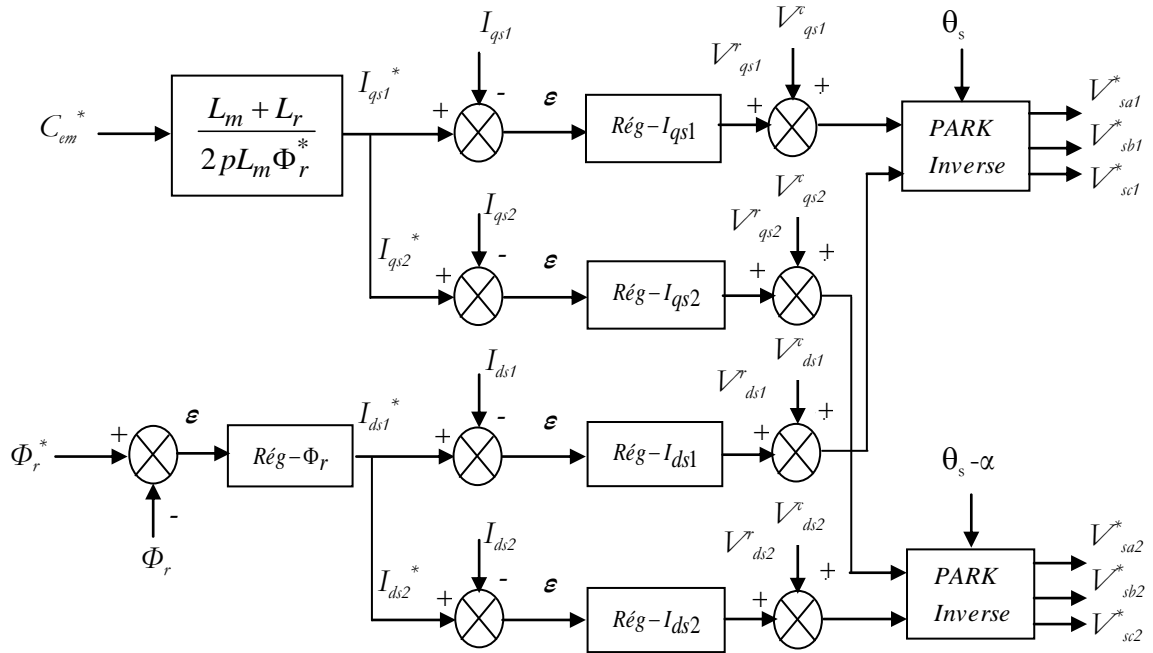


Figure (II-7) Schéma bloc de la méthode directe (DFOC).

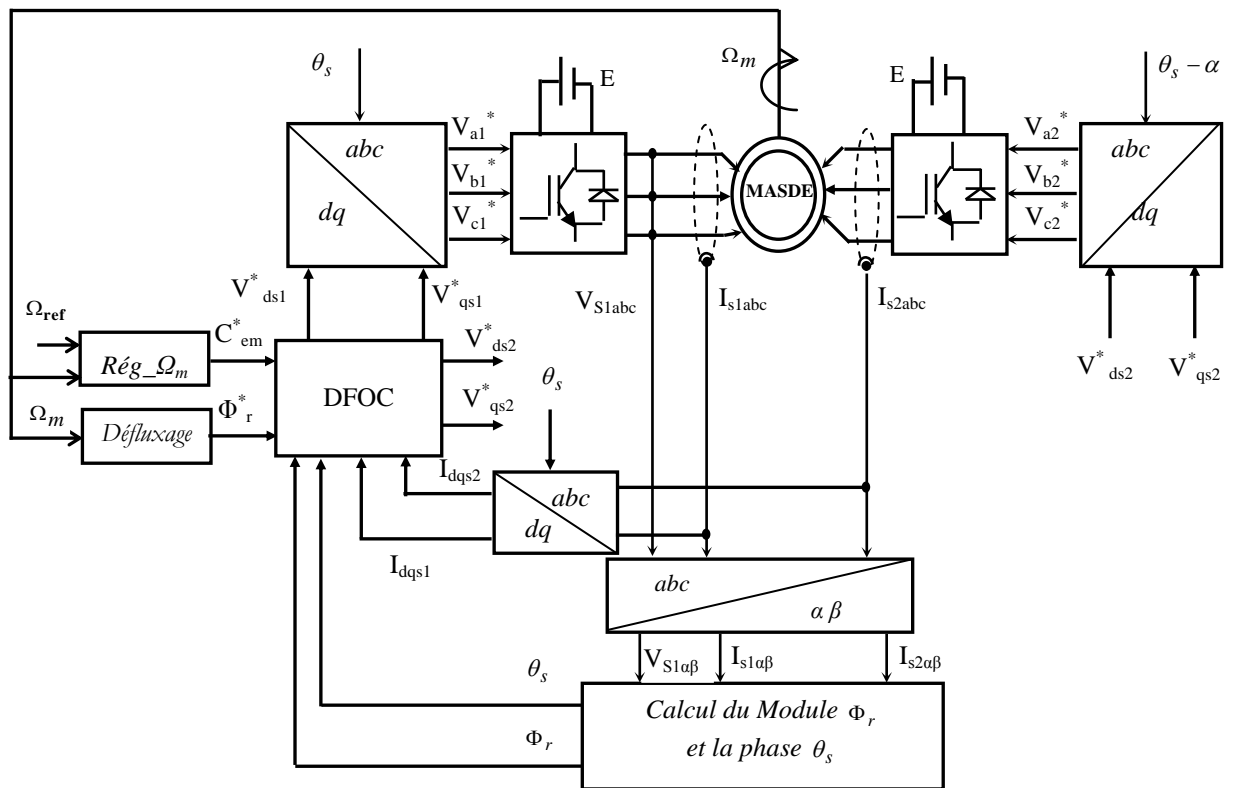


Figure (II-8) Schéma bloc de la commande vectorielle directe de la MASDE.



Tableau (II.1) Comparaison entre la méthode directe et indirecte.

	Commande vectorielle indirecte	Commande vectorielle directe
<b>Calcul de l'angle <math>\theta_s</math></b>	A partir des pulsations $\omega_m$ et $\omega_{gl}$	A partir de la position du flux
<b>Boucles de régulation</b>	1. Courants statoriques 2. Vitesse	1. Courants statoriques 2. Vitesse 3. Flux
<b>Estimateur du flux</b>	Pas nécessaire	Nécessaire
<b>Influence des paramètres</b>	$R_r, L_m$ (calcul de $\omega_{gl}$ )	1. $R_{s1}$ et $R_{s2}$ (estimateur du flux- Eq.II.16) 2. $R_r$ (estimateur du flux- Eq.II.17)

## II.5 SIMULATION

La machine asynchrone double étoile (à cage de 4,5kW ayant 1 paire de pôles, couplée en étoile et délivrant un couple nominale de 14Nm -Annexe (A)) est alimentée par deux onduleurs de tension triphasé à trois niveaux fonctionnants en modulation de largeur d'impulsion vectorielle (MLI vectorielle). La boucle externe de vitesse incluant la loi de commande classique qui nous intéresse ici (Figures II-4 et II-8). Cette boucle comprend le régulateur de vitesse (fournissant le couple de référence à la boucle interne).

Les simulations et les essais effectués se sont focalisés autour de cette boucle extérieure de vitesse, la boucle interne étant assimilée à une boîte noire.

## II.6 RESULTATS ET INTERPRETATIONS

Les résultats de simulation présentés par les figures (II-9 et II-10) montrent les performances de conduite de la machine asynchrone double étoile (MASDE) autopilotée par la commande vectorielle directe et indirecte avec asservissement et régulation de la vitesse, la machine est alimentée par deux onduleurs de tension à trois niveaux, la simulation de la méthode indirecte montre que la vitesse réelle suit la référence après un temps de réponse de 0.9sec avec un dépassement non négligeable difficile à éviter de 5.32% et le couple se stabilise à une valeur de 0.3N.m qui compense les pertes par frottement et atteint la valeur maximal de 50N.m même si la machine subit un couple nominale de perturbation de 14N.m qui crée un échelon de vitesse de  $\pm 3.5\%$  et un rejet de perturbation de 0.35sec, on remarque aussi que le couple est bien proportionnel au courant et le flux se stabilise à 1Wb. Lors l'inversion de sens de rotation, un appel de courant de 18A avec un couple négatif de 40N.m pendant le temps écoulé, le régime établi revient pendant une durée de 1.1sec à ces instants la commande perd son découplage avec un dépassement de 4.62%.

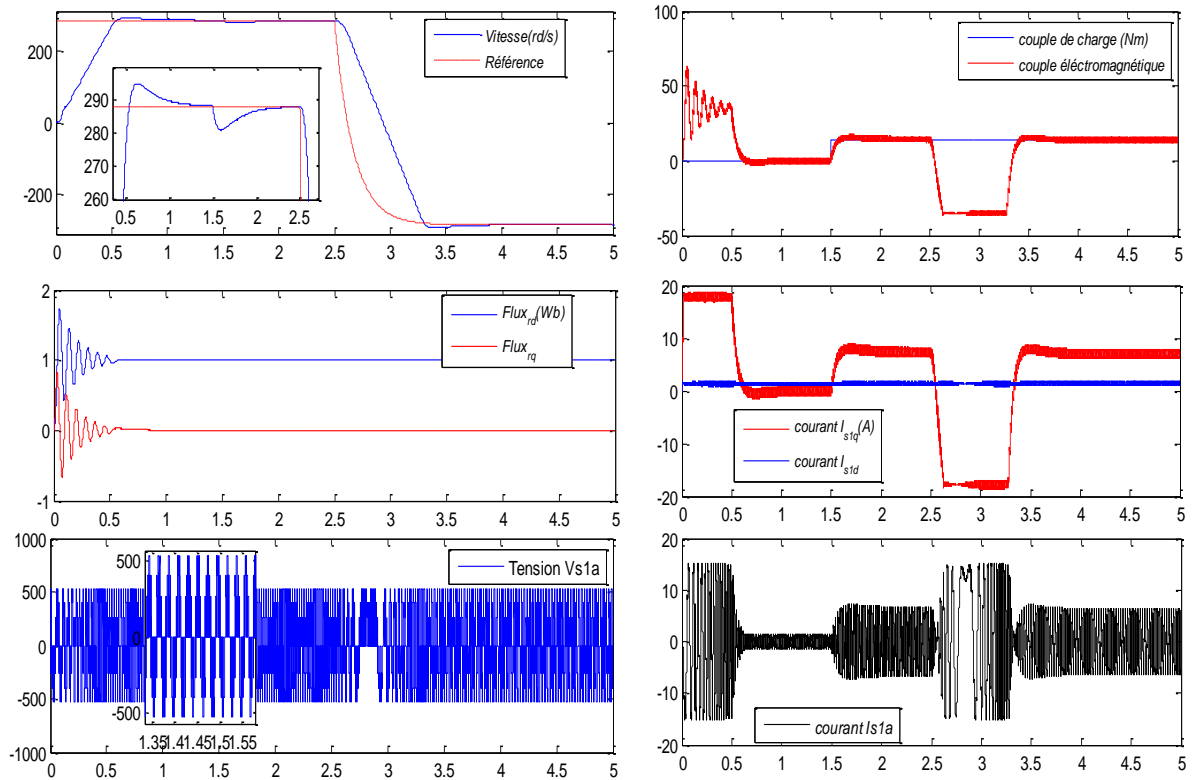


Figure (II-9) Les performances de l'asservissement de vitesse de la MASDE par la commande vectorielle indirecte

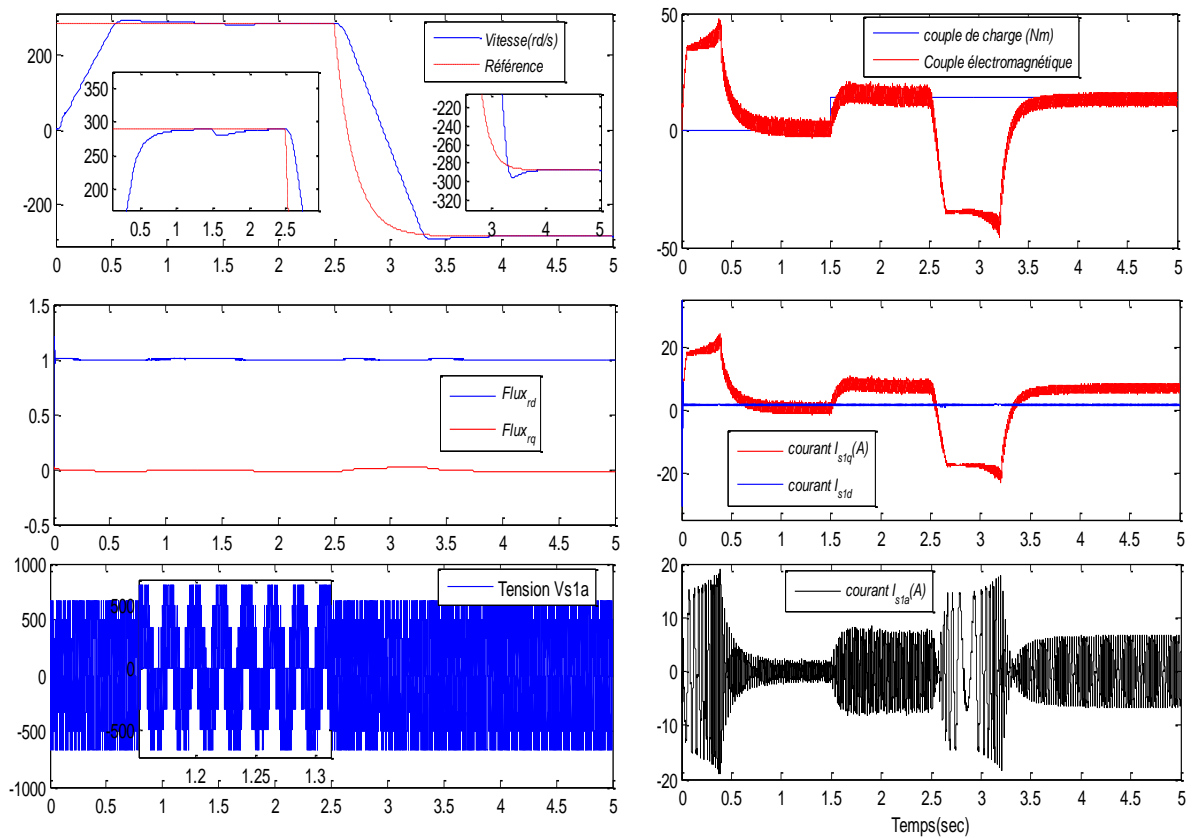


Figure (II-10) Les performances de l'asservissement de vitesse de la MASDE par la commande vectorielle directe

La simulation par la méthode directe présente de meilleures performances par rapport à ceux présentés par la méthode indirecte en termes de précision, dépassement et rejet de perturbation.

## II.7 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons introduit la commande vectorielle de la machine asynchrone double étoile, après une présentation générale sur la théorie du flux orienté.

Dans la méthode directe, l'utilisation du capteur du flux est quasiment impossible, donc la nécessité d'estimer le module du flux rotorique et sa position avec une grande précision. Or cette estimation est sensible aux variations paramétriques. Cependant, on considérera seulement le cas de la commande indirecte, l'emploi d'un capteur ou un estimateur du flux n'est pas nécessaire, mais cette méthode présente un grand inconvénient si on abolit une partie de l'hypothèse simplificatrice comme l'effet thermique et de saturation, car l'inductance mutuelle et la constante de temps rotorique sont nécessaires pour calculer la position du flux rotorique.

Les deux approches (directe et indirecte) conduisent presque aux mêmes performances dynamiques, mais, la fragilité et les problèmes de fiabilité des capteurs de vitesse et du flux limitent la mise en œuvre, d'où l'importance d'un estimateur ou observateur robuste de vitesse et du flux vis-à-vis des incertitudes de modélisation.

## *CHAPITRE III*

# *La Commande Vectorielle sans Capteur de la MASDE*

### III.1 INTRODUCTION

La commande sans capteur de vitesse est un axe de recherche et de développement industriel fondamental, car il représente une fonctionnalité particulièrement stratégique sur le plan commercial pour la plus part des constructeurs des actionneurs électriques [32].

Jusqu'aux années 90, la vitesse de rotation était mesurée soit au travers d'une génératrice tachymétrique soit grâce à l'utilisation d'un codeur. Le cout de tels capteurs devient prohibitif pour les machines de faible puissance, et la fiabilité est non garantie.

Dans les domaines des entraînements à vitesses variables, les performances de lois de commande utilisées, dépendent du degré de précision dans la connaissance du module du flux et de sa position. Ces grandeurs sont difficilement accessibles par des mesures. En effet, les capteurs de flux sont relativement délicat (bruits de mesure) et réduisent la robustesse de l'ensemble. Ainsi, la reconstruction du flux ou de sa position par des estimateurs ou des observateurs devient un objectif principal [49].

Dans ce chapitre, les différentes approches d'estimation et d'observation présentées dans la littérature, pour une commande sans capteur de la machine asynchrone double étoile, seront exhaustivement citées. On essaye donc de faire remplir la fonction des capteurs mécaniques par des capteurs de grandeurs électriques et d'algorithmes de calcul afin de reconstituer le flux et la vitesse de la machine.

### III.2 DIFFERENTES TECHNIQUES D'ESTIMATION ET D'OBSERVATION

#### III.2.1 TECHNIQUES D'ESTIMATION DIRECTES

L'estimation directe de la vitesse est considérée récemment comme une approche la plus appropriée, particulièrement à vitesse réduite. Elle est rendue possible par la présence dans les harmoniques des courants et des tensions des composants comportant un multiple angulaire de la vitesse du rotor [2,32].

##### III.2.1.1 Méthode d'harmonique d'encoches

Cette méthode est basée sur la détection des harmoniques des encoches du rotor dans les tensions statoriques [1,42]. En effet, la présence des encoches du rotor et du stator dans le circuit magnétique des moteurs asynchrones produit des harmoniques d'espace des encoches sur la tension du stator quand le rotor tourne. La vitesse peut être déterminée, en mesurant l'amplitude ou la fréquence angulaire des harmoniques d'espace des encoches sur la tension du stator quand le rotor tourne. La vitesse peut être

déterminée, en mesurant l'amplitude ou la fréquence angulaire des harmoniques d'encoches. En fait ; de tels harmoniques, généralement, comportent une amplitude réduite et disparaissent à la vitesse très basse.

#### III.2.1.2 Méthode d'injection des signaux

Une deuxième technique directe pour l'estimation de la vitesse utilise l'injection d'un signal sinusoïdal à haute fréquence dans les composantes des tensions ou des courants, ceci afin d'enrichir le contenu harmonique de la tension qui permettra d'estimer correctement la vitesse dans le point de fonctionnement difficile (pulsation statorique très faible). Cette technique est considérée récemment comme une approche la plus appropriée, particulièrement dans la gamme des vitesses réduites [1,2,43]. Les approches basées sur l'injection des signaux à hautes fréquences donnent de bonne précision d'estimation de vitesse à n'importe quelle fréquence. D'un autre côté, ces approches ont besoin d'une précision élevée dans la mesure physique et augmente la complexité de calcul et de matériels concernant la structure du control.

### III.2.2 TECHNIQUES D'ESTIMATION INDIRECTES

La méthode de reconstruction de vitesse à l'aide des estimateurs ou observateurs à partir des équations d'état de la machine est appelée méthode d'estimation indirecte. Les techniques, appartenant à la catégorie de l'estimation indirecte de vitesse, exploitent l'équation de la tension du stator pour estimer l'amplitude, la position angulaire et/ou la fréquence du flux du rotor et l'équation de la tension du rotor pour estimer la vitesse. Ces techniques présentent un intérêt certain lorsque la machine fonctionne à des vitesses relativement élevées [21,50].

Plusieurs stratégies ont été proposées dans la littérature pour atteindre ce but. Une première partie des méthodes proposées concerne les estimateurs basés sur un système adaptatif à modèle de référence (MRAS), une seconde partie des méthodes proposées concerne les observateurs (observateur de Luenberger).

#### III.2.2.1 La loi d'autopilotage

L'estimateur de vitesse utilisant la relation d'autopilotage, est le plus simple parmi les différents modèles d'estimateurs. Cependant, due à sa structure en boucle ouverte, sa précision et ces performances dynamiques sont limitées à très basses vitesses [51]. Elle repose dans le cas de la machine asynchrone sur la relation fondamentale entre les fréquences propres de la machine asynchrone. L'objectif de cette méthode est d'obtenir la vitesse électrique du rotor à partir des deux autres fréquences du moteur, qui peuvent être

estimées. Ces estimations sont évaluées à partir des courants statoriques mesurés et des flux rotorique (courants magnétisants) estimés du moteur.

### III.2.2.2 Estimation par la technique MRAS

Un des problèmes de la commande sans capteur de la machine asynchrone est de considérer la vitesse comme paramètre constant et inconnu, et donc d'employer la technique de la commande adaptative pour estimer ce paramètre [22]. L'approche par le système adaptatif avec modèle de référence MRAS a été proposée par *Schauder*, par la suite, elle a été exploitée par plusieurs travaux [22,49]. Comme son nom l'indique, elle est basée sur l'identification adaptative avec modèle de référence pour estimer la vitesse. Comparée à d'autres approches, la technique MRAS, permet d'améliorer les performances de l'estimation de vitesse qui peuvent s'étendre à très basse vitesse.

### III.2.2.3 Méthode à base d'Observateurs

La plupart des méthodes d'estimation basée sur le modèle en boucle ouverte présente une capacité d'estimer la vitesse de la machine asynchrone. Cependant son utilisation reste fortement liée à la connaissance des paramètres tels que les résistances de la machine. Pour les basses vitesses la bonne connaissance des résistances s'impose. La robustesse contre la variation des paramètres peut être améliorée par l'utilisation des observateurs en boucle fermée [52,53].

Parmi les méthodes d'observation, on peut citer les observateurs déterministes (*Luenberger*, observateur adaptatif d'ordre réduit ou d'ordre complet), le filtre de *Kalman* et l'observateur à structure variable par mode glissant. Ces observateurs sont utilisés pour l'observation du flux et l'estimation de vitesse en boucle fermée. Bien que de telles approches mènent à des performances différentes en regard du degré de complexité algorithmique et des efforts de calculs, elles offrent généralement de bonnes performances dans une gamme à vitesse assez large mais ne peuvent estimer les très basses vitesses d'une manière stable [51,545].

- Observateur Stochastique (*Filtre de Kalman*)

Une des méthodes utilisées pour l'estimation de la vitesse de la machine asynchrone est le filtre de Kalman (EKF) [16], Le filtre de Kalman est un observateur à structure stochastique en boucle fermée dont la matrice de gain est variable. A chaque pas de calcul, le filtre de Kalman prédit les nouvelles valeurs des variables d'état de la machine asynchrone (courant statoriques, flux rotorique et vitesse). Cette prédiction est effectuée soit en minimisant les effets de bruit et les erreurs de modélisation des paramètres ou des

variables d'état soit par un algorithme récursif. Les bruits sont supposés blancs, Gaussiens et non corrélés avec les états estimés [53].

Malheureusement, cet observateur a quelques inconvénients inhérents, tels que l'influence des caractéristiques du bruit [43,57]. Pour une bonne exploitation de l'algorithme du filtre de Kalman, il est donc nécessaire de rechercher des modèles réduits de la machine dans le but d'estimer le flux rotorique, la résistance rotorique et la vitesse de rotation, ce qui semble être une solution délicate dans une commande en boucle fermée.

- Observateurs d'état

Dans la pratique, l'observateur d'état prend deux formes différentes, observateur d'ordre réduit où seulement les variables d'état non mesurables du système sont reconstruits, et l'observateur d'ordre complet pour lequel toutes les variables d'état du système sont reconstruites. Les performances de cette structure dépendent bien évidemment du choix de la matrice gain. Il existe aussi une autre gamme d'observateurs adaptatifs dont le calcul de la matrice gain de correction s'effectue par la méthode de Lyapunov [48,53,58].

- Observateur par mode glissant

Un observateur à modes glissants est un observateur dont le terme correcteur est une fonction discontinue. Ce type d'observateur est basé sur la théorie des systèmes à structure variable. Cette approche est bien adaptée aux systèmes dynamiques non linéaires incertains. Ils ont également les mêmes dispositions robustes que les contrôleurs par mode glissant. Pour les deux dernières décennies, beaucoup de chercheurs ont proposé différents algorithmes basés sur les modes glissants [59,60], ils sont caractérisés par une commande discontinue agissant sur les dérivés d'ordre supérieur de la variable de glissement, dont l'annulation définit la surface de glissement.

#### III.2.2.4 Techniques à base d'intelligence artificielle

Les algorithmes génétiques, la logique floue et les réseaux de neurones sont tous des techniques de calcul numérique à base d'intelligence artificielle, cette approche est devenue un choix attractif pour les techniques de commande sans capteur grâce à sa capacité d'apprentissage et à l'amélioration progressive de ses performances [17, 18]. Par exemple, le modèle ajustable dans le système MRAS peut être remplacé par un estimateur en réseau de neurones, où le mécanisme d'adaptation peut être remplacé par un bloc de rétropropagation qui génère la vitesse estimée à travers un programme d'apprentissage du réseau. Cet estimateur peut travailler dans une large plage de vitesse avec une bonne performance et stabilité.



III.3 CONCEPTION D'ESTIMATEURS ET D'OBSERVATEURS

III.3.1 LES ESTIMATEURS

III.3.1.1 DESCRIPTION

Les estimateurs, utilisés en boucle ouverte, reposent sur l'utilisation d'une copie du modèle d'une représentation du système en régime permanent (estimateur statique) qu'en transitoire (estimateur dynamique) [22,49]. La dynamique d'un estimateur dépend des modes propres du système. Une telle approche conduit à la mise en œuvre d'algorithmes simples et rapides, mais sensibles aux erreurs de modélisation et aux variations paramétriques au cours du fonctionnement. En effet, il n'y a aucun bouclage avec des grandeurs réelles permettant de prendre en compte ces erreurs ou perturbations. Les différentes grandeurs mentionnées sur la figure (III-1) représentent respectivement : un vecteur d'entrée  $U$  du système réel et de l'estimateur, un vecteur d'état  $X$  constitué des grandeurs à estimer et un vecteur de sortie  $Y$  dont les composantes sont mesurables.

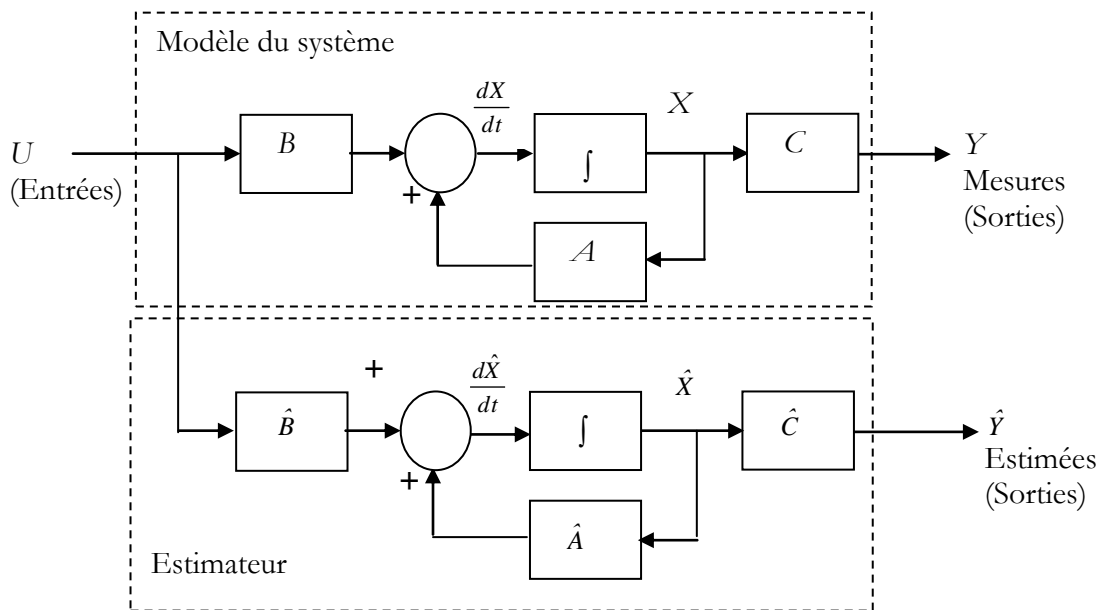


Figure (III-1) Schéma bloc d'un estimateur.

III.3.1.2 PRINCIPE D'UN ESTIMATEUR

Le système se met sous la forme d'état suivante :

$$\begin{cases} \frac{dX}{dt} = AX + BU \\ Y = CX \end{cases} \tag{III.1}$$

Où pour tout instant,  $X \in \mathfrak{R}^n$ ,  $U \in \mathfrak{R}^m$ , et  $Y \in \mathfrak{R}^1$  représentent respectivement le vecteur d'état, le vecteur d'entrée et le vecteur de sortie du système.  $A \in \mathfrak{R}^{n \times n}$  est la matrice de transition non stationnaire, puisqu'elle dépend de la variable estimée,  $B \in \mathfrak{R}^{n \times m}$  est la matrice d'entrée du système et  $C \in \mathfrak{R}^{1 \times n}$  est la matrice de sortie, ces matrices (A,B et C) sont directement calculées à partir des équations de fonctionnement du système.

En intégrant l'équation (III.1), on peut reconstruire les états à estimer.

$$\hat{X} = \int (\hat{A}\hat{X} + \hat{B}.U)dt \quad (III.2)$$

Pour évaluer la précision de l'estimation, on considère l'écart entre les états réels et estimés :

$$\varepsilon = X - \hat{X} \quad (III.3)$$

Alors, la dynamique de l'erreur est déduite des relations (III.1) et (III.2) :

$$\frac{d\varepsilon}{dt} = A\varepsilon + \Delta A\hat{X} + \Delta BU \quad (III.4)$$

Avec :

$$\Delta A = A - \hat{A} \text{ et } \Delta B = B - \hat{B}$$

La vitesse de convergence de l'erreur d'estimation dépend des constantes de temps du système. Elle est vérifiée dans le cas où les valeurs propres de la matrice d'état sont définies négatives (en considérant  $\Delta A=0$  et  $\Delta B=0$ ). Lorsque des erreurs de modélisation existent, les termes  $\Delta A\hat{X}$  et  $\Delta BU$  se comportent comme des entrées dans l'équation (III.4).

Dans le cas des machines électriques, on ne maîtrise pas le temps de convergence de l'erreur d'estimation et les estimés auront forcément une erreur statique due aux erreurs de modélisation.

Les inconvénients de l'estimateur peuvent être atténués en utilisant un terme correcteur. Ainsi l'écart entre la mesure et son estimée est introduit dans l'équation de l'estimateur à travers une matrice de gain de correction  $G$ .

### III.3.2 LES OBSERVATEURS

#### III.3.2.1 DESCRIPTION

L'utilisation d'un estimateur ne permet pas de maîtriser la dynamique de l'erreur qui tributaire du système physique. Il est préférable que la dynamique du processus d'estimation soit beaucoup plus rapide que celle du système lui-même, d'où l'intérêt d'utiliser des observateurs.

On peut définir un observateur comme un système qui fournit une estimation d'une grandeur physique interne d'un système donné, en se fondant uniquement sur des informations disponibles, en l'occurrence les entrées et les sorties du système, (Figure III-2). Un observateur proprement dit est un estimateur ayant une entrée supplémentaire  $G(Y - \hat{Y})$ . Cette entrée supplémentaire assure le fonctionnement en boucle fermée et donc la stabilité de la reconstitution, en imposant la dynamique de convergence [7,43,50]. Alors, les performances de l'observateur dépendent bien évidemment du choix de la matrice de gain de correction. Par un choix judicieux, on peut modifier la dynamique de l'observateur et par conséquent faire évoluer la vitesse de convergence de l'erreur vers zéro.

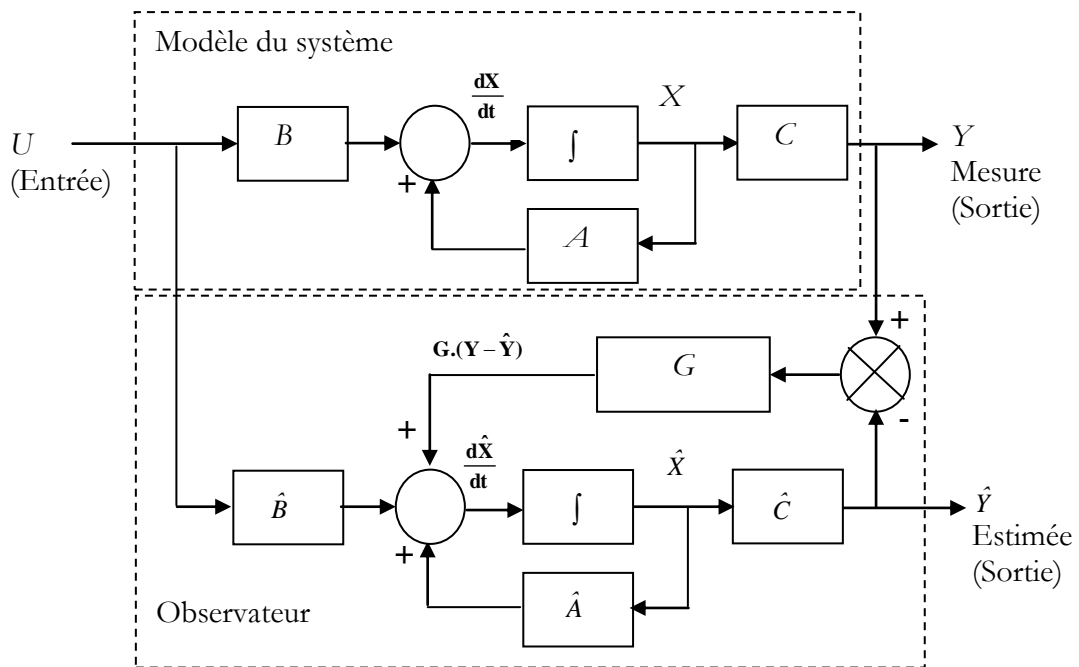


Figure (III-2) Schéma bloc d'un observateur.

### III.3.2.2 PRINCIPE D'UN OBSERVATEUR

Afin de connaître bien le principe d'un observateur, on suppose que le système étudié est décrit par l'équation (III.1). Le principe de construction consiste donc à corriger la dynamique de l'estimation en tenant compte de l'écart entre la sortie réelle et la sortie reconstruite, donc un observateur est une copie du système originale plus un terme de gain. Il est décrit comme suit [21,53,56]:

$$\begin{cases} \frac{d\hat{X}}{dt} = A\hat{X} + BU + G(Y - C\hat{X}) \\ \hat{Y} = C\hat{X} \end{cases} \quad (\text{III.5})$$

Où  $G$  est la matrice de gain de l'observateur.

On définit comme erreur de mesure ; l'écart entre les grandeurs mesurées et leurs estimées. De la même façon que pour l'estimateur, l'équation décrivant le comportement de l'erreur d'estimation est obtenue à l'aide des équations (III.1) et (III.5). Alors, l'équation de l'erreur d'estimation devient :

$$\frac{d\varepsilon}{dt} = (A - GC)\varepsilon + (\Delta A - G\Delta C)\hat{X} + \Delta BU \quad (\text{III.6})$$

Le principal avantage de l'observateur devant l'estimateur peut être facilement montré par l'équation (III.6). En effet, la dynamique de convergence de l'erreur est contrôlée par le terme  $(A - GC)$  comportant la matrice de gain de correction  $G$ . On peut alors imposer la dynamique désirée par le choix de la matrice de gain de correction (dynamique indépendante) et compenser partiellement les erreurs de modélisation.

### III.4 COMMANDE VECTORIELLE SANS CAPTEUR DE LA MASDE

Dans cette partie nous développerons quelques techniques d'estimations et d'observations particulières pour une commande sans capteur de la machine asynchrone double étoile. Nous présenterons tout d'abord la technique MRAS puis ensuite l'observateur d'état d'ordre réduit.

#### III.4.1 ESTIMATION DE LA VITESSE A BASE D'UN MODELE MECANIQUE

Nous pouvons employer l'équation du couple électromagnétique et l'équation mécanique de la machine pour modéliser un estimateur de vitesse à partir des courants statoriques :

$$\begin{cases} C_{em} = p \frac{L_m}{L_m + L_r} \left[ (I_{\beta s1} + I_{\beta s2}) \hat{\Phi}_{\alpha r} - (I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2}) \hat{\Phi}_{\beta r} \right] \\ J \frac{d\Omega_r}{dt} = C_{em} - C_r - k_f \Omega_m \end{cases} \quad (\text{III.7})$$

Ensuite la vitesse estimée est réintroduite dans un estimateur du flux rotorique à la place de la vitesse mesurée comme l'indique la figure (III-3)[43].

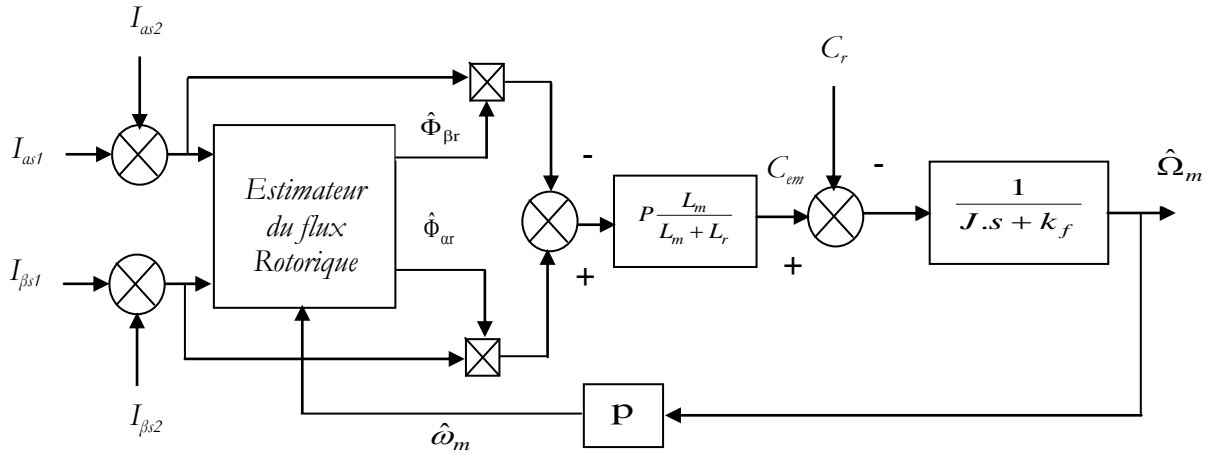


Figure (III-3) Estimation de la vitesse d'une MASDE à l'aide d'un modèle mécanique.

### III.4.2 ESTIMATION ET OBSERVATION A BASE DE LA LOI D'AUTOPILOTAGE

A partir des équations de la MASDE, on peut aboutir à plusieurs formulations qui permettent d'estimer le flux rotorique et la vitesse mécanique. La technique utilisée pour observer le flux rotorique et capter l'information sur la vitesse, est basée sur la mesure des courants et des tensions d'alimentation de la machine [53,56].

#### III.4.2.1 ESTIMATION DU FLUX ET LA VITESSE

Nous adoptons, pour notre cas, la description de la machine asynchrone double étoile dans le repère stationnaire  $(\alpha, \beta)$ . A partir des équations du flux de la machine asynchrone double étoile (I.24), le flux peut être estimé par le modèle en courant (III.8) suivant :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \hat{\Phi}_{\alpha r} \\ \hat{\Phi}_{\beta r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-1}{T_r} & -\hat{\omega}_m \\ \hat{\omega}_m & \frac{-1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\Phi}_{\alpha r} \\ \hat{\Phi}_{\beta r} \end{bmatrix} + \frac{L_m}{T_r} \begin{bmatrix} I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2} \\ I_{\beta s1} + I_{\beta s2} \end{bmatrix} \quad (III.8)$$

On estime l'angle de rotation  $\theta_s$  à partir des composante  $\alpha$  et  $\beta$  du flux rotorique [43] :

$$\hat{\theta}_s = \arctg \left( \frac{\hat{\Phi}_{\beta r}}{\hat{\Phi}_{\alpha r}} \right) \quad (III.9)$$

La dérivée  $\frac{d\hat{\theta}_s}{dt}$  est donnée par :

$$\frac{d\hat{\theta}_s}{dt} = \hat{\omega}_s = \frac{\Phi_{\alpha r} \dot{\Phi}_{\beta r} - \Phi_{\beta r} \dot{\Phi}_{\alpha r}}{\Phi_{\alpha r}^2 + \Phi_{\beta r}^2} \quad (III.10)$$

En remplaçant les expressions de  $\hat{\Phi}_{\alpha r}$  et  $\hat{\Phi}_{\beta r}$  à partir de l'équation (III.8) dans (III.10), on trouve :

$$\hat{\omega}_m = \omega_s - \frac{L_m}{T_r} \frac{(I_{\beta s1} + I_{\beta s2})\hat{\Phi}_{\alpha r} - (I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2})\hat{\Phi}_{\beta r}}{\hat{\Phi}_{\alpha r}^2 + \hat{\Phi}_{\beta r}^2} \quad (III.11)$$

Il convient de noter que le terme  $(I_{\beta s1} + I_{\beta s2})\hat{\Phi}_{\alpha r} - (I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2})\hat{\Phi}_{\beta r}$  de l'équation (III.11) est proportionnel au couple de la machine. Cette équation indique que, la vitesse de la machine peut être obtenue à partir d'un estimateur de flux rotorique basé sur l'équation (III.8). Le schéma bloc selon (III.11) est illustré par la figure (III-4) :

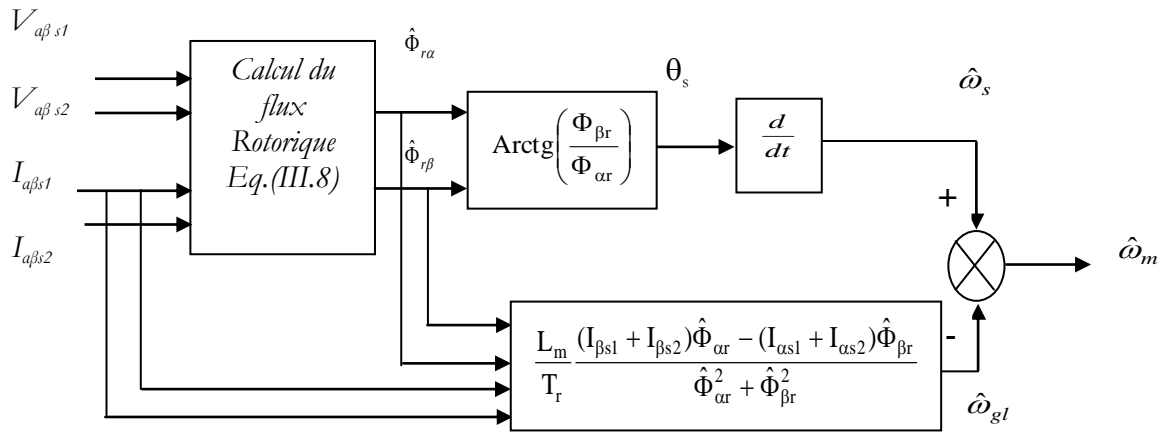


Figure (III-4) Estimateur de flux et de vitesse d'une MASDE.

### III.4.2.2 OBSERVATION DU FLUX ET LA VITESSE

Le problème posé par le traitement en boucle ouverte peut être évité en utilisant des observateurs afin de reconstituer l'état du système. Le plus connu et le plus simple est l'observateur de Luenberger [9,50,55,62].

Nous adoptons cette fois, la description de la machine asynchrone double étoile dans le repère tournant  $(d, q)$ , et sur la base du système (II.6) on obtient le système suivant:

$$\begin{cases} \frac{dI_{qs1}}{dt} = \frac{1}{L_{s1}} V_{qs1} - \frac{R_{s1}}{L_{s1}} I_{qs1} - \frac{\omega_s}{L_{s1}} (\Phi_r + L_{s1} I_{ds1}) \\ \frac{dI_{qs2}}{dt} = \frac{1}{L_{s2}} V_{qs2} - \frac{R_{s2}}{L_{s2}} I_{qs2} - \frac{\omega_s}{L_{s2}} (\Phi_r + L_{s2} I_{ds2}) \\ \frac{d\Omega_m}{dt} = \frac{p}{J} \frac{L_m}{L_m + L_r} \Phi_r (I_{qs1} + I_{qs2}) - \frac{1}{J} (k_f \Omega_m + C_r) \end{cases} \quad (III.12)$$

On voit bien que l'estimation de la vitesse à partir du modèle mécanique décrit par le système (III.12), nécessite l'estimation du couple de charge et le flux rotorique.

Pour estimer le flux rotorique constant, en utilise uniquement la cinquième équation du système (II.6) et si l'on désire également estimer un couple résistant constant, le modèle augmenté devient :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\hat{I}_{qs1}}{dt} = \frac{1}{L_{s1}} V_{qs1} - \frac{R_{s1}}{L_{s1}} \hat{I}_{qs1} - \omega_s \left( \frac{1}{L_{s1}} \hat{\Phi}_r + I_{ds1} \right) + G_1 \tilde{i}_{sq} \\ \frac{d\hat{I}_{qs2}}{dt} = \frac{1}{L_{s2}} V_{qs2} - \frac{R_{s2}}{L_{s2}} \hat{I}_{qs2} - \omega_s \left( \frac{1}{L_{s2}} \hat{\Phi}_r + I_{ds2} \right) + G_2 \tilde{i}_{sq} \\ \frac{d\hat{\Omega}_m}{dt} = \frac{p}{J} \frac{L_m}{L_m + L_r} \hat{\Phi}_r (I_{qs1} + I_{qs2}) - \frac{1}{J} (k_f \hat{\Omega}_m + p \hat{C}_r) + G_3 \tilde{i}_{sq} \\ \frac{d\hat{C}_r}{dt} = G_4 \tilde{i}_{sq} \\ \frac{d\hat{\Phi}_r}{dt} = \frac{L_m}{T_r} (I_{ds1} + I_{ds2}) - \frac{1}{T_r} \hat{\Phi}_r \end{array} \right. \quad (III.13)$$

Avec:  $\tilde{i}_{sq} = (\hat{I}_{qs1} + \hat{I}_{qs2}) - (I_{qs1} + I_{qs2})$

$G_1, G_2, G_3$  et  $G_4$  sont les gains de l'observateur.

### III.4.3 ESTIMATION DU FLUX ET DE LA VITESSE PAR LA TECHNIQUE MRAS

Le système adaptatif à modèle de référence (MRAS) est basé sur la comparaison des sorties de deux estimateurs. Le premier, qui n'introduit pas la grandeur à estimer (la vitesse dans notre cas), est appelé modèle de référence et le deuxième est le modèle ajustable. L'erreur entre ces deux modèles pilote un mécanisme d'adaptation qui génère la vitesse. Cette dernière est utilisée dans le modèle ajustable [22,43].

Pour la machine asynchrone double étoile, le modèle adaptatif est décrit par l'équation (III.21) suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\hat{\Phi}_{r\alpha i}}{dt} = \frac{L_m}{T_r} (I_{\alpha s1} + I_{\beta s1}) - \frac{1}{T_r} \hat{\Phi}_{r\alpha i} - \omega_{gl} \hat{\Phi}_{r\beta i} \\ \frac{d\hat{\Phi}_{r\beta i}}{dt} = \frac{L_m}{T_r} (I_{\alpha s1} + I_{\beta s1}) - \frac{1}{T_r} \hat{\Phi}_{r\beta i} + \omega_{gl} \hat{\Phi}_{r\alpha i} \end{array} \right. \quad (III.14)$$

Le modèle de référence est donné par l'équation (III.15):

$$\begin{cases} \frac{d\hat{\Phi}_{rav}}{dt} = \frac{L_r + L_m}{L_m} \left[ V_{\alpha s1} - R_s I_{\alpha s1} - \sigma(L_s + L_m) \frac{dI_{\alpha s1}}{dt} - \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{\alpha s2}}{dt} \right] \\ \frac{d\hat{\Phi}_{r\beta v}}{dt} = \frac{L_r + L_m}{L_m} \left[ V_{\beta s1} - R_s I_{\beta s1} - \sigma(L_s + L_m) \frac{dI_{\beta s1}}{dt} - \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \frac{dI_{\beta s2}}{dt} \right] \end{cases} \quad (III.15)$$

L'erreur destinée au correcteur est calculée suivant le produit croisé [33]:

$$\varepsilon = \hat{\Phi}_{rai} \hat{\Phi}_{r\beta v} - \hat{\Phi}_{rav} \hat{\Phi}_{r\beta i} \quad (III.16)$$

La loi d'adaptation est donnée par l'expression suivante [46]:

$$\hat{\omega}_m = \varepsilon \left( k_p + \frac{k_i}{s} \right) \quad (III.17)$$

Ce qui se traduit tout simplement par l'utilisation d'un régulateur PI comme mécanisme d'adaptation (Figure III-5).

Les schémas blocs (III-6 et III-7) illustrent la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique d'une machine asynchrone double étoile munie d'un MRAS.

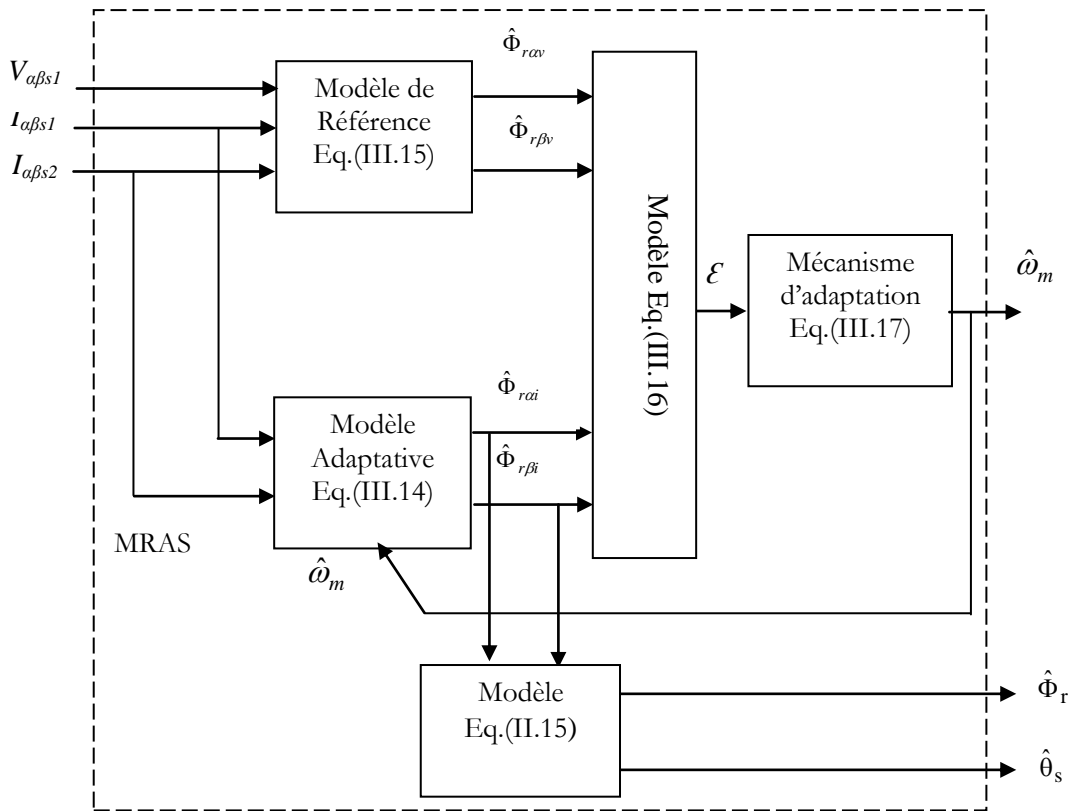


Figure (III-5) Schéma bloc d'un estimateur MRAS d'une MASDE



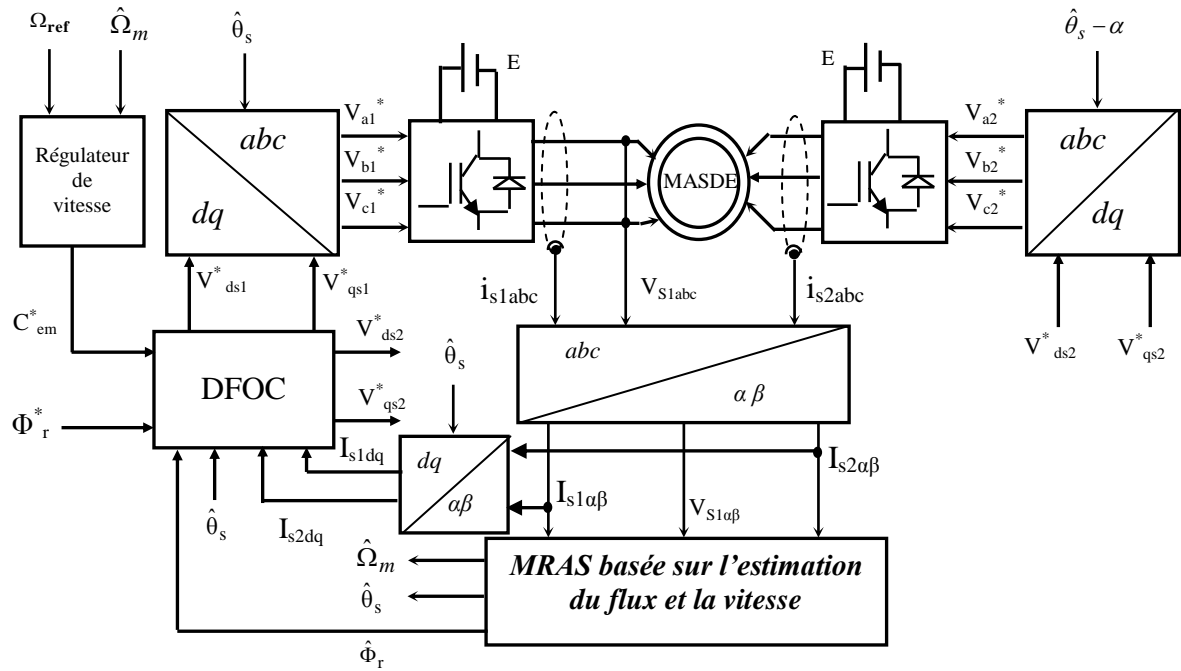


Figure (III-6) Schéma bloc de la commande vectorielle directe sans capteur mécanique d'une MASDE munie d'un MRAS

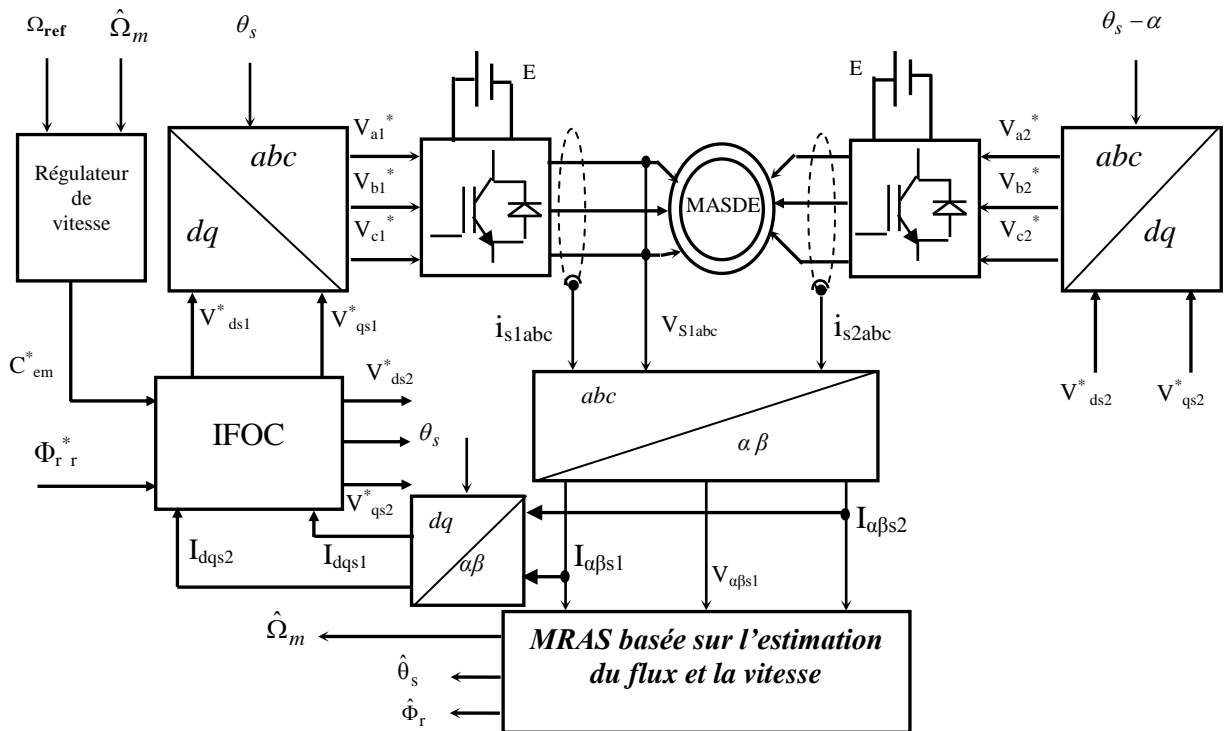


Figure (III-7) Schéma bloc de la commande vectorielle indirecte sans capteur mécanique d'une MASDE munie d'un MRAS

### III.4.4 ESTIMATION DU FLUX ET DE LA VITESSE PAR UN OBSERVATEUR D'ETAT D'ORDRE REDUIT

Certaines méthodes de commande ne nécessitent pas forcément de reconstruire tout l'état du système. En effet, selon les cas d'étude, seule une partie de l'état doit être estimée afin de satisfaire aux besoins. L'observateur d'ordre réduit introduit par Luenberger ((Luenberger, 1966) et (Luenberger, 1971)) consiste à estimer les états non mesurables. Ainsi pour un système défini par (III.1) l'observateur réduit sera d'ordre  $n - l$ .

Pour les équations électriques qui sont linéaires dans les états mais qui dépendent de la vitesse mécanique  $\omega_m$ , on peut construire un observateur d'état d'ordre réduit de type *Luenberger* [9,21,55,62], obtenu à partir de la représentation d'état complète de la MASDE dans le repère  $(d,q)$  ou  $(\alpha, \beta)$ . La représentation de l'observateur d'état dans le repère  $(\alpha, \beta)$  est donnée dans l'annexe (C)

La représentation matricielle complète dans le repère  $(d,q)$  qui nous servira à concevoir nos observateurs sera donc la suivante :

$$\begin{cases} \frac{dX}{dt} = A(\omega_m).X + BU \\ Y = CX \end{cases} \quad (III.18)$$

Avec :

$$X = [I_{ds1} + I_{ds2} \quad I_{qs1} + I_{qs2} \quad \Phi_{dr} \quad \Phi_{qr}]^T \quad \text{et} \quad U = [V_{ds1} + V_{ds2} \quad V_{qs1} + V_{qs2}]^T$$

$$A(\omega_m) = \begin{bmatrix} -\gamma\mu & \omega_s & \frac{K\mu}{Tr} & K\mu\omega_m \\ -\omega_s & -\gamma\mu & -K\mu\omega_m & \frac{K\mu}{Tr} \\ \frac{L_m}{Tr} & 0 & \frac{-1}{Tr} & -\omega_m \\ 0 & \frac{L_m}{Tr} & \omega_m & \frac{-1}{Tr} \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad B = \begin{bmatrix} \frac{\mu}{\sigma(L_s + L_m)} & 0 \\ 0 & \frac{\mu}{\sigma(L_s + L_m)} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

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

Où:

$$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{(L_m + L_r)(L_m + L_s)}, \quad \mu = \frac{\sigma(L_m + L_r)(L_m + L_s)}{\sigma(L_m + L_r)(L_m + L_s) + L_m L_r}$$

$$K = \frac{2L_m}{\sigma(L_m + L_r)(L_m + L_s)}, \quad \gamma = \frac{R_s}{\sigma(L_m + L_s)} + \frac{2R_r L_m^2}{\sigma(L_m + L_s)(L_m + L_r)^2}$$

La matrice  $A(\omega_m)$  doit être recalculée à chaque instant. Afin de réduire la complexité de l'observateur, nous devons réduire l'ordre du vecteur d'état par le choix de grandeurs à observer.

Pour observer le flux rotorique et la vitesse mécanique, en considérant les courants statoriques comme des entrées :

$$\begin{cases} \frac{d\hat{X}_\Phi}{dt} = A(\hat{\omega}_m) \cdot \hat{X}_\Phi + B_I U_I \\ \hat{Y}_\Phi = \hat{X}_\Phi \end{cases} \quad (\text{III.19})$$

Avec :

$$\begin{aligned} \hat{X}_\Phi &= [\hat{\Phi}_{dr} \quad \hat{\Phi}_{qr}]^T & \text{et} & \quad U_I = [I_{ds1} + I_{ds2} \quad I_{qs1} + I_{qs2}]^T \\ A(\hat{\omega}_m) &= \begin{bmatrix} -1 & -\hat{\omega}_m \\ \hat{T}_r & \end{bmatrix} & \text{et} & \quad B_I = \begin{bmatrix} \frac{L_m}{T_r} & 0 \\ 0 & \frac{L_m}{T_r} \end{bmatrix} \\ & \begin{bmatrix} \hat{\omega}_m & -1 \\ & \hat{T}_r \end{bmatrix} & & \end{aligned}$$

Les courants statoriques observés est donnés par :

$$\begin{cases} \frac{d\hat{X}_I}{dt} = A \cdot \hat{X}_I + B_V U_V + K\mu[\psi] \\ \hat{Y}_I = \hat{X}_I \end{cases} \quad (\text{III.20})$$

Avec :

$$\begin{aligned} \hat{X}_I &= [\hat{I}_{ds1} + \hat{I}_{ds2} \quad \hat{I}_{qs1} + \hat{I}_{qs2}]^T & \text{et} & \quad X_I = [I_{ds1} + I_{ds2} \quad I_{qs1} + I_{qs2}]^T \\ U_V &= [V_{ds1} + V_{ds2} \quad V_{qs1} + V_{qs2}]^T & \text{et} & \quad A = \begin{bmatrix} -\gamma\mu & \omega_s \\ -\omega_s & -\gamma\mu \end{bmatrix} \\ B_V &= \begin{bmatrix} \frac{\mu}{\sigma(L_s + L_m)} & 0 \\ 0 & \frac{\mu}{\sigma(L_s + L_m)} \end{bmatrix} & \text{et} & \quad [\psi] = \begin{bmatrix} \Psi_{dr} \\ \Psi_{qr} \end{bmatrix} = G(X_I - \hat{X}_I) \end{aligned}$$

Où :  $G$  est la matrice de gains de l'observateur

L'observateur du flux (III.21) est obtenu à partir des équations (III.19) et (III.20) :

$$\begin{cases} \frac{d\hat{X}_\Phi}{dt} = G(\hat{X}_I - X_I) + B_I U_I \\ \hat{Y}_\Phi = \hat{X}_\Phi \end{cases} \quad (\text{III.21})$$

La comparaison de l'équation d'observateur (III.21) et (III.19) donne :

$$\mathbf{G}(\hat{\mathbf{X}}_I - \mathbf{X}_I) = \mathbf{A}(\hat{\omega}_m) \cdot \hat{\mathbf{X}}_\Phi \quad (\text{III.22})$$

Avec :

$$\mathbf{A}(\hat{\omega}_m) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\hat{T}_r} & \hat{\omega}_m \\ -\hat{\omega}_m & \frac{1}{\hat{T}_r} \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \hat{\mathbf{X}}_I - \mathbf{X}_I = \begin{bmatrix} \tilde{i}_{ds} \\ \tilde{i}_{qs} \end{bmatrix}$$

Le calcul de la vitesse observée  $\hat{\omega}_m$  conduit à la relation (III.23) suivante :

$$\hat{\omega}_m = \frac{1}{\Phi_{dr}^2 + \Phi_{qr}^2} [\hat{\Phi}_{dr} \hat{\Psi}_{qr} - \hat{\Phi}_{qr} \hat{\Psi}_{dr}] \quad (\text{III.23})$$

On en déduit finalement :

$$\hat{\omega}_m = \frac{1}{\Phi_{dr}^2 + \Phi_{qr}^2} [\hat{\Phi}_{dr} \mathbf{G}_1(\tilde{i}_{qs}) - \hat{\Phi}_{qr} \mathbf{G}_2(\tilde{i}_{ds})] \quad (\text{III.24})$$

Avec:

$$\tilde{i}_{ds} = (\hat{\mathbf{I}}_{ds1} + \hat{\mathbf{I}}_{ds2}) - (\mathbf{I}_{ds1} + \mathbf{I}_{ds2})$$

$$\tilde{i}_{qs} = (\hat{\mathbf{I}}_{qs1} + \hat{\mathbf{I}}_{qs2}) - (\mathbf{I}_{qs1} + \mathbf{I}_{qs2})$$

$G_1, G_2$  sont les gains de l'observateur.

Afin d'avoir de bonnes performances, nous avons choisi les gains d'observateurs qui donnent une réponse de l'observateur plus rapide que le système. En revanche, un choix beaucoup plus rapide des gains conduit à une sensibilité par rapport aux variations paramétriques.

### III.5 SIMULATION

La validation des performances statiques et dynamiques de l'estimateur MRAS (Figures III-6 et III-7) et l'observateur d'ordre réduit (Figures III-8 et III-9) d'une MASDE pour la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique, est réalisée via différents scénarios de simulation. La trajectoire de vitesse monte jusqu'à la valeur nominale +280rd/sec et revient à -280rd/sec selon différents profils. Un échelon de vitesse de 100rd/sec permet d'examiner le comportement de la machine à basses vitesses. Pour chaque échelon de vitesse on applique une perturbation de charge ( $C_r = 14$  N.m) entre 1.5sec et 2.5sec avec une inversion de sens de rotation à  $t = 3.5$ s.

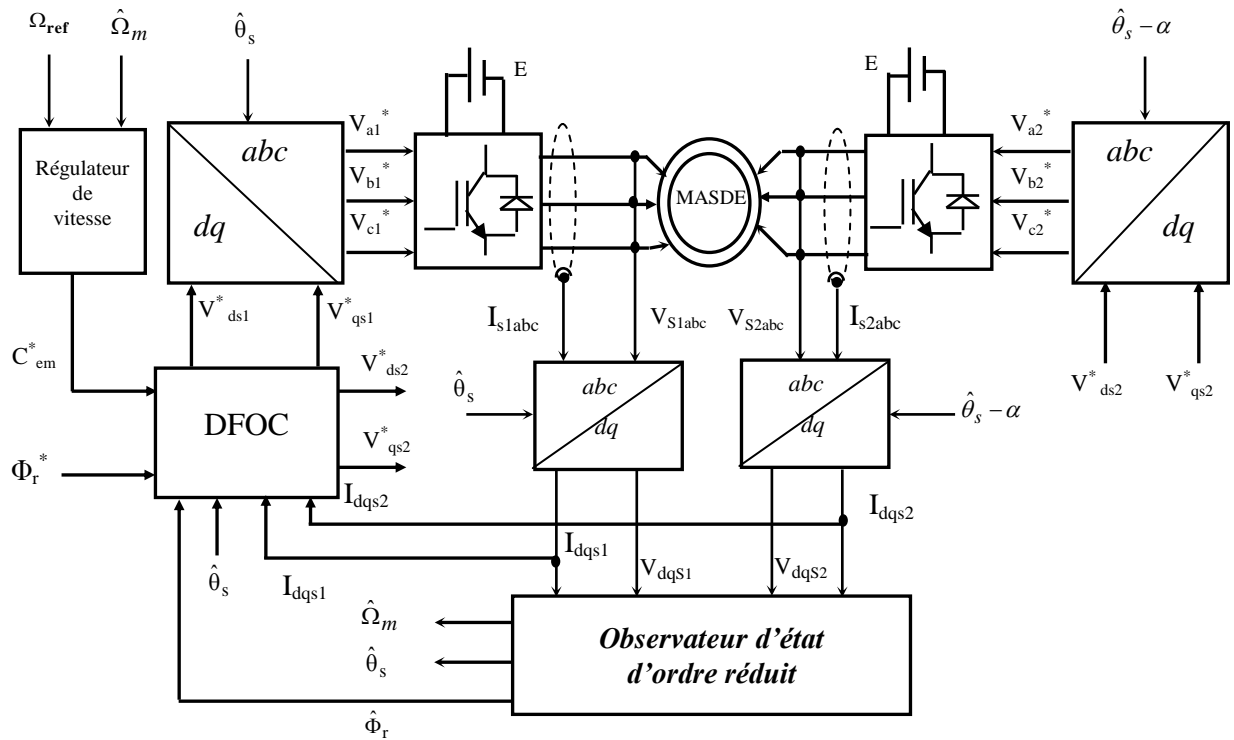


Figure (III-8) Schéma bloc de la commande vectorielle directe sans capteur mécanique d'une MASDE munie d'un observateur d'ordre réduit

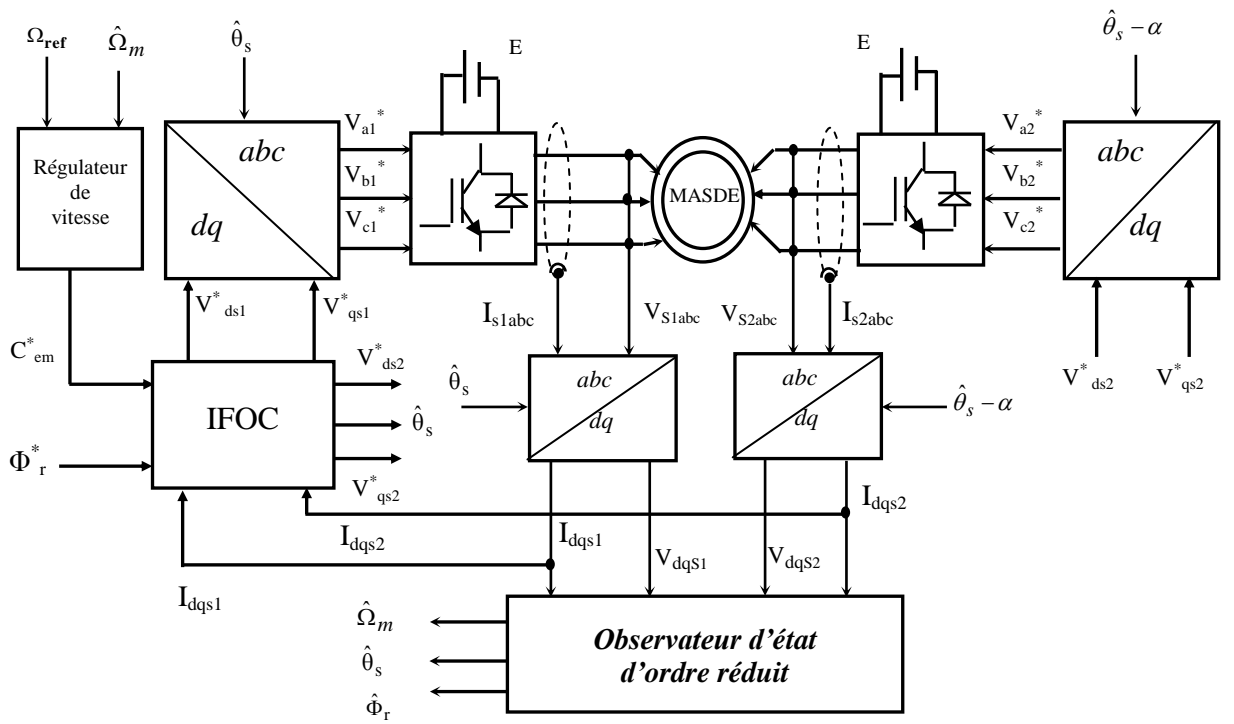


Figure (III-9) Schéma bloc de la commande vectorielle indirecte sans capteur mécanique d'une MASDE munie d'un observateur d'ordre réduit

### III.5.1 RESULTATS ET INTERPRETATIONS

Les figures (III-10) à (III-13) illustrent le couple électromagnétique, le courant d'une phase statorique, le flux réel et estimé, la vitesse réelle et estimée et les erreurs d'estimation correspondantes d'une commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS appliquée à une MASDE pour les différentes consignes de vitesse.

Les figures (III-14) à (III-17) montrent les caractéristiques de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique d'une MASDE dotée d'un observateur linéaire d'ordre réduit ( $G_1=1$ ,  $G_2=1$ ,  $G_3=2$ ,  $G_4=10$ ) pour les mêmes consignes de vitesse que précédemment.

L'observateur utilisé présente une bonne poursuite de vitesse et de flux avec une erreur dynamique n'est pas importante et une erreur statique pratiquement nulle.

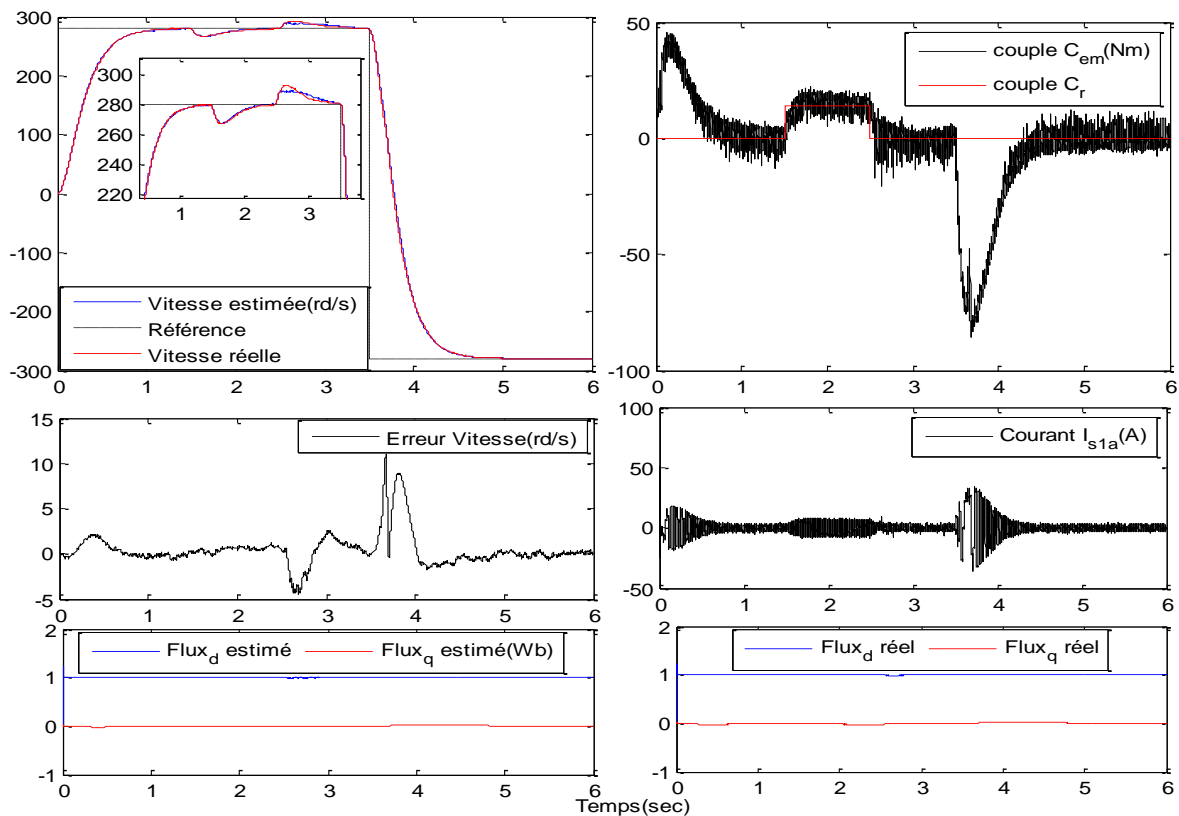


Figure (III-10) Résultat de simulation de la commande vectorielle directe sans capteur mécanique munie d'un MRAS (haute vitesse)

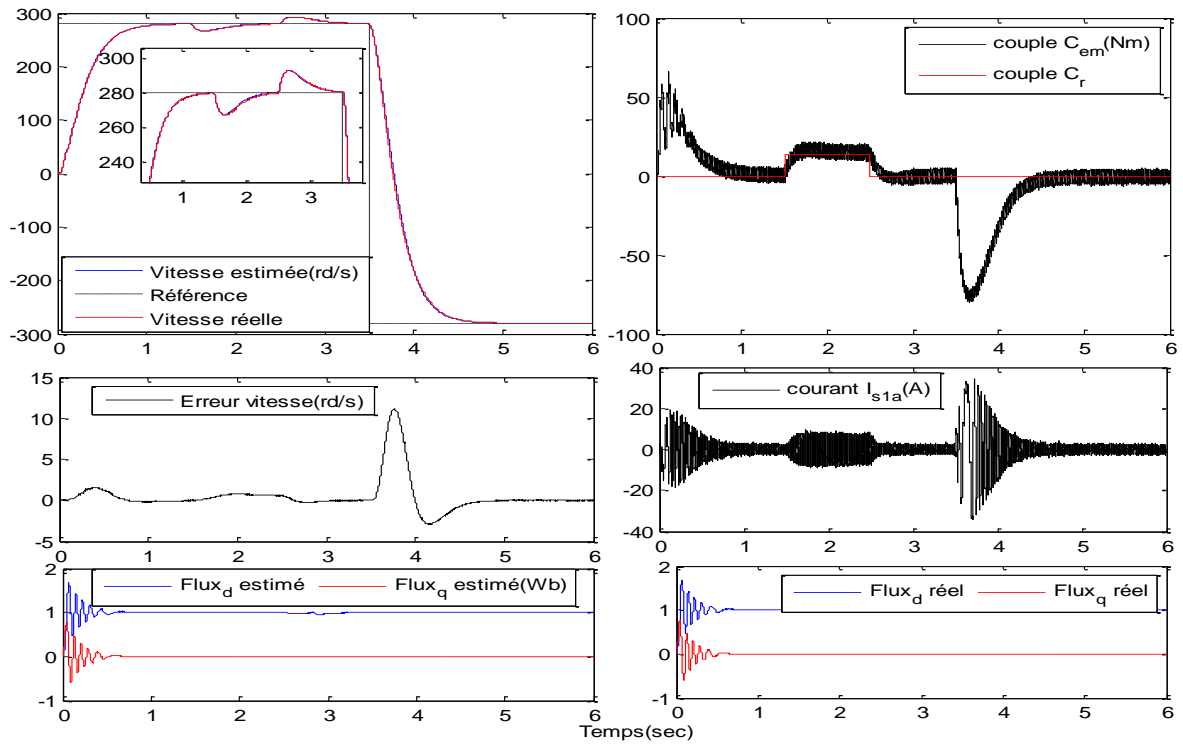


Figure (III-11) Résultat de simulation de la commande vectorielle indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS (haute vitesse)

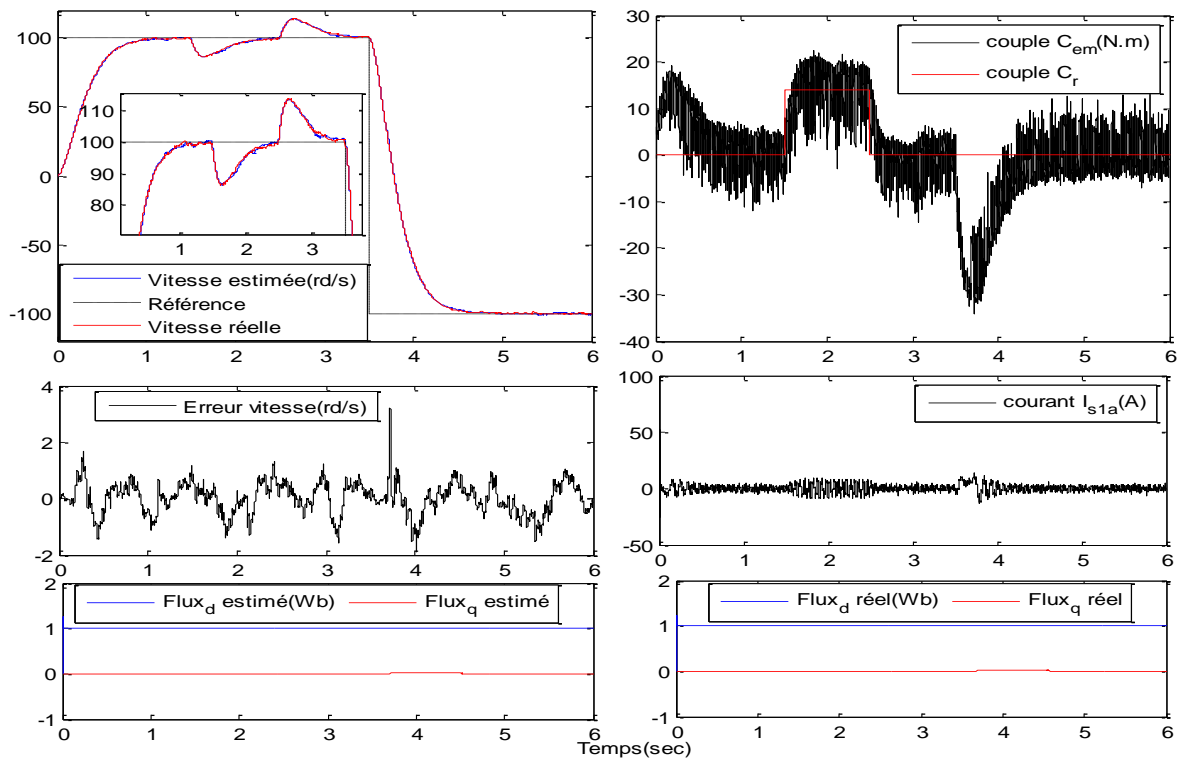


Figure (III-12) Résultat de simulation de la commande vectorielle directe sans capteur mécanique munie d'un MRAS (basses vitesses)

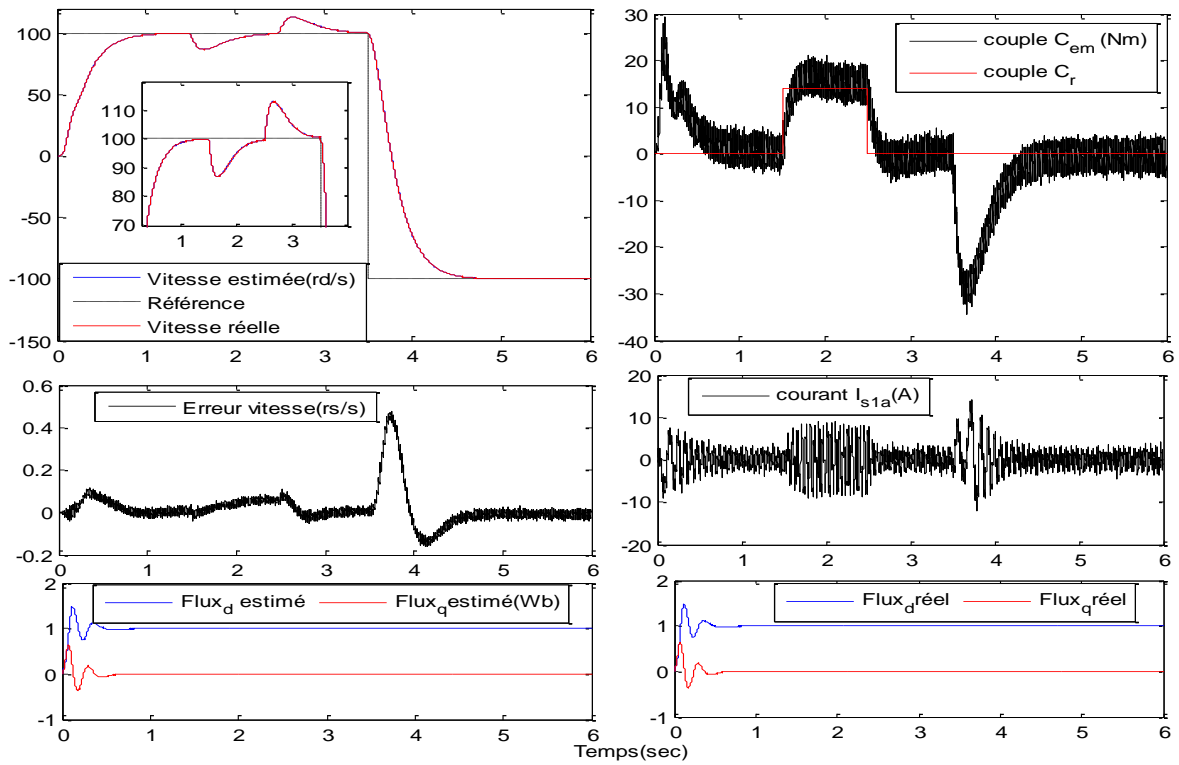


Figure (III-13) Résultat de simulation de la commande vectorielle indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS (basses vitesses)

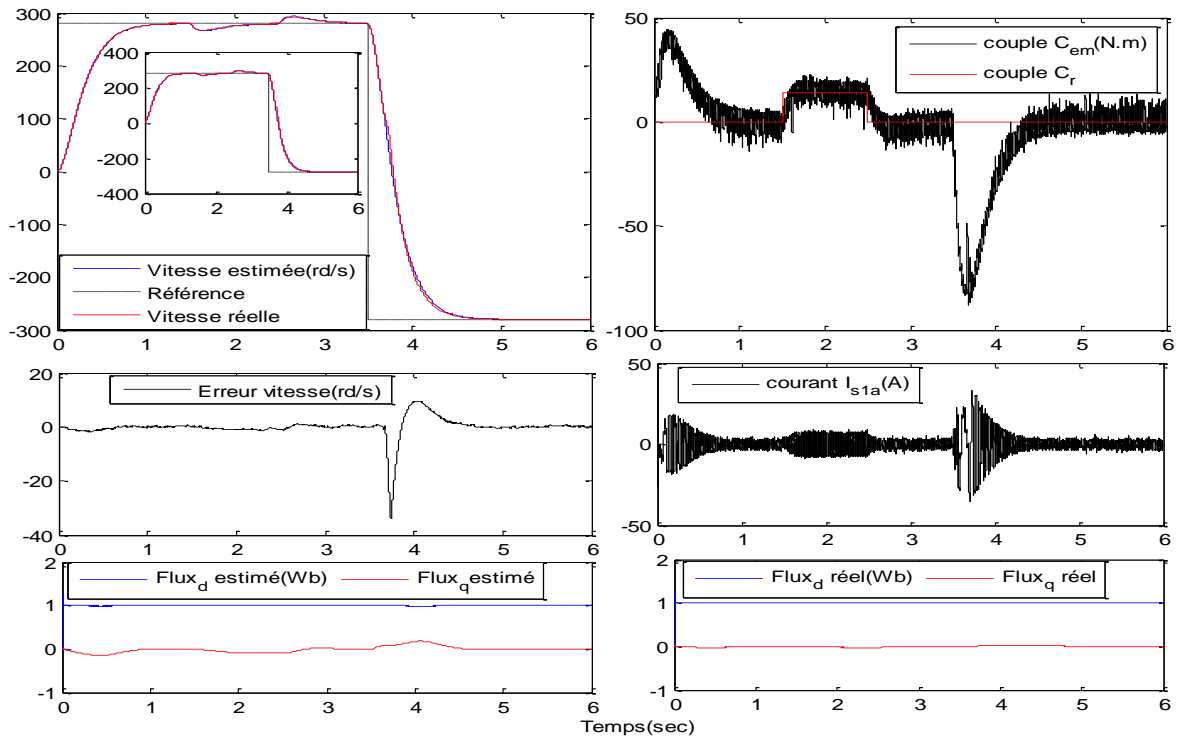


Figure (III-14) Résultat de simulation de la commande vectorielle directe sans capteur mécanique munie d'un observateur d'état d'ordre réduit (haute vitesse)



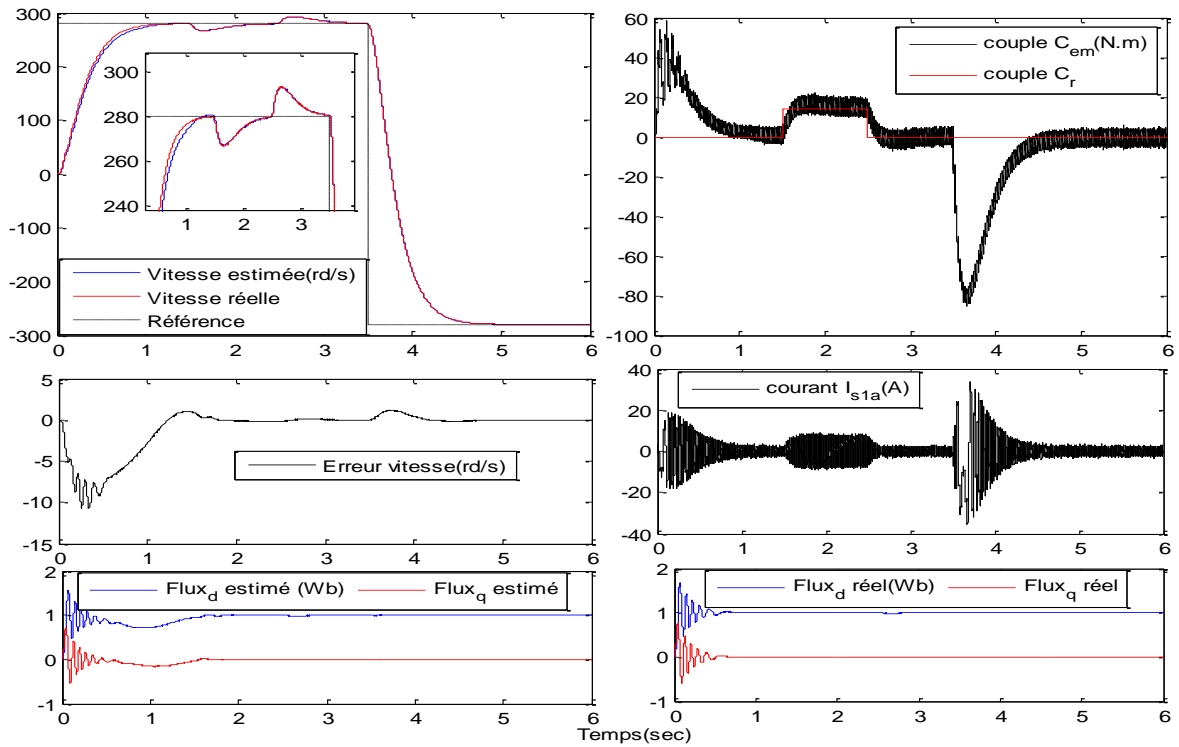


Figure (III-15) Résultat de simulation de la commande vectorielle indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'état d'ordre réduit (haute vitesse)

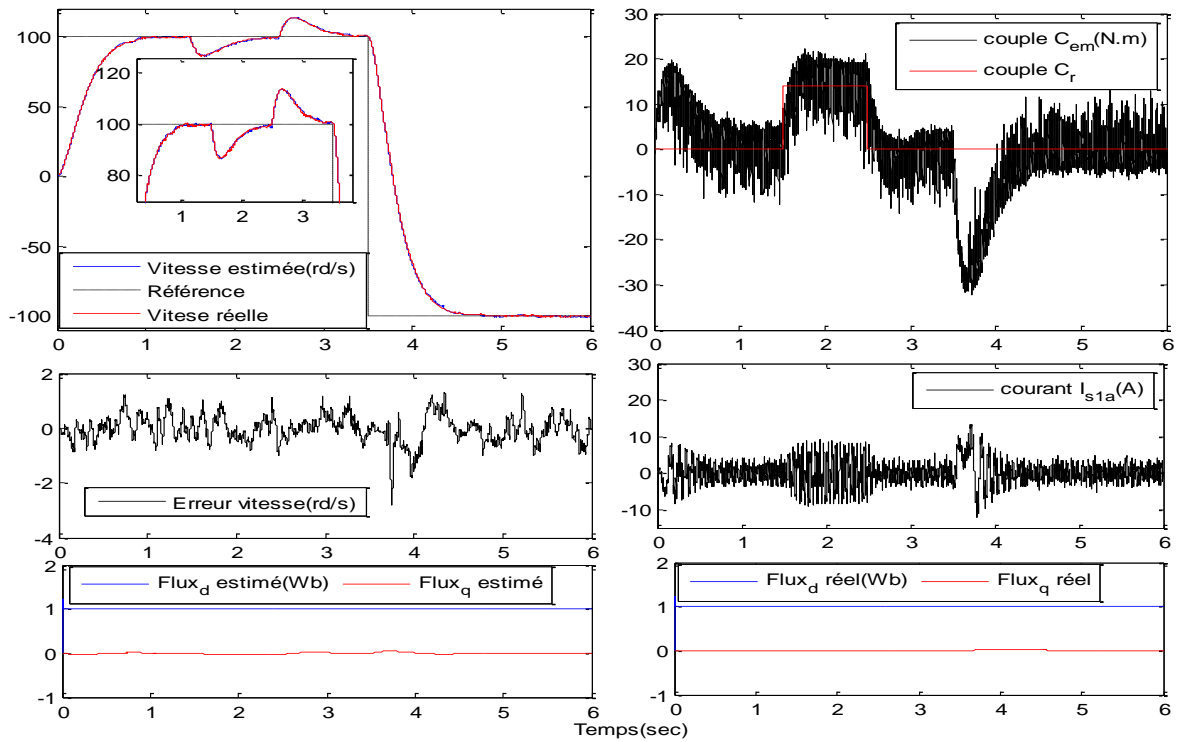


Figure (III-16) Résultat de simulation de la commande vectorielle directe sans capteur mécanique munie d'un observateur d'état d'ordre réduit (basses vitesses)

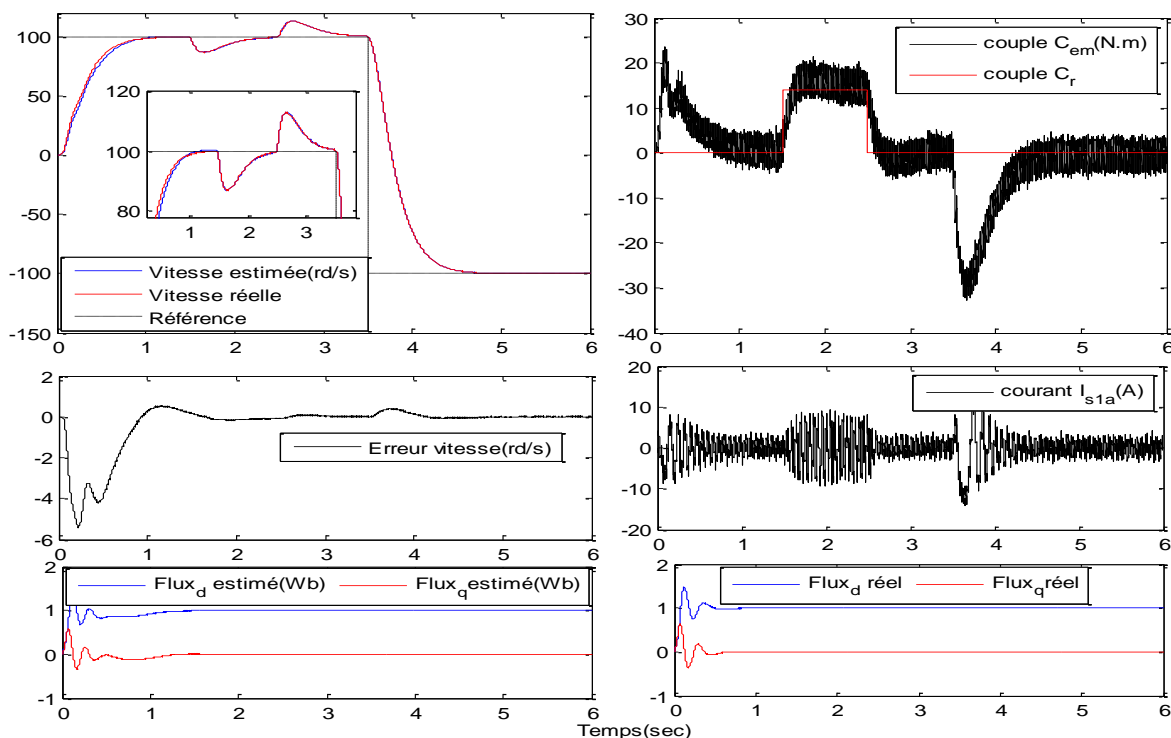


Figure (III-17) Résultat de simulation de la commande vectorielle indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'état d'ordre réduit (basses vitesses)

**III.5.2 TEST DE ROBUSTESSE**

Nous proposons dans cette section l'étude de la robustesse de la commande vectorielle directe sans capteur mécanique d'une MASDE munie d'un MRAS puis munie d'un observateur linéaire d'ordre réduit. Nous procédons, au test de robustesse vis-à-vis des différents paramètres séparément à savoir la résistance rotorique, les résistances statoriques, l'inductance mutuelle et le moment d'inertie.

Dans cette simulation, la machine tourne avec les vitesses 150rd/sec et 30rd/sec à vide en tenant compte de l'augmentation des paramètres. Au démarrage la machine fonctionne avec les valeurs nominales de ces paramètres, et entre l'instant  $t=1.5\text{sec}$  et  $2.5\text{sec}$ , on applique un échelon de +50% de chaque paramètre séparément.

Les figures (III-18) et (III.19), présentent respectivement les courbes de vitesse et du flux rotorique d'une MASDE sans capteur mécanique munie d'un MRAS pour une variation de 50% de la résistance rotorique. On constate évidemment que la vitesse augmente (dépassement) de 0.66% de sa valeur avec les paramètres nominaux. A basse vitesse (figure III-19) la vitesse est aussi affectée surtout dans la méthode directe. Pour les différentes consignes de vitesse, le découplage reste maintenu.

Les figures (III-20) et (III-21) montrent que la vitesse n'est pas affectée par la variation de 50% de la résistance statorique pour une référence de 150rd/sec mais à basse vitesse (figure III-21) la réponse en vitesse est oscillatoire et le contrôle presque perdu.

Nous portons également dans les figures (III-22) et (III-23) les réponses essentielles de la MASDE lorsque l'inductance mutuelle ( $L_m$ ) diminue de -50% de sa valeur nominale. Nous constatons dans ces figures que la variation de  $L_m$  a une influence remarquable (un pic) sur la vitesse et surtout sur la qualité d'orientation du flux rotorique dans la méthode indirecte.

A travers les figures (III-24) et (III-25), nous constatons qu'une augmentation de +100% de la valeur du moment d'inertie lors de démarrage de la machine a peu d'influence sur les performances de réglage pour une vitesse élevée ou à basse vitesse. En effet, nous remarquons une légère augmentation du temps de réponse en vitesse avec un petit dépassement lors de démarrage et inversion du sens de rotation. Le flux rotorique est parfaitement orienté.

Les figures (III-26) à (III-31), présentent respectivement les courbes de vitesse et du flux d'une commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique dotée d'un observateur linéaire d'ordre réduit pour une variation de +50% de la résistance rotorique  $R_r$ , +50% des résistances statoriques ( $R_{s1}$  et  $R_{s2}$ ) et -50% de l'inductance mutuelle ( $L_m$ ) pour une référence de 150rd/sec et pour les basses vitesses 30rd/sec. Nous constatons également que la vitesse ainsi que le flux rotorique de la machine sont affectés par la variation de ces paramètres surtout l'inductance mutuelle ( $L_m$ ). Le phénomène du découplage est dégradé.

Sur les figures (III-32) et (III-33), nous remarquons qu'une augmentation de +100% de la valeur du moment d'inertie lors de démarrage de la machine a une influence sur les performances de réglage pour les vitesses élevées que pour des basses vitesses. En effet, nous observons une augmentation considérable de la réponse en vitesse avec un petit dépassement.

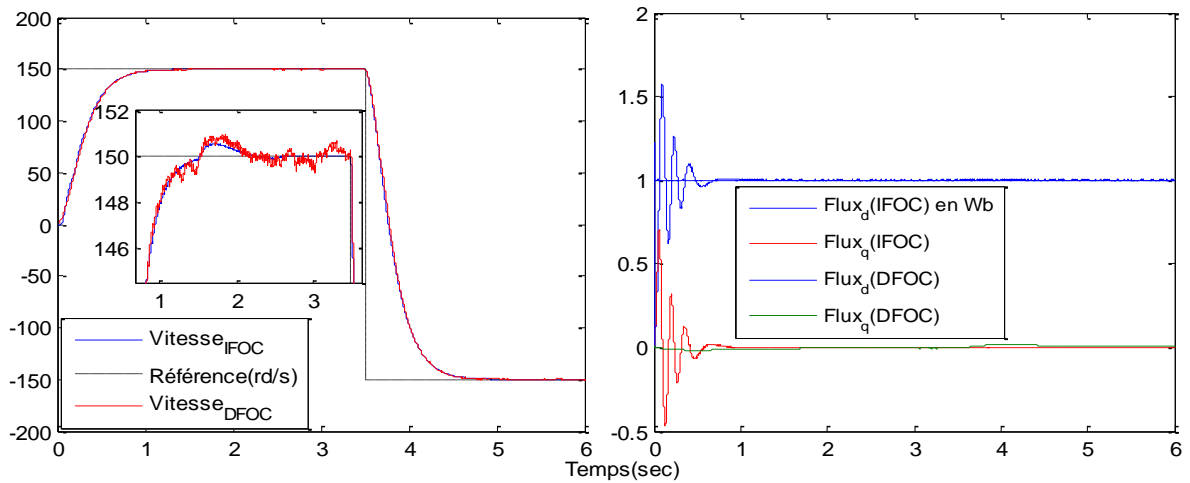


Figure (III-18) Test de robustesse (+50% $R_r$ ) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS.

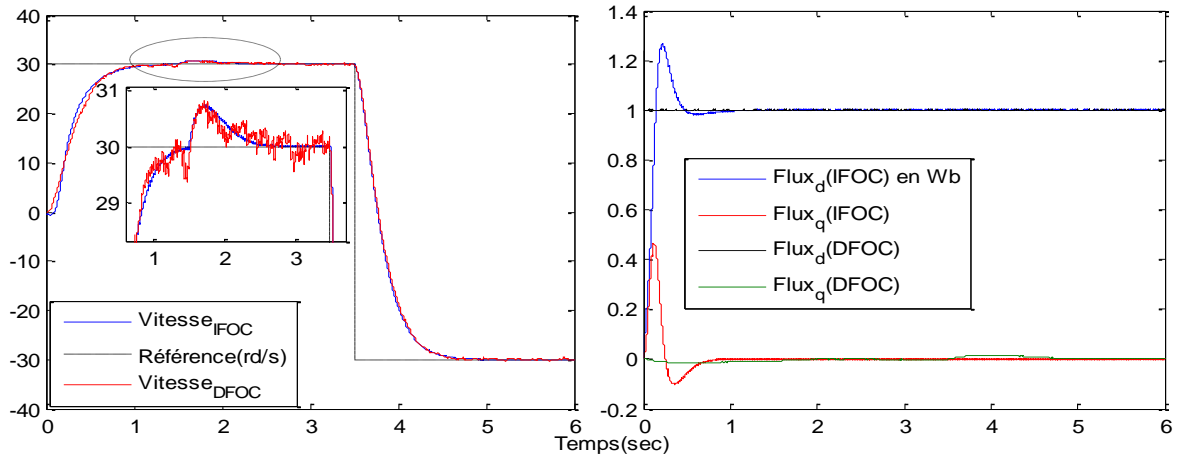


Figure (III-19) Test de robustesse (+50% $R_r$ ) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS (basses vitesses).

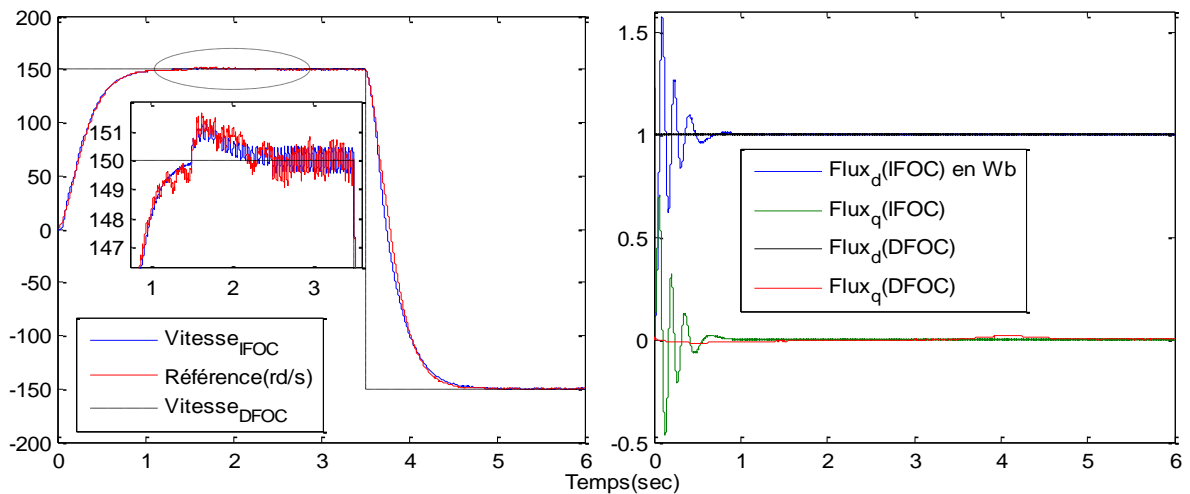


Figure (III-20) Test de robustesse (+50% $R_{s1,2}$ ) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS.

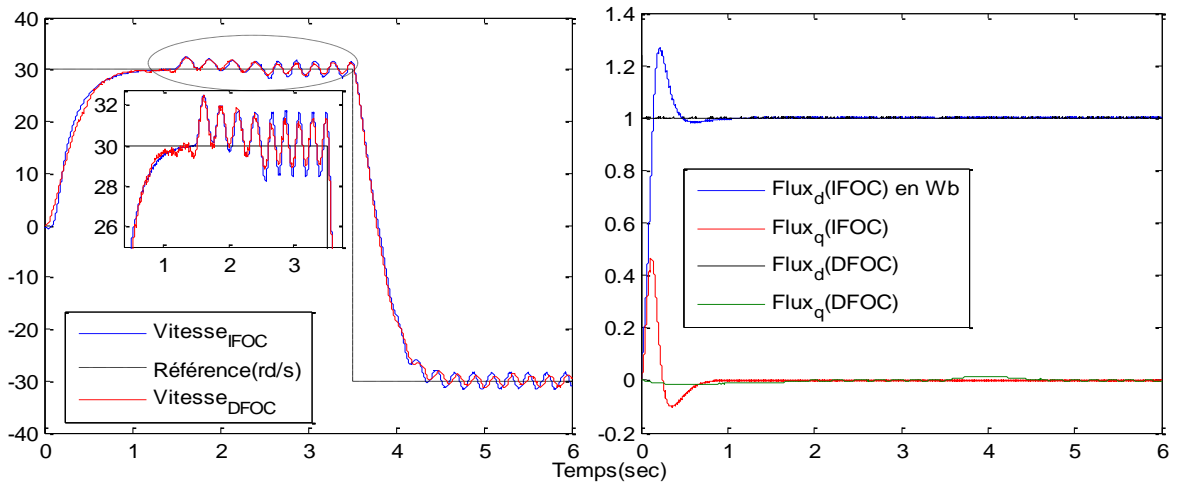


Figure (III-21) Test de robustesse (+50% $R_{s1,2}$ ) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS (basses vitesses).

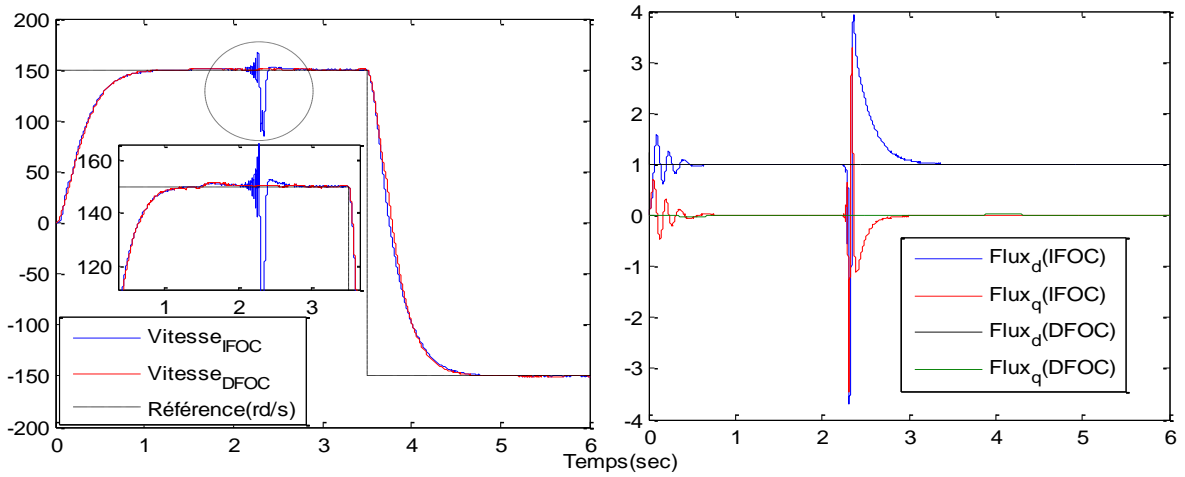


Figure (III-22) Test de robustesse (+50% $L_m$ ) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS.

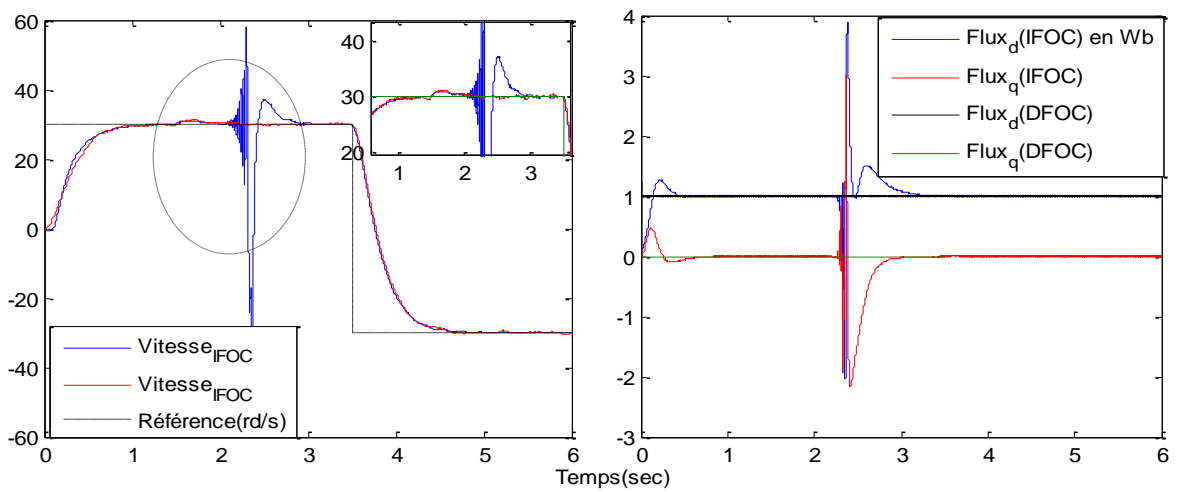


Figure (III-23) Test de robustesse (+50% $L_m$ ) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS (basses vitesses).

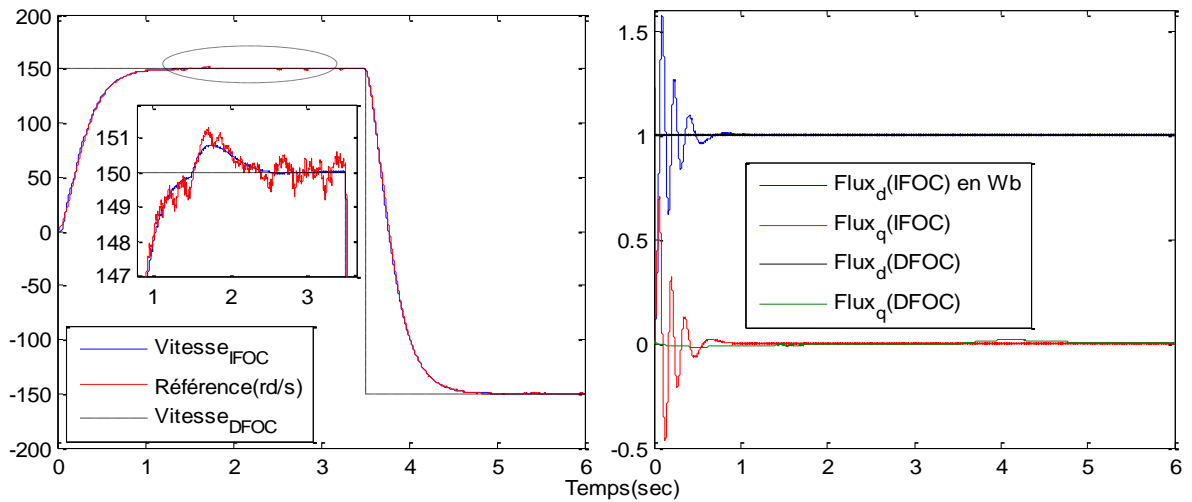


Figure (III-24) Test de robustesse (+100%) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS.

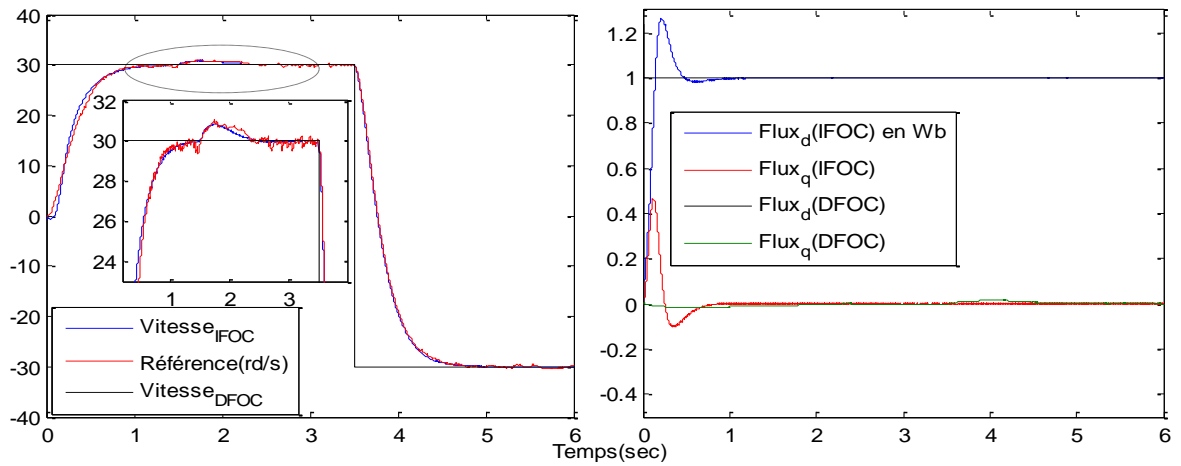


Figure (III-25) Test de robustesse (+100%) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un MRAS (basses vitesses).

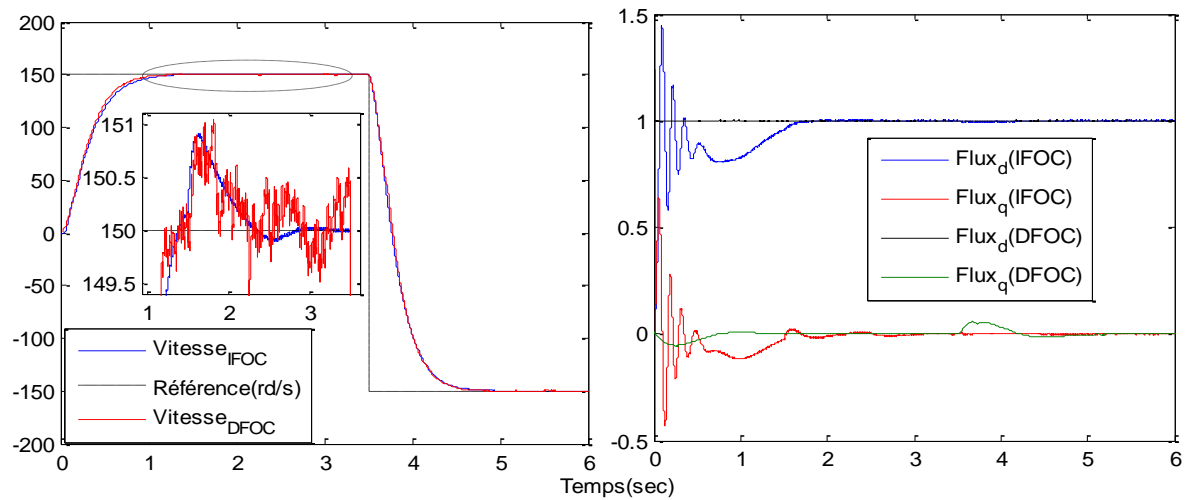


Figure (III-26) Test de robustesse (+50%Rr) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'état d'ordre réduit.

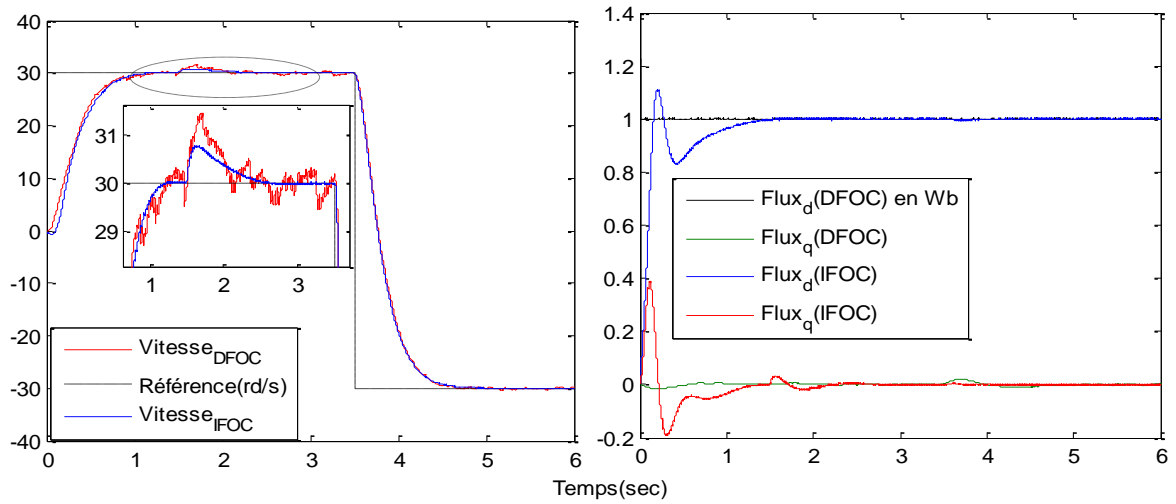


Figure (III-27) Test de robustesse (+50% $R_r$ ) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'état d'ordre réduit (basses vitesses).

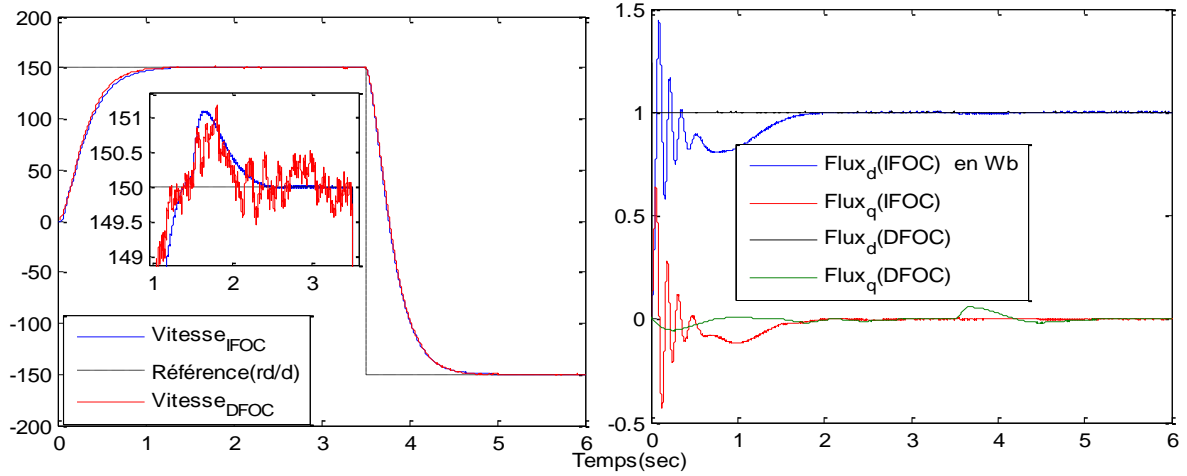


Figure (III-28) Test de robustesse (+50% $R_{s1,2}$ ) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'état d'ordre réduit

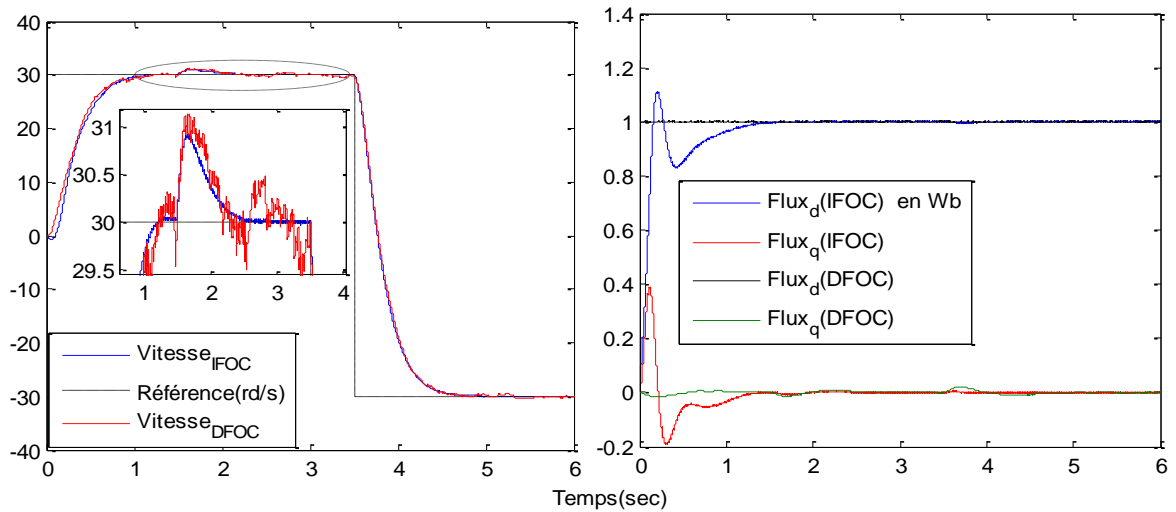


Figure (III-29) Test de robustesse (+50% $R_{s1,2}$ ) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'état d'ordre réduit (basses vitesses).

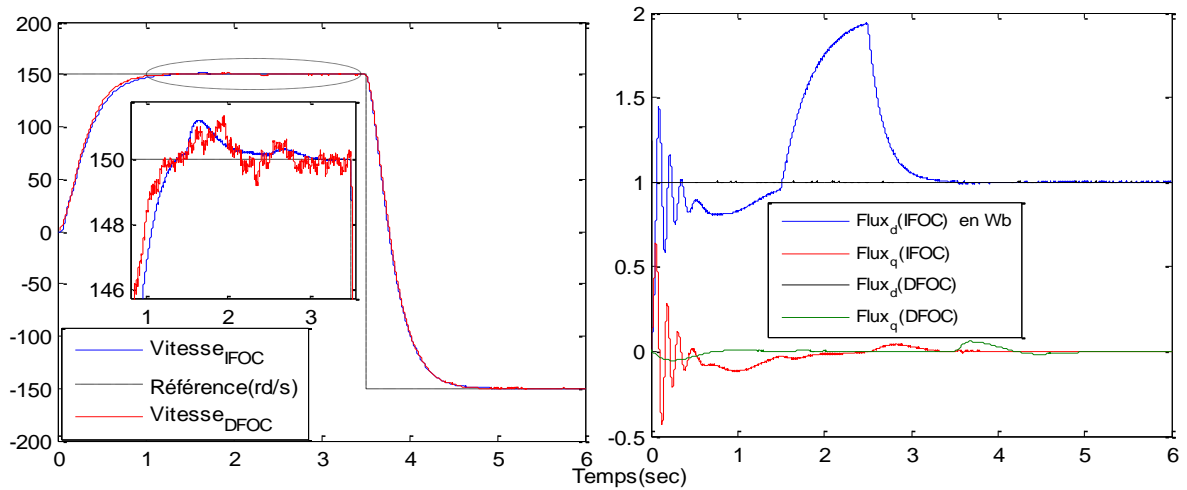


Figure (III-30) Test de robustesse (+50% $L_m$ ) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'état d'ordre réduit.

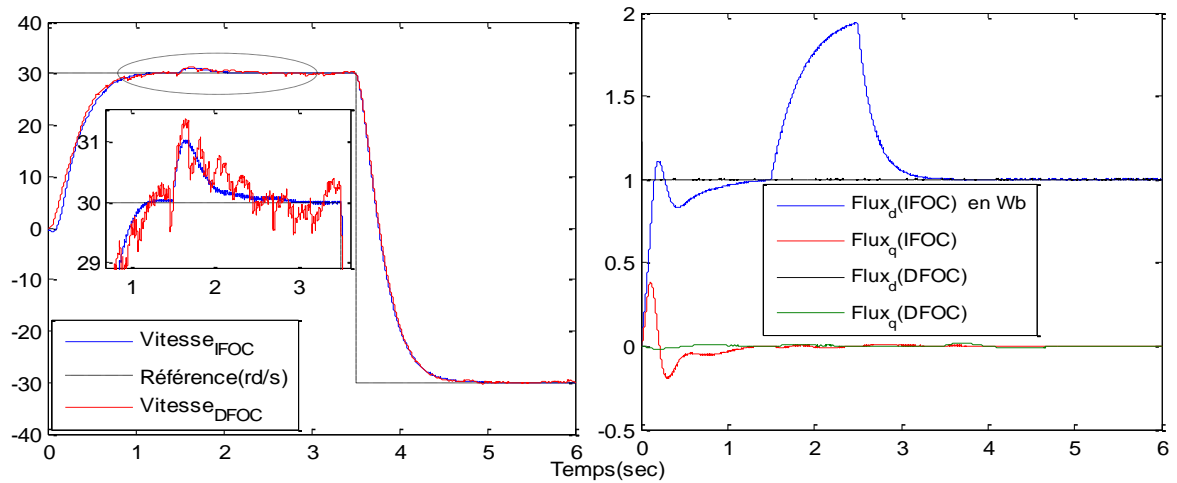


Figure (III-31) Test de robustesse (+50% $L_m$ ) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'état d'ordre réduit (basses vitesses).

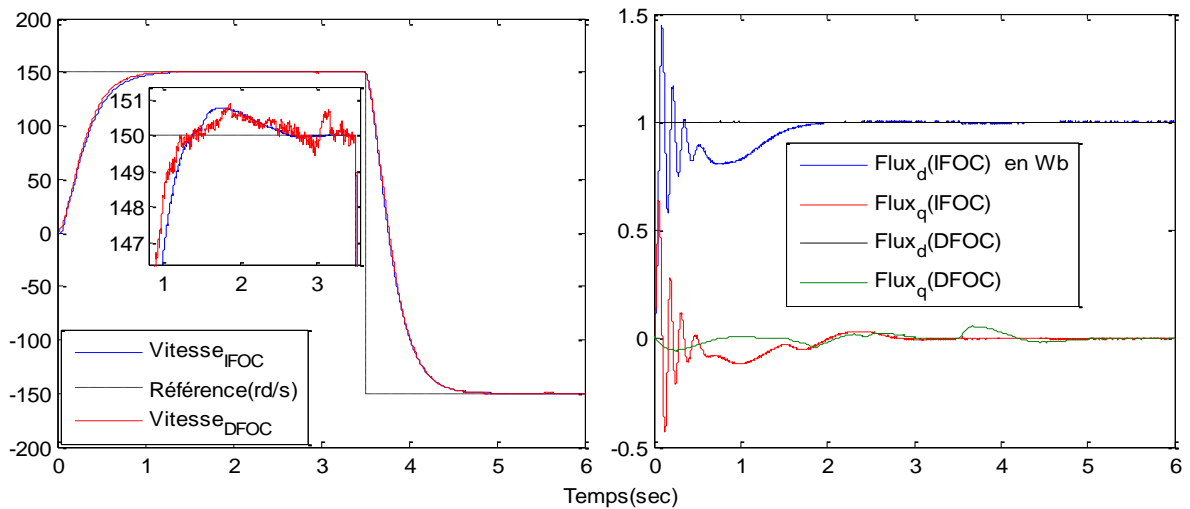


Figure (III-32) Test de robustesse (+100% $J$ ) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'état d'ordre réduit



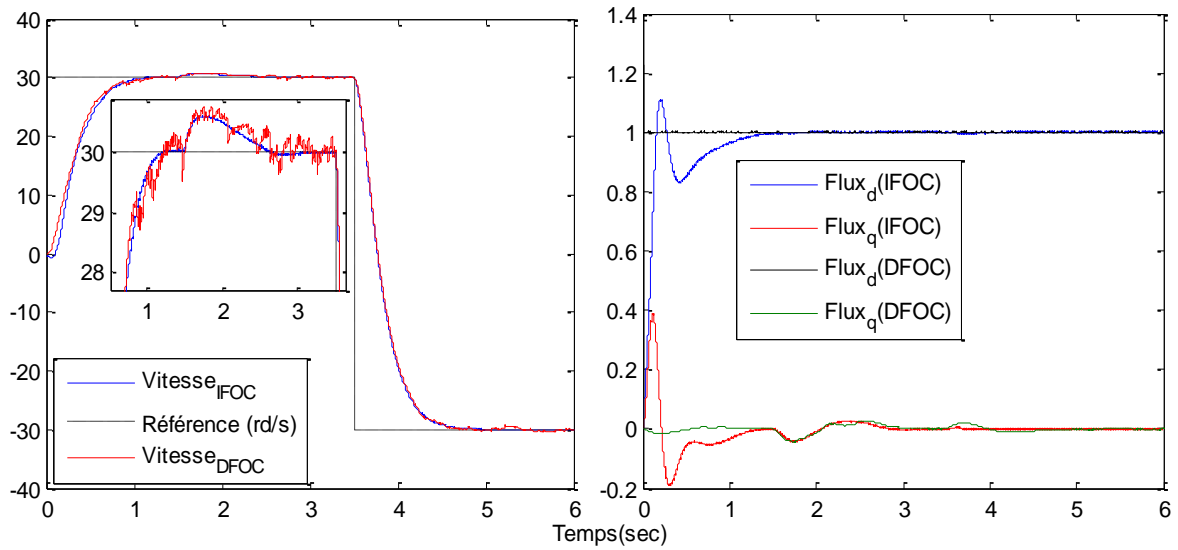


Figure (III-33) Test de robustesse (+100%) de la commande vectorielle directe et indirecte sans capteur mécanique munie d'un observateur d'état d'ordre réduit (basses vitesses).

### III.6 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté la commande vectorielle sans capteurs mécaniques d'une machine asynchrone double étoile (MASDE), munie d'un MRAS et un observateur d'état d'ordre réduit.

Le fonctionnement sans capteur de vitesse et du flux permet d'augmenter la fiabilité et de réduire la complexité et le coût du système. En effet, la variation de vitesse de la machine asynchrone double étoile dans le domaine de la basse vitesse est un problème difficile à surmonter vis-à-vis de la variation paramétrique et en particulier l'inductance mutuelle, la résistance rotorique et les résistances statoriques, provoquant ainsi l'instabilité de la machine et le couplage entre le couple et le flux rotorique.

D'après les résultats de simulation obtenus, on peut conclure que les techniques d'estimation étudiées sont valables pour les conditions nominales, allant même à satisfaire les fonctionnements en variation de la vitesse et même quand la machine est chargée, d'autre part elles possèdent une bonne robustesse vis-à-vis de la variation de la charge, permettant ainsi d'atteindre de bonnes performances statiques et dynamique.

## *CHAPITRE IV*

# *La Commande Prédicative de la MASDE*

## IV.1 INTRODUCTION

La commande prédictive est une technique de commande avancée de l'automatique, elle a pour objectif de commander des systèmes industriels complexes. Le principe de cette technique est d'utiliser un modèle dynamique du processus à l'intérieur du contrôleur en temps réel afin d'anticiper le futur comportement du procédé. La commande prédictive fait partie des techniques de contrôle à modèle interne [64] (IMC: Internal Model Controller). En anglais on utilise le terme MPC ou MBPC pour qualifier la commande prédictive : Model (Based) Predictive Control. Cette méthode a été inventée par un français, J. Richalet, en 1978 [11, 15] et généralisée par D.W. Clarke en 1987 [14] en accord avec de grands groupes industriels aux USA et en Europe (Shell et Adersa).

La commande prédictive basée à un modèle est une méthodologie ouverte. Il y a différentes manières de conception du contrôleur prédictif. En conséquence, nombreux contrôleurs prédictifs pendant les dernières années, nous pouvons citer la commande prédictive étendue autorégressive (EPSAC), la commande adaptative à horizon étendu (EHAC) et enfin la commande prédictive généralisée (GPC). Cette dernière, repose sur des idées relativement anciennes et intuitives, mais n'a connu un réel essor en tant que technique de commande avancée que depuis le milieu des années 80. Cet essor s'est réalisé principalement selon deux axes privilégiés [65]:

- ✓ *Commande Prédictive Généralisée (G.P.C.) de D.W. Clarke : 1987*
- ✓ *Commande Prédictive Fonctionnelle (P.F.C.) de J. Richalet : 1989*

La prédiction est une notion qui joue un rôle important pour toute activité dans laquelle on cherche à anticiper une trajectoire prédéfinie. De fait, de nombreuses activités humaines telles que la marche, la conduite d'une automobile ou la pratique sportive cherchent à anticiper une trajectoire afin de prévoir les gestes et manœuvres à effectuer.

Plusieurs stratégies de commande traditionnelles existent, parmi lesquelles la commande optimale, la commande adaptative,... et la commande vectorielle est certainement la plus connue, Malgré tout, des améliorations peuvent être apportées par la commande prédictive afin de réduire l'influence des variations des paramètres électriques et mécaniques et améliorer les performances en régime transitoire.

La figure (IV-1) illustre le schéma du principe de la commande prédictive, où l'on observe les commandes à appliquer au système pour obtenir le ralliement autour de la référence.

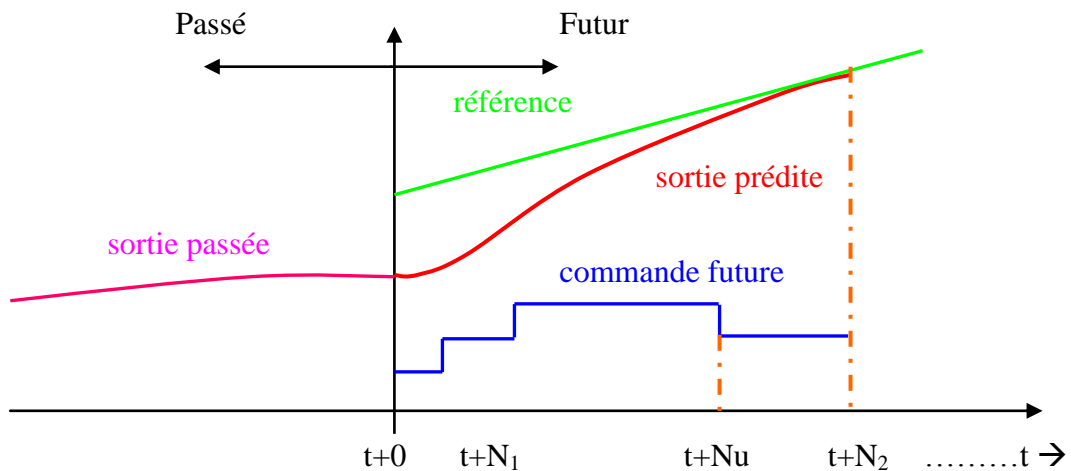


Figure (IV-1) Principe de la commande prédictive.

## IV.2 PHILOSOPHIE DE LA COMMANDE PREDICTIVE

La philosophie de la commande prédictive généralisée se base sur quatre grandes idées [2] :

- ✓ Création d'un effet anticipatif par exploitation de la trajectoire à suivre dans le futur (connaissances nécessaires requises au moins sur un horizon de quelques points au-delà de l'instant présent) ;
- ✓ Définition d'un modèle numérique de prédiction ;
- ✓ Minimisation d'un critère quadratique à horizon fini ;
- ✓ Principe de l'horizon fuyant.

La mise en œuvre de la commande prédictive permettent d'établir le schéma de la figure (IV-2) basée sur les idées suivantes [65,66,67].

- ✓ *Définition d'un modèle numérique du système* permettant de réaliser la prédiction du comportement futur du système. Ce modèle peut être obtenu par une discrétisation de la fonction de transfert continue du modèle (transformée en  $z$ ) ou par une identification préalable hors ligne du système. Cette particularité permet de classer la commande prédictive dans la grande famille des commandes à base de modèle, dite 'MBC' (Model Based Control).

- ✓ *Élaboration d'une séquence de commandes futures.* Elle est obtenue par *minimisation d'une fonction de coût quadratique, sur un horizon fini*, portant sur les erreurs de prédiction futures, écarts entre la sortie prédite du système et la consigne ou une trajectoire de référence future, et sur un terme dépendant de la commande.
- ✓ *Seul le premier élément de la séquence optimale de commande est appliqué sur le système*, tous les autres éléments de la séquence sont oubliés. À la période d'échantillonnage suivante, une nouvelle sortie est mesurée et la procédure complète est répétée. Ce procédé s'appuie sur le principe de l'horizon fuyant (Receding Horizon).

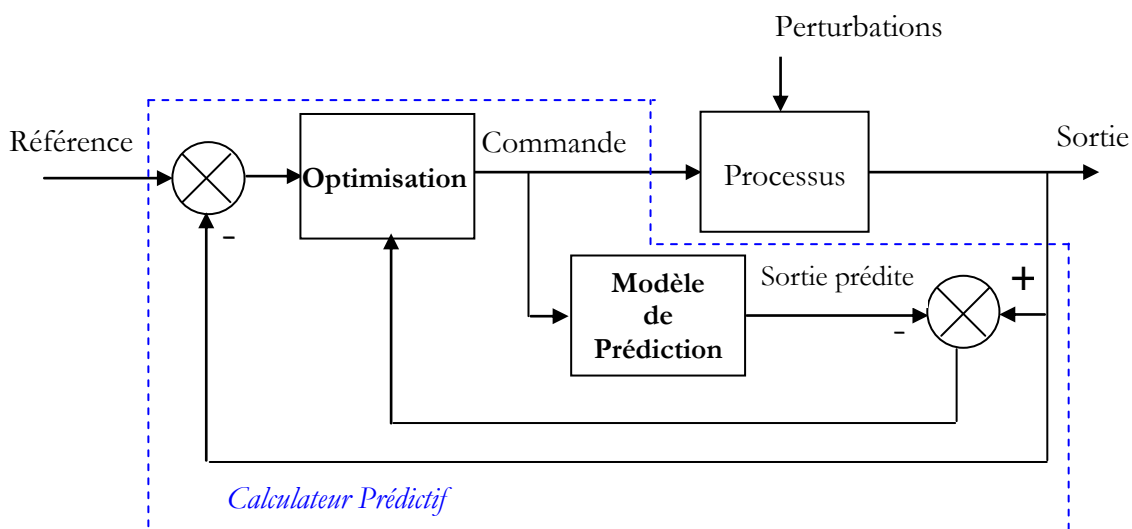


Figure (IV-2) Schéma de principe de la Commande Prédictive

### IV.3 COMMANDE PREDICTIVE MONOVARIABLE

Dans sa forme la plus simple, un contrôleur prédictif (PC) représente un contrôleur linéaire monovariante, c'est à dire le système à contrôler possède une seule entrée et une variable de sortie.

#### IV.3.1 MODELE DE PREDICTION

Le modèle numérique de prédiction est classiquement défini par fonction de transfert entrée/sortie. Dans la commande prédictive généralisée, le modèle est représenté sous forme ARIMAX (Auto-Régressif à Moyenne Ajustée avec entrée eXogène avec Intégrateur) ou CARIMA (Controlled Auto-Regressive Integrated Moving Average) suivant [14]:

$$A(q^{-1})y(k) = B(q^{-1})u(k-d) + \frac{C(q^{-1})}{\Delta(q^{-1})}\zeta(k) \tag{IV.1}$$

Où  $\Delta(q^{-1}) = 1 - q^{-1}$ ,  $u(k)$  et  $y(k)$  sont respectivement l'entrée et la sortie du modèle,  $\zeta(k)$  est un bruit blanc centré,  $q^{-1}$  est l'opérateur retard,  $d$  est le délai introduit par le système et  $A(q^{-1})$ ,  $B(q^{-1})$  et  $C(q^{-1})$  des polynômes définis par :

$$\begin{cases} A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a} \\ B(q^{-1}) = b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b} \\ C(q^{-1}) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c} \end{cases} \tag{IV.2}$$

L'introduction de  $\Delta(q^{-1}) = 1 - q^{-1}$  dans le modèle de bruit assure une action intégrale dans le correcteur et permet, donc, d'annuler toute erreur statique vis-à-vis d'une entrée ou d'une perturbation en échelon [68]. L'utilisation de ce modèle de perturbation est en fait une conséquence de la présence de perturbations de charge en échelon dans de nombreux processus industriels, celui-ci garantissant donc un comportement avec une erreur statique nulle face aux perturbations considérées. Ceci est une conséquence directe du principe du modèle interne [64]. Ce principe dit que pour contrôler un système avec des perturbations instables, la dynamique de la perturbation doit apparaître dans la dynamique du régulateur. Ce modèle *CARIMA* est représenté par la figure (IV-3).

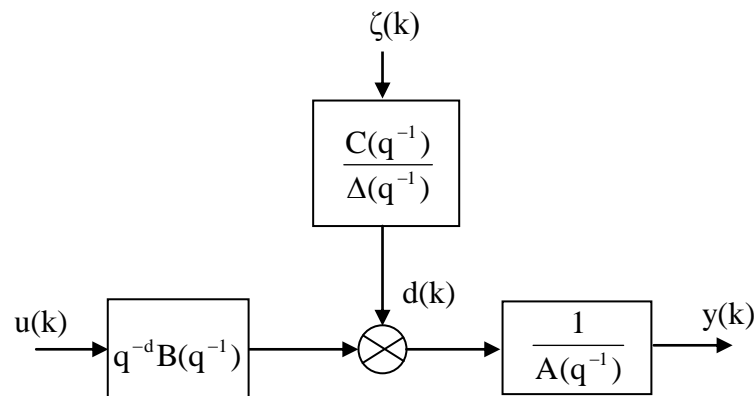


Figure (IV-3) Modèle CARIMA

### IV.3.2 LE PREDICTEUR OPTIMAL A J-PAS DANS LE FUTUR

Dans cette section, nous développons le calcul de  $\hat{y}(k+d+j)$ , la prédiction à l'instant  $k$  de  $y$  à  $j$  pas d'échantillonnage en avance. Ce calcul nécessite la résolution de deux

*équations Diophantine (Annexe D)*, En se basant sur le modèle mentionné en (IV.1) et en appliquant les idées de modélisation présentées par *Clarke et ses co-auteurs* [14], la sortie prédite est décomposée de façon classique en réponse *libre* et réponse *forcée*, incluant une forme polynomiale pour mener à bien la synthèse polynomiale finale RST, solution unique d'équations de Diophantine suivantes :

$$\begin{cases} A_m(q^{-1}).C(q^{-1}) = \Delta(q^{-1})A(q^{-1})F_j(q^{-1}) + q^{-d-j}G_j(q^{-1}) \\ B(q^{-1})F_j(q^{-1}) = H_j(q^{-1}).A_m(q^{-1}).C(q^{-1}) + q^{-j-1}J_j(q^{-1}) \end{cases} \quad \begin{matrix} \text{(IV.3)} \\ \text{(IV.4)} \end{matrix}$$

Avec :  $j = N_1, N_1+1, \dots, N_2$

$A(q^{-1}), B(q^{-1})$  et  $C(q^{-1})$  sont des polynômes en  $q^{-1}$  du système (IV.1).

$A_m(q^{-1})$  : polynôme en  $q^{-1}$  ;choisi par le concepteur.

$G_j, J_j, H_j$  et  $F_j$  : polynômes solutions uniques des équations Diophantine.

Et :

$$F_j(q^{-1}) = f_0 + f_1.q^{-1} + \dots + f_{d+j}.q^{-(d+j)}$$

$$G_j(q^{-1}) = g_0 + g_1.q^{-1} + \dots$$

$$H_j(q^{-1}) = h_0 + h_1.q^{-1} + \dots + h_{j-1}.q^{-(j-1)}$$

$$J_j(q^{-1}) = j_0 + j_1.q^{-1} + \dots$$

Où :

$$\text{degré } G_j(q^{-1}) = \max[\text{degré } A(q^{-1}), \text{degré}(A_m C)] - j + 1 - d$$

$$\text{degré } J_j(q^{-1}) = \max[\text{degré}[B(q^{-1})] + d - 2, \text{degré}(A_m C)] - 1$$

Afin de justifier l'utilisation de ces équations, multiplions d'abord par le polynôme  $F_j(q^{-1})$  les deux membres de l'équation du modèle (IV.1), et substituons à  $\Delta A(q^{-1})F_j(q^{-1})$  son expression tirée de l'équation Diophantine (IV.3). Le résultat conduit à l'expression suivante :

$$\begin{aligned} A_m(q^{-1})C(q^{-1})\hat{y}(k+d+j) &= G_j(q^{-1})y(k) + B(q^{-1})F_j(q^{-1})\Delta u(k+j) + \\ &+ C(q^{-1})F_j(q^{-1})\zeta(k+d+j) \end{aligned} \quad \text{(IV.5)}$$

Faisant, de même pour le produit  $B(q^{-1})F_j(q^{-1})$ , défini par l'équation (IV.4) et le substituant dans l'expression (IV.5), on obtient :

$$\begin{aligned} A_m(q^{-1})C(q^{-1})\hat{y}(k+d+j) &= G_j(q^{-1})y(k) + J_j(q^{-1})\Delta u(k-1) + \\ &+ A_m(q^{-1})C(q^{-1})H_j(q^{-1})\Delta u(k+j) + C(q^{-1})F_j(q^{-1})\zeta(k+d+j) \end{aligned} \quad \text{(IV.6)}$$

Le terme  $\zeta(k+d+j)$  dans l'expression (IV.6) représente une perturbation future inconnue et non mesurable. Si,  $\zeta(k)$  est un bruit blanc de valeur moyenne nulle, la meilleure prédiction que l'on puisse faire est de prendre cette valeur nulle. Il en est de même, si l'on considère des perturbations sous forme d'échelon. Par conséquent, dans les deux cas de perturbations que nous considérons, nous pouvons supposer  $\zeta(k+d+j)$  nulle. L'expression (IV.6) devient :

$$A_m(q^{-1})C(q^{-1})\hat{y}(k+d+j) = \overbrace{G_j(q^{-1})y(k) + J_j(q^{-1})\Delta u(k-1)}^{\text{réponse libre}} + \underbrace{A_m(q^{-1})C(q^{-1})H_j(q^{-1})\Delta u(k+j)}_{\text{réponse forcée}} \quad (IV.7)$$

Pour simplifier les notations, il est recommandé d'utiliser une *représentation matricielle* de ce prédicteur. Posons pour cela :

$$\hat{Y} = [\hat{y}(k+d+N_1) \dots \hat{y}(k+d+N_2)]^T$$

$$G(q^{-1}) = [G_{N_1}(q^{-1}) \dots G_{N_2}(q^{-1})]^T$$

$$J(q^{-1}) = [J_{N_1}(q^{-1}) \dots J_{N_2}(q^{-1})]^T$$

$$U = [\Delta u(k) \dots \Delta u(k+N_u)]^T$$

$$H = \begin{bmatrix} h_0 & 0 & \dots & 0 \\ h_1 & h_0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_{N_u} & h_{N_u-1} & \dots & h_0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_{N_2} & h_{N_2-1} & \dots & h_{N_2-N_u} \end{bmatrix}$$

Avec ces notations et  $A_m(q^{-1})C(q^{-1}) = 1$ , le prédicteur optimal à  $j$ -pas dans le futur peut s'écrire sous forme matricielle à partir de l'équation (IV.7) :

$$\hat{Y} = E + HU \quad (IV.8)$$

Avec :

$$E = G(q^{-1})y(k) + J(q^{-1})\Delta u(k-1) \quad (IV.9)$$

Cette expression (Eq.IV.8) se compose de deux termes le premier terme E, est la partie de  $y(k+d+j)$  qui dépend des valeurs passées de la commande et de la sortie, et qui peut être calculée sans ambiguïté. Par contre, le second terme HU, représente l'influence des commandes futures  $\Delta u(k+j)$ , qui nous devons encore trouver. Les coefficients  $h_i$ ,



sont obtenus par la résolution des équations de Diophantine (IV.3 et IV.4), et en fait n'est autre que *la réponse impulsionnelle de la fonction de transfert*  $\frac{B(q^{-1})}{\Delta A(q^{-1})}$ .

### IV.3.3 LA FONCTION DE COUT

Le but général est de faire tendre l'erreur de sortie future vers zéro, avec un effort de commande minimum. Ainsi, par exemple, la loi de commande GPC est obtenue par minimisation d'un critère quadratique portant sur les erreurs futures avec un terme de pondération sur les incréments de commande [69,70] :

$$J_{\text{GPC}} = \sum_{j=N_1}^{N_2} [\hat{y}(k+j+d) - \omega_{\text{ref}}(k+j+d)]^2 + \lambda \sum_{j=1}^{N_u} \Delta u^2(k+j) \quad (\text{IV.10})$$

Le critère nécessite la définition de quatre paramètres de réglage :

- ✓  $N_1$ : Horizon de prédiction minimal ; est choisi de telle sorte que le produit  $N_1 T_e$  soit égal au retard pur du système,
- ✓  $N_2$ : Horizon de prédiction maximal ; est choisi de telle sorte que le produit  $N_2 T_e$  soit limité par le temps de réponse.
- ✓  $N_u$  : Horizon de prédiction sur la commande ; Choisir  $N_u$  égal à 1 simplifie les calculs et ne pénalise pas les marges de stabilité (une valeur supérieure a tendance à dégrader la marge de phase),
- ✓  $\lambda$ : Coefficient de pondération sur la commande. Ce paramètre est lié au gain du système.

Ce critère comprend donc un terme quadratique sur l'erreur et l'incrément de la commande. *Sa minimisation analytique fournit la séquence des commandes futures dont seule la première sera effectivement appliquée.* L'aspect incrémental du modèle se retrouve dans le critère par l'intermédiaire de  $\Delta u$ . Enfin le coefficient  $\lambda$  permet de donner plus ou moins de poids à la commande par rapport à la sortie, de façon à assurer la convergence lorsque le système de départ présente un risque d'instabilité [71].

### IV.3.4 DETERMINATION DE LA LOI DE COMMANDE

La minimisation se base sur la mise sous forme matricielle de la fonction de coût (IV.10) :

$$J_{\text{GPC}} = [\hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{W}]^T [\hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{W}] + \lambda \mathbf{U}^T \mathbf{U} \quad (\text{IV.11})$$

Avec ;  $\mathbf{W} = [\omega_{\text{ref}}(k+d+N_1) \dots \omega_{\text{ref}}(k+d+N_2)]^T$  représente les consignes futures que nous supposons connues à l'instant  $k$ .

En remplaçant  $\hat{\mathbf{Y}}$  par son expression (IV.8) dans l'expression du critère (IV.11) on obtient :

$$J_{\text{GPC}} = [\mathbf{E} + \mathbf{H}\mathbf{U} - \mathbf{W}]^T [\mathbf{E} + \mathbf{H}\mathbf{U} - \mathbf{W}] + \lambda \mathbf{U}^T \mathbf{U} \quad (\text{IV.12})$$

La commande optimale s'obtient enfin par minimisation analytique :

$$\frac{dJ_{\text{GPC}}}{d\tilde{\mathbf{U}}} = 2\mathbf{H}^T [\mathbf{E} + \mathbf{H}\tilde{\mathbf{U}} - \mathbf{W}] + 2\lambda \tilde{\mathbf{U}} = 0.$$

Ce qui conduit à la séquence optimale de commandes futures:

$$\tilde{\mathbf{U}} = [\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \lambda \mathbf{I}_{N_u}]^{-1} \mathbf{H}^T [\mathbf{W} - \mathbf{E}] \quad (\text{IV.13})$$

Avec :

$$\tilde{\mathbf{U}} = [\Delta \tilde{\mathbf{U}}(k) \dots \Delta \tilde{\mathbf{U}}(k+N_u-1)]^T$$

Sous l'hypothèse  $N_u \leq N_2$ , il est possible d'éviter que la matrice  $(\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \lambda \mathbf{I}_{N_u})^{-1}$  soit singulière [14]. Il en est de même, on peut obtenir des résultats de contrôle satisfaisants et ce du point de vue de la stabilité et des performances de régulation. Pour la détermination de la loi de commande  $\tilde{\mathbf{U}}(k)$ , il faut connaître la consigne  $\omega(k+d+j)$ , qui représente une séquence de valeurs futures du signal de référence.

En générale, les valeurs futures du signal de référence ne sont pas connues à priori, alors on peut soit les prédire ou les estimer à partir des valeurs passées et c'en utilisant certains algorithmes de prédiction (Clark et al.1987), soit tout simplement en l'absence de toute information, il faut prendre  $\omega(k) = \omega(k+d+j)$ .

De façon classique en commande prédictive généralisée, *seule la première valeur de la séquence, équation. (IV.13) est appliquée au système, selon le principe de l'horizon fuyant* [71,72]:

$$\tilde{\mathbf{U}}(k) = \tilde{\mathbf{U}}(k-1) - \mathbf{m}_1^T [\mathbf{E} - \mathbf{W}] \quad (\text{IV.14})$$

Avec :

$$\mathbf{m}_1^T \text{ est la première ligne de la matrice } [\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \lambda \mathbf{I}_{N_u}]^{-1} \mathbf{H}^T$$

$$\text{Et : } \Delta \tilde{\mathbf{U}}(k+j) = \tilde{\mathbf{U}}(k+j) - \tilde{\mathbf{U}}(k+j-1) = 0 \text{ pour } j \geq N_u$$

**IV.3.5 STRUCTURE RST DU REGULATEUR PREDICTIF**

Il est enfin possible, à partir de la relation de la loi de commande, de déduire la représentation polynomiale du régulateur équivalent, comme indiqué figure (IV-4). Cette structure RST classique permet l'implantation de la loi de commande prédictive par une simple équation aux différences [73,74].

De la loi de commande trouvée précédemment (IV.13), nous pouvons tirer l'expression de la commande  $\Delta\tilde{U}(k)$ , qui est le premier élément du vecteur  $\tilde{U}$ , qui sera appliqué au processus.

En effet :

$$\tilde{U}(k) = \tilde{U}(k-1) - m_1^T [E - W] \tag{IV.15}$$

En multipliant par  $A_m(q^{-1})C(q^{-1})$  les deux membres de l'équation (IV.15), tout en utilisant l'expression de E (Eq.IV.9), l'équation (IV.15) devient :

$$\begin{cases} (A_m(q^{-1})C(q^{-1}) + m_1^T J(q^{-1})q^{-1})\Delta\tilde{U}(k) = A_m(q^{-1})C(q^{-1})m_1^T W - m_1^T G(q^{-1}) y(k) \\ R(q^{-1}) \Delta\tilde{U}(k) = T(q^{-1}) W - S(q^{-1}) y(k) \end{cases} \tag{IV.16}$$

Les trois polynômes prennent la forme suivante :

$$\begin{cases} R(q^{-1}) = A_m(q^{-1})C(q^{-1}) + m_1^T J(q^{-1})q^{-1} \\ S(q^{-1}) = m_1^T G(q^{-1}) \\ T(q^{-1}) = A_m(q^{-1})C(q^{-1})m_1^T. \end{cases} \tag{IV.17}$$

Notons que le polynôme  $T(q^{-1})$  est volontairement choisi ici causal, en considérant que le signal de consigne est  $\omega(k+d+N_2)$  et non  $\omega(k)$ .

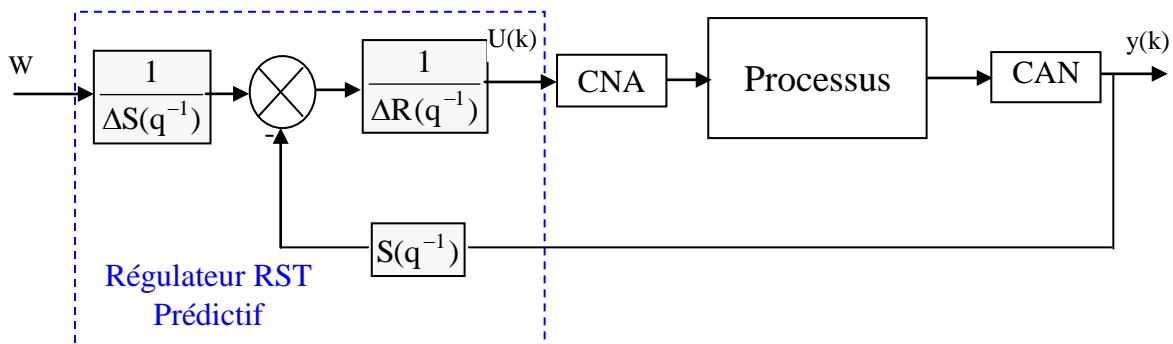


Figure (IV- 4) Structure du régulateur RST prédictif.

### IV.3.6 ANALYSE DU COMPORTEMENT DU SYSTEME EN BOUCLE FERMEE

Cette structure figure (IV.4) permet de déduire les fonctions de transfert entrée/sortie et perturbation/sortie, de façon à examiner l'influence des polynômes  $C(q^{-1})$  et  $A_m(q^{-1})$  sur les transferts en boucle fermée [75,76].

A partir de l'équation (IV.1) du modèle CARIMA et l'équation (IV.16), la boucle fermée est donnée par :

$$\begin{cases} \Delta(q^{-1})A(q^{-1})y(k) = B(q^{-1})\Delta\tilde{U}(k-1) + C(q^{-1})\zeta(k) \\ R(q^{-1})\Delta\tilde{U}(k-1) = T(q^{-1})W(k+N_2-1) - S(q^{-1})y(k-1) \end{cases} \quad (IV.18)$$

On aboutit à :

$$\begin{aligned} \left( A(q^{-1})R(q^{-1})\Delta(q^{-1}) + q^{-1}B(q^{-1})S(q^{-1}) \right) y(k) = \\ B(q^{-1})T(q^{-1})W(k+N_2) + R(q^{-1})C(q^{-1})\zeta(k) \end{aligned} \quad (IV.19)$$

On note que le polynôme caractéristique de la boucle fermée est :

$$P_c(q^{-1}) = \Delta(q^{-1})A(q^{-1})R(q^{-1}) + q^{-1}B(q^{-1})S(q^{-1}) \quad (IV.20)$$

En remplaçant  $R(q^{-1})$  et  $S(q^{-1})$  par les expressions trouvées en (IV.17), on a

$$\begin{cases} R(q^{-1}) = A_m(q^{-1})C(q^{-1}) + q^{-1}m_1^T J = C(q^{-1}) + \sum_{j=N_1}^{N_2} \alpha_j q^{-1} J_j(q^{-1}) \\ S(q^{-1}) = m_1^T G = \sum_{j=N_1}^{N_2} \alpha_j G_j(q^{-1}) \end{cases} \quad (IV.21)$$

$$\text{Avec : } m_1^T = [\alpha_{N_1} \quad \alpha_{N_1+1} \dots \alpha_{N_2}]$$

$$\begin{aligned} P_c(q^{-1}) = \Delta(q^{-1})A(q^{-1}) \left( A_m(q^{-1})C(q^{-1}) + \sum_{j=N_1}^{N_2} \alpha_j q^{-1} J_j(q^{-1}) \right) + \\ + q^{-1}B(q^{-1}) \left( \sum_{j=N_1}^{N_2} \alpha_j G_j(q^{-1}) \right) \end{aligned} \quad (IV.22)$$

Afin d'alléger les notations, un polynôme  $X(q^{-1})$  sera simplement noté  $X$ .

$$P_c = \Delta A A_m C + \sum_{j=N_1}^{N_2} \alpha_j q^{-1} (\Delta A J_j + B G_j) = C \left[ \Delta A A_m + \sum_{j=N_1}^{N_2} \alpha_j q^{-1} \left( \frac{\Delta A J_j}{C} + \frac{B G_j}{C} \right) \right] \quad (IV.23)$$

A partir des équations Diophantine (IV.3 et IV.4), on trouve :

$$\frac{\Delta A J_j}{C} = q^{j+1} A_m B - \frac{B G_j}{C} - \Delta q^{j+1} A_m A H_j \quad (IV.24)$$

Il vient en substituant dans la relation (IV.23) :

$$P_c = \Delta AR + q^{-1}BS = A_m C \left[ \underbrace{\Delta A + \sum_{j=N_1}^{N_2} \alpha_j q^j (B - \Delta A H_j)}_{A_C} \right] = A_m C A_C \quad (\text{IV.25})$$

Où  $A_C$  dépend des paramètres de réglage  $N_1$ ,  $N_2$ ,  $N_u$  et  $\lambda$ .

Le polynôme  $C(q^{-1})$  se retrouve donc en facteur du polynôme caractéristique, en décomposant  $T(q^{-1})$  en deux parties,

$$T(q^{-1}) = A_m(q^{-1})C(q^{-1})m_1^T [1 \dots q^{-N_2+N_1-1} \quad q^{-N_2+N_1}] = A_m(q^{-1})C(q^{-1})T_1(q^{-1}) \quad (\text{IV.26})$$

En revenant sur le transfert (IV.19) de la boucle fermée :

$$y(k) = \frac{B(q^{-1})T_1(q^{-1})}{A_C(q^{-1})} W + \frac{R(q^{-1})}{A_m(q^{-1})A_C(q^{-1})} \zeta(k) \quad (\text{IV.27})$$

On constate alors avec cette dernière expression que le transfert en boucle fermée entre l'entrée et la sortie n'est pas modifiée par les polynômes  $A_m(q^{-1})$  et  $C(q^{-1})$ . Il faut remarquer que cela n'est vrai toutefois que dans le cas où le modèle est parfait [77]. D'autre part, pour stabiliser le système, il faut que les polynômes  $A_m(q^{-1})$  et  $C(q^{-1})$  aient toutes les racines à l'intérieur du cercle unité du plan  $q$ . comme  $A_m(q^{-1})$  est un polynôme désiré, et introduit par le concepteur du système de régulation, nous pouvons toujours l'imposer strictement stable. Par contre, le polynôme  $A_C(q^{-1})$ , son comportement est déterminé par le choix des paramètres de réglage, et qu'il serait indépendant du polynôme  $A_m(q^{-1})$ . Cela veut dire que son introduction ne modifie pas le polynôme  $A_C(q^{-1})$ . On peut aussi signaler selon l'expression du polynôme  $A_C(q^{-1})$ , que l'effet du délai du système a été tout à fait compensé par l'utilisation de la méthode de prédiction. C'est une propriété très intéressante pour un système avec retard, qui permet d'améliorer la stabilité et les performances de contrôle.

Les polynômes  $A_m(q^{-1})$  et  $C(q^{-1})$  à une influence sur le transfert entre la perturbation et la sortie, la relation (IV.27) devient :

$$y(k) = \frac{B(q^{-1})T_1(q^{-1})}{A_C(q^{-1})} \omega + \frac{\Delta(q^{-1})R(q^{-1})}{A_m(q^{-1})C(q^{-1})A_C(q^{-1})} d(k) \quad (\text{IV.28})$$

D'autre part, la relation (IV.7) de prédiction de  $\hat{y}$  avec  $d=1$  devient :

$$\hat{y}(k+j+1) = \frac{G_j(q^{-1})}{A_m(q^{-1})C(q^{-1})} y(k) + \frac{J_j(q^{-1})}{A_m(q^{-1})C(q^{-1})} \Delta u(k-1) + H_j(q^{-1}) \Delta u(k+j) \quad (\text{IV.29})$$

On remarque clairement ici le rôle d'observateur que joue les polynômes  $A_m(q^{-1})$  et  $C(q^{-1})$ . En fait, le polynôme caractéristique  $P_C$ , relation (IV.25) est décomposé en un polynôme de commande  $A_C(q^{-1})$  et en un polynôme observateur correspondant au polynôme  $A_m(q^{-1}).C(q^{-1})$ . On peut aussi noter que ce résultat est classique pour la détermination de prédictions optimales. Il met clairement en évidence que le polynôme  $A_m(q^{-1}).C(q^{-1})$  permet de modifier la dynamique du prédicteur. Ainsi, l'ajustement de  $A_m(q^{-1})$  et  $C(q^{-1})$  dans le modèle CARIMA permet de conférer au correcteur des propriétés de filtrage du bruit [78].

#### IV.4 COMMANDE PREDICTIVE MULTIVARIABLE

La commande prédictive monovariante est une simple extension de la commande prédictive multivariante. Contrairement au système monovariante, le transfert sortie/entrée résultant pour un système multivariante est une matrice de transfert [78,79].

##### IV.4.1 LES SYSTEMES MULTIVARIABLES

Soit le système multivariante de la figure (IV-5) dont le modèle d'état est donné par :

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(\mathbf{k}) = \mathbf{A}\mathbf{x}(\mathbf{k}) + \mathbf{B}\mathbf{u}(\mathbf{k}) & \mathbf{x}(\mathbf{k}_0) = \mathbf{x}_0 \\ \mathbf{y}(\mathbf{k}) = \mathbf{C}\mathbf{x}(\mathbf{k}) + \mathbf{D}\mathbf{u}(\mathbf{k}) \end{cases} \quad (\text{IV.30})$$

Où  $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n, \mathbf{u} \in \mathbf{R}^m$  et  $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^r$

Du fait de la linéarité de l'opérateur de la transformée en  $z$ , il est possible de l'appliquer aux équations (IV.30)

$$\begin{cases} \mathbf{z}\mathbf{X}(\mathbf{z}) - \mathbf{x}_0 = \mathbf{A}\mathbf{X}(\mathbf{z}) + \mathbf{B}\mathbf{U}(\mathbf{z}) \\ \mathbf{Y}(\mathbf{z}) = \mathbf{C}\mathbf{X}(\mathbf{z}) + \mathbf{D}\mathbf{U}(\mathbf{z}) \end{cases} \quad (\text{IV.31})$$

Où  $\mathbf{X}(\mathbf{z}) = Z[\mathbf{x}(\mathbf{k})], \mathbf{U}(\mathbf{z}) = Z[\mathbf{u}(\mathbf{k})]$  et  $\mathbf{Y}(\mathbf{z}) = Z[\mathbf{y}(\mathbf{k})]$ .

En résolvant les équations (IV.31) par rapport à  $\mathbf{Y}(\mathbf{z})$ , il vient :

$$\mathbf{Y}(\mathbf{z}) = \left[ \mathbf{C}(\mathbf{z}\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1}\mathbf{B} + \mathbf{D} \right] \mathbf{U}(\mathbf{z}) = \mathbf{G}(\mathbf{z})\mathbf{U}(\mathbf{z}) \quad (\text{IV.32})$$

Où  $\mathbf{G}(\mathbf{z}^{-1}) = \left[ \mathbf{C}(\mathbf{z}\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1}\mathbf{B} + \mathbf{D} \right]$

La matrice  $\mathbf{G}(\mathbf{z}) \in \mathbb{C}^{n \times m}$  est appelée matrice de transfert liant l'entrée  $\mathbf{U}(\mathbf{z})$  à la sortie  $\mathbf{Y}(\mathbf{z})$ .

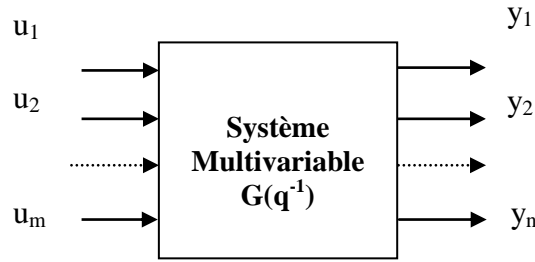


Figure (IV-5) Système multivariable de  $m$  entrées et  $n$  sorties.

#### IV.4.2 DETERMINATION DE MATRICES DE SYSTEME

Toutefois, s'il s'agit d'un système multidimensionnel, alors  $\mathbf{A}(\mathbf{q}^{-1})$  et  $\mathbf{B}(\mathbf{q}^{-1})$  sont des matrices de transfert. Puisque  $\mathbf{G}(\mathbf{q}^{-1})$  est également une matrice de transfert, les polynômes  $\mathbf{A}(\mathbf{q}^{-1})$  et  $\mathbf{B}(\mathbf{q}^{-1})$  ne peut être simplement déterminée en prenant le dénominateur et le numérateur de  $\mathbf{G}(\mathbf{q}^{-1})$ .

Une méthode simple pour la détermination de  $\mathbf{A}(\mathbf{q}^{-1})$  et  $\mathbf{B}(\mathbf{q}^{-1})$  est présenté par Camacho dans [65], ainsi une très bonne description détaillée et peut également être trouvée dans la publication de Geering [80].

Pour des raisons de simplicité, seule la méthode de Camacho [65] est traitée. On a :

$$\mathbf{G}(\mathbf{q}^{-1}) = \mathbf{A}(\mathbf{q}^{-1})^{-1} \cdot \mathbf{B}(\mathbf{q}^{-1}) \cdot \mathbf{q}^{-1} \quad (\text{IV.33})$$

Maintenant, le plus simple est de supposer que  $\mathbf{A}(\mathbf{q}^{-1})$  est une matrice diagonale dont éléments diagonaux sont les plus petits communs multiples des dénominateurs des lignes correspondant de  $\mathbf{G}(\mathbf{q}^{-1})$ , et la matrice de transfert  $\mathbf{B}(\mathbf{q}^{-1})$  peut simplement être calculée avec :

$$\mathbf{B}(\mathbf{q}^{-1}) = \mathbf{A}(\mathbf{q}^{-1}) \cdot \mathbf{G}(\mathbf{q}^{-1}) \cdot \mathbf{q} \quad (\text{IV.34})$$

#### IV.4.3 LE MODELE CARIMA MULTIVARIABLE

Analogique au système monovisible, l'approche suivante est prise pour le modèle CARIMA [81]:

$$\mathbf{A}(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{y}(\mathbf{k}) = \mathbf{q}^{-d} \mathbf{B}(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{u}(\mathbf{k}) + \frac{\mathbf{C}(\mathbf{q}^{-1})}{\Delta} \zeta(\mathbf{k}) \quad (\text{IV.35})$$

Où :

$$\begin{cases} \mathbf{A}(\mathbf{q}^{-1}) = \mathbf{I} + \mathbf{A}_1\mathbf{q}^{-1} + \mathbf{A}_2\mathbf{q}^{-2} + \dots + \mathbf{A}_{na}\mathbf{q}^{-na} \\ \mathbf{B}(\mathbf{q}^{-1}) = \mathbf{B}_0 + \mathbf{B}_1\mathbf{q}^{-1} + \mathbf{B}_2\mathbf{q}^{-2} + \dots + \mathbf{B}_{nb}\mathbf{q}^{-nb} \\ \mathbf{C}(\mathbf{q}^{-1}) = \mathbf{I} + \mathbf{C}_1\mathbf{q}^{-1} + \mathbf{C}_2\mathbf{q}^{-2} + \dots + \mathbf{C}_{nc}\mathbf{q}^{-nc} \end{cases} \quad (\text{IV.36})$$

Les dimensions des matrices individuelles sont:

$\mathbf{A}(\mathbf{q}^{-1})$  : Matrice (n X n) ;

$\mathbf{B}(\mathbf{q}^{-1})$  : Matrice (n X m) ;

$\mathbf{C}(\mathbf{q}^{-1})$  : Matrice (n X n) ;

$\mathbf{y}(\mathbf{k})$  : Vecteur (n X 1) ;

$\mathbf{u}(\mathbf{k})$  : Vecteur (m X 1) ;

$\zeta(\mathbf{k})$  : Vecteur (n X 1).

Avec :

$n$  : Le nombre de sorties du système

$m$  : Le nombre d'entrées du système.

#### IV.4.4 LE PREDICATEUR MULTIVARIABLE A J-PAS DANS LE FUTUR

Comme dans la section (IV.3.2), une équation Diophantine matricielle est utilisée pour le calcul du prédicteur matriciel [82]:

$$\mathbf{A}_m(\mathbf{q}^{-1}).\mathbf{C}(\mathbf{q}^{-1}) = \Delta(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{A}(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{F}_j(\mathbf{q}^{-1}) + \mathbf{q}^{-d-j}\mathbf{G}_j(\mathbf{q}^{-1}) \quad (\text{IV.37})$$

Avec :

$$\mathbf{F}_j(\mathbf{q}^{-1}) = \mathbf{F}_{j,0} + \mathbf{F}_{j,1}\mathbf{q}^{-1} + \mathbf{F}_{j,2}\mathbf{q}^{-2} + \dots + \mathbf{F}_{j,j-1}\mathbf{q}^{-(j-1)}$$

$$\mathbf{G}_j(\mathbf{q}^{-1}) = \mathbf{G}_{j,0} + \mathbf{G}_{j,1}\mathbf{q}^{-1} + \mathbf{G}_{j,2}\mathbf{q}^{-2} + \dots + \mathbf{G}_{j,na}\mathbf{q}^{-na}$$

$$\mathbf{A}_m(\mathbf{q}^{-1}) = \mathbf{A}_0 + \mathbf{A}_1\mathbf{q}^{-1} + \mathbf{A}_2\mathbf{q}^{-2} + \dots + \mathbf{A}_{nAm}\mathbf{q}^{-nAm}$$

Où :

$\mathbf{F}_j(\mathbf{q}^{-1})$  : Matrice (n X n) ;

$\mathbf{G}_j(\mathbf{q}^{-1})$  : Matrice (n X n) ;

$\mathbf{A}_m(\mathbf{q}^{-1})$  : Matrice (n X n) ;

Après la résolution de (IV.37) pour  $\Delta\mathbf{A}(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{F}_j(\mathbf{q}^{-1})$  et après l'insertion le résultat dans l'équation (IV.36), qui a été multiplié par  $\Delta\mathbf{F}_j(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{q}^j$  l'équation de prédiction peut être obtenue:

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_m(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{C}(\mathbf{q}^{-1})\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{k} + \mathbf{j}) = & \mathbf{G}_j(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{y}(\mathbf{k}) + \mathbf{B}(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{F}_j(\mathbf{q}^{-1})\Delta\mathbf{u}(\mathbf{k} + \mathbf{j} - \mathbf{d}) + \\ & + \mathbf{C}(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{F}_j(\mathbf{q}^{-1})\zeta(\mathbf{k} + \mathbf{j}) \end{aligned} \quad (\text{IV.38})$$



Tous les termes de bruit sont dans le futur, aussi, ce qui signifie qu'ils ne sont pas connus et ils peuvent être négligés. Par conséquent, la meilleure prédiction est [83]:

$$\mathbf{A}_m(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{C}(\mathbf{q}^{-1})\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{k} + \mathbf{j}) = \mathbf{G}_j(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{y}(\mathbf{k}) + \mathbf{B}(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{F}_j(\mathbf{q}^{-1})\Delta\mathbf{u}(\mathbf{k} + \mathbf{j} - \mathbf{d}) \quad (\text{IV.39})$$

Et comme :

$$\mathbf{B}(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{F}_j(\mathbf{q}^{-1}) = \mathbf{H}_j(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{A}_m(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{C}(\mathbf{q}^{-1}) + \mathbf{q}^{-j-1}\mathbf{J}_j(\mathbf{q}^{-1}) \quad (\text{IV.40})$$

Où  $\mathbf{H}_j(\mathbf{q}^{-1})$  est une matrice de transfert, contrairement avec le cas unidimensionnel.

La partie formant la réponse libre est complètement à l'intérieur du terme  $\mathbf{q}^{-j-1}\mathbf{J}_j(\mathbf{q}^{-1})$ . Ainsi, l'équation de prédiction devient :

$$\mathbf{A}_m(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{C}(\mathbf{q}^{-1})\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{k} + \mathbf{j}) = \underbrace{\mathbf{A}_m(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{C}(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{H}_j(\mathbf{q}^{-1})}_{\text{réponse forcée}} \Delta\mathbf{u}(\mathbf{k} + \mathbf{j} - \mathbf{d}) + \underbrace{\mathbf{G}_j(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{y}(\mathbf{k}) + \mathbf{J}_j(\mathbf{q}^{-1})}_{\text{réponse libre}} \Delta\mathbf{u}(\mathbf{k} - 1) \quad (\text{IV.41})$$

$$\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{k} + \mathbf{j}) = \underbrace{\mathbf{H}_j(\mathbf{q}^{-1})}_{\text{réponse forcée}} \Delta\mathbf{u}(\mathbf{k} + \mathbf{j} - \mathbf{d}) + \underbrace{\mathbf{E}(\mathbf{k} + \mathbf{j})}_{\text{réponse libre}} \quad (\text{IV.42})$$

Où :

$$\mathbf{E}(\mathbf{k} + \mathbf{j}) = \frac{\mathbf{G}_j(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{y}(\mathbf{k}) + \mathbf{J}_j(\mathbf{q}^{-1}) \Delta\mathbf{u}(\mathbf{k} - 1)}{\mathbf{A}_m(\mathbf{q}^{-1})\mathbf{C}(\mathbf{q}^{-1})}$$

Avec :

$\mathbf{H}_j(\mathbf{q}^{-1})$ ,  $\mathbf{J}_j(\mathbf{q}^{-1})$  : Matrice (n X m) ;

$\mathbf{E}(\mathbf{k})$  : Vecteur (n X 1).

Par conséquent, les prédictions à j-pas pour un système MIMO sont:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{y}}(\mathbf{k} + 1) = \mathbf{H}_1(\mathbf{q}^{-1}) \Delta\mathbf{u}(\mathbf{k} + 1 - \mathbf{d}) + \mathbf{E}(\mathbf{k} + 1) \\ \hat{\mathbf{y}}(\mathbf{k} + 2) = \mathbf{H}_2(\mathbf{q}^{-1}) \Delta\mathbf{u}(\mathbf{k} + 2 - \mathbf{d}) + \mathbf{E}(\mathbf{k} + 2) \\ \hat{\mathbf{y}}(\mathbf{k} + 3) = \mathbf{H}_3(\mathbf{q}^{-1}) \Delta\mathbf{u}(\mathbf{k} + 3 - \mathbf{d}) + \mathbf{E}(\mathbf{k} + 3) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{y}}(\mathbf{k} + \mathbf{N}_2) = \mathbf{H}_{\mathbf{N}_2}(\mathbf{q}^{-1}) \Delta\mathbf{u}(\mathbf{k} + \mathbf{N}_2 - \mathbf{d}) + \mathbf{E}(\mathbf{k} + \mathbf{N}_2) \end{cases}$$

Similaire au système monovariante, le terme  $\mathbf{H}_j(\mathbf{q}^{-1}) \Delta\mathbf{u}(\mathbf{k} + \mathbf{j} - \mathbf{d})$  de l'équation (IV.42) est associé à une multiplication de matrices réelle  $\mathbf{H} \cdot \mathbf{U}$ . Ainsi ;

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H} \cdot \mathbf{U} + \mathbf{E} \quad (\text{IV.43})$$

Une fonction de coût quadratique est appliquée aux valeurs de prédictions de (IV.37) afin de calculer une séquence optimale du signal de commande [84].

La fonction de coût est la même que celle pour le contrôle unidimensionnel.

$$\mathbf{J}_{\text{GPC}} = \sum_{\mathbf{j}=\mathbf{N}_1}^{\mathbf{N}_2} \|\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{k} + \mathbf{j}) - \omega_{\text{ref}}(\mathbf{k} + \mathbf{j})\|^2 + \lambda \sum_{\mathbf{j}=1}^{\mathbf{N}_u} \|\Delta \mathbf{u}(\mathbf{k} + \mathbf{j} - \mathbf{d})\|^2 \quad (\text{IV.44})$$

Comme pour le cas unidimensionnel, une fonction de coût multidimensionnel simplifié correspondant à l'équation unidimensionnelle (IV.12) peut être mise en place par la substitution de (IV.43) dans (IV.44):

$$\mathbf{J}_{\text{GPC}} = (\mathbf{H}\mathbf{U} + \mathbf{E} - \mathbf{W})^T (\mathbf{H}\mathbf{U} + \mathbf{E} - \mathbf{W}) + \lambda \mathbf{U}^T \mathbf{U} \quad (\text{IV.45})$$

Afin de minimiser cette équation, il est d'abord développé en termes distincts :

$$\mathbf{J}_{\text{GPC}} = \mathbf{U}^T (\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \lambda \mathbf{I}) \mathbf{U} + \mathbf{U}^T \mathbf{H}^T (\mathbf{E} - \mathbf{W}) + (\mathbf{E} - \mathbf{W})^T \mathbf{H} \mathbf{U} + (\mathbf{E} - \mathbf{W})^T (\mathbf{E} - \mathbf{W}) \quad (\text{IV.46})$$

En raison de l'identité :

$$\mathbf{U}^T \mathbf{H}^T (\mathbf{E} - \mathbf{W}) = (\mathbf{E} - \mathbf{W})^T \mathbf{H} \mathbf{U} \quad (\text{IV.47})$$

$\mathbf{J}_{\text{GPC}}$  peut être encore simplifiée par :

$$\mathbf{J}_{\text{GPC}} = \mathbf{U}^T (\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \lambda \mathbf{I}) \mathbf{U} + 2\mathbf{U}^T \mathbf{H}^T (\mathbf{E} - \mathbf{W}) + (\mathbf{E} - \mathbf{W})^T (\mathbf{E} - \mathbf{W}) \quad (\text{IV.48})$$

La minimisation analytique  $\frac{d\mathbf{J}_{\text{GPC}}}{d\tilde{\mathbf{U}}} = 0$  donne :

$$\tilde{\mathbf{U}} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \lambda \mathbf{I}_{\mathbf{N}_u})^{-1} \mathbf{H}^T (\mathbf{W} - \mathbf{E}) \quad (\text{IV.49})$$

## IV.5 TEST DE LA COMMANDE PREDICTIVE

Cette partie est consacrée à la présentation de deux tests de la commande prédictive (monovariante/multivariante) qui vont permettre de valider et confirmer la théorie présentée précédemment.

### IV.5.1 TEST DE LA COMMANDE PREDICTIVE MONOVARIABLE

On considère le système instable suivant [16]

$$G(q^{-1}) = q^{-1} \frac{0.5}{1 - 1.2q^{-1}}$$

Le système possède un pôle instable en 1.2.

Avec une période d'échantillonnage  $T_e = 0.01 \text{sec}$ , les polynômes  $A(q^{-1})$ ,  $B(q^{-1})$  et  $C(q^{-1})$  du modèle CARIMA sont :

$$\begin{cases} A(q^{-1}) = 1 - 1.2q^{-1} \\ B(q^{-1}) = 0.5 \\ C(q^{-1}) = 1 - 0.4q^{-1} \end{cases}$$

Le système est perturbé par une perturbation modélisée par un bruit blanc centré d'amplitude égale à 0.01 de l'instant  $k=40$  à  $k=100$ . Le choix des paramètres de réglages  $N_1 = 1$ ,  $N_u = 2$ ,  $N_2 = 15$  et  $\lambda = 0.01$ , conduit à un comportement stable et bien amorti figure (IV-6).

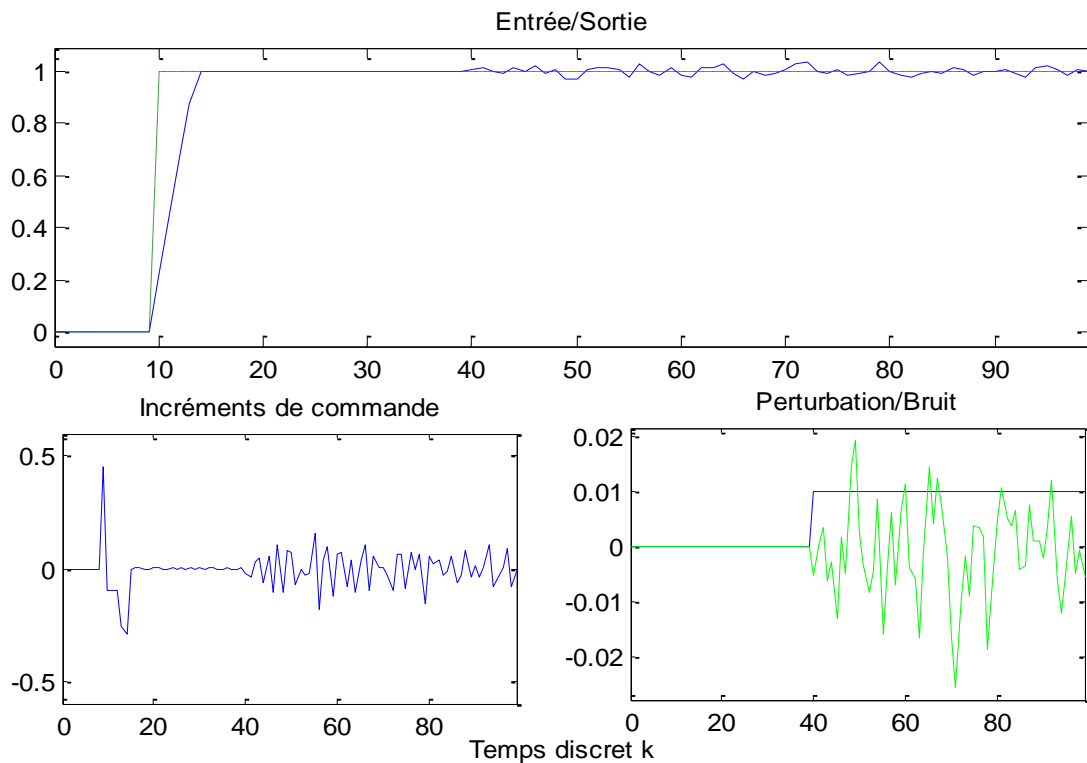


Figure (IV-6) Réponse et incréments de commande d'un système instable par SISO-GPC.

#### IV.5.2 TEST DE LA COMMANDE PREDICTIVE MULTIVARIABLE

On considère le système multivariable dont les matrices des polynômes  $A(q^{-1})$ ,  $B(q^{-1})$  et  $C(q^{-1})$  du modèle CARIMA sont [83,85] :

$$\begin{cases} A(q^{-1}) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -0.7 & 0 \\ -0.5 & -0.3 \end{bmatrix} q^{-1} + \begin{bmatrix} -0.18 & 0 \\ 0.9 & -0.1 \end{bmatrix} q^{-2} \\ B(q^{-1}) = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.2 \\ 0.2 & 0.6 \end{bmatrix} q^{-1} \\ C(q^{-1}) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -0.8 & 0 \\ 0 & -0.8 \end{bmatrix} q^{-1} \end{cases}$$

Le système est perturbé par une perturbation modélisée par un bruit blanc centré d'amplitude égale à 0.01 de l'instant  $k=60$  à  $k=100$ .

Le choix des paramètres de réglages  $N_1 = 1$ ,  $N_u = 2$ ,  $N_2 = 10$  et  $\lambda = 0.01 \cdot \mathbf{I}_2$ , conduit à un comportement stable et bien amorti (figure IV-7).

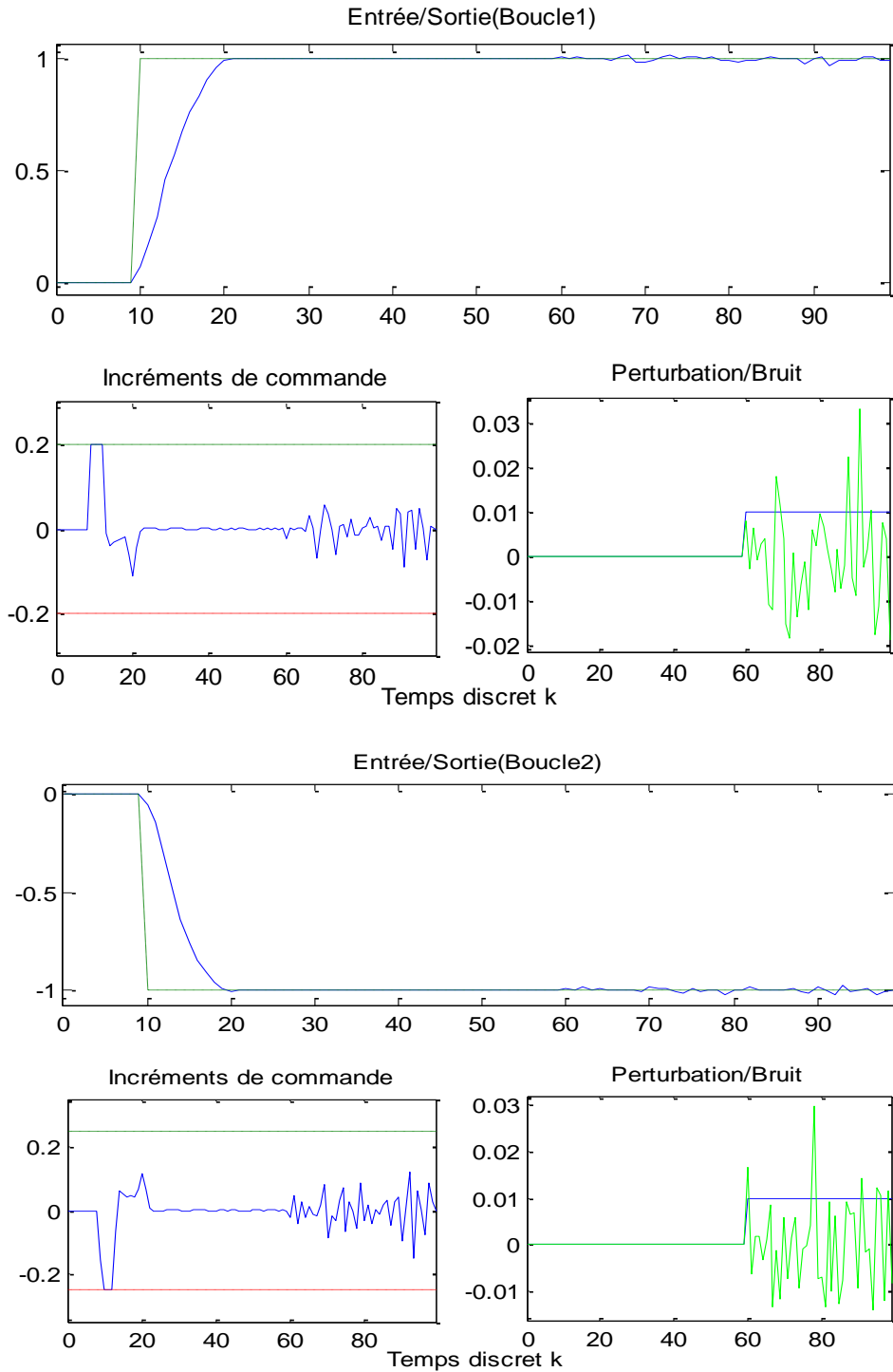


Figure (IV-7) Réponse et incréments de commande d'un système instable par MIMO-GPC.

### IV.6 COMMANDE PREDICTIVE MONOVARIABLE DE LA MASDE

Pour le système de réglage, nous choisissons d'utiliser des correcteurs de type prédictifs, étant donné qu'ils sont simples à mettre en œuvre.

La commande prédictive monovariante développée dans la section (IV.3), est utilisée pour la synthèse de trois régulateurs prédictifs monovariante, le premier pour les boucles des courants, le deuxième pour la boucle du flux et le troisième pour la boucle de la vitesse.

#### IV.6.1 SYNTHÈSE DES REGULATEURS

La commande prédictive nécessite l'existence d'un modèle numérique de comportement futur du système. Ce modèle peut être obtenu par une discrétisation de la fonction de transfert continue du transfert (variable contrôlée/variable manipulée) du système. On retrouve bien sûr le même modèle que celui utilisé pour la synthèse du régulateur PI (Annexe (B)), avec l'ajout d'un bloqueur d'ordre zéro à l'entrée et d'un échantillonneur à la sortie, afin d'obtenir un modèle discret de l'ensemble.

Le schéma bloc du découplage FOC-GPC avec cinq régulateurs prédictifs est représenté par la figure (IV-8).

La figure (IV-9) représenté le schéma bloc de la commande vectorielle sans capteur mécanique d'une MASDE dotée d'un régulateur prédictif de vitesse.

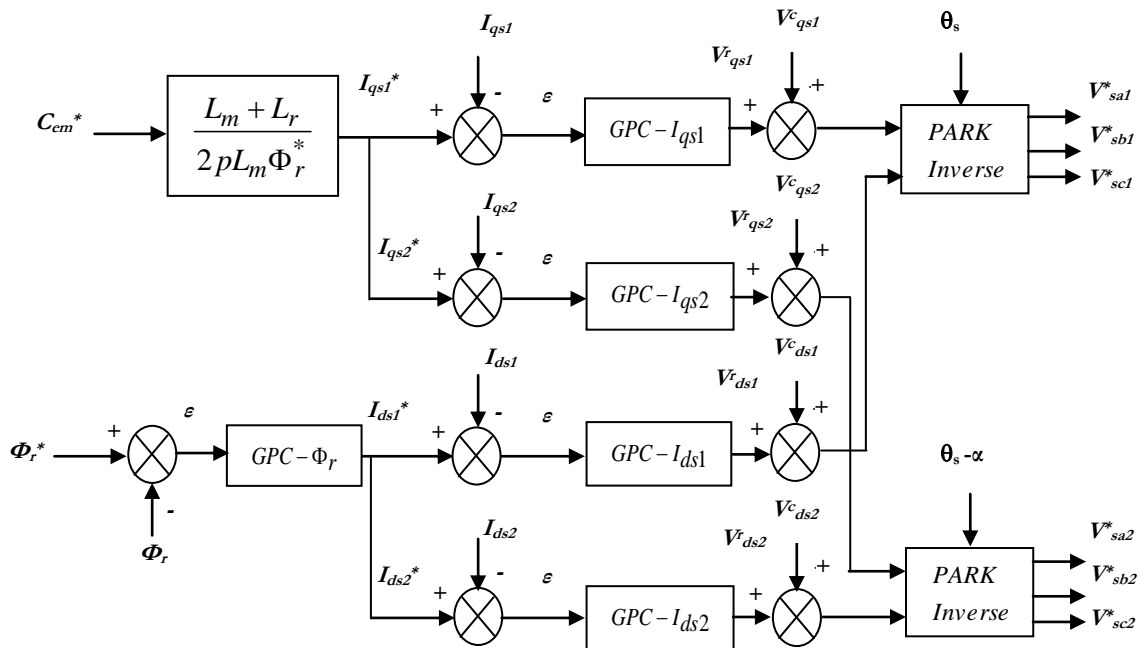


Figure (IV-8) Schéma bloc (FOC-GPC).

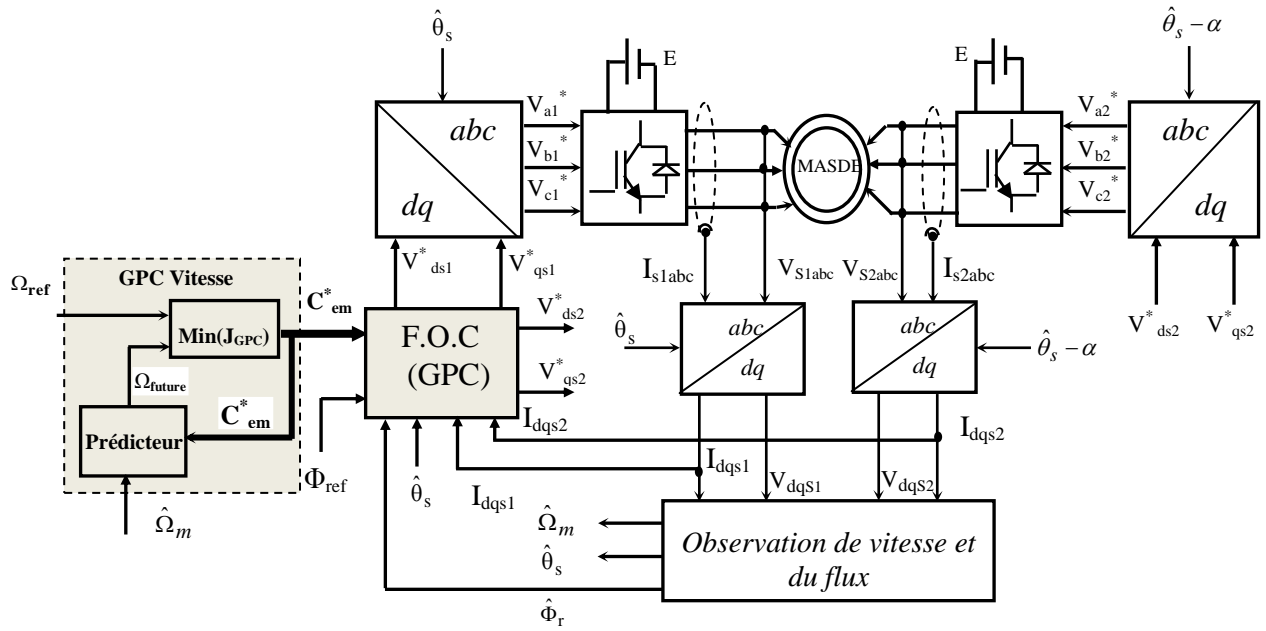


Figure (IV-9) Schéma bloc de la commande vectorielle sans capteur mécanique d'une MASDE munie d'un régulateur prédictif monovarié.

• Synthèse de régulateurs de courants

Le modèle utilisé est représenté par une fonction de transfert continue entre les courants et les tensions (système (II.13) du deuxième chapitre) :

$$\begin{cases} I_{ds1} = \frac{1}{L_1 \cdot s + R_{s1}} V_{ds1} \\ I_{qs1} = \frac{1}{L_1 \cdot s + R_{s1}} V_{qs1} \\ I_{ds2} = \frac{1}{L_2 \cdot s + R_{s2}} V_{ds2} \\ I_{qs2} = \frac{1}{L_2 \cdot s + R_{s2}} V_{qs2} \end{cases} \quad (IV.50)$$

Pour  $L_{s1} = L_{s2} = 0.022H$ ,  $R_{s1} = R_{s2} = 3.72\Omega$ , et après un choix judicieux de la période d'échantillonnage  $T_c = 0.001sec$ , le système (IV.50) est représenté par la même fonction de transfert discrète suivante :

$$I_s(k) = \frac{0.04182q^{-1}}{1 - 0.8444q^{-1}} V_s(k) \quad (IV.51)$$

L'équation du prédicteur est donné par :

$$I_s^*(k+j) = G_j(q^{-1})I_s(k) + J_j(q^{-1})\Delta V_s(k-1) + H_j(q^{-1})\Delta V_s(k+j) \quad (IV.52)$$

La prédiction de  $I_s^*(k+i)_{j=1,2,3}$  de 1 à 3 pas dans le futur est donnée dans l'annexe (D)

La séquence optimale de commande future  $V_s$  est :

$$\tilde{V}_s = [H^T H + \lambda I_{N_u}]^{-1} H^T [I_{ref} - G(q^{-1})I_s(k) - J(q^{-1})\Delta V_s(k-1)] \quad (IV.53)$$

Avec :

$$H = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0.0418 & 0 & 0 \\ 0.0771 & 0.0418 & 0 \end{bmatrix}; G = \begin{bmatrix} 1.8444 & -0.8444q^{-1} \\ 2.5574 & -1.5574q^{-1} \\ 3.1595 & -2.1595q^{-1} \end{bmatrix} \text{ et } J = \begin{bmatrix} 0.0418 \\ 0.0771 \\ 0.1070 \end{bmatrix}$$

#### • Synthèse de régulateur du flux

Pour avoir un bon fonctionnement de la machine, le flux doit être maintenu constant à sa valeur nominale. On retrouve bien sûr le même modèle que celui utilisé pour la synthèse du régulateur Rég- $\Phi_r$  (Annexe (B)).

L'expression du flux est donnée par la cinquième équation du système (II.5) suivante :

$$\Phi_r^* = \frac{L_m}{1 + T_r s} I_{sd} \quad (IV.54)$$

Avec :

$$I_{sd} = 2I_{sd1} = 2I_{sd2}$$

Donc, on aura :

$$\frac{\Phi_r^*}{I_{sd}} = \frac{L_m}{1 + T_r s} \quad (IV.55)$$

Pour  $L_m = 0.3672H$  ;  $T_r = \frac{L_m + L_r}{R_r} = 0.1760$  et  $T_e = 0.001\text{sec}$ , l'équation (IV.55) est

représentée par la fonction de transfert discrète suivante :

$$\frac{\Phi_r^*(k)}{I_{sd}(k)} = \frac{0.00208q^{-1}}{1 - 0.9943q^{-1}} \quad (IV.56)$$

L'équation de prédiction du flux est donnée par :

$$\Phi_r^*(k+j) = G_j(q^{-1})\Phi_r(k) + J_j(q^{-1})\Delta I_{sd}(k-1) + H_j(q^{-1})\Delta I_{sd}(k+j) \quad (IV.57)$$

La prédiction  $j$  pas en avant de  $\Phi_r^*(k+i)_{j=1,2,3}$  est donnée dans l'annexe (D).

La séquence optimale de commande future  $I_{sd}$  est :

$$\tilde{I}_{sd} = [H^T H + \lambda I_{N_u}]^{-1} H^T [\Phi_{ref} - G(q^{-1})\Phi_r(k) - J(q^{-1})\Delta I_{sd}(k-1)] \quad (IV.58)$$

Avec :

$$H = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0.0021 & 0 & 0 \\ 0.0041 & 0.0021 & 0 \end{bmatrix}; G = \begin{bmatrix} 1.9943 & -0.9943q^{-1} \\ 2.9829 & -1.9829q^{-1} \\ 3.9659 & -2.9659q^{-1} \end{bmatrix} \text{ et } J = \begin{bmatrix} 0.0021 \\ 0.0041 \\ 0.0062 \end{bmatrix}$$

### • Synthèse de régulateur de vitesse

Le même calcul effectué pour le régulateur prédictif de vitesse, le modèle de prédiction est donné par l'équation mécanique suivante :

$$\frac{\Omega_m}{C_{em}^*} = \frac{k_m}{1 + T_m s} \quad (IV.59)$$

Avec :

$$k_m = \frac{1}{k_f}; T_m = \frac{J}{k_f}$$

Pour  $k_m = 1000$  ;  $T_m = 62.5$  et  $T_e = 0.001$ sec, l'équation (IV.59) est représenté par la fonction de transfert discrète suivante :

$$\frac{\Omega_m(k)}{C_{em}^*(k)} = \frac{0.016q^{-1}}{1 - q^{-1}} \quad (IV.60)$$

L'équation de prédiction de la vitesse est donnée par :

$$\Omega_m^*(k+j) = G_j(q^{-1})\Omega_m(k) + J_j(q^{-1})\Delta C_{em}(k-1) + H_j(q^{-1})\Delta C_{em}(k+j) \quad (IV.61)$$

La prédiction  $j$  pas en avant de  $\Omega_m^*(k+j)_{j=1,2,3}$  est donnée dans l'annexe (D).

La séquence de commande future  $C_{em}$  est :

$$\tilde{C}_{em} = [H^T H + \lambda I_{N_u}]^{-1} H^T [\Omega_{ref} - G(q^{-1})\Omega_m(k) - J(q^{-1})\Delta C_{em}(k-1)] \quad (IV.62)$$

Avec :

$$H = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0.0160 & 0 & 0 \\ 0.0320 & 0.0160 & 0 \end{bmatrix}; G = \begin{bmatrix} 2 & -1q^{-1} \\ 3 & -2q^{-1} \\ 4 & -3q^{-1} \end{bmatrix} \text{ et } J = \begin{bmatrix} 0.016 \\ 0.032 \\ 0.048 \end{bmatrix}$$



### IV.6.2 SIMULATION ET INTERPRETATION DES RESULTATS

Afin de montrer les performances des régulateurs synthétisés précédemment, une étude de simulation comparative a été effectuée avec le remplacement des régulateurs PI par les régulateurs prédictifs (figure IV-9).

En considérant les règles de stabilité et de robustesse, les paramètres des différents régulateurs prédictifs sont donnés par le tableau (IV.1) :

*Tableau (IV.1) Paramètres des régulateurs prédictifs*

Régulateurs Paramètres	GPC- $I_{ds}$	GPC- $I_{qs}$	GPC-Flux	GPC-Vitesse
N1	1	1	1	1
N2	3	3	4	5
Nu	2	2	3	3
$\lambda$	0.2	0.2	0.02	0.002

#### IV.6.2.1 RESULTATS ET INTERPRETATIONS

La figure (IV-10) représente l'évolution des caractéristiques de la MASDE avec la régulation en cascade de la vitesse et du flux par la commande prédictive monovariante, suivi de l'application d'un couple de charge  $C_r = 14 \text{ N.m}$  à l'instant  $t = 1.5 \text{ sec}$ , avec inversion de la vitesse de  $288$  à  $-288 \text{ rd/sec}$  à partir de l'instant  $t = 2.5 \text{ sec}$ .

La simulation montre que, la vitesse de la MASDE atteint la vitesse de référence avec un temps de réponse de  $0.8 \text{ sec}$  et un dépassement nul. L'application de la perturbation fait chuter la vitesse de  $0.347\%$  de la consigne avant d'y revenir après  $0.05 \text{ sec}$ . Le couple prend une valeur maximale de  $70 \text{ N.m}$  au moment de démarrage, puis diminue rapidement vers la valeur nominale. Il suit la trajectoire de la perturbation avec un temps de réponse nul. Le courant de démarrage prend une valeur maximale de  $26 \text{ A}$ , puis décroît rapidement vers sa valeur nominale. On remarque une augmentation de  $5.36 \text{ A}$  pendant l'application de la perturbation. Lors l'inversion de sens de rotation, un appel de courant de  $26 \text{ A}$  avec un couple électromagnétique négatif de  $65 \text{ N.m}$  pendant le temps écoulé, le régime établi revient pendant une durée de  $1 \text{ sec}$  sans dépassement à ces instants le découplage est resté conservé.

Il est important à noter que la commande prédictive démontre de bonnes poursuites de trajectoire même sous les conditions de fonctionnement assez sévères et que l'ondulation du couple est sensiblement réduite comparativement au cas de la commande conventionnelle.

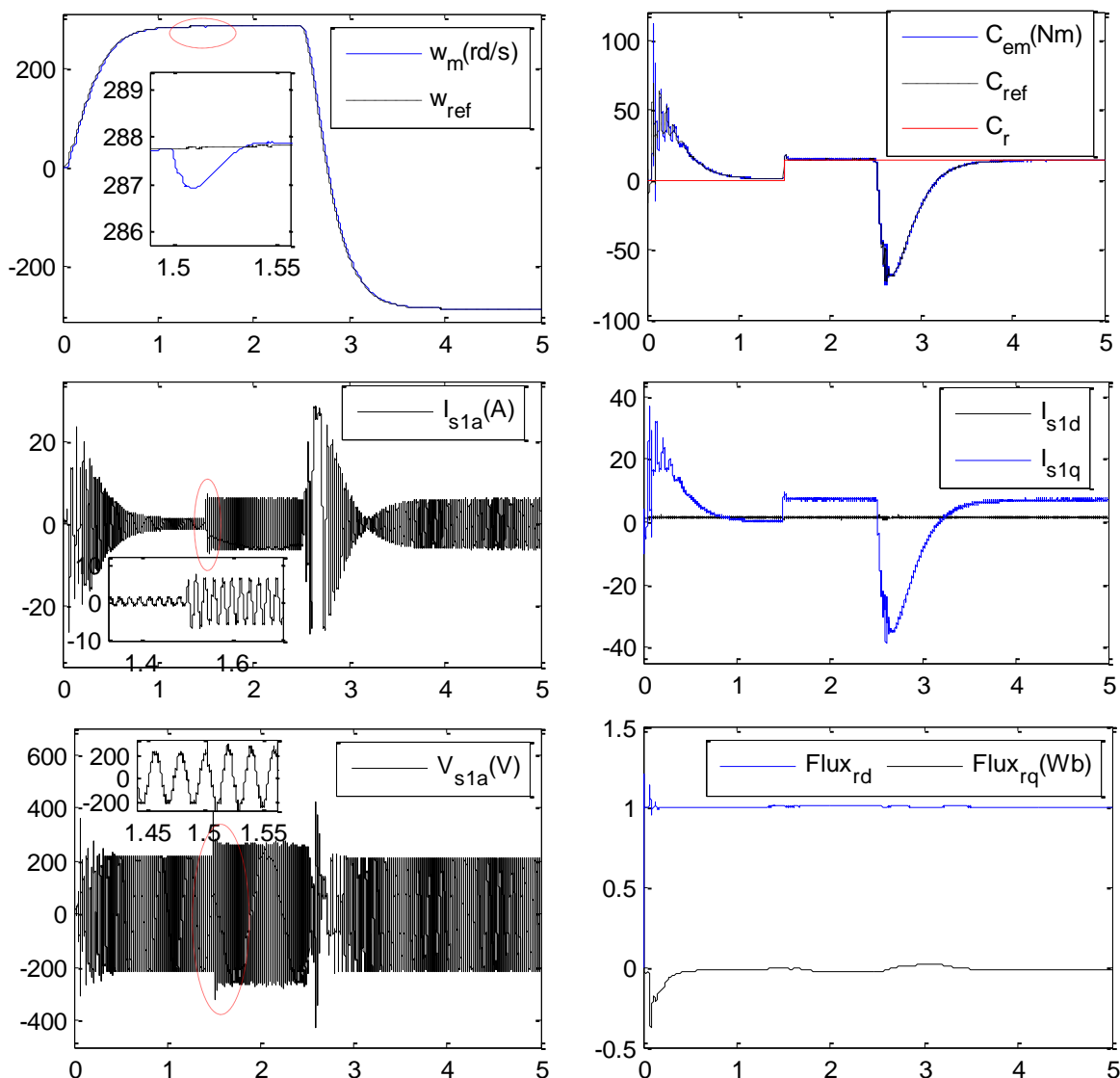


Figure (IV-10) Régulation en cascade de la vitesse et du flux par la commande prédictive monovariable.

IV.6.2.2 COMPARAISON GPC/PI

La figure (IV.11) montre la réaction des deux régulateurs face à un test de régulation et de poursuite de vitesse.

La simulation montre que le régulateur PI présente un dépassement de vitesse de 3.52 %, une erreur de traînage de 25%, une chute de vitesse de 3.2 % et un temps de rejet de 0.43sec. Par contre, le régulateur prédictif maintient la vitesse à sa valeur de référence sans faire des erreurs et le dépassement est totalement annulé. Il apparaît être très robuste à la variation de la charge avec une chute de vitesse de 0.347% et un temps de rejet de 0.05sec.

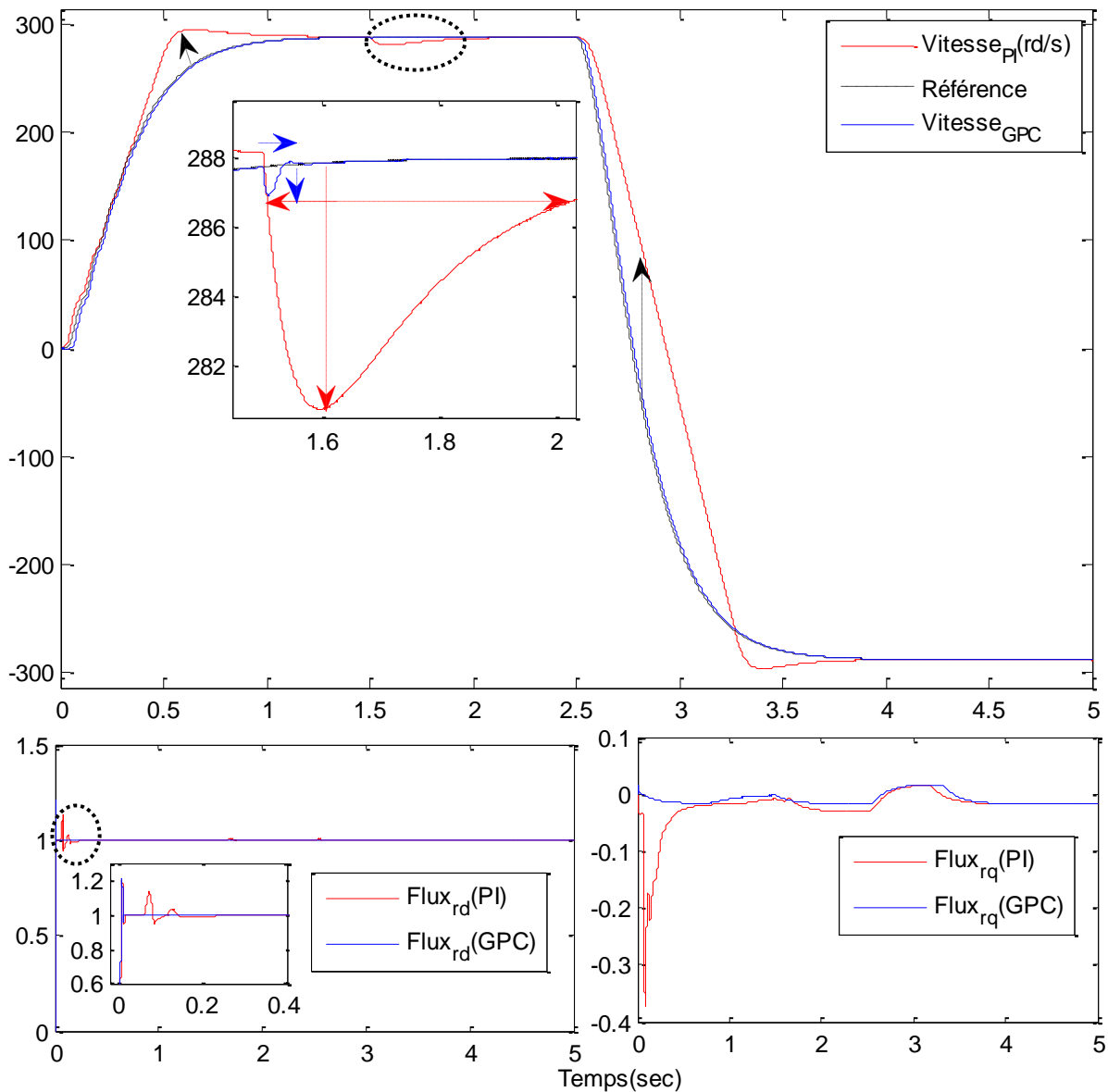


Figure (IV-11) Comparaison en performances des régulateurs GPC/PI.

### IV.7 COMMANDE PREDICTIVE MULTIVARIABLE DE LA MASDE

L'objectif de cette stratégie de commande est de contrôler simultanément le couple électromagnétique et la norme du flux rotorique. La loi de commande prédictive multivariable développée dans la section (IV.4) est utilisée pour la poursuite de trajectoires (Couple et norme du flux) pour générer les tensions de références (Figure IV-12). Un observateur de vitesse et du flux rotorique étudié dans le chapitre (III) est ainsi considéré pour assurer une loi de commande sans capteur mécanique (figure IV-13).

IV.7.1 SYNTHÈSE DE LA LOI DE COMMANDE

Les mêmes démarches pour la conception de cette loi de commande sont suivies dans cette partie pour démontrer qu'on peut concevoir une commande prédictive multivariable pour l'entraînement de la MASDE (Figure IV-13).

Dans notre cas les sorties et les entrées choisies sont :

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \Phi_r \\ C_{em} \end{bmatrix}, \quad \hat{\mathbf{Y}} = \begin{bmatrix} \hat{\Phi}_r \\ \hat{C}_{em} \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \mathbf{U}_s = \begin{bmatrix} \mathbf{V}_{ds}^r \\ \mathbf{V}_{qs}^r \end{bmatrix}$$

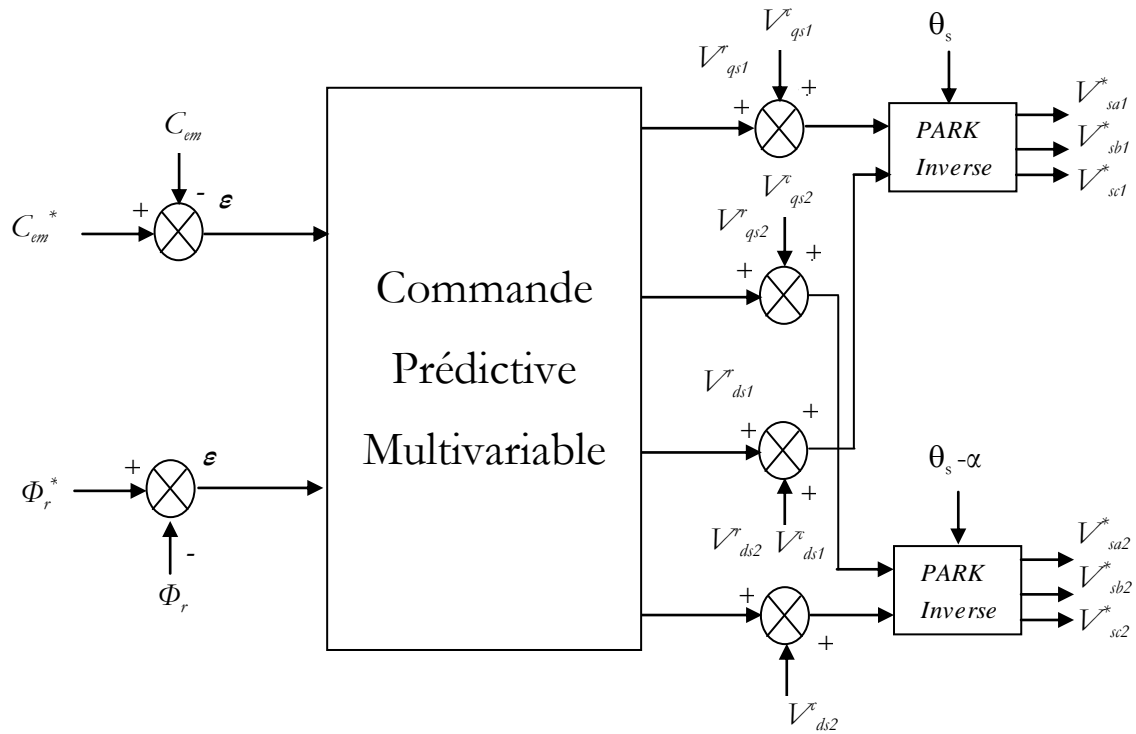


Figure (IV-12) Schéma bloc de la commande prédictive multivariable.

La prédiction des sorties est donnée par l'équation (IV.41):

$$\begin{bmatrix} \hat{\Phi}_r(\mathbf{k} + \mathbf{j}) \\ \hat{C}_{em}(\mathbf{k} + \mathbf{j}) \end{bmatrix} = \mathbf{G}_j(\mathbf{q}^{-1}) \begin{bmatrix} \Phi_r(\mathbf{k}) \\ C_{em}(\mathbf{k}) \end{bmatrix} + \mathbf{H}_j(\mathbf{q}^{-1}) \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{V}_{sd}(\mathbf{k} + \mathbf{j} - 1) \\ \Delta \mathbf{V}_{sq}(\mathbf{k} + \mathbf{j} - 1) \end{bmatrix} + \mathbf{J}_j(\mathbf{q}^{-1}) \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{V}_{sd}(\mathbf{k} - 1) \\ \Delta \mathbf{V}_{sq}(\mathbf{k} - 1) \end{bmatrix} \quad (IV.63)$$

Avec :

$\mathbf{H}_j(\mathbf{q}^{-1})$ ,  $\mathbf{J}_j(\mathbf{q}^{-1})$  : Matrice (2 X 2) ;

$\mathbf{G}_j(\mathbf{q}^{-1})$  : Matrice (2 X 2).

Comme dans le cas monovariante, le modèle de prédiction est supposé linéaire invariant dans le temps (LTI) modélise les interactions dynamiques entre deux ensemble d'entrées ( $V_{sd}, V_{sq}$ ) et deux ensembles de sorties ( $\Phi_r, C_{em}$ ).

Etant donné que à partir d'un flux de référence  $\Phi_r^*$  et du couple de référence  $C_{em}^*$ , les courants de références ( $I_{ds}^*$  et  $I_{qs}^*$ ) se déduisent directement par le biais des équations du système (II.9)

$$\begin{cases} \Phi_r^* = \frac{2L_m}{1 + T_r s} I_{ds}^* \\ C_{em}^* = \frac{2pL_m}{L_m + L_r} \Phi_r^* I_{qs}^* \end{cases} \quad (IV.64)$$

Les tensions de références  $V_{ds}^r$  et  $V_{qs}^r$  sont alors reconstituées à partir des courants  $I_{ds}^*$  et  $I_{qs}^*$  par :

$$\begin{cases} I_{ds}^* = \frac{1}{R_{s1} + sL_{s1}} V_{ds}^r \\ I_{qs}^* = \frac{1}{R_{s1} + sL_{s1}} V_{qs}^r \end{cases} \quad (IV.65)$$

En tenant compte que le flux rotorique est maintenu constant à sa valeur de référence, la substitution de (IV.65) dans (IV.64) donne :

$$\begin{cases} \Phi_r^* = \frac{2L_m}{(1 + T_r s)(R_{s1} + sL_{s1})} V_{ds}^r \\ C_{em}^* = \frac{2pL_m}{(L_m + L_r)(R_{s1} + sL_{s1})} V_{qs}^r \end{cases} \quad (IV.66)$$

Selon le système (II.10) du chapitre (II), les tensions de références sont décomposées de deux vecteurs de tension :

$$\begin{cases} V_{ds}^r = V_{ds}^* - V_{ds}^c \\ V_{qs}^r = V_{qs}^* - V_{qs}^c \end{cases} ; \quad U_s^* = \begin{bmatrix} V_{ds}^* & V_{qs}^* \end{bmatrix} \quad (IV.67)$$

La réécriture sous la forme matricielle de (IV.66) est :

$$\begin{bmatrix} \Phi_r^* \\ C_{em}^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{11}(s) & 0 \\ 0 & \mathbf{G}_{22}(s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{ds}^r \\ V_{qs}^r \end{bmatrix} \quad (IV.68)$$

Avec :

$$\begin{cases} \mathbf{G}_{11}(s) = \frac{2\mathbf{L}_m}{(1 + \mathbf{T}_r s)(\mathbf{R}_{s1} + s\mathbf{L}_{s1})} \\ \mathbf{G}_{22}(s) = \frac{2p\mathbf{L}_m}{(\mathbf{L}_m + \mathbf{L}_r)(\mathbf{R}_{s1} + s\mathbf{L}_{s1})} \end{cases}$$

Pour une période d'échantillonnage  $T_e=0.001\text{sec}$ , la matrice de transfert discrète est :

$$\mathbf{G}_p(\mathbf{q}^{-1}) = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{11}(\mathbf{q}^{-1}) & 0 \\ 0 & \mathbf{G}_{22}(\mathbf{q}^{-1}) \end{bmatrix} = \mathbf{q}^{-1} \begin{bmatrix} \frac{(8.95 + 8.44\mathbf{q}^{-1}) \cdot 10^{-5}}{1 - 0.84\mathbf{q}^{-1} + 0.84\mathbf{q}^{-2}} & 0 \\ 0 & \frac{0.082}{1 - 0.84\mathbf{q}^{-1}} \end{bmatrix} \quad (\text{IV.69})$$

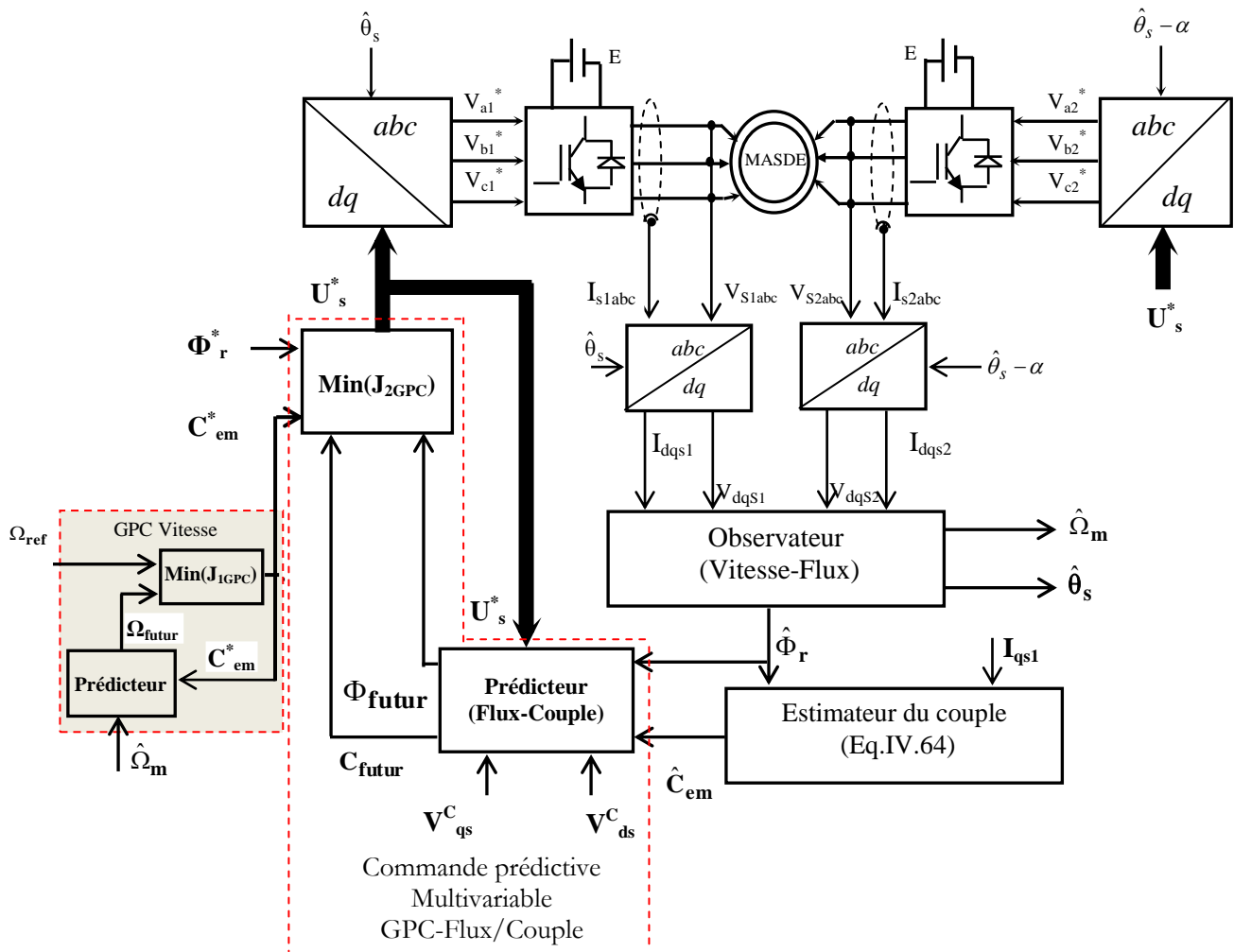


Figure (IV-13) Schéma bloc de la commande prédictive multivariable sans capteurs mécaniques d'une MASDE

Les matrices des polynômes du modèle CARIMA (IV.35) sont :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{A}(\mathbf{q}^{-1}) = \begin{bmatrix} (1 - 0.84\mathbf{q}^{-1} + 0.84\mathbf{q}^{-2}) & & & 0 \\ & .(1 - 0.84\mathbf{q}^{-1}) & & \\ & 0 & (1 - 0.84\mathbf{q}^{-1} + 0.84\mathbf{q}^{-2}) & \\ & & & .(1 - 0.84\mathbf{q}^{-1}) \end{bmatrix} \\ \mathbf{B}(\mathbf{q}^{-1}) = \begin{bmatrix} (8.95 + 8.44\mathbf{q}^{-1})(1 - 0.84\mathbf{q}^{-1}).10^{-5} & & & 0 \\ & 0 & & \\ & & 0.082(1 - 0.84\mathbf{q}^{-1} + 0.84\mathbf{q}^{-2}) & \\ & & & \end{bmatrix} \\ \mathbf{C}(\mathbf{s}) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad (\text{IV.70})$$

La forme matricielle de l'équation de prédiction (IV.63) pour  $j=1$  est :

$$\left\{ \begin{array}{l} \begin{bmatrix} \hat{\Phi}_{\mathbf{r}}(\mathbf{k}+1) \\ \hat{\mathbf{C}}_{\mathbf{em}}(\mathbf{k}+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.84 - 1.68\mathbf{q}^{-1} + 0.84\mathbf{q}^{-2} & 0 \\ 0 & 1.84 - 1.68\mathbf{q}^{-1} + 0.84\mathbf{q}^{-2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi_{\mathbf{r}}(\mathbf{k}) \\ \mathbf{C}_{\mathbf{em}}(\mathbf{k}) \end{bmatrix} + \\ + \begin{bmatrix} 8.95.10^{-5} - 7.0896.10^{-5}\mathbf{q}^{-2} & 0 \\ 0 & 8.95.10^{-5} - 7.0896.10^{-5}\mathbf{q}^{-2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\mathbf{V}_{\mathbf{ds}}^{\mathbf{r}}(\mathbf{k}) \\ \Delta\mathbf{V}_{\mathbf{qs}}^{\mathbf{r}}(\mathbf{k}) \end{bmatrix} + \\ + \begin{bmatrix} 8.4399 & 0 \\ 0 & 8.4399 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\mathbf{V}_{\mathbf{ds}}^{\mathbf{r}}(\mathbf{k}-1) \\ \Delta\mathbf{V}_{\mathbf{qs}}^{\mathbf{r}}(\mathbf{k}-1) \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad (\text{IV.71})$$

Où :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{G}_1(\mathbf{q}^{-1}) = \begin{bmatrix} 1.84 - 1.68\mathbf{q}^{-1} + 0.84\mathbf{q}^{-2} & 0 \\ 0 & 1.84 - 1.68\mathbf{q}^{-1} + 0.84\mathbf{q}^{-2} \end{bmatrix} \\ \mathbf{H}_1(\mathbf{q}^{-1}) = \begin{bmatrix} 8.95.10^{-5} - 7.0896.10^{-5}\mathbf{q}^{-2} & 0 \\ 0 & 8.95.10^{-5} - 7.0896.10^{-5}\mathbf{q}^{-2} \end{bmatrix} \\ \mathbf{J}_1(\mathbf{q}^{-1}) = \begin{bmatrix} 8.4399 & 0 \\ 0 & 8.4399 \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad (\text{IV.72})$$

La fonction de coût multivariable est définie par l'équation (IV.48) :

$$\mathbf{J}_{\text{GPC}} = \mathbf{U}^T (\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \lambda \mathbf{I}) \mathbf{U} + 2\mathbf{U}^T \mathbf{H}^T (\mathbf{E} - \mathbf{W}) + (\mathbf{E} - \mathbf{W})^T (\mathbf{E} - \mathbf{W}) \quad (\text{IV.73})$$

Avec :

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \Phi_{\mathbf{r}}^*(\mathbf{k}+1) \\ \mathbf{C}_{\text{em}}^*(\mathbf{k}+1) \\ \vdots \\ \Phi_{\mathbf{r}}^*(\mathbf{k}+\mathbf{j}) \\ \mathbf{C}_{\text{em}}^*(\mathbf{k}+\mathbf{j}) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{U} = \mathbf{U}_{\mathbf{s}}^* = \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{V}_{\text{ds}}^{\mathbf{r}}(\mathbf{k}) \\ \Delta \mathbf{V}_{\text{qs}}^{\mathbf{r}}(\mathbf{k}) \\ \vdots \\ \Delta \mathbf{V}_{\text{ds}}^{\mathbf{r}}(\mathbf{k}+\mathbf{j}-1) \\ \Delta \mathbf{V}_{\text{qs}}^{\mathbf{r}}(\mathbf{k}+\mathbf{j}-1) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{E} = \mathbf{G}(\mathbf{q}^{-1}) \begin{bmatrix} \Phi_{\mathbf{r}}(\mathbf{k}) \\ \mathbf{C}_{\text{em}}(\mathbf{k}) \end{bmatrix} + \mathbf{J}(\mathbf{q}^{-1}) \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{V}_{\text{ds}}^{\mathbf{r}}(\mathbf{k}-1) \\ \Delta \mathbf{V}_{\text{qs}}^{\mathbf{r}}(\mathbf{k}-1) \end{bmatrix}$$

Et :

$$\mathbf{G}(\mathbf{q}^{-1}) = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_1(\mathbf{q}^{-1}) \\ \vdots \\ \mathbf{G}_j(\mathbf{q}^{-1}) \end{bmatrix}; \quad \mathbf{J}(\mathbf{q}^{-1}) = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_1(\mathbf{q}^{-1}) \\ \vdots \\ \mathbf{J}_j(\mathbf{q}^{-1}) \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{H}(\mathbf{q}^{-1}) = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_1(\mathbf{q}^{-1}) & 0 & 0 & 0 \\ \mathbf{H}_2(\mathbf{q}^{-1}) & \mathbf{H}_1(\mathbf{q}^{-1}) & 0 & 0 \\ \vdots & \dots & \mathbf{H}_1(\mathbf{q}^{-1}) & 0 \\ \mathbf{H}_j(\mathbf{q}^{-1}) & \dots & \mathbf{H}_2(\mathbf{q}^{-1}) & \mathbf{H}_1(\mathbf{q}^{-1}) \end{bmatrix}$$

La minimisation analytique  $\frac{d\mathbf{J}_{\text{GPC}}}{d\tilde{\mathbf{U}}} = 0$  donne :

$$\tilde{\mathbf{U}} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \lambda \mathbf{I}_{N_u})^{-1} \mathbf{H}^T (\mathbf{W} - \mathbf{E}) \tag{IV.74}$$

#### IV.7.2 SIMULATION ET INTERPRETATIONS DES RESULTATS

En utilisant le schéma bloc de la figure (IV-13), la simulation a été exécutée sous les mêmes conditions que la commande classique FOC avec les paramètres de réglage suivants :

Tableau (IV.2) Paramètres de régulateur prédictif multivariable

Paramètres	Régulateur prédictif	MIMO_GPC (Couple/Norme du Flux)
N1		1
N2		5
Nu		3
$\lambda$		0.01 $\mathbf{I}_{\mathbf{x}2}$



#### IV.7.2.1 RESULTATS ET INTERPRETATIONS

Au démarrage et pendant le régime transitoire (Figure IV-14), la vitesse augmente linéairement en fonction de temps, et elle rejoint sa valeur de référence 288rd/sec à  $t = 0.75\text{sec}$  sans dépassement. Le couple électromagnétique de la MASDE atteint sa valeur max au démarrage puis il rejoint le régime permanent à  $t = 0.75\text{sec}$ . Au début, le courant statorique  $I_{sta}$  atteint un courant d'appel d'environ 33A. La tension statorique  $V_{sta}$  est de forme sinusoïdale. La norme du flux rotorique présente au démarrage des pics pendant une fraction de seconde oscillant aux alentours de leurs consignes.

A l'instant  $t = 2.5\text{sec}$ , la vitesse s'inverse et atteint sa consigne négative au bout de 1.2sec sans aucun dépassement. Cela engendre, une augmentation au niveau du courant  $I_{sta}$  d'une grandeur égale à celle enregistrée durant le démarrage, qui se stabilise au bout de 1.2sec, pour redonner lieu à la forme du régime permanent ; le couple électromagnétique atteint sa valeur max au moment de l'inversion de la vitesse, qui se stabilise dès que cette dernière rejoint sa valeur de consigne (-288rd/sec); le couple  $C_{futur}$  progresse d'une façon analogue au couple de référence ; la norme du flux rotorique  $\Phi_{futur}$  suit leur valeur de référence pendant l'inversion de la vitesse.

#### IV.7.2.2 TEST DE ROBUSTESSE

Les figures (IV-15.1) à (IV-15.4) représentent respectivement les caractéristiques de la MASDE à vide avec la régulation de la vitesse, le couple et la norme du flux par la commande prédictive multivariable, suivi de l'augmentation de la résistance rotorique, statoriques et inductance mutuelle 75% de ses valeurs nominaux, et une augmentation de moment de l'inertie 200% de sa valeur nominale entre  $t = 1.5\text{sec}$  et  $t = 2\text{sec}$ .

Les résultats de simulations montrent clairement l'insensibilité de la commande prédictive à la variation de l'inductance mutuelle par contre nous constatons qu'une augmentation de 75% de la valeur de la résistance rotorique, statorique et moment d'inertie a peu d'influence sur les performances de réglage. En effet, nous remarquons (Figure IV-16) une légère diminution de la vitesse et une légère augmentation de la norme du flux pour une variation simultanée de +75%  $R_r$ , +75%  $R_s$ , -75%  $L_m$  et +200%J. Cependant, la comparaison de ces résultats avec ceux de la commande classique FOC, montre la robustesse de la commande prédictive vis-à-vis les variations paramétriques et le suivi de trajectoire. On signale aussi que les performances de la commande prédictive sur les réponses de la MASDE restent les mêmes pour une variation simultanée de +50%  $R_r$ , +50%  $R_s$ , -50%  $L_m$  et +100%J.

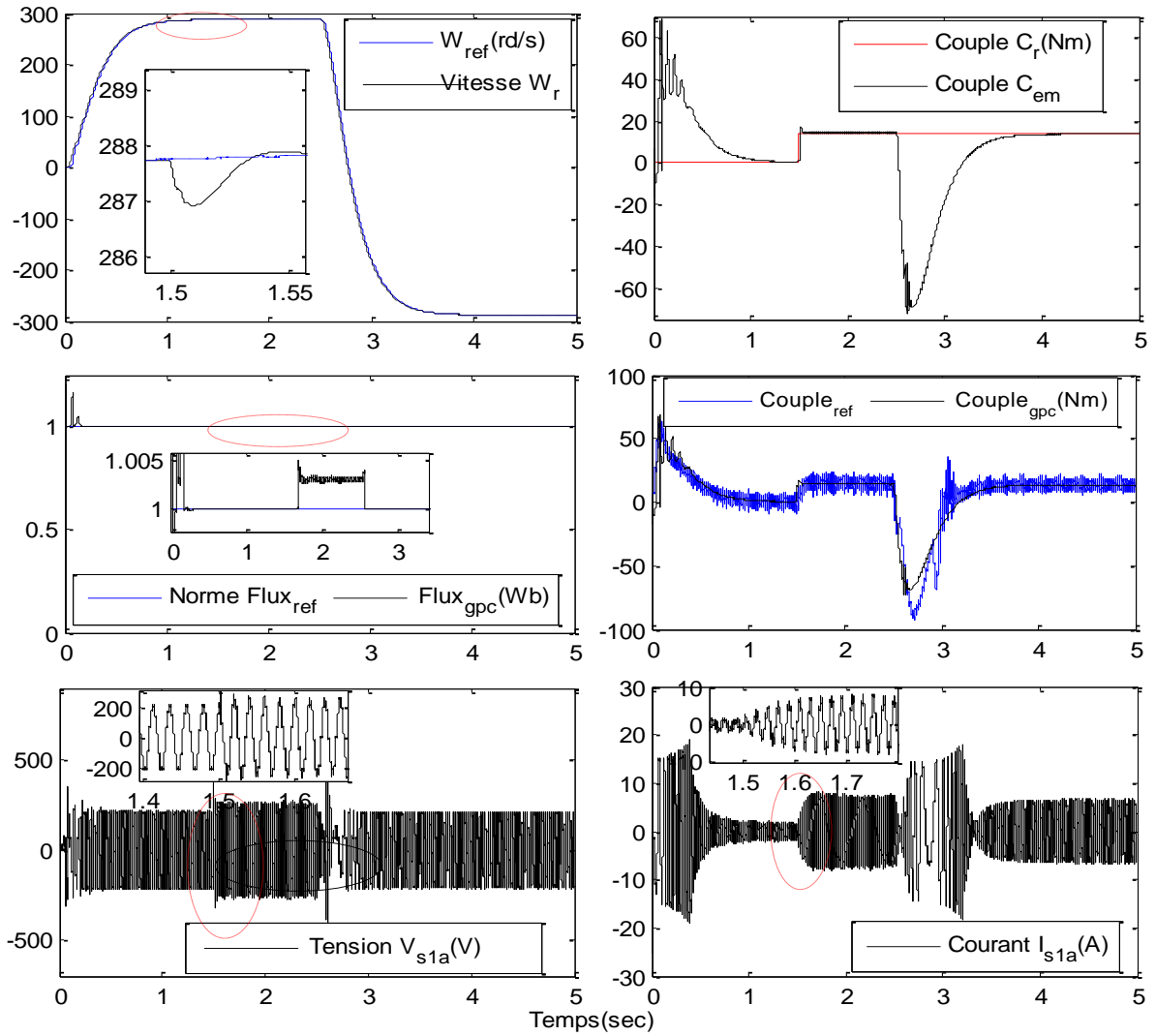


Figure (IV-14) Régulation de la vitesse, le couple et le flux de la MASDE par la commande prédictive multivariable.

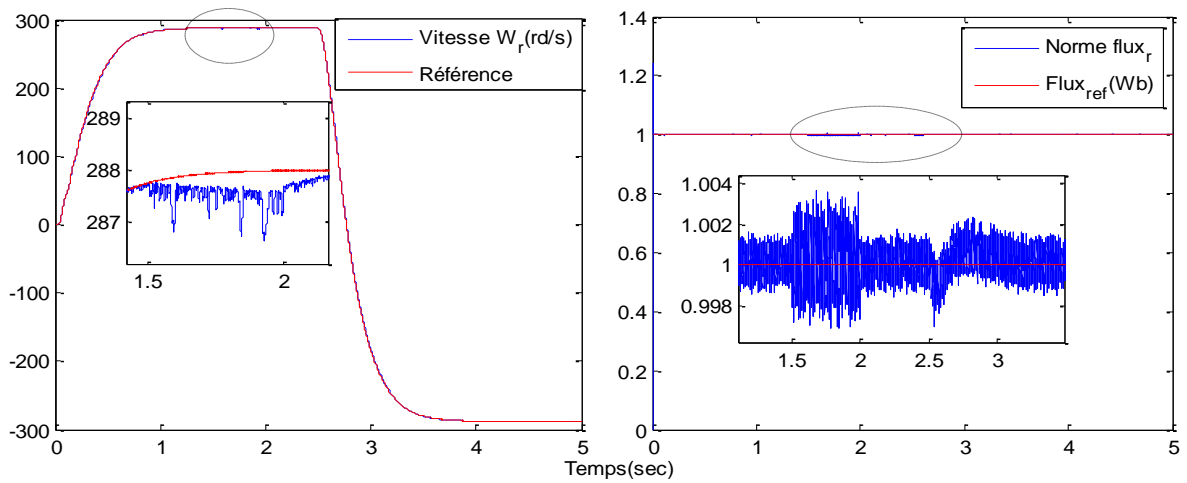


Figure (IV-15.1) Test de robustesse pour une variation de (+75%Rr) de la commande Prédictive multivariable sans capteur mécanique de la MASDE

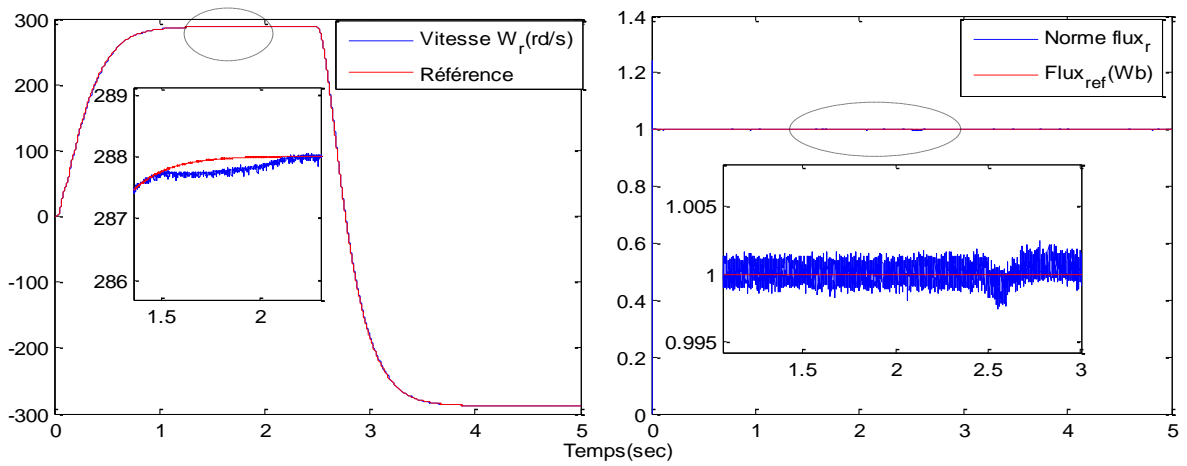


Figure (IV-15.2) Test de robustesse pour une variation de (+75% $R_s$ ) de la commande Prédictive multivariable sans capteur mécanique de la MASDE

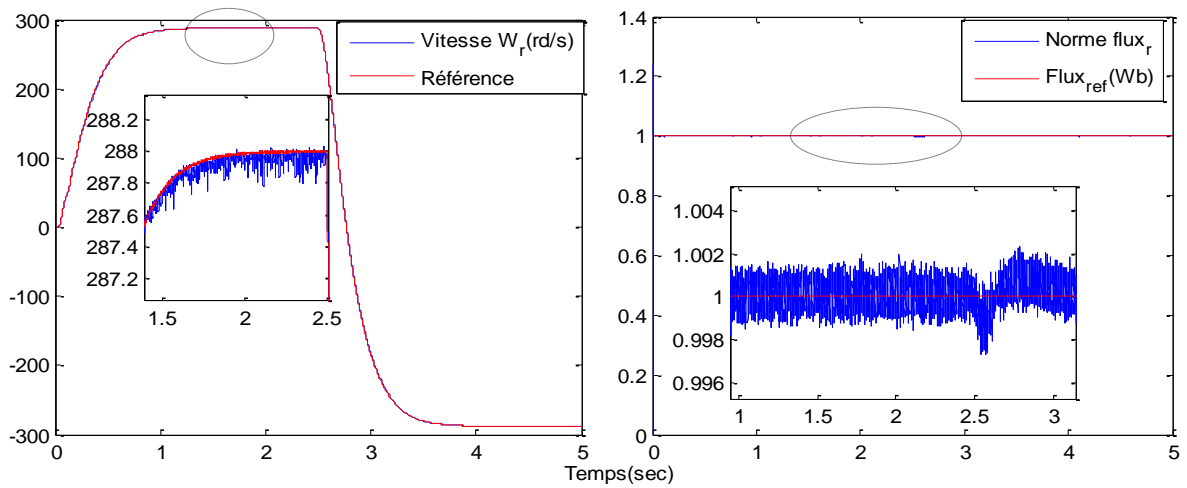


Figure (IV-15.3) Test de robustesse pour une variation de (+75% $L_m$ ) de la commande Prédictive multivariable sans capteur mécanique de la MASDE

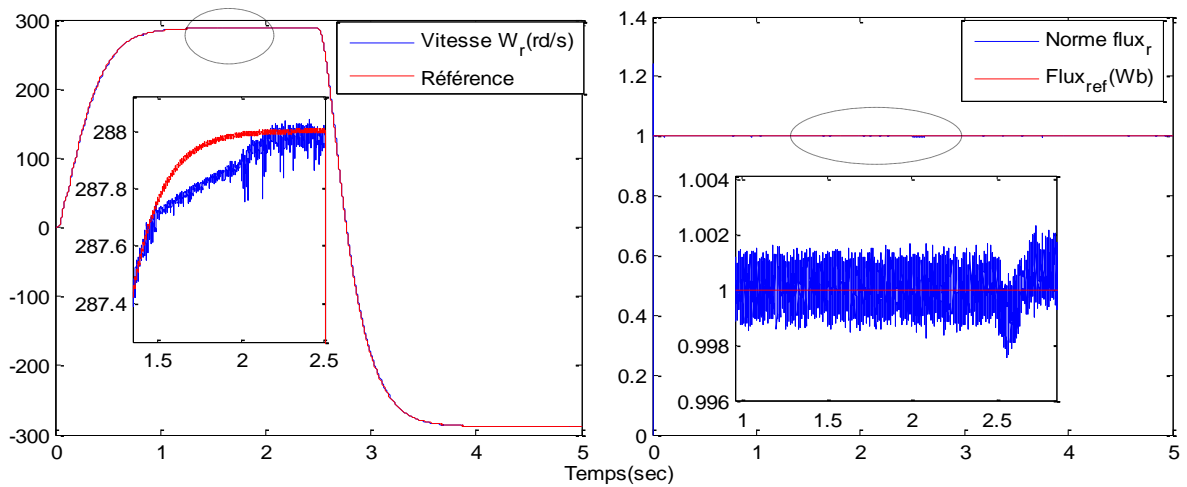


Figure (IV-15.4) Test de robustesse pour une variation de (+200% $J$ ) de la commande prédictive multivariable sans capteur mécanique de la MASDE

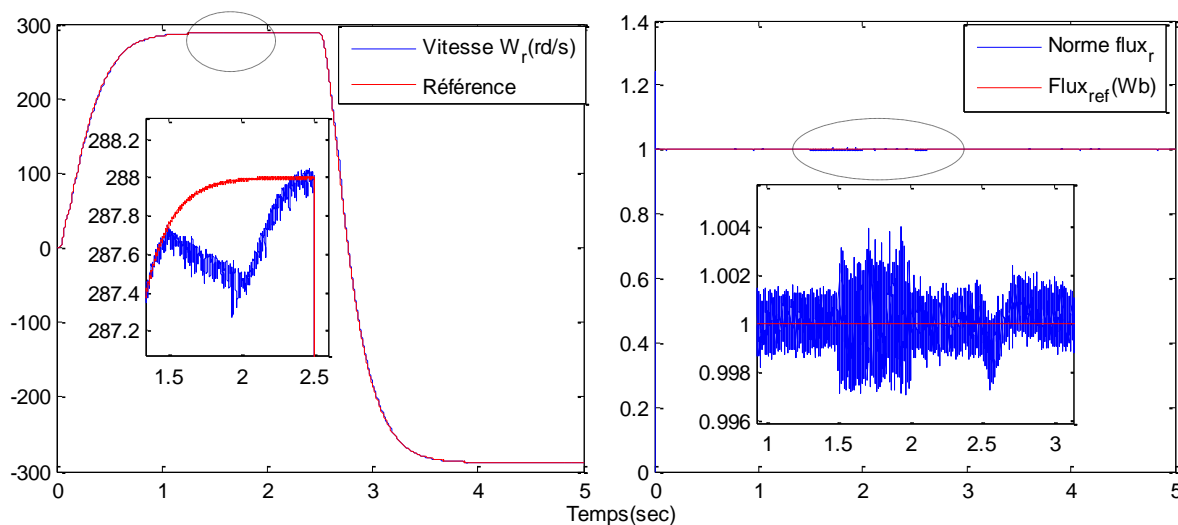


Figure (IV-16) Test de robustesse pour une variation simultanée de +75% ( $R_r, R_s, L_m$ ) et +200%  $J$  de la commande prédictive multivariable sans capteur mécanique de la MASDE

## IV.8 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté tout d'abord un rappel théorique sur la commande prédictive pour les systèmes monovariante et multivariable, puis on a appliqué cette dernière sur la MASDE, enfin des résultats de simulation sont présentés et commentés.

Les calculs du régulateur prédictif cascade ont été rappelés dans le cadre des systèmes linéaires, le but était de remplacer les régulateurs classiques PI dans la commande vectorielle; Ensuite on a discuté l'idée de base de la commande prédictive multivariable comme un système de découplage capable de remplacer la commande classique FOC et permettant de maîtriser le couple futur et la norme du flux futur pour minimiser les tensions de références, tel que la synthèse de cette commande tient en compte tous les constituants du système d'entraînement de la MASDE. (MASDE, Onduleurs et Observateur).

Toutefois, les mêmes résultats qu'à l'égard de la commande vectorielle (directe ou indirecte) sont obtenus avec la commande prédictive, néanmoins, avec une meilleure performance de régulation (précision, stabilité et rejet de perturbation est très efficace), ainsi la robustesse vis-à-vis des variations paramétriques. De cet état de fait, on conclut que le réglage de la vitesse, le flux et les courants par les régulateurs prédictifs cascades, apporte des améliorations remarquables par rapport aux régulateurs classiques PI. En outre, le découplage entre le flux et le couple électromagnétique est parfaitement assuré par la commande prédictive multivariable.

## *CHAPITRE V*

# *La Commande Prédicative Neuronale de la MASDE*

## V.1 INTRODUCTION

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

Les réseaux de neurones offrent beaucoup de souplesse pour l'acquisition, le stockage, la fusion et le traitement des données de commande. On peut les considérer, en un certain sens comme des mémoires généralisées et distribuées, possédant des propriétés d'associativités, d'extrapolation et d'interpolation. [18,19,20].

La stratégie CPN ; Commande Prédictive Neuronale (Neural Predictive Control) est devenue très populaire dans les dernières décennies, dues à ses performances accomplies dans le champ du contrôle des processus complexes [86-89]. Tout que ces contrôleurs sont basés sur le fait que la sortie du processus peut être prédite sur un horizon qui utilise les entrées et les sorties passées des processus et la commande future.

## V.2 LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

### V.2.1 HISTORIQUE

Tout commence en 1943, lorsque deux bio-physiciens de l'université de Chicago McCulloch et Pitts, s'inspirant des récentes découvertes en neurobiologie, conçoivent le premier modèle du neurone biologique, baptisé neurone formel ou automate à seuil [23]. Un peu plus tard un neurophysiologiste renommé, Donald Hebb, propose en 1949 une formulation du mécanisme d'apprentissage, sous la forme d'une règle de modification des connexions synaptique qui porte encore son nom. Finalement, c'est en 1958 que Rosenblatt, combinant les idées de ces prédécesseurs, conçoit la perception, un réseau de neurones artificiels inspiré du système visuel, possèdent une couche de neurones « perceptive » et une couche de neurone « décisionnelle ». Ce réseau, qui constitue le premier système artificiel exhibant une faculté jusque-là réservé au vivant, la capacité d'apprendre par l'expression ; le premier réseau de neurones artificiel proprement dit.

Il faut attendre le début des années 80 pour voir un regain d'intérêt pour les réseaux de neurones artificiels. Celui-ci s'explique tout d'abord par les résultats des travaux de Hopfield qui démontre, en 1982, l'utilité des réseaux complètement connectés (les réseaux récurrents, avec « feed-back », qui constituent la deuxième grande classe de réseaux de type perception, aussi qualifiés de « feed-forward ») dans la compréhension et la

modélisation des processus de la mémoire et rend manifeste la relation existant, sur le plan formel, entre ce type de réseaux et des système physique ( tels que les verres de spin) pour lesquels la physique statique fournit un cadre théorique parfaitement approprié. Parallèlement aux travaux de Hopfield, Werbos conçoit un mécanisme d'apprentissage pour les réseaux multicouche de type perception : c'est l'algorithme d'apprentissage par « Back-propagation » (rétro-propagation de l'erreur) qui fournit un moyen simple d'entraîner les neurones des couches cachées [10,17,90].

## V.2.2 NEURONE BIOLOGIQUE

### V.2.2.1 PRESENTATION

On pense que le système nerveux compte plus de 1000 milliards de neurones interconnectés [18,19,91]. Bien que les neurones ne soient pas tous identiques, leur forme et certaines caractéristiques permettent de les répartir en quelques grandes classes. En effet, il est aussi important de savoir, que les neurones n'ont pas tous un comportement similaire en fonction de leur position dans le cerveau. Avant de rentrer plus en avant dans les détails, examinons un neurone biologique. Figure (V-1).

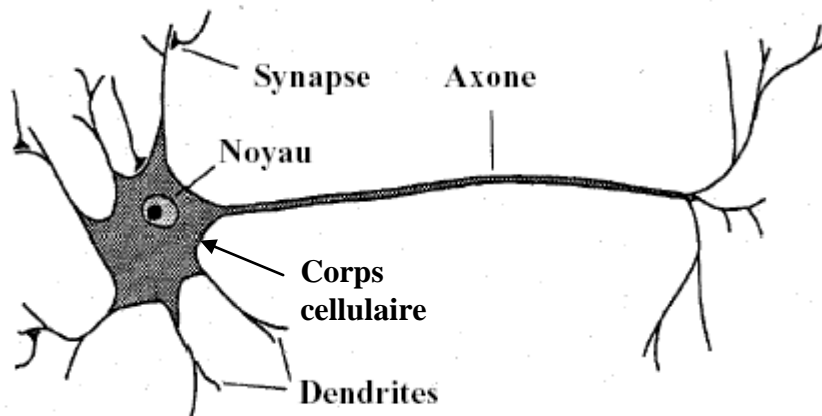


Figure (V-1). Un neurone biologique

### V.2.2.2 FONCTIONNEMENT

Au point de vue fonctionnel, il faut considérer le neurone comme une entité polarisée, c'est-à-dire que l'information ne se transmet que dans un seul sens : des dendrites vers l'axone [10,19,91].

Le neurone va donc recevoir des informations, venant d'autres neurones, grâce à ses dendrites. Il va ensuite y avoir sommation, au niveau du corps cellulaire, de toutes ces informations et via un potentiel d'action (un signal électrique) le résultat de l'analyse va

transiter le long de l'axone jusqu'aux terminaisons synaptiques. A cet endroit, lors de l'arrivée du signal, des vésicules synaptiques vont venir fusionner avec la membrane cellulaire, ce qui va permettre la libération des neurotransmetteurs (médiateurs chimiques) dans la fente synaptique. Le signal électrique ne pouvant pas passer la synapse (dans le cas d'une synapse chimique), les neurotransmetteurs permettent donc le passage des informations, d'un neurone à un autre.

Les neurotransmetteurs excitent (neurotransmetteurs excitateurs) ou inhibent (neurotransmetteurs inhibiteurs) le neurone suivant et peuvent ainsi générer ou interdire la propagation d'un nouvel influx nerveux.

En effet, au niveau post-synaptique, sur la membrane dendritique, se trouvent des récepteurs pour les neurotransmetteurs. Suivant le type de neurotransmetteur et le type des récepteurs, l'excitabilité du neurone suivant va augmenter ou diminuer, ce qui fera se propager ou non l'information.

Les synapses possèdent une sorte de «mémoire» qui leur permet d'ajuster leur fonctionnement. En fonction de leur «histoire», c'est-à-dire de leur activation répétée ou non entre deux neurones, les connexions synaptiques vont donc se modifier.

Ainsi, la synapse va faciliter ou non le passage des influx nerveux. Cette plasticité est à l'origine des mécanismes d'apprentissage [92].

### V.2.3 LE NEURONE FORMEL

#### V.2.3.1 PRESENTATION

Le neurone formel est donc une modélisation mathématique qui reprend les principes du fonctionnement du neurone biologique [92], en particulier la sommation des entrées. Sachant qu'au niveau biologique, les synapses n'ont pas toutes la même «valeur» (les connexions entre les neurones étant plus ou moins fortes), les auteurs ont donc créé un algorithme qui pondère la somme de ses entrées par des poids synaptiques (coefficients de pondération).

#### V.2.3.2 FONCTIONNEMENT

D'un point de vue mathématique, le neurone formel peut être représenté par la figure (V-2).

Pour un nombre compris entre  $j=1$  et un nombre quelconque  $(j=n)$ , le neurone formel va calculer la somme de ses entrées  $(X_1, \dots, X_n)$ , pondérées par les poids synaptiques  $(W_1, \dots, W_n)$ , et la comparer à son seuil  $\theta$ . Si le résultat est supérieur au seuil, alors la valeur renvoyée est 1, sinon la valeur renvoyée est 0.



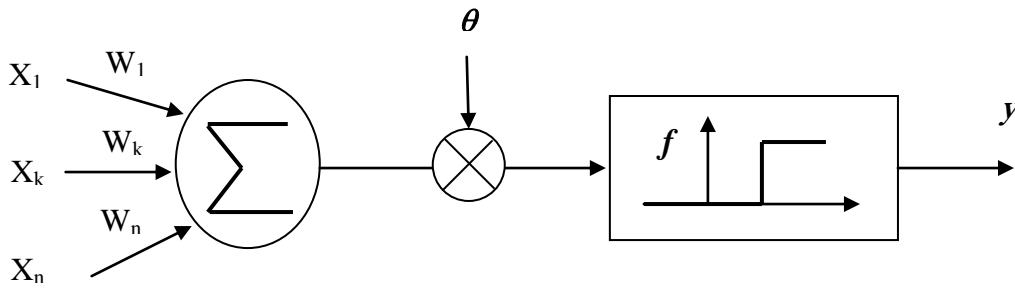


Figure (V-2) Modèle mathématique du neurone formel.

D'où la formule:

$$y = f \left( \sum_{j=1}^n w_j . x_j - \theta \right) \quad (V.1)$$

Avec :  $f$  est la fonction seuil

A partir de cette valeur, une fonction de transfert de base calcule la valeur de l'état du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones avals.

#### V.2.4 L'APPRENTISSAGE

Pour un RNA, l'apprentissage peut être considéré comme le problème de la mise à jour des poids des connexions au sein du réseau, afin de réussir la tâche qui lui est demandée. L'apprentissage est la caractéristique principale des RNA et il peut se faire de différentes manières et selon différentes règles [10,17].

##### ✓ Le mode supervisé

Dans ce type d'apprentissage, le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé, en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie. Ainsi, le réseau va se modifier jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie, c'est-à-dire celle attendue, correspondant à une entrée donnée.

##### ✓ Le mode non-supervisé (ou auto-organisationnel)

Dans ce cas, l'apprentissage est basé sur des probabilités. Le réseau va se modifier en fonction des régularités statistiques de l'entrée et établir des catégories, en attribuant et en optimisant une valeur de qualité, aux catégories reconnues.

##### ✓ Le mode hybride

Le mode hybride reprend en fait les deux autres approches, puisque une partie des poids va être déterminée par apprentissage supervisé et l'autre partie par apprentissage non-supervisé.

### V.2.5 REGLES D'APPRENTISSAGE

✓ Règle de correction d'erreurs

Cette règle s'inscrit dans le paradigme d'apprentissage supervisé, c'est -à- dire dans le cas où l'on fournit au réseau une entrée et la sortie correspondante. Si on considère  $y$  comme étant la sortie calculée par le réseau, et  $d$  la sortie désirée, le principe de cette règle est d'utiliser l'erreur  $(d-y)$ , afin de modifier les connexions et de diminuer ainsi l'erreur globale du système. Le réseau va donc s'adapter jusqu'à ce que  $y$  soit égal à  $d$ .

Ce Principe est notamment utilisé dans le modèle du perceptron simple.

✓ Règles de Hebb

Cette règle, basée sur des données biologiques, modélise le fait que si des neurones, de part et d'autre d'une synapse, sont activés de façon synchrone et répétée, la force de la connexion synaptique va aller croissant. Il est à noter ici que l'apprentissage est localisé, c'est-à-dire que la modification d'un poids synaptique  $w_{ij}$  ne dépend que de l'activation d'un neurone  $i$  et d'un autre neurone  $j$ .

✓ Règle d'apprentissage par compétitions

Le principe de cet apprentissage est de regrouper les données en catégories. Les patrons similaires vont donc être rangés dans une même classe, en se basant sur les corrélations des données, et seront représentés par un seul neurone, on parle de « winner-take-all ». Dans un réseau à compétition simple, chaque neurone de sortie est connecté aux neurones de la couche d'entrée, aux autres cellules de la couche de sortie (connexions inhibitrices) et à elle-même (connexion excitatrice).

Tableau (V.1) Tableau récapitulatif des différents types d'apprentissages [10]

Paradigme	Règle d'apprentissage	Architecture	Algorithme	Tâches
Supervisé	Correction d'erreur	Perceptron Simple ou Multi-Couches	Perceptron, Rétro-Propagation, Adaline, Madaline	Classification, Approximation de fonctions, Prédiction, Contrôle
	Boltzmann	Récurrente	Apprentissage de Boltzmann	Classification
	Hebb	Multi-Couches non bouclés	Analyse de discriminants linéaires	Analyse de données, Classification w
	par compétition	à compétition	LVQ	Catégorisation au sein d'une classe, Compression de données
			ART	ARTMap

				Catégorisation au sein d'une classe
Non supervisé	Correction d'erreur	Multi-couches non bouclé	Projection de Sammon	Analyse de données
	Hebb	Non bouclé ou à compétition	analyse en composantes principales	Analyse de données, compression de données
	par compétition	à compétition	VQ	Catégorisation, Compression de données
		Cartes de Kohonen	SOM	Catégorisation, Analyse de données
		ART	ART-1, ART-2	Catégorisation
Hybride	Correction d'erreur et par compétition	RBF	RBF	Classification, Approximation de fonctions, Prédiction, Contrôle

**V.3 IDENTIFICATION DES SYSTEMES PAR RESEAU DE NEURONES**

L'identification à base de modèle neuronal constitue un véritable moyen pour la résolution de plusieurs problèmes, sa capacité d'approximation ainsi que sa rapidité de calcul et leur coût réduit, permettent de remplacer les méthodes classiques avec plus de performance [18,20].

**V.3.1 PRINCIPE D'IDENTIFICATION CLASSIQUE DES SYSTEMES**

Le problème d'identification consiste à établir un modèle d'identification paramétrique convenable et ajuster les paramètres du modèle d'identification, la figure (V-3) illustre le schéma de principe d'identification classique d'un processus.

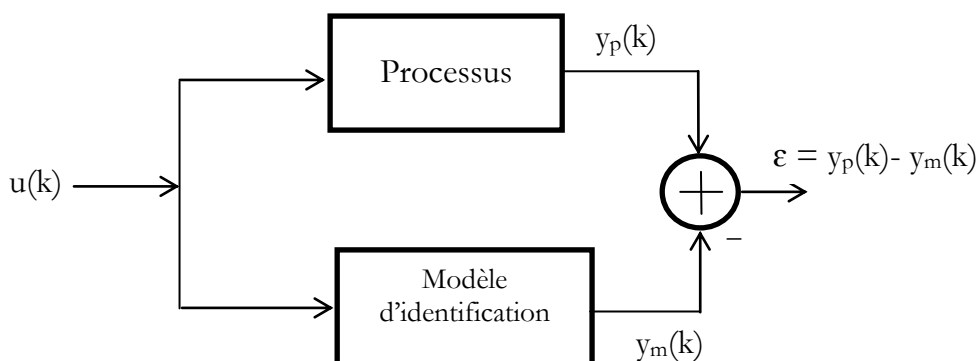


Figure (V-3) Schéma de principe d'identification classique

Cette identification présente un intérêt évident en commande de processus. C'est souvent, sur la base d'un modèle qu'il est possible de concevoir une stratégie de conduite, *hors ligne* ou *en ligne*. Les techniques d'identification des systèmes linéaire et semble ne plus poser de problèmes insurmontables pour la majorité des cas, il n'en est pas même pour les systèmes dotés d'une non-linéaire où implique souvent l'approximation de fonction non-linéaire.

### V.3.2 PRINCIPE D'IDENTIFICATION PAR RESEAUX DE NEURONES

Le principe de l'identification par réseaux neuronaux consiste à substituer aux modèles paramétriques classiques de modèles neuronaux [18]. Comme dans le cas de l'identification classique, la procédure est illustrée par la figure (V-4).

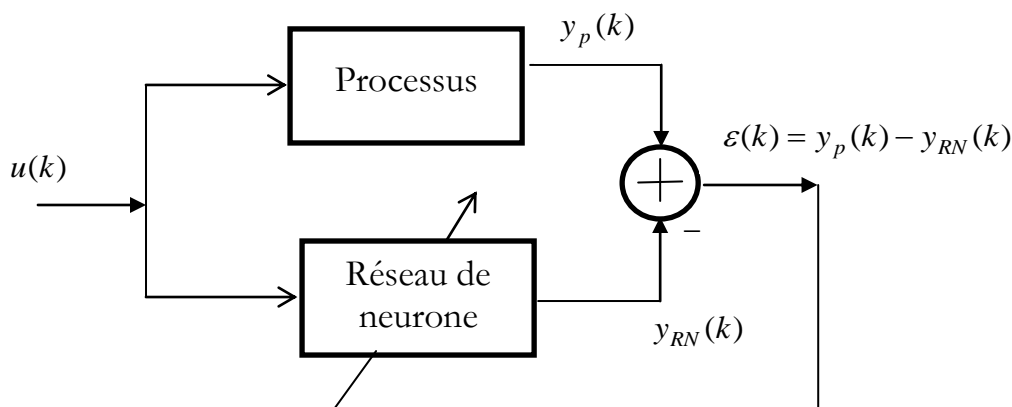


Figure (V-4) Schéma de principe de l'identification du processus par réseau neuronal

L'entrée de réseau désignée par le vecteur  $u(k)$ , le vecteur des données mesurées  $\Phi(k)$ , à ajuster les paramètres du réseau de neurones dans le modèle, utilisant la méthode basée sur l'erreur entre la sortie  $y_p(k)$  du système réel et celle du modèle de réseau notée  $y_{RN}(k)$ . Toutefois, des précautions appropriées doivent être prises pour qu'il y ait convergence des paramètres du modèle d'identification vers leurs valeurs désirées.

#### V.3.2.1 LA STRUCTURE D'IDENTIFICATION SERIE-PARALLELE

Le choix de la structure et de la topologie des réseaux n'est pas simple. Comme dans le cas de l'identification classique, deux structures d'identification peuvent être utilisées. Si l'on utilise les sorties réelles du processus pour construire le vecteur d'entrée  $\Phi(k)$ , la structure du réseau de neurones est dite directe. Elle correspond au modèle série-parallèle et son architecture est illustrée par la figure (V-5).

La structure d'identification série-parallèle est très utilisée [20], du point de vue de la stabilité, des performances et de la simplicité des algorithmes.

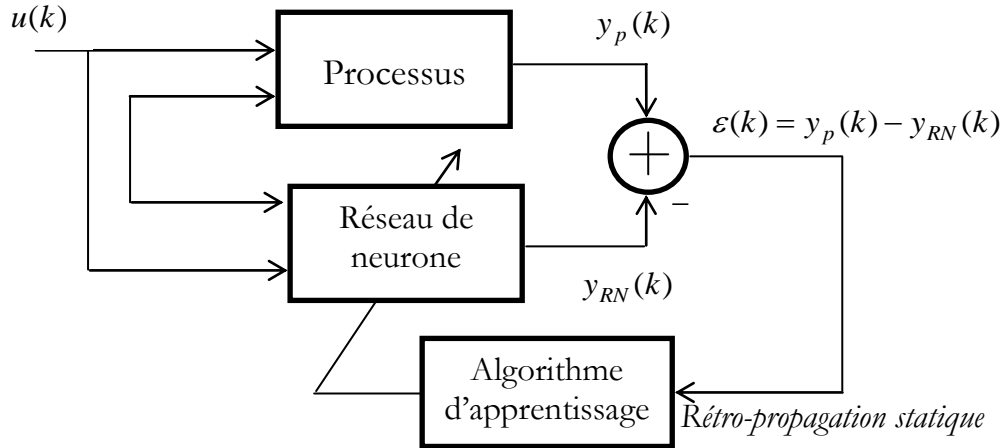


Figure (V-5) Structure série-parallèle d'identification du processus

### V.3.2.2 LA STRUCTURE D'IDENTIFICATION PARALLELE

La deuxième structure des réseaux de neurones qui peut être utilisée, correspond au modèle parallèle. On utilise dans cette structure, les prédictions de sorties du réseau pour construire ses futures entrées. Il s'agit d'un cas particulier d'une structure plus générale de réseaux récurrent [20]. La structure de la figure (V-6), représente le schéma fonctionnel du modèle parallèle de l'identification par réseau de neurones.

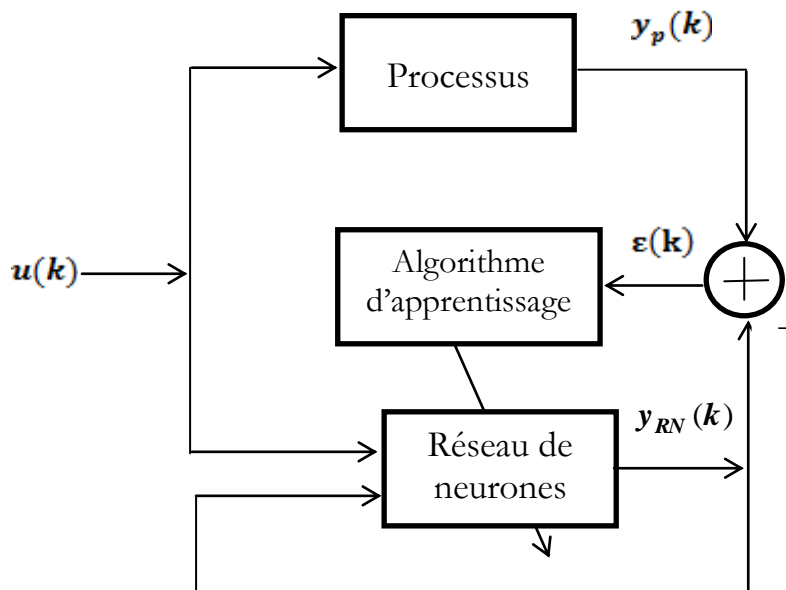


Figure (V-6) Structure parallèle d'identification du processus

V.3.3 MODELISATION D'UN SYSTEME DYNAMIQUE PAR RESEAU DE NEURONES

Le fonctionnement d'un système dynamique peut être décrit, d'une manière générale par l'équation aux différences de la forme [92-94]:

$$y_p(k+1) = H[y_p(k), \dots, y_p(k-n+1); u(k), \dots, u(k-m+1)] \tag{V.2}$$

La relation (V.2), permet de calculer rigoureusement la sortie du système, correspondant à l'instant  $k+1$ , en tenant compte des  $n$  valeurs de sorties et  $m$  valeurs d'entrées précédentes.

Comme les effets des valeurs de sorties  $y_p$  et des entrées  $u$  sont additionnelles, l'expression (V.2) peut être décomposée en deux membres, sous la forme :

$$y_p(k+1) = F[y_p(k), \dots, y_p(k-n+1)] + G[u(k), \dots, u(k-m+1)] \tag{V.3}$$

Cette nouvelle structure est illustrée par la figure (V-7).

Etant donné que les quantités  $F(.)$  et  $G(.)$  ne sont généralement pas connues à priori, leurs identifications sont alors effectuées en utilisant le modèle estimé de l'expression (V.4).

$$y_{RN}(k+1) = F_{RN}([y_p(k), \dots, y_p(k-n+1)], W_F) + G_{RN}([u(k), \dots, u(k-m+1)], W_G) \tag{V.4}$$

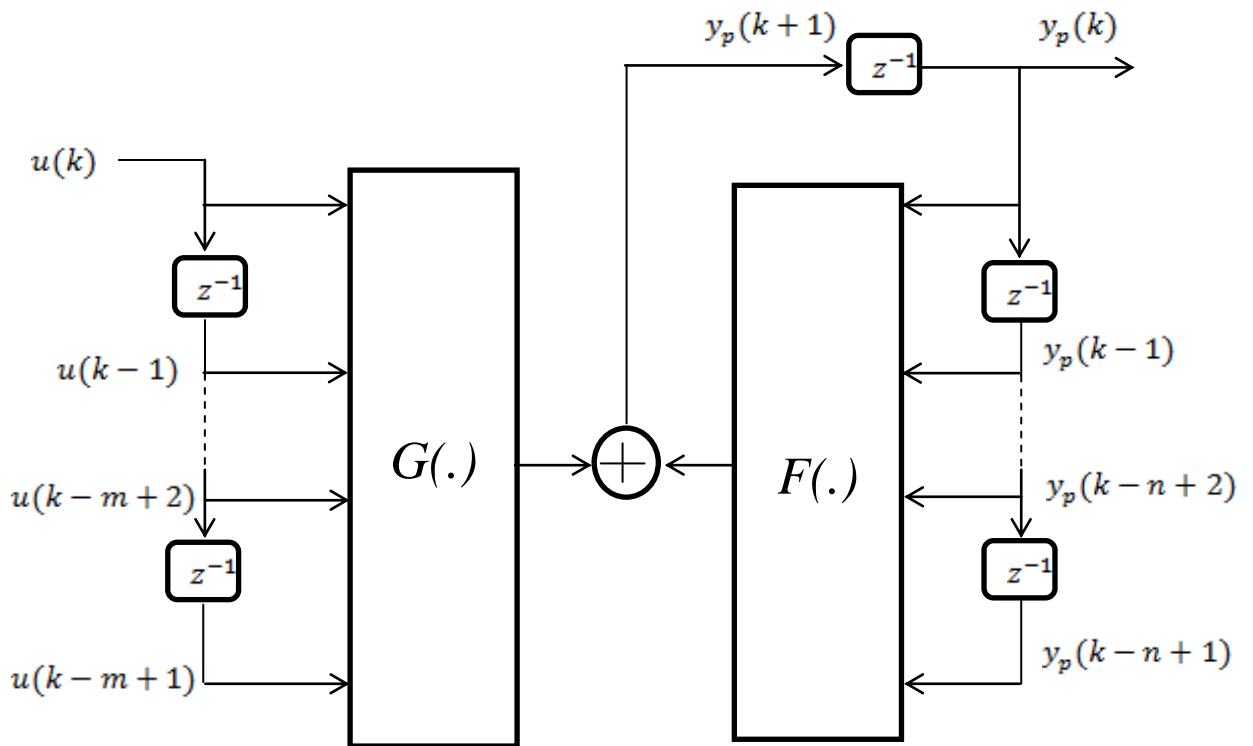


Figure (V-7) Structure d'un système dynamique

Où  $F_{RN}$  et  $G_{RN}$  sont respectivement les estimées des quantités  $F(.)$  et  $G(.)$  générées les réseaux  $RN_F$  et  $RN_G$ .

Les vecteurs des paramètres (poids et biais)  $W_F$  et  $W_G$  des réseaux  $RN_F$  et  $RN_G$  sont ajustés séparément à chaque instant  $k$  par la technique de la rétro-propagation.

**V.3.4 LA RETRO-PROPAGATION**

C'est Werbos qui, en 1972, le premier mis en œuvre cet algorithme avec notamment son fondement mathématique. Il avait appelé cette méthode *The Dynamic Algorithm Feed back* [90,95]. En 1986, un groupe de chercheurs de l'université de Stanford aux Etats Unis, Rumelhart, Hilton et Williams, l'ont développé et l'ont complétement adapté aux réseaux multicouches. Cet algorithme a été publié dans leur ouvrage sur les processus distribués parallèles (Parallel Distributed Processing). Ils ont appelé la méthode Back-propagation en référence à l'erreur qui se « rétro-propage » à travers les couches du réseau figure (V-8). [90].

L'erreur de poursuite à l'instant  $k$ , est supposée définie par la relation (V.5).

$$e_j(k) = y_{dj}(k) - y_{RNj}(k) \tag{V.5}$$

Où  $y_{dj}(k)$  représente la valeur désirée de la  $j^{\text{ème}}$  sortie à l'instant  $k$  et  $y_{RN}(k)$  désigne la valeur du modèle neuronal de la  $j^{\text{ème}}$  sortie à cet même instant  $k$ .

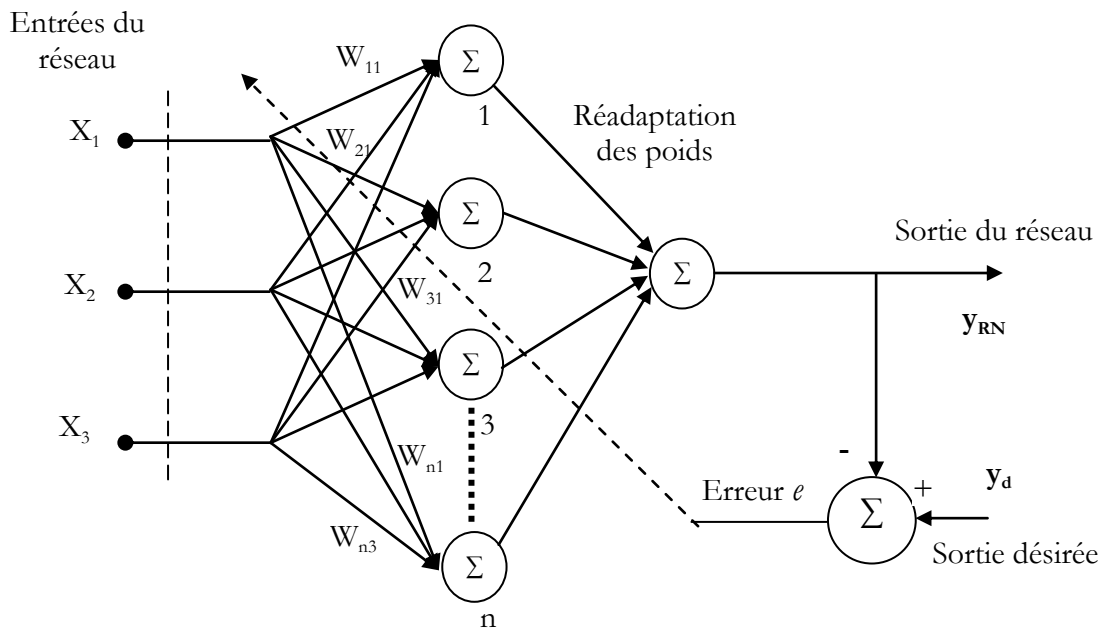


Figure (V-8) Principe de l'entraînement du réseau par rétro-propagation de l'erreur.

### V.3.5 ALGORITHMES D'APPRENTISSAGE

Le principe général des algorithmes d'apprentissage repose sur la minimisation d'une fonction de coût quadratique se rapportant au carré de l'erreur d'approximation (V.5).

$$J_{j,k}(W_{Fj}, W_{Gj}) = e_j^2(k) = (y_{dj}(k) - y_{RNj}(k))^2 \quad (\text{V.6})$$

L'équation (V.6) peut s'écrire sous la forme matricielle suivante :

$$J(W) = \sum_{k=1}^p \left[ \sum_{j=1}^q (y_{dj}(k) - y_{RNj}(k))^2 \right] \quad (\text{V.7})$$

$$J(W) = E^T E$$

Où :  $p$  est le nombre de couples (entrées/sorties) et  $q$  est le nombre des sorties du réseau.

Avec :

$$E = [e_1(1) \ e_2(1) \ \dots \ e_0(1) \ e_1(2) \ e_2(2) \ \dots e_0(2) \ \dots \ e_1(p) \ e_2(p) \ \dots e_0(p)]^T$$

$$W = [W_{Fj} \ W_{Gj}]^T ; j = 1, 2, \dots, q$$

#### V.3.5.1 METHODE DE RETRO-PROPAGATION DU GRADIENT

L'apprentissage du réseau de neurones consiste à modifier itérativement les coefficients (poids et biais) de  $W$  de manière à minimiser la fonction de coût  $J(W)$  à l'aide de l'algorithme dit de rétro-propagation [90], et on la minimise par la méthode du gradient simple par  $-\eta \frac{\partial J(W)}{\partial W}$ , où  $\eta$  est le pas dans la direction de descente.

Ce principe fonde les méthodes de type algorithme du gradient, qui sont efficacement utilisées dans des réseaux de neurones multicouches comme les perceptrons multicouches (*MLP* pour « multi-layers perceptrons »). L'algorithme du gradient a pour but de converger de manière itérative vers une configuration optimisée des poids synaptiques [95].

Le vecteur des coefficients (poids, biais) est calculé itérativement par :

$$W(k+1) = W(k) - \eta \frac{\partial J(W)}{\partial W} \quad (\text{V.8})$$

Le choix du pas d'adaptation  $\eta$ , joue un rôle important pour obtenir une convergence de l'algorithme de la rétropropagation.

La technique de rétropropagation du gradient (Back propagation en anglais) est une méthode qui permet de calculer le gradient de l'erreur pour chaque neurone d'un réseau



de neurones, de la dernière couche vers la première [95]. De façon abusive, on appelle souvent technique de rétropropagation du gradient, l'algorithme classique de correction des erreurs basé sur le calcul du gradient grâce à la rétropropagation. Cependant, elle présente l'inconvénient d'avoir une convergence très lente. A cet algorithme nous avons préféré celui de *Levenberg-Marquardt*.

### V.3.5.2 METHODE DE LEVENBERG-MARQUARDT

De nombreux algorithmes, peut-être abusivement appelés algorithmes d'ordre 2, utilisent en fait une approximation des dérivées secondes calculées à partir de dérivées premières. Cependant ils gardent l'avantage de nécessiter beaucoup moins d'itérations qu'une descente de gradient.

L'algorithme de *Levenberg-Marquardt* fait partie de ces algorithmes [90], et s'applique au cas particulier où  $J$  est une erreur quadratique moyenne.

L'idée de *Levenberg* est donc d'utiliser cette approche quadratique dans les zones où  $E$  est quasi-linéaire, et une descente de gradient dans les autres cas. Le pas d'une itération de cet algorithme est calculé de la manière suivante :

$$W(k+1) = W(k) - (F^T F + \mu I)^{-1} F^T E \quad (V.9)$$

Où  $I$  est la matrice unité,  $\mu$  le paramètre d'apprentissage et  $F = \frac{\partial E(W)}{\partial W}$  la matrice jacobienne de l'erreur des sorties par rapport aux paramètres de  $W$ .

Lorsque  $\mu$  est faible, cet algorithme est équivalent à l'approche quadratique basée sur l'approximation linéaire de  $E$ , et lorsque  $\mu$  est grand, l'algorithme est équivalent à la descente de gradient. Pour des valeurs intermédiaires de  $\mu$  l'algorithme est un mélange entre la descente de gradient et l'approche quadratique.

Ce coefficient  $\mu$  est modifié à chaque itération, comme pour la descente de gradient adaptative. Si  $J(\mathbf{w}(\mathbf{k}))$  diminue au cours de l'itération, on diminue  $\mu$  (en le divisant par 10 par exemple), et l'on se rapproche ainsi de la méthode quadratique. Au contraire si  $J(\mathbf{w}(\mathbf{k}))$  augmente, cela signifie que nous nous trouvons dans une région dans laquelle  $E$  n'est pas très linéaire, et donc on augmente  $\mu$  (en le multipliant par 10 par exemple) afin de se rapprocher de la descente de gradient.

Cet algorithme a ensuite été amélioré par *Marquardt*, le pas de l'itération étant défini cette fois par :

$$W(k+1) = W(k) - (F^T F + \mu \text{diag}(F^T F))^{-1} F^T E \quad (\text{V.10})$$

La matrice identité a été remplacée par la diagonale de  $F^T F$ . Le but est ici de modifier le comportement de l'algorithme dans les cas où  $\mu$  est grand, c'est à dire lorsque l'on est proche d'une descente de gradient. Avec cette modification l'on se déplace plus vite dans les directions vers lesquelles le gradient est plus faible, afin d'éviter de passer de nombreuses itérations sur un plateau. Ceci est appelé l'algorithme de *Levenberg Marquardt*.

En pratique cet algorithme, en particulier dans le cas des réseaux de neurones, permet de converger avec beaucoup moins d'itérations. Mais chaque itération demande plus de calculs, en particulier pour l'inversion de la matrice  $F^T F$ , et son utilisation se limite donc aux cas où le nombre de paramètres à optimiser n'est pas très élevé. En effet le nombre d'opérations nécessaires à l'inversion d'une matrice est proportionnel à  $N^3$ ,  $N$  étant la taille de la matrice  $F^T F$ , et ici également la taille du vecteur  $W$ .

### V.3.5.3 IMPLEMENTATION DE L'ALGORITHME

Les algorithmes présentés ici sont de type « online », c'est-à-dire que l'on met à jour les poids pour chaque échantillon d'apprentissage présenté dans le réseau de neurones [95]. Une autre méthode est dite en « batch », c'est-à-dire que l'on calcule d'abord les erreurs pour tous les échantillons sans mettre à jour les poids (on additionne les erreurs) et lorsque l'ensemble des données est passé une fois dans le réseau, on applique la rétro propagation en utilisant l'erreur totale. Cette façon de faire est préférée pour des raisons de rapidité et de convergence.

## V.4 COMMANDE DES SYSTEMES PAR RESEAU DE NEURONES

### V.4.1 STRUCTURE DU SYSTEME DE COMMANDE PAR RESEAU DE NEURONES

Dans le cadre de la commande de processus, nous considérons un réseau de neurones comme un ensemble structuré d'unités agissant de façon distribuée et parallèle sur le processus, dans le but d'atteindre au mieux un certain objectif de conduite. Ce réseau représente une large variété de lois de commande non-linéaire et présente la capacité d'ajustement des poids  $w$  des connexions entre unités et une loi d'ajustement. La figure (V-9) illustre la structure d'un système de commande par réseaux de neurones [96].

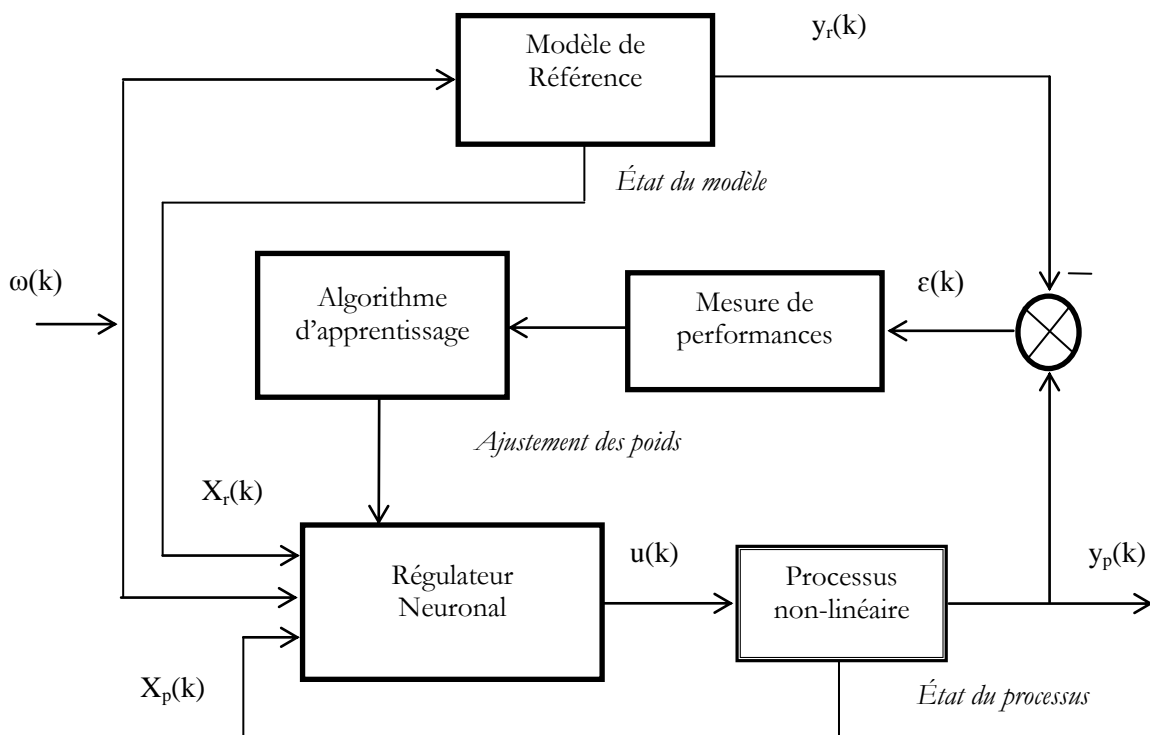


Figure (V-9) Structure générale d'un système de commande par réseau de neurones

#### V.4.1.1. COMMANDE PAR RECOPIE D'UN SYSTEME DE COMMANDE

Dans certains cas, la mise en œuvre d'un système de commande complexe peut nécessiter des calculs temps réel importants et il peut être préférable d'utiliser une copie du système de commande effectuée hors ligne par simulation [96].

Il s'agit dans ce cas, de recopier le fonctionnement d'un correcteur classique, mis en œuvre dans la commande d'un processus, le schéma est donné dans la figure (V-10).

Le nouveau correcteur ainsi réalisé permet une approche massivement parallèle, de générer beaucoup plus rapidement et à moindre coût la commande souhaitée à partir des informations disponibles. Il peut alors être placé directement dans la chaîne de commande. Figure (V-11).

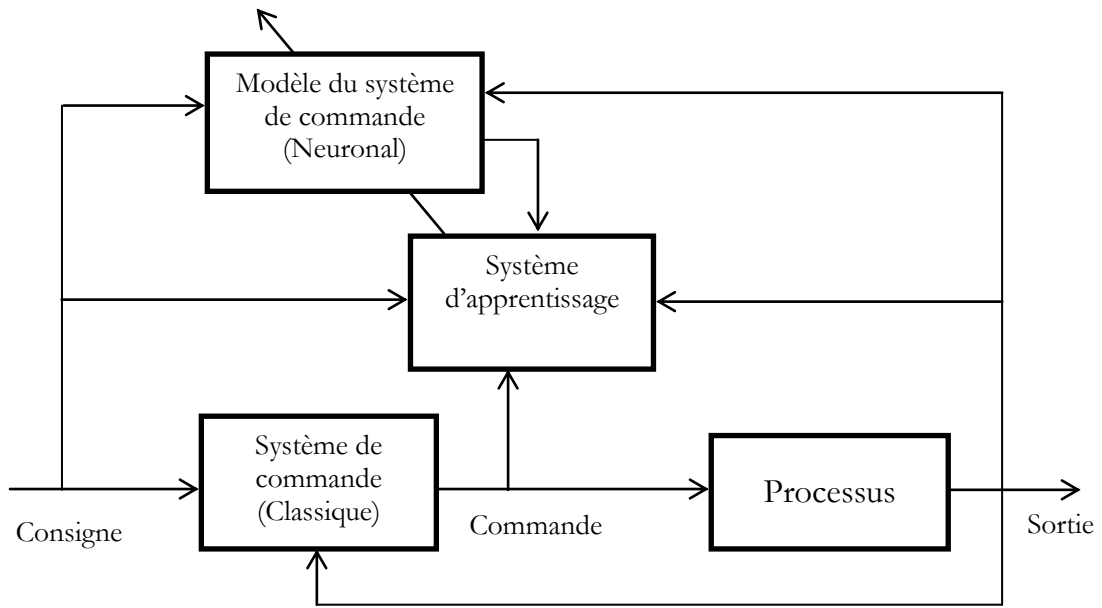


Figure (V-10) Recopie d'un système de commande

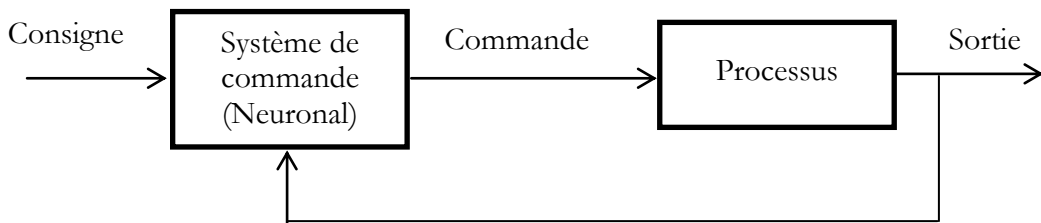


Figure (V-11) Réalisation de la structure bouclée

V.4.1.2 COMMANDE AVEC MODELE INVERSE

Dans cette structure figure (V-12) le modèle inverse doit subir un apprentissage préalablement à la mise en fonction pour la commande du processus.

Le modèle inverse est utilisé comme précompensateur. Un correcteur placé dans la structure bouclée du système à asservir figure (V-13) permet de corriger les erreurs et les dérives éventuelle [96].

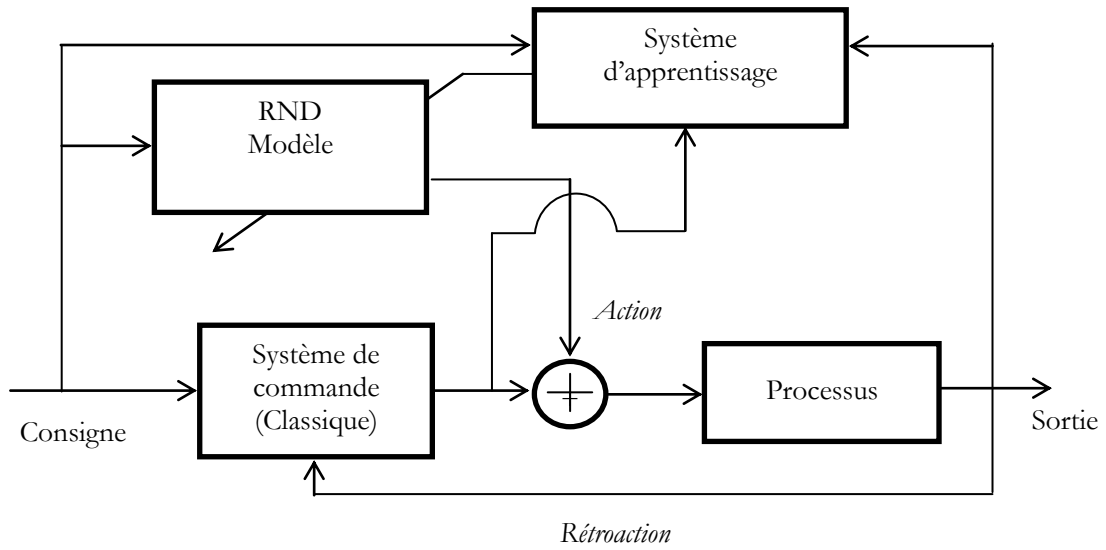


Figure (V-12) Commande à modèle inverse

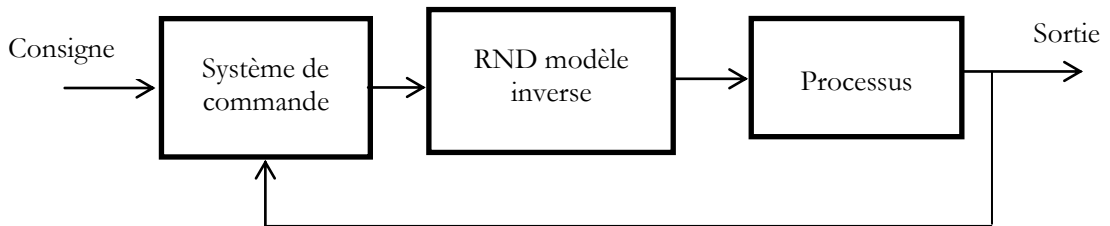


Figure (V-13) Réalisation de la structure bouclée

V.4.2 LA COMMANDE PREDICTIVE NEURONALE

La stratégie de commande neuro-prédictive [97,98], nécessite un prédicteur neuronal pour calculer la sortie future de processus et une fonction de coût basés sur l'erreur entre la sortie prédite de processus et la trajectoire de référence (figure V-14). Le modèle neuronal doit être obtenu dans la manière a décrit précédemment.

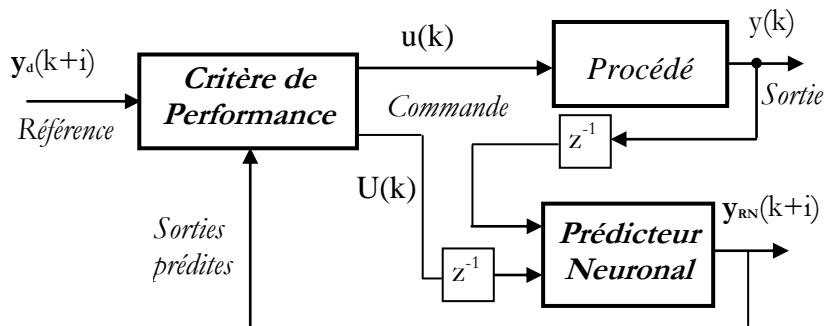


Figure (V-14) Structure de la commande prédictive neuronale

V.4.2.1 PREDICTEUR NEURONAL

La structure du prédicteur neuronal définie par l'équation (V.4), correspond à une prédiction à un pas dans le futur. Le prédicteur à plusieurs pas en avant est un ensemble de réseaux de neurones placés en cascade et le nombre de réseaux correspond au nombre de pas choisi pour la prédiction [97,98].

La construction de réseau de neurones est basé sur les vecteurs de l'équation (V.11), on peut obtenir la sortie  $y_{RN}(k+i)$  du prédicteur, comme présenté dans la figure (V-15).

$$y_{RN}(k+i) = \sum_{j=1}^{N_h} W_j f(h(k+i, j)) + B \tag{V.11}$$

Le choix du nombre de neurones en couche cachée  $N_h$  est déterminé à partir des essais jusqu'à aboutir à une erreur acceptable.

La fonction de la couche cachée est donnée par :

$$h(k+i, j) = W_{Fj} y(k+i-1) + W_{Gj} \Delta u(k+i-d) + B_j \tag{V.12}$$

Où  $i=N_1 \dots N_2$  présentant l'ordre du prédicteur neuronal,  $d$  est le retard pur et  $k$  l'instant courant de temps.

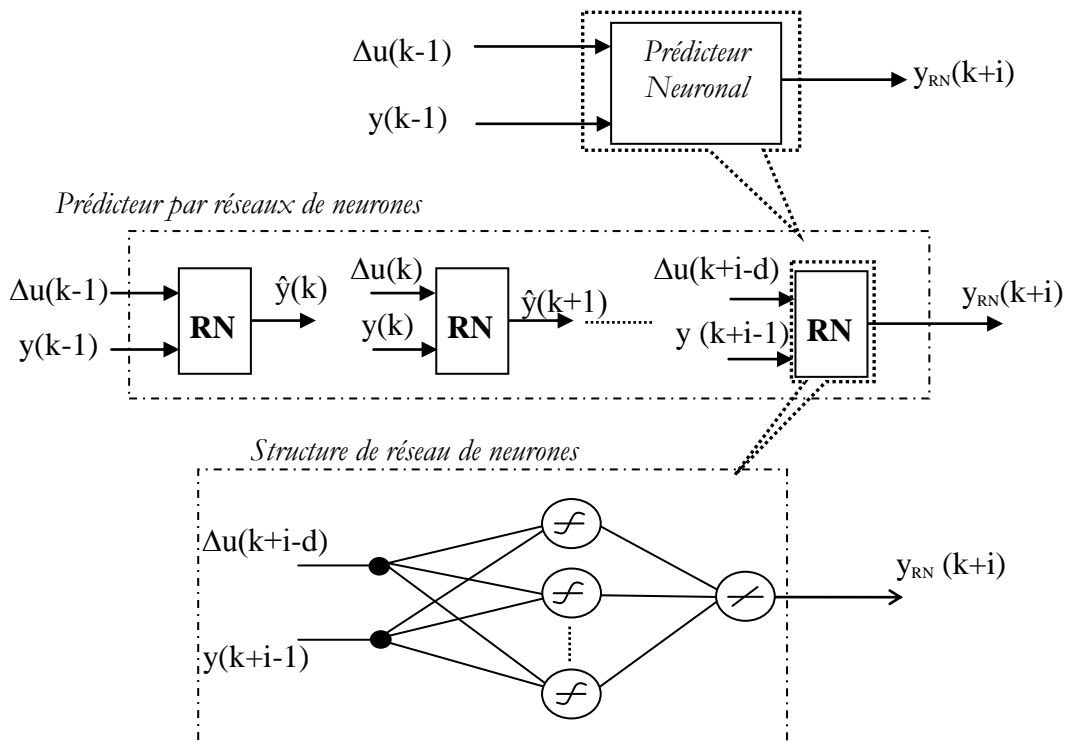


Figure (V-15) Structure du prédicteur à réseau de neurones.

## V.4.2.2 CRITERE DE PERFORMANCE

La fonction de coût peut être différente du cas au cas, est réduite au minimum afin d'obtenir la commande optimale d'entrée qui est appliquée au modèle non linéaire. Dans l'algorithme de commande prédictive généralisée la fonction de coût est de la forme [16]:

$$J_{GPC} = \sum_{i=N_1}^{N_2} [y_d(k+i) - y_{RN}(k+i)]^2 + \lambda \sum_{i=1}^{N_u} (\Delta u(k+i-d))^2 \quad (V.13)$$

Avec la condition additionnelle :

$$\Delta u(k+i-d) = 0, \quad N_1 \leq N_u < i \quad (V.14)$$

La condition exprimée en (V.14) demeurera également valide pour le prédicteur dû au vecteur  $u(k+i-d)$  donné par (V.12). La condition affectera les éléments du vecteur  $u(k+i-d)$  et par conséquent du prédicteur, selon l'horizon de commande [14,15] :

$$\begin{cases} u(k+i-d) = u(k+i-l), & \text{pour } i-d < N_u \\ u(k+i-d) = u(k+N_u), & \text{pour } i-d \geq N_u \end{cases} \quad (V.15)$$

Ceci signifie que le signal de commande sera maintenu constant à une valeur égale à  $u(k+N_u)$  quand l'horizon de prédiction excède l'horizon de commande.

Le vecteur de sortie du contrôleur au-dessus de l'horizon de prédiction est obtenu en minimisant la fonction de coût  $J_{GPC}$  itérativement par la méthode de Newton-Raphson.

$$U_n(k) = [\Delta u(k) \quad \Delta u(k+1) \quad \dots \quad \Delta u(k+N_u-d)]^T \quad (V.16)$$

L'adaptation du vecteur de commande pour l'itération (n+1) est :

$$U_{n+1}(k) = U_n(k) - \left( \frac{\partial^2 J_{GPC}(k)}{\partial U^2(k)} \Big|_{U(k)=U_n(k)} \right)^{-1} \frac{\partial J_{GPC}(k)}{\partial U(k)} \Big|_{U(k)=U_n(k)} \quad (V.17)$$

Le calcul de la matrice jacobienne  $\frac{\partial J_{GPC}(k)}{\partial U(k)}$  et la matrice hessienne  $\frac{\partial^2 J_{GPC}(k)}{\partial U^2(k)}$  est donné dans l'annexe (E).

Selon la stratégie d'horizon fuyant de la commande prédictive généralisée, seule la première valeur  $u(k)$  est réellement appliquée au système, tandis que le vecteur de commande  $U(k)$  est employé par le prédicteur.

**V.5 APPLICATION DE LA COMMANDE PREDICTIVE NEURONALE A LA MASDE**

L'objectif de la modélisation de la machine asynchrone double étoile (MASDE) par réseau de neurones est de construire un prédicteur non linéaire qui prédit les valeurs de sorties à partir des valeurs passés, a fin d'autopilotée la MASDE par la commande prédictive neuronale. Deux modèles neuronaux doivent être réalisés, le premier est le modèle neuronal de la vitesse utilisé pour la conception du régulateur prédictif neuronal de vitesse et le second est le modèle neuronal du (Flux/Couple) utilisé pour la conception du prédicteur.

Finalement, il faut noter que cette étape d'apprentissage du réseau de neurones se fait hors ligne c.-à-d. les poids ne sont ajustés qu'à la fin de l'application de tous les données. L'apprentissage de l'ensemble (des entrées et des sorties désirées) est pris du régulateur de vitesse et de la commande vectorielle de la MASDE. Afin d'avoir un bon apprentissage, les données doivent contenir des informations suffisantes sur la dynamique de système [99,100].

**V.5.1 MISE EN ŒUVRE DES MODELES NEURONAUX**

**V.5.1.1 MODELE DE PREDICTION NEURONAL DE LA VITESSE**

Les entrées et les sorties du modèle neuronal de la vitesse sont déterminées par la loi de commande du système à identifier (régulateur de vitesse), c.-à-d. le transfert couple électromagnétique/vitesse mécanique (figure V-16).

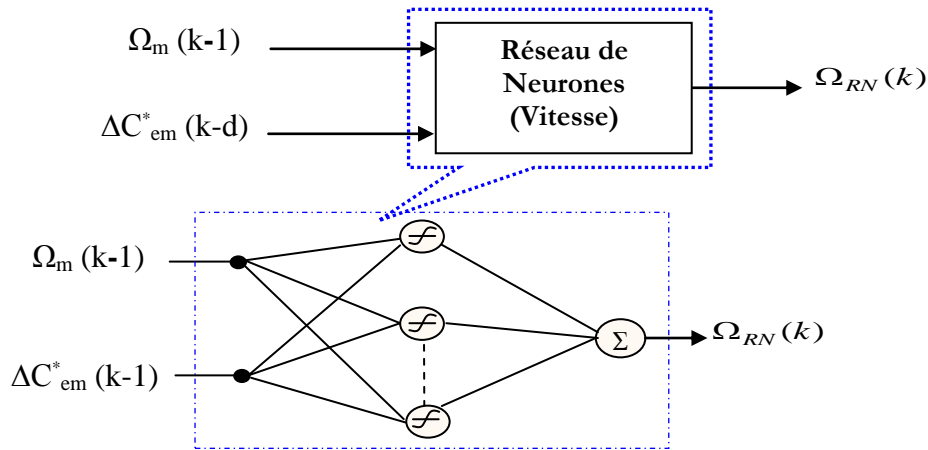


Figure (V-16) Structure du modèle neuronal de vitesse.

L'équation de la vitesse du modèle neuronal est :

$$\begin{cases} \Omega_{RN}(k) = \sum_{j=1}^{N_h} W_j f(h(k, j)) + B \\ h(k, j) = W_{Fj} \hat{\Omega}_m(k-1) + W_{Gj} \Delta C_{em}^*(k-d) + B_j \end{cases} \quad (V.18)$$



Où  $(\Omega_{RN}, \hat{\Omega}_m)$  sont respectivement les sorties du modèle neuronal et l'observateur de la MASDE,  $C_{em}$  est la sortie prédite.

La prédiction  $i$  pas en avant du prédicteur de vitesse est:

$$\begin{cases} \Omega_{RN}(k+i) = \sum_{j=1}^{N_h} W_j f(h(k+i, j)) + B \\ h(k+i, j) = W_{Fj} \hat{\Omega}(k+i-1) + W_{Gj} \Delta C_{em}^*(k+i-d) + B_j \end{cases} \quad (V.19)$$

La fonction de coût (V.13) devient :

$$J_1 = \sum_{i=N_1}^{N_2} [\Omega_{ref}(k+i) - \Omega_{RN}(k+i)]^2 + \lambda \sum_{i=1}^{N_H} (\Delta C_{em}^*(k+i-d))^2 \quad (V.20)$$

La figure (V-17) présente les données d'apprentissage du modèle neuronal de la vitesse et les performances du réseau après 500 époques d'apprentissage. Pour valider le modèle, la figure (V-18) présente la réponse du réseau comparée avec celles de la MASDE.

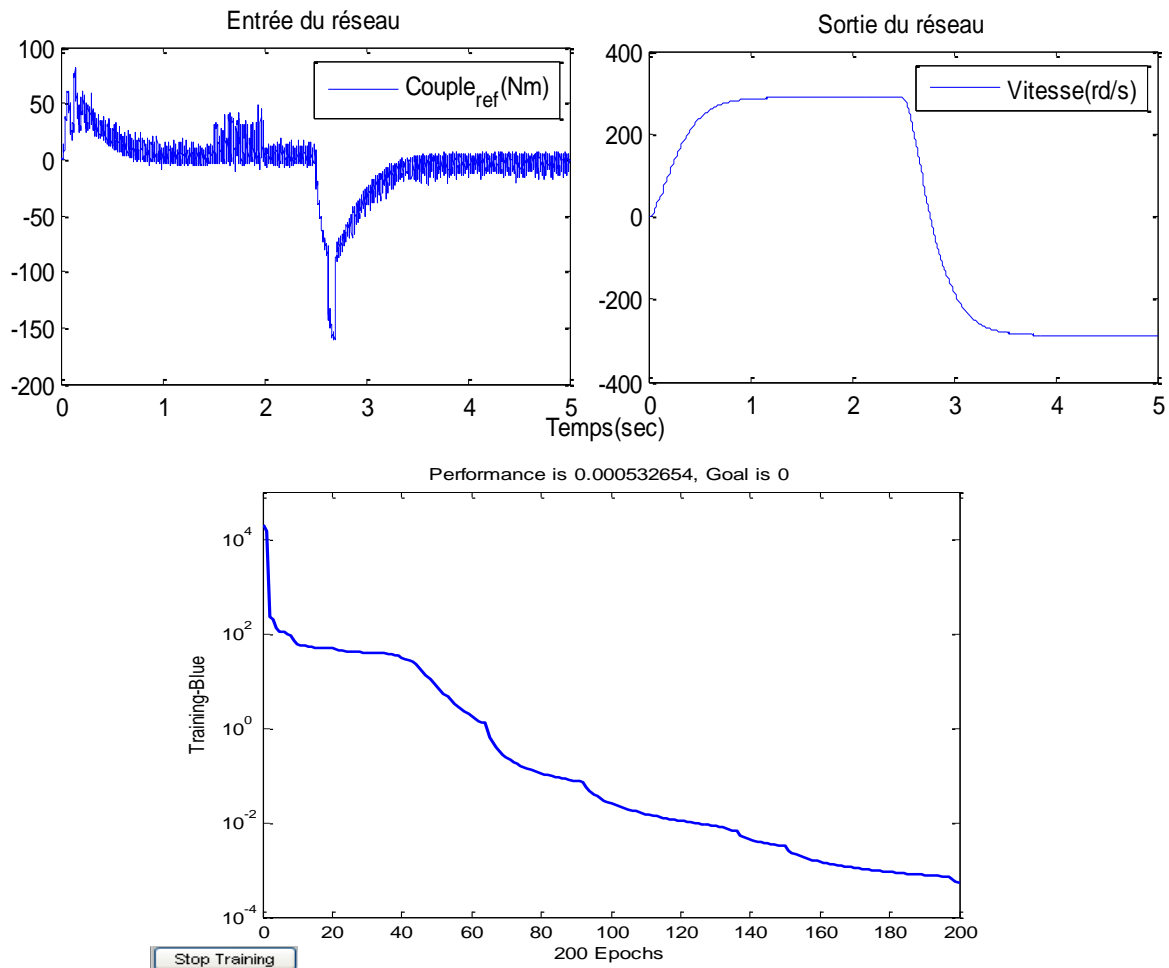


Figure (V-17) Apprentissage du modèle neuronal de vitesse.

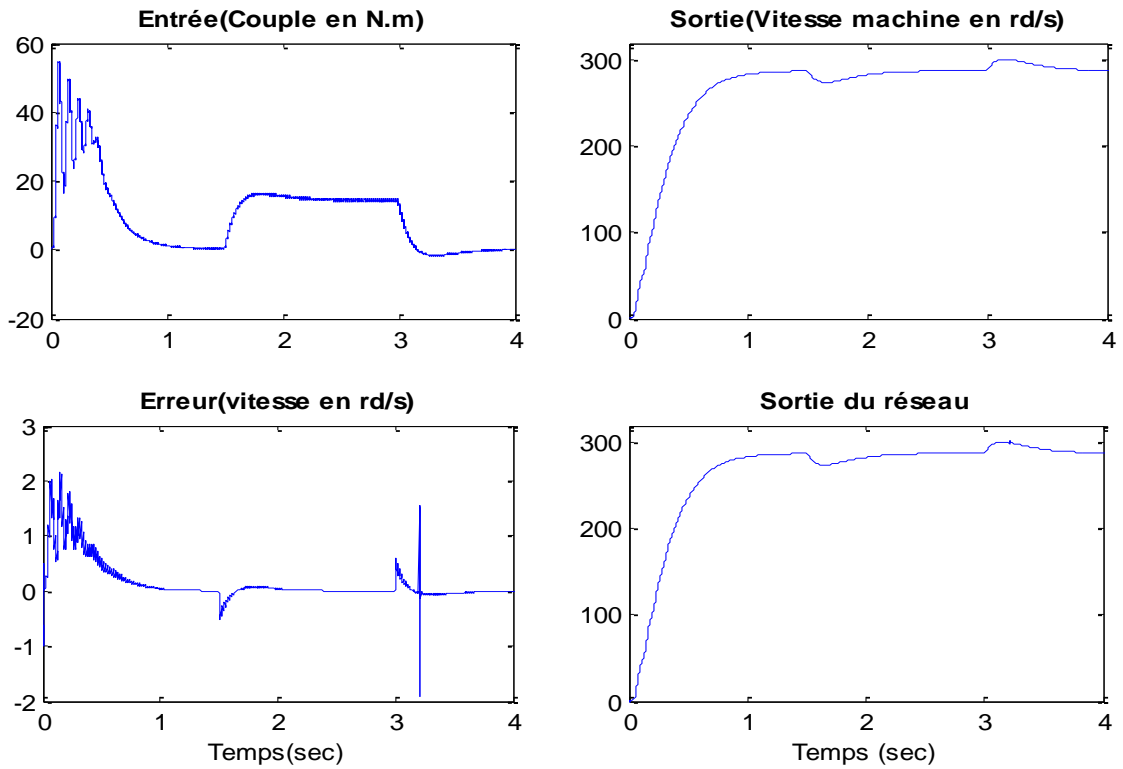


Figure (V-18) Test de validation du modèle neuronal de vitesse.

V.5.1.2 MODELE DE PREDICTION NEURONAL DU FLUX-COUPLE

La conception de la commande prédictive neuronale se fait en considérant le bloc (FOC) comme étant une boîte noire, elle contient des entrées (flux et couple) et des sorties (tensions statoriques). Cela se fait en deux étapes: la première étape consiste à identifier le comportement du bloc (FOC) par un réseau de neurones non linéaire, c'est une étape d'apprentissage une fois que l'identification est faite. L'étape suivante consiste à remplacer la commande vectorielle (FOC) par le bloc commande prédictive neuronale résultant, ce remplacement dans la chaîne de commande est donc appelé reconnaissance.

Le modèle neuronal (figure V-19) possède trois entrées (valeurs passées du flux, couple et les incréments des tensions statoriques) et deux sorties (valeurs présentes du flux et couple).

Les équations du flux et du couple du modèle neuronal sont :

$$\begin{cases} \Phi_{RN}(k) = \sum_{j=1}^{N_h} W_{j1} f(h(k, j)) + B_1 \\ C_{RN}(k) = \sum_{j=1}^{N_h} W_{j2} f(h(k, j)) + B_2 \end{cases} \quad (V.21)$$

$$h(k, j) = W_{Fj1} \hat{\Phi}_r(k-1) + W_{Fj2} \hat{C}_{em}(k-1) + W_{Gj} \Delta U(k-d) + B_j \quad (V.22)$$

Où  $(\Phi_{RN}, C_{RN})$  et  $(\hat{\Phi}_r, \hat{C}_{em})$  sont respectivement, les sorties du modèle neuronal et l'observateur de la MASDE, U est la sortie prédite (tensions statoriques), f est la fonction d'activation de la couche cachée,  $(W_{Fj1}, W_{Fj2}, W_{Gj})$  et  $B_j$  sont les poids et les biais entre la couche d'entrée et la couche cachée,  $(W_{j1}, W_{j2})$ , et  $(B_1, B_2)$  sont les poids et les biais entre la couche cachée et celle de sortie.

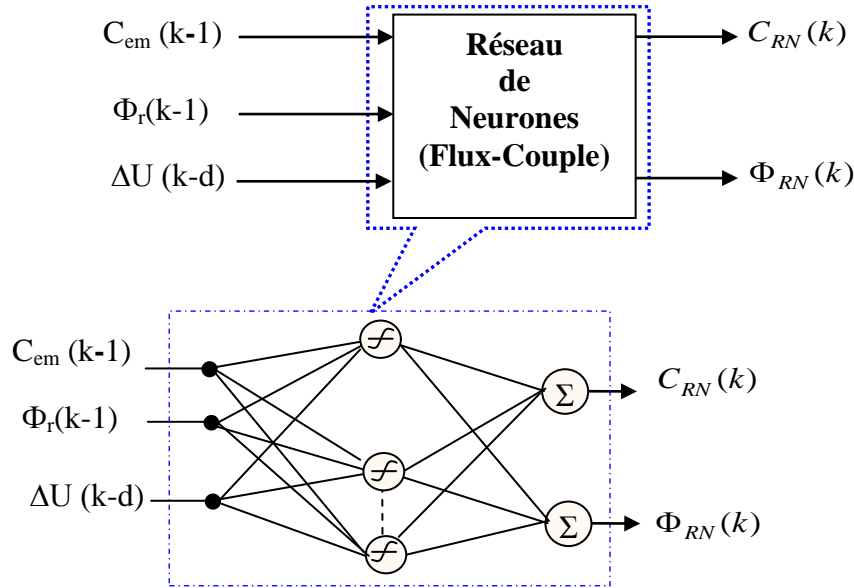


Figure (V-19) Structure du modèle neuronal Flux-Couple.

La prédiction  $i$  pas en avant du modèle neuronal, à partir de la structure du prédicteur neuronal (figure V-15) est :

$$\begin{cases} y_{RN}(k+i) = \sum_{j=1}^{N_h} W_j f(h(k+i, j)) + B \\ h(k+i, j) = W_{Fj} \hat{y}(k+i-1) + W_{Gj} \Delta U(k+i-d) + B_j \end{cases} \quad (V.23)$$

La fonction de coût (V.13) devient :

$$J_2 = \sum_{i=N_1}^{N_2} [y_d(k+i) - y_{RN}(k+i)]^2 + \lambda \sum_{i=1}^{N_u} (\Delta U(k+i-d))^2 \quad (V.24)$$

Avec :

$$y_{RN} = [\Phi_{RN} \quad C_{RN}]^T, \hat{y} = [\hat{\Phi}_r \quad \hat{C}_{em}]^T, y_d = [\Phi_r^* \quad C_{em}^*]^T, W_j = [W_{j1} \quad W_{j2}]^T; B = [B_1 \quad B_2]^T$$

$$W_{Fj} = [W_{Fj1} \quad W_{Fj2}]^T; W_{Gj} = [W_{Gj1} \quad W_{Gj2}]^T, B_j = [B_{j1} \quad B_{j2}]^T, \Delta U = [\Delta V_{ds} \quad \Delta V_{qs}]^T$$

La figure (V-20) présente les données d'apprentissage du modèle neuronal du (flux/couple) et les performances du réseau après 500 époques d'apprentissage. Pour valider le modèle, la figure (V-21) présente la réponse du réseau comparée avec celles de la MASDE.

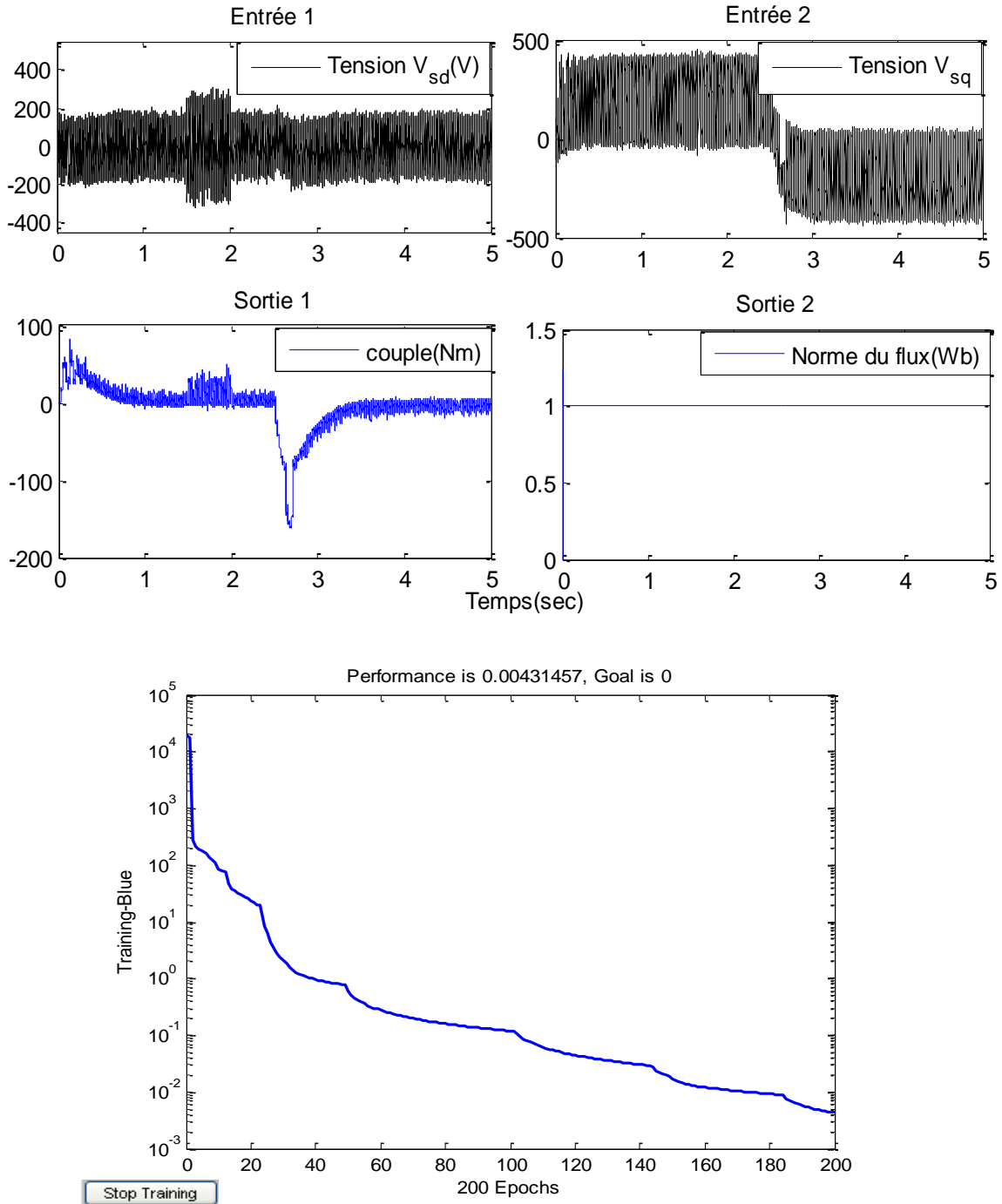


Figure (V-20) Apprentissage du modèle neuronal Flux/Couple.

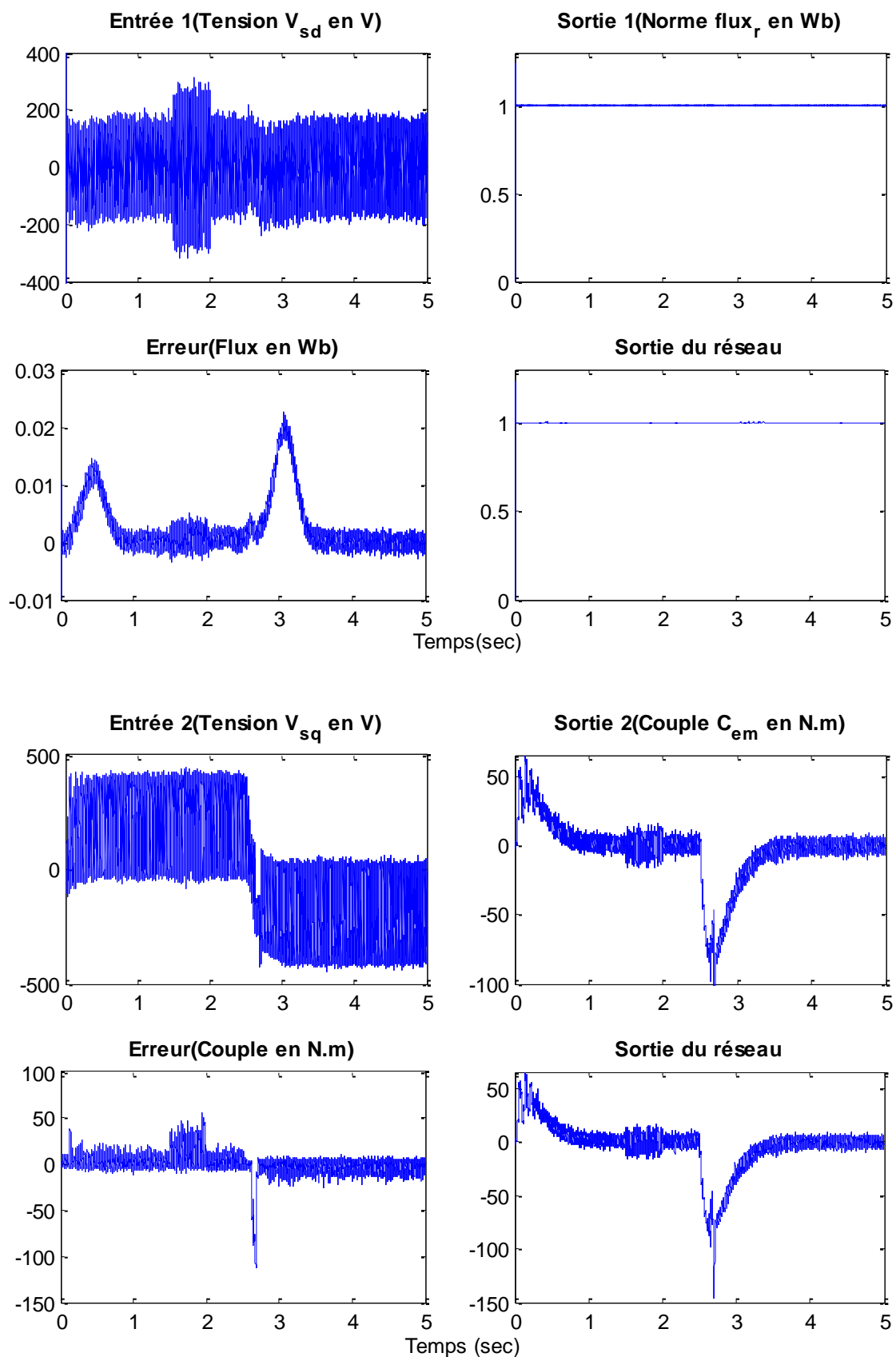


Figure (V-21) Test de validation du modèle neuronal de Flux/Couple.

V.6 SIMULATION ET INTERPRETATIONS DES RESULTATS

Après l'apprentissage des modèles neuronaux (modèle du Flux/Couple et modèle de la vitesse), il faut arrangés comme montré dans la figure (V-22) pour l'usage en tant que prédicteurs neuronaux. Après la minimisation de la fonction de coût  $J_1$ , la première valeur  $C^*_{em}(k)$  du régulateur prédictif neuronal de vitesse est employée par la fonction de coût  $J_2$  comme couple de référence afin de générer les tensions de références et par conséquent les états de commutation des onduleurs.

Le choix des paramètres des régulateurs prédictifs de vitesse et du (couple/norme du flux) est effectué à partir des essais, les paramètres des différents régulateurs prédictifs sont donnés par le tableau (V.2) :

Tableau (V.2) Paramètres des régulateurs prédictifs neuronaux

Régulateurs Paramètres	NNGPC- couple/norme du Flux	NNGPC-Vitesse
N1	1	1
N2	4	3
Nu	2	2
$\lambda$	$10^5 I_2$	$10^4$

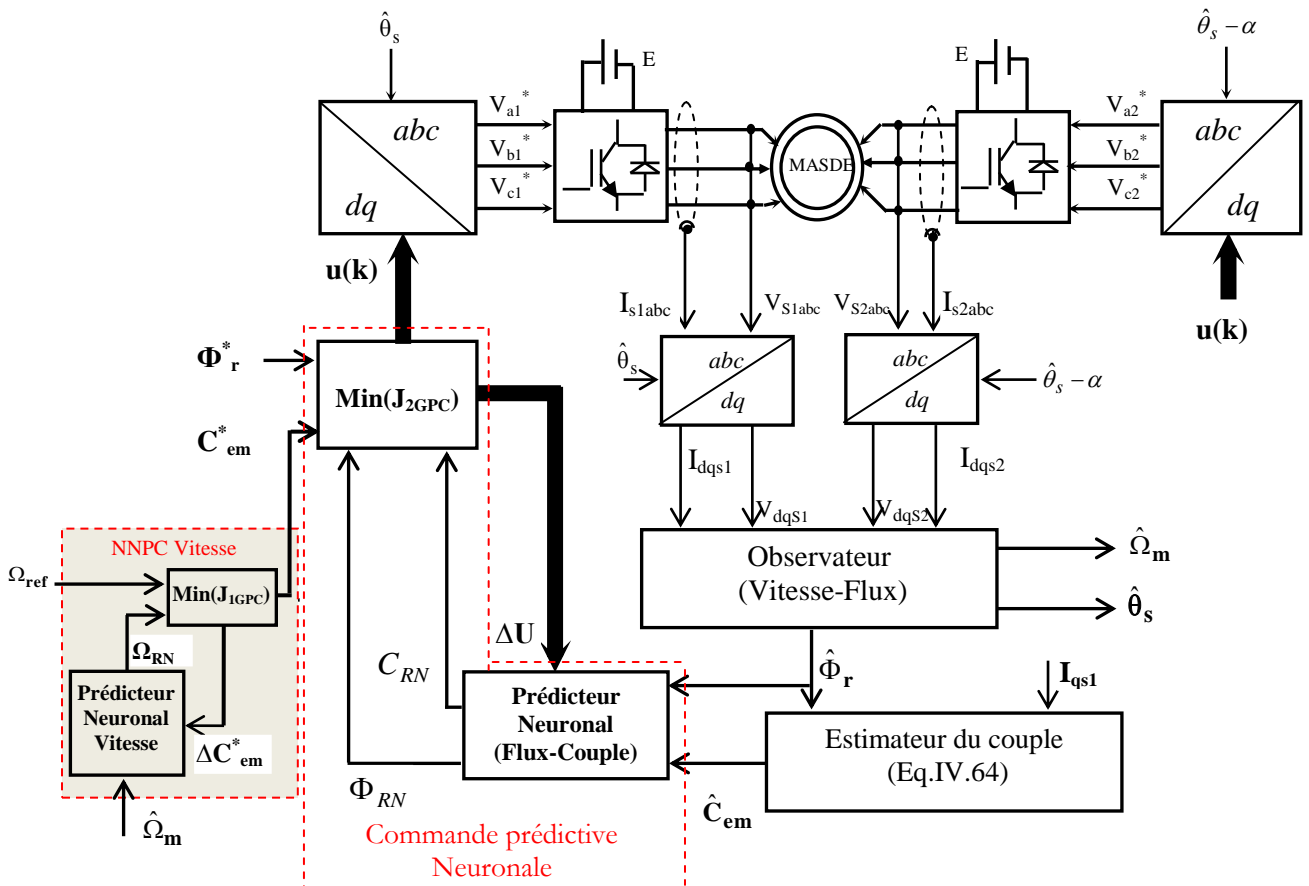


Figure (V-22) Schéma bloc de la commande prédictive neuronale

V.6.1 RESULTATS ET INTERPRETATIONS

Les résultats de simulation (Figure V-23) obtenus par la commande prédictive neuronale montrent que :

- La vitesse de la MASDE suit bien sa référence de consigne et prend son régime permanent après 0.8sec.
- La norme du flux rotorique prend la valeur  $0.97 \approx 1\text{Wb}$  après 0.75sec de démarrage.
- Lors de démarrage, le couple électromagnétique prend la valeur 50 N.m et diminue jusqu'à une valeur nulle après 0.8sec.
- A l'instant de l'inversion de la vitesse  $t=2.5\text{sec}$ , le couple électromagnétique et la vitesse changent leurs signes cependant le flux reste constant.

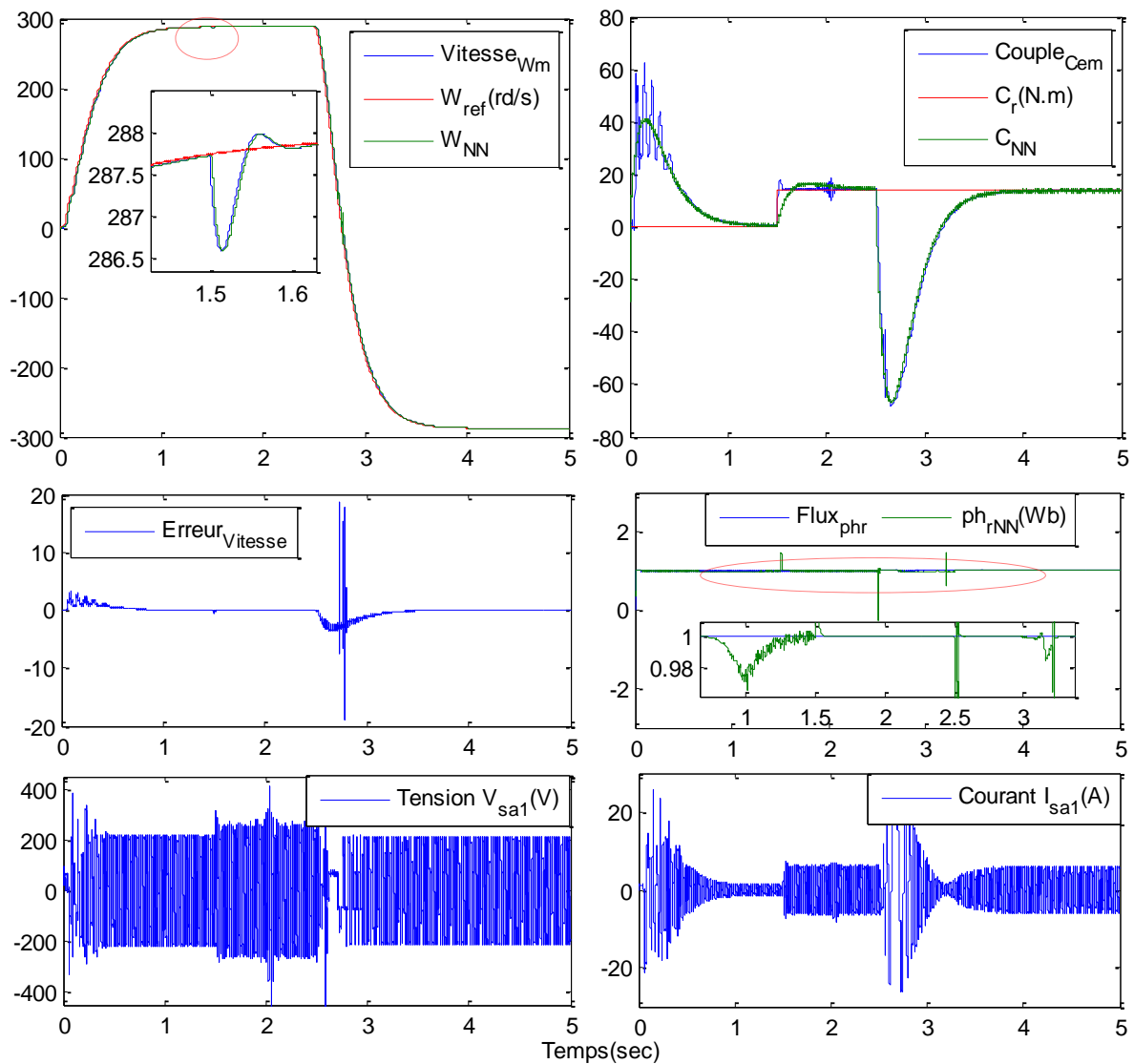


Figure (V-23) Résultats de simulation de la commande prédictive neuronale de la MASDE

V.6.2 TEST DE ROBUSTESSE

Pour tester la robustesse de la commande prédictive neuronale en variations paramétriques, nous avons procédé à une variation simultanée de +75%  $R_r$ , +75%  $R_s$ , -75%  $L_m$  et +200% $J$ . La figure (V-24) illustre les résultats de test en variations paramétriques. A partir de ces résultats, on peut constater que la performance de cette stratégie de commande en variations paramétriques est assez acceptable en comparaison avec les résultats de la commande prédictive standard. Donc l'application de cette loi de commande prédictive neuronale à la MASDE permet de résoudre le problème de suivi de trajectoire, ainsi que la robustesse aux variations de paramètres.

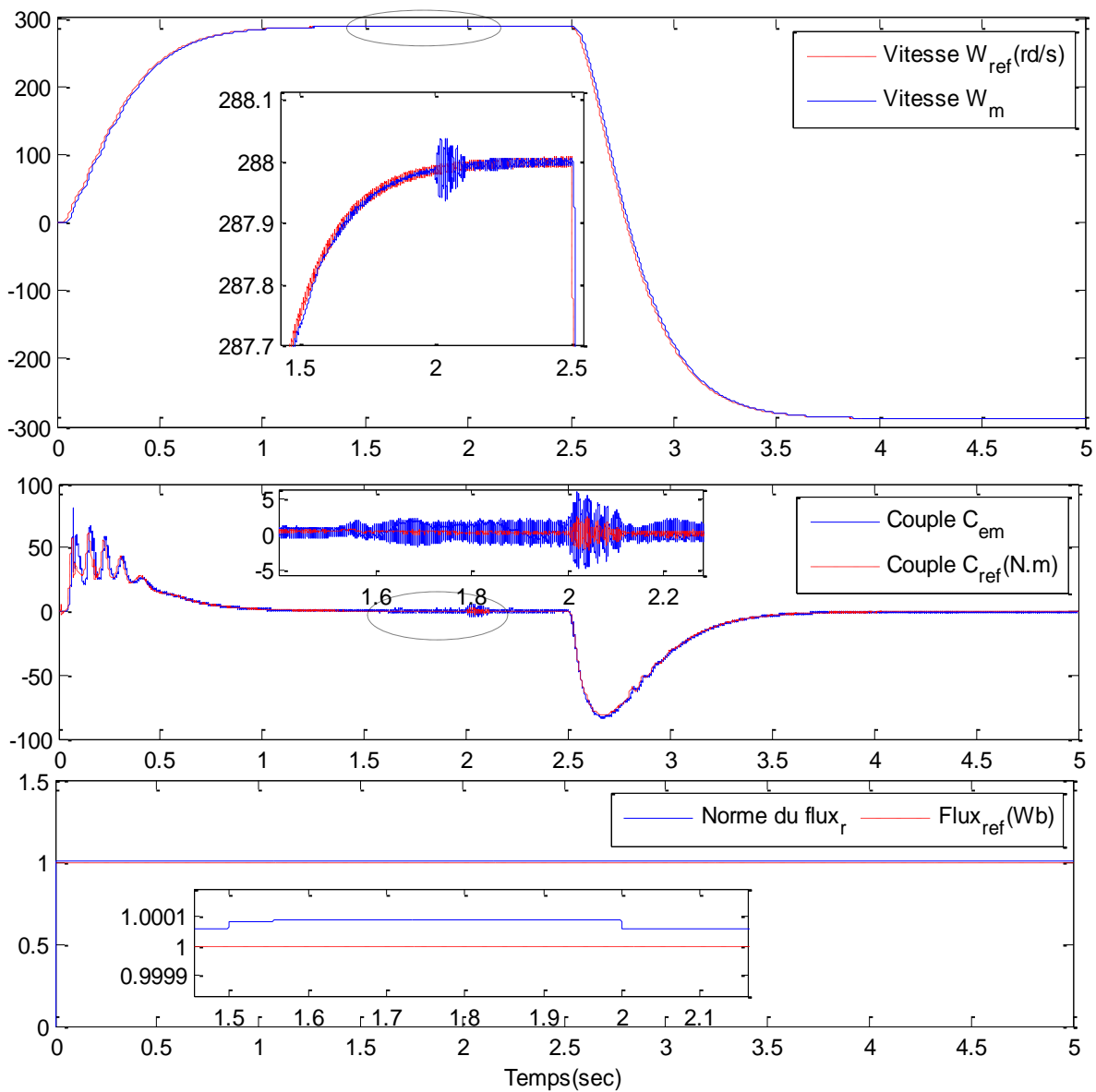


Figure (V-24) Résultats du test de robustesse de la commande prédictive neuronale



## V.7 CONCLUSION

Le contenu de ce chapitre porte sur la modélisation et la commande d'une machine asynchrone double étoile par la commande prédictive à base de réseaux de neurones.

Les résultats obtenus montrent que la commande prédictive neuronale présente une meilleure performance statique et dynamique. Citons par exemple, le bon suivi de trajectoire, l'erreur statique négligeable et le découplage entre le flux rotorique et le couple électromagnétique est conservé.

L'exactitude du modèle neuronal multivariable pour le couple et le flux de la MASDE dépend de la quantité d'information disponible lors de l'apprentissage hors ligne. Un modèle neuronal auto-ajustable (Adaptatif) peut être conçu par un apprentissage en ligne du réseau de neurones. Cependant, ce type d'apprentissage augmente la charge de calcul lors de l'optimisation de la fonction de coût et les performances sont celles obtenues par un apprentissage hors ligne, malgré l'adaptation en ligne de paramètres du réseau de neurones (le taux d'apprentissage, le momentum et le nombre de neurones en couche cachée) et la diminution de l'horizon de prédiction, pour limiter les tailles des matrices jacobienne et hessienne.

# *Conclusion générale*

## CONCLUSION GENERALE

L'étude qui a été menée durant toutes les années de recherche a porté en premier lieu sur l'étude de la commande prédictive neuronale appliqué à une machine asynchrone double étoile (MASDE), cette stratégie de commande est utilisée pour construire un régulateur prédictive de vitesse d'une part et d'autre part, pour construire une commande prédictive multivariable basée sur la prédiction du couple électromagnétique et le flux rotorique, pour générer les états de commutation des onduleurs et par conséquent les tensions d'alimentation de la machine. Cette dernière permet de remplacer la commande vectorielle (FOC) par une technique de commande prédictive multivariable

En second lieu elle a porté sur la commande sans capteurs de la MASDE, trois stratégies ont été utilisées, l'observateur d'ordre réduit, la technique basée sur un système adaptatif avec modèle de référence et enfin la technique du réseau de neurones.

Selon le modèle de prédiction, deux types de commande prédictive ont été réalisés ; Une commande prédictive linéaire a été étudiée, où le modèle de prédiction est calculé soit à partir d'un transfert entrée/sortie monovariable bien déterminé, ce qui est le cas pour les régulateurs prédictifs de vitesse, du flux et des courants statoriques. Cette stratégie de commande prédictive monovariable cascade augmente les performances de suivi de trajectoires, le rejet de perturbation et la robustesse aux variations paramétriques. Soit à partir d'un transfert entrée/sortie multivariable aussi bien déterminé, ce qui est le cas pour le régulateur prédictif du couple et du flux. Le découplage par cette stratégie de commande prédictive multivariable est garanti avec de bonnes performances.

D'autre part, la commande prédictive non linéaire fait appel aux outils d'intelligences artificiels, le modèle de prédiction est conçu à partir d'un réseau de neurones non linéaire multicouche avec des paramètres fixes après un apprentissage hors ligne. Cette stratégie ne nécessite pas une relation de transfert (entrée/sortie) du modèle de prédiction, elle a seulement besoin d'informations sur ce transfert.

La technique de commande prédictive rentre actuellement dans une direction novatrice dans laquelle cette étude peut être développée, pour améliorer les performances et les facilités d'utilisation surtout dans le choix du modèle de prédiction.

Comme perspective, il sera intéressant de voir d'autres outils d'intelligences artificiels tels que la logique floue ou les algorithmes génétiques. Cette combinaison PC/GA ou PC/Floue permet de faire deux optimisations. La première, mono-objective pour la recherche de la meilleure loi de commande en minimisant un critère quadratique, la seconde, multi-objective, pour un ajustement optimal des paramètres de la commande.

# *Annexes*

## Annexe (A)

### 1- HYPOTHESES SIMPLIFICATRICES

Le modèle de la MASDE est élaboré sur la base d'un certain nombre d'hypothèses simplificatrices très connues en électrotechnique qui supposent en général :

- ✓ La MASDE est supposée symétrique et que son circuit magnétique n'est pas saturé, ce qui permet d'exprimer les flux comme fonctions linéaires des courants.
- ✓ On suppose le circuit magnétique parfaitement feuilleté, ce qui permet de considérer que seuls les enroulements (Inducteur, Induit) sont parcourus par des courants.
- ✓ On suppose que la densité de courant peut être considérée comme uniforme dans la section des conducteurs élémentaires.
- ✓ La répartition du flux dans l'entrefer est sinusoïdale.

### 2- TRANSFORMATION DE PARK

La transformation de Park permet d'exprimer le modèle de Park de la machine asynchrone dans un nouveau référentiel et cela en transformant les trois enroulements de la machine en deux autres équivalents du point de vue électrique et magnétique [11].

On rappelle sa définition :

$$\begin{bmatrix} v_0 \\ v_d \\ v_q \end{bmatrix} = [\mathbf{P}(\theta)] \begin{bmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \end{bmatrix} \quad (\text{A.1})$$

$\mathbf{P}(\theta)$  : étant la matrice unique de transformation pour les courants, les flux et les tensions définies par :

$$\mathbf{P}(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{pmatrix} 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \\ \cos \theta & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ -\sin \theta & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) \end{pmatrix} \quad (\text{A.2})$$

De même pour la matrice de transformation inverse qui nous permet d'exprimer les valeurs réelles des grandeurs considérées.

$$P^{-1}(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{pmatrix} 1/\sqrt{2} & \cos \theta & -\sin \theta \\ 1/\sqrt{2} & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ 1/\sqrt{2} & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) \end{pmatrix} \quad (A.3)$$

Notant que l'angle  $\theta$  qui sert à la transformation de Park est a priori quelconque. Il dépend du choix du référentiel.

Les équations de la machine peuvent être exprimées dans différents référentiels:

- Référentiel lié au stator:  $\frac{d\theta}{dt} = 0$
- Référentiel lié au rotor :  $\frac{d\theta}{dt} = \omega_m$
- Référentiel lié au champ tournant :  $\frac{d\theta}{dt} = \omega_s$

### 3- MODELE D'ETAT DU FLUX DE LA MASDE

- Equations des tensions

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds1} = R_{s1} \cdot I_{ds1} + \frac{d}{dt} \Phi_{d1} - \omega_s \cdot \Phi_{qs1} \\ V_{qs1} = R_{s1} \cdot I_{qs1} + \frac{d}{dt} \Phi_{q1} - \omega_s \cdot \Phi_{ds1} \\ V_{ds2} = R_{s2} \cdot I_{ds2} + \frac{d}{dt} \Phi_{d2} - \omega_s \cdot \Phi_{qs2} \\ V_{qs2} = R_{s2} \cdot I_{qs2} + \frac{d}{dt} \Phi_{q2} - \omega_s \cdot \Phi_{ds2} \\ V_{dr} = R_r \cdot I_{dr} + \frac{d}{dt} \Phi_{dr} - (\omega_s - \omega_m) \cdot \Phi_{qr} \\ V_{qr} = R_r \cdot I_{qr} + \frac{d}{dt} \Phi_{qr} + (\omega_s - \omega_m) \cdot \Phi_{dr} \end{array} \right. \quad (A.4)$$

- Equations des Flux

Nous allons éliminer l'utilisation de courants dans le modèle, et nous allons utiliser le flux. La relation entre ces deux variables est la suivante:

$$\left\{ \begin{array}{l} \Phi_{ds1} = L_{s1} \cdot I_{ds1} + L_m (I_{ds1} + I_{dr}) \\ \Phi_{qs1} = L_{s1} \cdot I_{qs1} + L_m (I_{qs1} + I_{qr}) \\ \Phi_{ds2} = L_{s2} \cdot I_{ds2} + L_m (I_{ds2} + I_{dr}) \\ \Phi_{qs2} = L_{s2} \cdot I_{qs2} + L_m (I_{qs2} + I_{qr}) \\ \Phi_{dr} = L_r \cdot I_{dr} + L_m (I_{ds1} + I_{ds2} + I_{dr}) \\ \Phi_{qr} = L_r \cdot I_{qr} + L_m (I_{qs1} + I_{qs2} + I_{qr}) \end{array} \right. \quad (A.5)$$

Et l'équation d'état entre le flux et la tension de sortie est :

$$\frac{d}{dt} [\Phi] = [A][\Phi] + [B][V] \quad (A.6)$$

Avec:

$$[\Phi] = \begin{bmatrix} \Phi_{ds1} \\ \Phi_{qs1} \\ \Phi_{ds2} \\ \Phi_{qs2} \\ \Phi_{dr} \\ \Phi_{qr} \end{bmatrix}, [V] = \begin{bmatrix} V_{ds1} \\ V_{qs1} \\ V_{ds2} \\ V_{qs2} \end{bmatrix} \quad (A.7)$$

La matrice d'état A et le vecteur B dans l'axe d-q sont :

$$[A] = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & 0 & a_{15} & 0 \\ a_{21} & a_{22} & 0 & a_{24} & a_{25} & 0 \\ a_{31} & 0 & a_{33} & a_{34} & 0 & a_{36} \\ 0 & a_{42} & a_{43} & a_{44} & 0 & a_{46} \\ a_{51} & a_{52} & 0 & 0 & a_{55} & a_{56} \\ 0 & 0 & a_{63} & a_{64} & a_{65} & a_{66} \end{bmatrix} \quad (A.8)$$

$$[B] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (A.9)$$

Avec:

$$a_{11} = a_{33} = \frac{L_a}{T_{s1}L_{s1}} - \frac{1}{T_{s1}} \quad a_{12} = a_{24} = -a_{31} = -a_{42} = \omega_s, a_{15} = a_{35} = \frac{L_a}{T_{s1}L_r}$$

$$a_{21} = a_{43} = \frac{L_a}{T_{s2}L_{s1}}, a_{22} = a_{44} = \frac{L_a}{T_{s2}L_{s2}} - \frac{1}{T_{s2}} \quad a_{56} = -a_{65} = \omega_r, T_s = \frac{L_s}{R_s}, T_r = \frac{L_r}{R_r}$$

$$a_{25} = a_{46} = \frac{L_a}{T_{s2}L_r}, a_{51} = a_{63} = \frac{L_a}{T_{s1}L_r}$$

#### 4- PARAMETRES DE LA MACHINE ASYNCHRONE DOUBLE ETOILE (MASDE)

Valeurs Nominales	Puissance	4.5	kW
	Fréquence	50	Hz
	Tension ( $\Delta/Y$ )	220/380	V
	Courant ( $\Delta/Y$ )	6.5/3.75	A
	Vitesse	288	rd/sec
	Paires de pôle (P)	1	—
	Constantes	$R_{s1}=R_{s2}$	3.72
$R_r$		2.12	$\Omega$
$L_{s1}=L_{s2}$		0.022	H
$L_r$		0.006	H
M		0.3672	H
J		0.0625	Kgm <sup>2</sup>
$K_f$		0.001	Nm(rad/s) <sup>-1</sup>



## Annexe (B)

### 1- SYNTHÈSE DE RÉGULATEURS CLASSIQUES DE TYPE PROPORTIONNEL INTEGRAL (PI)

#### a. RÉGULATEURS DES COURANTS

Le calcul de régulateurs est effectué à l'aide du principe de placement des pôles.

D'après le système (II.13) du deuxième chapitre, on a :

$$\begin{cases} I_{ds1} = \frac{1}{L_{s1} \cdot s + R_{s1}} \cdot V_{ds1} \\ I_{qs1} = \frac{1}{L_{s1} \cdot s + R_{s1}} \cdot V_{qs1} \end{cases} \quad (B.1)$$

Les boucles de régulation des courants sont :

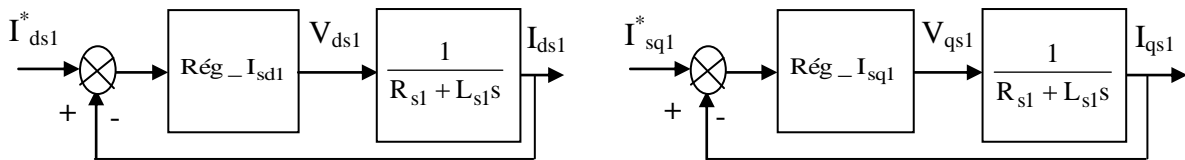


Figure (B-1) Boucles de régulation des courants  $I_{ds1}$  et  $I_{qs1}$ .

$$\begin{cases} \text{Rég}_{-I_{ds1}} = K_{pd1} + \frac{K_{Id1}}{s} \\ \text{Rég}_{-I_{qs1}} = K_{pq1} + \frac{K_{Iq1}}{s} \end{cases} \quad (B.2)$$

Les fonctions de transferts en boucle fermée sont :

$$\begin{cases} \frac{I_{ds1}}{I_{ds1}^*} = \frac{K_{pd1} \cdot s + K_{Id1}}{L_{s1} s^2 + (R_{s1} + K_{pd1})s + K_{Id1}} \\ \frac{I_{qs1}}{I_{qs1}^*} = \frac{K_{pq1} \cdot s + K_{Iq1}}{L_{s1} s^2 + (R_{s1} + K_{pq1})s + K_{Iq1}} \end{cases} \quad (B.3)$$

Les polynômes caractéristiques des fonctions de transfert pour chaque régulateur est de la forme :

$$\begin{cases} P_{Cd1}(s) = s^2 + \frac{(R_{s1} + K_{pd1})}{L_{s1}} s + \frac{K_{Id1}}{L_{s1}} \\ P_{Cq1}(s) = s^2 + \frac{(R_{s1} + K_{pq1})}{L_{s1}} s + \frac{K_{Iq1}}{L_{s1}} \end{cases} \quad (B.4)$$

Comme le polynôme caractéristique est du deuxième ordre, nous imposant deux pôles stables en fonctions de  $\omega_0$  et  $\xi$  dans le polynôme suivant :

$$P_c(s) = s^2 + 2\xi\omega_0s + \omega_0^2 \quad (\text{B.5})$$

Le temps de réponse  $t_r$  (pour une erreur statique de 5%) du système est exprimé en fonction de  $\omega_0$  et  $\xi$  par :

$$t_r = \frac{5}{\omega_0\xi} \quad (\text{B.6})$$

Généralement l'amortissement  $\xi$  est choisie égale à un ( $\xi=1$ ), par identification, nous obtenons les paramètres suivants :

Rég - $I_{ds1}$	$K_{Pd1}$	$K_{Id1}$
	$2\xi\omega_0L_{s1} - R_{s1}$	$\omega_0^2L_{s1}$
Rég - $I_{qs1}$	$K_{Pq1}$	$K_{Iq1}$
	$2\xi\omega_0L_{s1} - R_{s1}$	$\omega_0^2L_{s1}$

Le même calcul effectué pour les régulateurs  $I_{ds2}$  et  $I_{qs2}$

Rég - $I_{ds2}$	$K_{Pd2}$	$K_{Id2}$
	$2\xi\omega_0L_{s2} - R_{s2}$	$\omega_0^2L_{s2}$
Rég - $I_{qs2}$	$K_{Pq2}$	$K_{Iq2}$
	$2\xi\omega_0L_{s2} - R_{s2}$	$\omega_0^2L_{s2}$

### b. Régulateur du Flux

L'expression du flux est donnée par la cinquième équation du système (II.5) suivante :

$$\Phi_r^* = \frac{L_m}{1 + T_r s} (I_{ds1} + I_{ds2}) \quad (\text{B.7})$$

Donc pour  $I_{ds} = 2I_{ds1} = 2I_{ds2}$  et on suppose que les courants arrivés à ses valeurs de référence, le schéma de régulation du flux est :

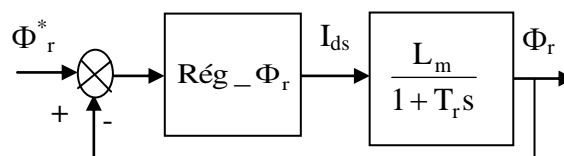


Figure (A-2) Boucle de régulation du flux  $\Phi_r$

Avec :

$$\text{Rég} - \Phi_r = K_{P\Phi} + \frac{K_{I\Phi}}{s} \quad (\text{B.8})$$

La fonction de transfert en boucle fermée est :

$$\frac{\Phi_r}{\Phi_r^*} = \frac{(K_{p\Phi} \cdot s + K_{I\Phi})L_m}{T_r s^2 + (1 + L_m K_{p\Phi})s + L_m K_{I\Phi}} \quad (\text{B.9})$$

La même procédure précédente est utilisée pour la synthèse du régulateur, les paramètres du régulateur seront :

Rég - $\Phi_r$	$K_{p\Phi}$	$K_{I\Phi}$
	$\frac{2\xi\omega_0 T_r - 1}{L_m}$	$\frac{\omega_0^2 T_r}{L_m}$

### c. Régulateur de la vitesse

De l'équation mécanique de la MASDE, nous avons :

$$\frac{\Omega_m}{C_{em}^*} = \frac{1}{K_f + J \cdot s} \quad (\text{B.10})$$

Pour  $K_m = \frac{1}{K_f}$  et  $T_m = \frac{J}{K_f}$ , le schéma de régulation de la vitesse est :

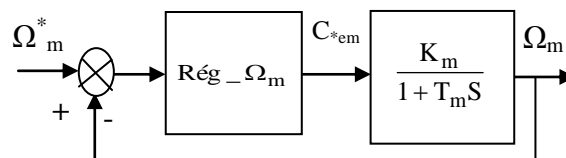


Figure (A-3) Boucle de régulation de la vitesse  $\Omega_m$ .

Avec :

$$\text{Rég} - \Omega_m = K_{p\Omega_m} + \frac{K_{I\Omega_m}}{s} \quad (\text{B.11})$$

La fonction de transfert en boucle fermée est :

$$\frac{\Omega_m}{\Omega_m^*} = \frac{K_m (K_{p\Omega_m} \cdot s + K_{I\Omega_m})}{T_m s^2 + (1 + K_m K_{p\Omega_m})s + K_m K_{I\Omega_m}} \quad (\text{B.12})$$

Les pôles imposés pour la boucle de la vitesse seront plus proches de l'origine par rapport aux pôles des boucles internes (boucles de courants et flux).

Les paramètres du régulateur de la vitesse sont :

Rég - $\Omega_m$	$K_{p\Omega_m}$	$K_{I\Omega_m}$
	$\frac{2\xi\omega_0 T_m - 1}{K_m}$	$\frac{\omega_0^2 T_m}{K_m}$

## Annexe (C)

### 1- LA REPRESENTATION DE L'OBSERVATEUR D'ETAT D'ORDRE REDUIT DANS LE REPERE $(\alpha, \beta)$

Le système d'équation (I-24) peut être réécrit sous la forme suivante :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \hat{\Phi}_{\alpha r} \\ \hat{\Phi}_{\beta r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-1}{T_r} & -\hat{\omega}_m \\ \hat{\omega}_m & \frac{-1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\Phi}_{\alpha r} \\ \hat{\Phi}_{\beta r} \end{bmatrix} + \frac{L_m}{T_r} \begin{bmatrix} I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2} \\ I_{\beta s1} + I_{\beta s2} \end{bmatrix} \quad (C.1)$$

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2} \\ I_{\beta s1} + I_{\beta s2} \end{bmatrix} = K\mu \begin{bmatrix} \frac{1}{T_r} & \omega_m \\ -\omega_m & \frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi_{\alpha r} \\ \Phi_{\beta r} \end{bmatrix} - \gamma\mu \begin{bmatrix} I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2} \\ I_{\beta s1} + I_{\beta s2} \end{bmatrix} + \frac{\mu}{\sigma(L_s + L_m)} \begin{bmatrix} V_{\alpha s1} + V_{\alpha s2} \\ V_{\beta s1} + V_{\beta s2} \end{bmatrix} \quad (C.2)$$

Avec:

$$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{(L_m + L_r)(L_m + L_s)}, \quad \mu = \frac{\sigma(L_m + L_r)(L_m + L_s)}{\sigma(L_m + L_r)(L_m + L_s) + L_m L_r}$$

$$K = \frac{2L_m}{\sigma(L_m + L_r)(L_m + L_s)}, \quad \gamma = \frac{R_s}{\sigma(L_m + L_s)} + \frac{2R_r L_m^2}{\sigma(L_m + L_s)(L_m + L_r)^2}$$

L'observateur du flux peut être décrit par l'équation (C.1) et l'équation (C.3) suivantes :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \hat{I}_{\alpha s1} + \hat{I}_{\alpha s2} \\ \hat{I}_{\beta s1} + \hat{I}_{\beta s2} \end{bmatrix} = -K\mu \begin{bmatrix} \Psi_{\alpha r} \\ \Psi_{\beta r} \end{bmatrix} - \gamma\mu \begin{bmatrix} \hat{I}_{\alpha s1} + \hat{I}_{\alpha s2} \\ \hat{I}_{\beta s1} + \hat{I}_{\beta s2} \end{bmatrix} + \frac{\mu}{\sigma(L_s + L_m)} \begin{bmatrix} V_{\alpha s1} + V_{\alpha s2} \\ V_{\beta s1} + V_{\beta s2} \end{bmatrix} \quad (C.3)$$

Avec :

$$\begin{bmatrix} \Psi_{\alpha r} \\ \Psi_{\beta r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_1 \\ G_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{i}_{\alpha s} \\ \tilde{i}_{\beta s} \end{bmatrix}$$

$$\tilde{i}_{\alpha s} = (I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2}) - (\hat{I}_{\alpha s1} + \hat{I}_{\alpha s2})$$

$$\tilde{i}_{\beta s} = (I_{\beta s1} + I_{\beta s2}) - (\hat{I}_{\beta s1} + \hat{I}_{\beta s2})$$

$\hat{\Phi}_{\alpha r}$ ,  $\hat{\Phi}_{\beta r}$  sont les composantes du flux rotorique observées

$\Psi_{\alpha r}$ ,  $\Psi_{\beta r}$  sont les termes de correction

$G_1$  et  $G_2$  sont les gains de l'observateur.

$\hat{I}_{\alpha s1}$ ,  $\hat{I}_{\alpha s2}$ ,  $\hat{I}_{\beta s1}$  et  $\hat{I}_{\beta s2}$  sont les courants statoriques observés.

$\hat{\omega}_m$  est la vitesse mécanique observée

Sur la base des équations (C.1) et (C.3), on obtient l'observateur de vitesse:

$$\begin{bmatrix} \hat{\Psi}_{\alpha r} \\ \hat{\Psi}_{\beta r} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \frac{1}{T_r} & \hat{\omega}_m \\ -\hat{\omega}_m & \frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\Phi}_{\alpha r} \\ \hat{\Phi}_{\beta r} \end{bmatrix} \quad (C.4)$$

L'équation (C.4) peut être réécrite sous la forme suivante :

$$\begin{bmatrix} \hat{\Psi}_{\alpha r} \\ \hat{\Psi}_{\beta r} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \hat{\Phi}_{\alpha r} & \hat{\Phi}_{\beta r} \\ \hat{\Phi}_{\beta r} & -\hat{\Phi}_{\alpha r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{T_r} \\ \hat{\omega}_m \end{bmatrix} \quad (C.5)$$

Cette dernière peut se mettre sous la façon suivante

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{T_r} \\ \hat{\omega}_m \end{bmatrix} = \frac{1}{\Phi_{\alpha r}^2 + \Phi_{\beta r}^2} \begin{bmatrix} -\hat{\Phi}_{\alpha r} & -\hat{\Phi}_{\beta r} \\ -\hat{\Phi}_{\beta r} & \hat{\Phi}_{\alpha r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\Psi}_{\alpha r} \\ \hat{\Psi}_{\beta r} \end{bmatrix} \quad (C.6)$$

On en déduit finalement :

$$\hat{\omega}_m = \frac{1}{\Phi_{\alpha r}^2 + \Phi_{\beta r}^2} \left[ \hat{\Phi}_{\alpha r} \hat{\Psi}_{\beta r} - \hat{\Phi}_{\beta r} \hat{\Psi}_{\alpha r} \right] \quad (C.7)$$

Avec :

$$\begin{bmatrix} \Psi_{\alpha r} \\ \Psi_{\beta r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_1 \\ G_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{i}_{\alpha s} \\ \tilde{i}_{\beta s} \end{bmatrix}$$

$$\tilde{i}_{\alpha s} = (\hat{I}_{\alpha s1} + \hat{I}_{\alpha s2}) - (I_{\alpha s1} + I_{\alpha s2})$$

$$\tilde{i}_{\beta s} = (\hat{I}_{\beta s1} + \hat{I}_{\beta s2}) - (I_{\beta s1} + I_{\beta s2})$$

## Annexe (D)

### 1- LA RESOLUTION RECURSIVE DES EQUATIONS DIOPHANTIENS

L'implémentation de la commande prédictive nécessite la résolution de deux équations Diophantiens :

1) *La première équation Diophantien*

$$\Delta(q^{-1})A(q^{-1})F_j(q^{-1}) + q^{-j}G_j(q^{-1}) = 1 \quad (D.1)$$

On pose

$$\tilde{A} = \Delta(q^{-1})A(q^{-1}) \quad (D.2)$$

Pour les horizons de prédiction  $j$  et  $j+1$  l'équation (D.1) s'écrit :

$$\begin{cases} \tilde{A}(q^{-1})F_j(q^{-1}) + q^{-j}G_j(q^{-1}) = 1 \\ \tilde{A}(q^{-1})F_{j+1}(q^{-1}) + q^{-(j+1)}G_{j+1}(q^{-1}) = 1 \end{cases} \quad (D.3)$$

La différence donne :

$$\tilde{A}(q^{-1})[F_{j+1}(q^{-1}) - F_j(q^{-1})] + q^{-j}[q^{-1}G_{j+1}(q^{-1}) - G_j(q^{-1})] = 0 \quad (D.4)$$

D'après l'équation (D.4) nous constatons que  $q^{-j}$  divise le polynôme  $\tilde{A}(q^{-1})[F_{j+1}(q^{-1}) - F_j(q^{-1})]$ ; Or  $q^{-j}$  et  $\tilde{A}(q^{-1})$  sont premières entre eux. Ceci nous permet d'écrire :

$$[F_{j+1}(q^{-1}) - F_j(q^{-1})] = q^{-j}r_j \quad (D.5)$$

En remplaçant  $[F_{j+1}(q^{-1}) - F_j(q^{-1})]$  par son expression dans (D.4) nous aurons :

$$q^{-j}[q^{-1}G_{j+1}(q^{-1}) - G_j(q^{-1}) + \tilde{A}(q^{-1})r_j] = 0 \quad (D.6)$$

Il ressort de l'équation précédente :

$$G_{j+1}(q^{-1}) = q[G_j(q^{-1}) - \tilde{A}(q^{-1})r_j] \quad (D.7)$$

Sachant que :

$$\begin{cases} G(q^{-1}) = g_{j,0} + g_{j,1}q^{-1} + g_{j,2}q^{-2} + \dots + g_{j,n_a}q^{-n_a} \\ \tilde{A}(q^{-1})r_j = [1 + \tilde{a}_1q^{-1} + \tilde{a}_2q^{-2} + \dots + \tilde{a}_{n_a+1}q^{-(n_a+1)}]r_j \end{cases} \quad (D.8)$$

On aura :

$$G_{j+1}(q^{-1}) = q[\{g_{j,0} - r_j\} + \{g_{j,1} - \tilde{a}_1r_j\}q^{-1} \dots \{g_{j,n_a} - \tilde{a}_{n_a}r_j\}q^{-n_a} - \tilde{a}_{n_a+1}q^{-(n_a+1)}r_j] \quad (D.9)$$

Tel que :

$$G_{j+1}(q^{-1}) = g_{j+1,0} + g_{j+1,1}q^{-1} + g_{j+1,2}q^{-2} + \dots + g_{j+1,n_a}q^{-n_a} \quad (D.10)$$

En identifiant les coefficients des polynômes d'équations (D.9) et (D.10), nous tirons les relations récurrentes suivantes :

$$\begin{cases} r_j = g_{j,0} \\ g_{j+1,i} = g_{j,i+1} - \tilde{a}_{i+1}r_j \quad \text{pour } i = 0,1,\dots,n_a - 1 \\ g_{j+1,n_a} = -\tilde{a}_{n_a+1}r_j \end{cases} \quad (D.11)$$

Ces relations déterminent le polynôme  $G_{j+1}(q^{-1})$ , nous retrouvons à partir de (D.5) :

$$F_{j+1}(q^{-1}) = F_j(q^{-1}) + q^{-j}r_j \quad (D.12)$$

Les conditions initiales étant pour  $j=1$ :

$$\tilde{A}(q^{-1})F_1(q^{-1}) + q^{-1}G_1(q^{-1}) = 1 \quad (D.13)$$

Le coefficient  $\tilde{a}_0$  étant égal à 1, l'identité (D.13) est vérifiée lorsque :

$$F_1(q^{-1}) = 1 \quad (D.14)$$

$$G_1(q^{-1}) = q[1 - \tilde{A}(q^{-1})] \quad (D.15)$$

## 2) La deuxième équation Diophantien

$$H_j(q^{-1}) + q^{-j}J_j(q^{-1}) = B(q^{-1})F_j(q^{-1}) \quad (D.16)$$

Pour les horizons de prédiction  $j$  et  $j+1$  l'équation (D.16) s'écrit :

$$\begin{cases} H_j(q^{-1}) + q^{-j}J_j(q^{-1}) = B(q^{-1})F_j(q^{-1}) \\ H_{j+1}(q^{-1}) + q^{-(j+1)}J_{j+1}(q^{-1}) = B(q^{-1})F_{j+1}(q^{-1}) \end{cases} \quad (D.17)$$

La différence donne :

$$[H_{j+1}(q^{-1}) - H_j(q^{-1})] + q^{-j}[q^{-1}J_{j+1}(q^{-1}) - J_j(q^{-1})] = B(q^{-1})[F_{j+1}(q^{-1}) - F_j(q^{-1})] \quad (D.18)$$

D'après (D.5) on implique :

$$[H_{j+1}(q^{-1}) - H_j(q^{-1})] + q^{-j}[q^{-1}J_{j+1}(q^{-1}) - J_j(q^{-1})] = q^{-j}B(q^{-1})r_j \quad (D.19)$$

Nous constatons que  $q^{-j}$  divise le polynôme  $[H_{j+1}(q^{-1}) - H_j(q^{-1})]$ ; ceci nous permet d'écrire :

$$[H_{j+1}(q^{-1}) - H_j(q^{-1})] = q^{-j}s_j \quad (D.20)$$

En remplaçant  $[H_{j+1}(q^{-1}) - H_j(q^{-1})]$  par son expression dans (D.19) nous aurons :

$$q^{-j} [q^{-1} J_{j+1}(q^{-1}) - J_j(q^{-1}) - B(q^{-1})r_j + s_j] = 0 \quad (D.21)$$

Il ressort de l'équation précédente :

$$J_{j+1}(q^{-1}) = q [J_j(q^{-1}) + B(q^{-1})r_j - s_j] \quad (D.22)$$

Sachant que :

$$\begin{cases} J_j(q^{-1}) = j_{j,0} + j_{j,1}q^{-1} + j_{j,2}q^{-2} + \dots + j_{j,n_b-1}q^{-(n_b-1)} \\ B(q^{-1})r_j = [b_0 + b_1q^{-1} + b_2q^{-2} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b}]r_j \end{cases} \quad (D.23)$$

On aura :

$$\begin{aligned} J_{j+1}(q^{-1}) = q [ & \{j_{j,0} + b_0r_j - s_j\} + \{j_{j,0} + b_1r_j\}q^{-1} + \dots \\ & + \{j_{j,n_b-1} + b_{n_b-1}r_j\}q^{-n_b} + b_{n_b}q^{-n_b}r_j ] \end{aligned} \quad (D.24)$$

Tel que :

$$J_{j+1}(q^{-1}) = j_{j+1,0} + j_{j+1,1}q^{-1} + j_{j+1,2}q^{-2} + \dots + j_{j+1,n_b-1}q^{-(n_b-1)} \quad (D.25)$$

En identifiant les coefficients des polynômes d'équations (D.24) et (D.25), nous tirons les relations récurrentes suivantes :

$$\begin{cases} s_j = j_{j,0} + b_0 r_j \\ j_{j+1,i} = j_{j,i+1} - b_{i+1} r_j \quad \text{pour } i = 0, 1, \dots, n_b - 2 \\ j_{j+1,n_b-1} = b_{n_b} r_j \end{cases} \quad (D.26)$$

Ces relations déterminent le polynôme  $J_{j+1}(q^{-1})$ , nous retrouvons à partir de (D.20) :

$$H_{j+1}(q^{-1}) = H_j(q^{-1}) + q^{-j}s_j \quad (D.27)$$

Les conditions initiales pour  $j=1$  :

$$H_1(q^{-1}) + q^{-1}J_1(q^{-1}) = B(q^{-1})F_1(q^{-1}) \quad (D.28)$$

L'identité (D.28) est vérifié lorsque :

$$H_1(q^{-1}) = b_0 \quad (D.29)$$

$$J_1(q^{-1}) = q [B(q^{-1}) - b_0] \quad (D.30)$$







## Annexe (E)

### CALCUL DES MATRICES JACOBIENNE ET HESSIENNE

L'adaptation du vecteur de commande pour l'itération (n+1) est donnée par:

$$U_{n+1}(k) = U_n(k) - \left( \frac{\partial^2 J_{GPC}(k)}{\partial U^2(k)} \Big|_{U(k)=U_n(k)} \right)^{-1} \frac{\partial J_{GPC}(k)}{\partial U(k)} \Big|_{U(k)=U_n(k)} \quad (E.1)$$

Les quantités  $\frac{\partial J_{GPC}(k)}{\partial U(k)}$  et  $\frac{\partial^2 J_{GPC}(k)}{\partial U^2(k)}$  sont les matrices jacobienne et hessienne.

Pour éviter le calcul de l'inverse de la matrice hessienne, l'équation (46) est réécrite sous forme d'un système d'équations linéaires  $\frac{\partial^2 J_{GPC}(k)}{\partial U^2(k)} (U_{n+1}(k) - U_n(k)) = -\frac{\partial J_{GPC}(k)}{\partial U(k)}$  qu'on peut résoudre pour  $X = U_{n+1}(k) - U_n(k)$  par la décomposition LU.

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

$$\frac{\partial J_{GPC}(k)}{\partial U(k)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial J_{GPC}}{\partial u(k)} \\ \vdots \\ \frac{\partial J_{GPC}}{\partial u(k + N_u - d)} \end{bmatrix} = -2 \frac{\partial Y_{RN}(k)^T}{\partial U(k)} R(k) + 2\lambda \frac{\partial \Delta U(k)^T}{\partial U(k)} \Delta U(k) \quad (E.2)$$

Avec :

$$Y_{RN}(k) = [y_{RN}(k + N_1), \dots, y_{RN}(k + N_2)]^T$$

$$R(k) = [(y_d(k + N_1) - y_{RN}(k + N_1)), \dots, (y_d(k + N_2) - y_{RN}(k + N_2))]^T$$

$$\Delta U(k) = [\Delta u(k), \Delta u(k+1), \dots, \Delta u(k + N_u - d)]^T$$

La dérivée partielle  $\frac{\partial \Delta U(k)}{\partial U(k)}$  est une matrice de dimension  $2N_2 \times 2N_u$

$$\frac{\partial \Delta U(k)}{\partial U(k)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial u(k)} & \dots & \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial u(k + N_u - d)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \Delta u(k + N_u - d)}{\partial u(k)} & \dots & \frac{\partial \Delta u(k + N_u - d)}{\partial u(k + N_u - d)} \end{bmatrix} \quad (E.3)$$

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

La dérivée partielle  $\frac{\partial Y_{RN}(k)}{\partial U(k)}$  est une matrice de dimension  $2N_2 \times 2N_u - N_1 + d$

$$\frac{\partial \mathbf{Y}_{RN}(\mathbf{k})}{\partial \mathbf{U}(\mathbf{k})} = \begin{bmatrix} \frac{\partial y_{RN}(\mathbf{k} + N_1)}{\partial \mathbf{u}(\mathbf{k})} & \dots & \frac{\partial y_{RN}(\mathbf{k} + N_1)}{\partial \mathbf{u}(\mathbf{k} + N_u - d)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial y_{RN}(\mathbf{k} + N_2)}{\partial \mathbf{u}(\mathbf{k})} & \dots & \frac{\partial y_{RN}(\mathbf{k} + N_2)}{\partial \mathbf{u}(\mathbf{k} + N_u - d)} \end{bmatrix} \quad (\text{E.4})$$

La dérivée partielle pour la sortie est :

$$\frac{\partial y_{RN}(\mathbf{k} + i)}{\partial \mathbf{u}(\mathbf{k} + 1)} = \sum_{j=1}^{N_h} \mathbf{W}_j \dot{f}(\mathbf{h}(\mathbf{k} + i, j)) \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{k} + i, j)}{\partial \mathbf{u}(\mathbf{k} + 1)} \quad (\text{E.5})$$

La dérivée partielle pour la fonction de la couche cachée est :

$$\frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{k} + i, j)}{\partial \mathbf{u}(\mathbf{k} + 1)} = \mathbf{W}_{Fj} \frac{\partial y_{RN}(\mathbf{k} + i - 1)}{\partial \mathbf{u}(\mathbf{k} + 1)} \mathbf{W}_{Gj} \frac{\partial \mathbf{u}(\mathbf{k} + i - d)}{\partial \mathbf{u}(\mathbf{k} + 1)} \quad (\text{E.6})$$

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

$$\frac{\partial^2 \mathbf{J}_{GPC}(\mathbf{k})}{\partial \mathbf{U}^2(\mathbf{k})} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \mathbf{J}_{GPC}}{\partial \mathbf{u}^2(\mathbf{k})} & \dots & \frac{\partial^2 \mathbf{J}_{GPC}}{\partial \mathbf{u}(\mathbf{k}) \partial \mathbf{u}(\mathbf{k} + N_u - d)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 \mathbf{J}_{GPC}}{\partial \mathbf{u}(\mathbf{k} + N_u - d) \partial \mathbf{u}(\mathbf{k})} & \dots & \frac{\partial^2 \mathbf{J}_{GPC}}{\partial \mathbf{u}^2(\mathbf{k} + N_u - d)} \end{bmatrix} \quad (\text{E.7})$$

# *Références Bibliographiques*

---

**REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES**

- [1] A.M.Trzynadlowski. “Control of induction motors“, Academic Press, London, 2001
- [2] B.K. Bose, “Modern Power Electronics and AC Drive”, University of Tennessee. Prentice Hall PTR, New Jersey, 2004.
- [3] R. Bojoi, M. Lazzari, F. Profumo and A. Tenconi, “Digital Field-Oriented Control for Dual Three-Phase Induction Motor Drives”, IEEE Trans. On INDUSTRY Appl., Vol. 39, No. 3, May/June (2003) 752-760.
- [4] D. Lee, S. Ki Sul, M. Park, “High Performance Current Regulator For a Field-Oriented Controlled Induction Machine Drive”, IEEE Transactions on industry applications, Vol. 30, No. 5, September/October 1994.
- [5] P.Vas. “Sensorless Vector and Direct Torque Control, Oxford University Press, Oxford, 1998.
- [6] A.Khedher,MF.Mimouni,N.Derbel,A.Masmoudi, “Sensorless-adaptive DTC of double star induction motor. Energy Convers Manage, 2010; 51: 2878–2892.
- [7] R.Nilsen, M.P.Kazmierkowski, “Reduced-order observer with parameter adaptation for fast rotor flux estimation in induction machine. IEE Proceedings, Vol. 136, No. 1, 1989, pp. 35-43.
- [8] A.Massoum, A.Meroufel and A.Bentaallah, “Sliding Mode Speed Controller for a Vector Controlled Double Star Induction Motor”, Journal of Electrical Review, 88 (2012) 205-509.
- [9] J.Song, K.B. Lee, J.H. Song, I. Choy, K.B. Kim, “Sensorless vector control of induction motor using a novel reduced-order extended Luenberger observer, Proceeding of the IEEE Industry Applications Conference, Vol.3, 2000, pp.1828-1834.
- [10] M. Nørsgaard, O. Ravn, N. K. Poulsen, and L. K. Hansen, “Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems. SpringerVerlag, 2000.
- [11] J. Richalet, A. Rault, J.L. Testud and J. Papon, “Model Predictive Heuristic Control: applications to industrial processes”, Automatica, 14 (1978) 413– 428.

- [12] G.Ramond, “Contribution à la Commande Prédictive Généralisée Adaptative Directe et Application”, Université Paris XI U.F.R. Scientifique D’Orsay, thèse doctorat présentée et soutenue publiquement le 28 Septembre 2001.
- [13] B.Imre, “Cascade Generalized Predictive Control-Applications In Power Plant Control”, Oulu University Press, Oulu 2006.
- [14] D.W. Clarke, C. Mohtadi, P.S. Tuffs, “Generalized predictive control” – parts 1 and 2, *Automatica* 23 (1987) 137–160.
- [15] J. Richalet, A. Rault, J.L. Testud and J. Papon, “La commande prédictive”, Edition Eyrolles, France, 2004.
- [16] H.Khoudmi, “Contribution à l’étude de la commande prédictive des systèmes non linéaire : Application à la machine asynchrone. Mémoire Magister de l’Ecole Normale supérieure de l’enseignement technique d’Oran(ENSET). Présentée et soutenue publiquement le 16 Janvier 2008.
- [17] Simoes M.G., Bose B.K., “Neural network based estimation of feedback signals for a vector controlled induction motor drive, *IEEE Transaction on Industry Applications*, 1995, 31, pp. 620-629
- [18] Martin T. Hagan, B.Howard. Demuth, H.Mark. Beale, “Neural Network Design”, 2nd Edition- Martin Hagan,OH USA, 2002.
- [19] Narendra, K.S. and Parthasarathy, K., “Identification and control of dynamical systems using neural networks”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1990, vol. 1, pp. 4 - 27.
- [20] Ljung, L., Sjöberg, J. and Hjalmarson, H., “On neural network model structures in system identification. Identification, Adaptation, Learning, S. Bittanti and G. Picci (Eds.), NATO ASI Series, Springer, 1996.
- [21] H. Bounadja, “Commande vectorielle sans capteur de vitesse d’une machine asynchrone double étoile”, Mémoire Magister de l’Université Hassiba Benbouali, Chlef. Présentée et soutenue publiquement le 26 Mai 2008.
- [22] M. Rizwan Khan, I.Atif, A.Mukhtar, “MRAS-based sensorless control of a vector controlled five-phase induction motor drive. *Electric Power Systems Research*, Vol.78, 2008, pp.1311–1321.

- 
- [23] C. M. Bishop, "Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford University Press, 1995.
- [24] G. K. Singh, "Multi-Phase Induction Machine Drive" Research-A Survey, *Elect. Power Syst. Res* 62 (2002) 139–147.
- [25] E. A. Klingshirn, "High Phase Order Induction Motors-Part II Experimental Results", *IEEE Trans. Power App. Syst.* 102 (1983) 54–59.
- [26] Bojoi R, Tenconi A, Profumo F, Gallardo S, Barrero F y Toral S, "A Test-rig to Evaluate a Dual-3-Phase Induction Motor Drive", "9th Spanish Portuguese Congress on Electrical Engineering, Chile-2005.
- [27] Alfredo R. Muñoz, Thomas A. Lipo, Fellow, "Dual Stator Winding Induction Machine Drive, *IEEE Trans. Ind App*, VOL. 36, NO. 5, (2000), pp.1369-1380.
- [28] R. Gregor, F. Barrero, S. Toral, M.J. Durán, "Realization of an Asynchronous Six-Phase Induction Motor Drive Test-Rig", *International Conference On Renewable Energy And Power Quality (ICREPQ'08)-2008*
- [29] D. Hadiouche, "Contribution to the study of dual stator induction machines: modelling, supplying and structure", Ph. D. dissertation (in french), GREEN, Faculty of Sciences and Techniques, University Henri Poincaré-Nancy I, France, Déc. 2001.
- [30] H. Khouidmi, A. Massoum and A. Meroufel "Dual Star Induction Motor Drive: Modelling, Supplying and Control", *International Journal of Electrical and Power Engineering*, 2011, Vol.05, 28-34
- [31] R. Schiferl, "Detailed analysis of a six phase synchronous machine with AC and DC stator connections", Ph.D. dissertation, *Elect. Eng. Dep, Purdue Univ, West Lafayette, IN*, 1982.
- [32] B. K. Bose, "Power Electronics and Motor Drives", Elsevier/Academic Press, 2006.
- [33] M.Menaa, O.Touhami, R. Ibtouen, M.Fadel, "Sensorless direct vector control of an induction motor. *Control Engineering Practice*, Vol. 16, 2008, pp.67-77
- [34] L. M. Tolbert, F. Z. Peng, and T. Habetler, "Multilevel Converters for Large Electric Drives", *IEEE Trans. Ind Appl* 35 (1999) 36– 44.



- 
- [35] D. Hadiouche, L. Baghli, A. Rezzoug, "Space Vector PWM Technique for Dual three Phase AC Machine: Analysis, Performance Evaluation and DSP Implementation", IAS 2003
- [36] Z. Yu, D. Figoli, "AC Induction Motor and Space Vector PWM Technique with TMS320C240", Texas Instruments. April 1998.
- [37] Y. Zhao and T. A. Lipo, "Space Vector PWM Control of Dual Three phase Induction Machine Using Vector Space Decomposition", IEEE Trans. on Ind. Appl., Vol. 31, No. 5, Sep./Oct. (1995)1100-1109.
- [38] R.W. Menzies, P. Steimer, J.K. Steinke, "Five-level GTO inverters for large induction motor drives", IEEE Trans. Ind Appl 30 (1994) 938– 944.
- [39] H.W. Van Der Broeck, H.C. Skudelny, G.V. Stanke, "Analysis and Realization of a pulse width modulation based on voltage space vectors", IEEE Trans. Ind Appl 24 (1988) 142–150.
- [40] Y. Zhao and T. A. Lipo, "Space Vector PWM Control of Dual Three phase Induction Machine Using Vector Space Decomposition", IEEE Trans. Ind Appl 31 (1995) 1100–1109.
- [41] R. O. C. Lyra and T. A. Lipo, "Torque density improvement in a six-phase induction motor with third harmonic current injection", IEEE Trans. Ind Appl 38 (2001) 1779–1786.
- [42] L. Xu and L. Ye, "Analysis of a novel stator winding structure minimizing harmonic current and torque ripple for dual six-step converter-fed high power AC machines", IEEE Trans. Ind Appl 31 (1995) 84– 90.
- [43] A.Yahdou, "Commande et observation par modes glissants d'une machine asynchrone double étoile sans capteur mécanique", Mémoire Magister de l'Université Hassiba Benbouali, Chlef. Présentée et soutenue publiquement le 07 Avril 2011.
- [44] R. Beguenane, M.A.Ouhrouche, A.M.Trzynadlowski, "A new scheme for sensorless induction motor control drives operating in low speed region, Mathematics and Computers in Simulation. Vol.71, No.02, 2006, pp.109-120
- [45] G. K. Singh, K. Nam, S. K. Lim, "A Simple Indirect Field-Oriented Control Scheme for Multiphase Induction Machine", IEEE Trans. Ind Appl 52 (2005) 1177–1184.

- 
- [46] R.Kianinezhad, B.Nahid-Mobarakeh, F.Betin, G.A.Capolino, "Sensorless field-oriented control for six-phase induction machines. IEEE Trans. on Ind. Appl, Vol.71, 2005, pp.999-1006
- [47] T.S.Kwon, M.H.Shin, D.S.Hyun, "Speed sensorless stator flux-oriented control of induction motor in the field weakening region using Luenberger observer. IEEE Trans. on Power Electron, Vol. 20, No.04, 2005, pp.864-869
- [48] M.Marcello, P.Sergei, T.Andrea, "A speed-sensorless indirect field-oriented control for induction motors based on high gain speed estimation. Automatica, Vol. 42, 2006, pp.1637-1650
- [49] M. Shin, D. Hyun, S. Cho, and S. Choe, "An improved stator flux estimation for speed sensorless stator flux orientation control of induction motors", IEEE Trans. Power Electron 15 (2000) 312–318.
- [50] H. Khouidmi, A. Massoum, "Reduced-order Sliding Mode Observer Based Speed Sensorless Vector Control of Double Stator Induction Motor", Journal of Applied Sciences, Acta Polytechnica Hungarica, 2014, Vol.11, (06), pp229-249
- [51] M.S. Zaky, M. Khater, H. Yasin, S.S. Shokralla, "Very low speed and zero speed estimations of sensorless induction motor drives. Electric Power Systems Research, Vol.80,(2010), pp.143-151.
- [52] P. Hippe and J. Deutscher, "Design of Observer-based Compensators- From the Time to the Frequency Domain", Springer-Verlag London Limited 2009.
- [53] A.Chouya, "Observabilité et observateurs linéaires et non linéaires de la machine asynchrone", Mémoire Magister de l'Institut de Maintenance et de Sécurité Industrielle, Université d'Oran Es-Senia. Présentée et soutenue publiquement Mai 2006.
- [54] G. R. Arab Markadeh, J. Soltani, N. R. Abjadi, M. Hajian, "Sensorless Control of a Six-Phase Induction Motors Drive Using FOC in Stator Flux Reference Frame", World Academy of Science, Engineering and Technology 58 (2009) 553-559
- [55] C.Chaigne, E. Etien, S.Cauet, L. Rambault, "Commande vectorielle sans capteur des machines asynchrones" Lavoisier, Paris 2005.
- [56] K. Marouani, K. Chakou, F. Khoucha, B. Tabache, and A. Kheloui, "Observation and Measurement of Magnetic Flux in a Dual Star Induction Machine", 19th

---

Mediterranean Conference on Control and Automation Aquis Corfu Holiday Palace, Corfu, Greece June 20-23, (2011) 289-294

[57] O.Aydogmus, S.Sünter, "Implementation of EKF based sensorless drive system using vector controlled PMSM fed by a matrix converter. Electrical Power and Energy Systems, Vol. 43, 2012, pp.736-743

[58] F. Alonge, F. D'Ippolito, "Design and sensitivity analysis of a reduced-order rotor flux optimal observer for induction motor control, Control Engineering Practice, Vol. 15, 2007, pp.1508-1519.

[59] A.Mezouar, M.K.Fellah, S.Hadjeri, "Adaptive sliding-mode-observer for sensorless induction motor drive using two-time-scale approach. Simulation Modelling Practice and Theory, Vol. 16, 2008, pp.1323-133.

[60] L.Jingchuan, X. Longya, Z. Zheng, "An adaptive sliding-mode observer for induction motor sensorless speed control, IEEE Transaction on Industry Applications, Vol. 41, No.4, 2005, pp.1039-1046

[61] T. Soderstrom, P. Stoica, "System Identification", Prentice Hall International, New York, 1989.

[62] M. Jouili, K. Jarray, Y. Koubaa, M. Boussak, "Luenberger state observer for speed sensorless ISFOC induction motor drives. Electric Power Systems Research, Vol.89,(2012), pp.139-147

[63] MF.Mimouni, R.Dhifaoui, "A robust air-gap flux estimation for speed sensorless vector control of double-star induction machine. Int J Adapt Control Signal Process, Vol. 18, 2004, pp.523-46

[64] B.A. Francis, W.M. Wonham, "The internal model principle of control theory", Automatica, 12, pp. 457-465, 1976.

[65] E.Camacho, E. C.Borbons, C, "Model Predictive Control", Springer-Verlag, London, 1999

[66] D.Dumur, "Contribution à L'analyse et au Développement D'algorithmes de Commande Prédictive", Université Paris XI U.F.R. Scientifique D'Orsay, thèse doctorat présentée et soutenue publiquement le 20 Mars 2002.

[67] P.Boucher, D.Dumur, "La Commande Prédictive", Edition Technip, Paris, 2000.

- 
- [68] R.B. Bitmead, M. Gervers et V. Wertz, “Adaptative optimal control. The thinking Man’s GPC”, Prentice Hall. Englewood Cliffs, N.J. 1990.
- [69] D.Dumur, P.Boucher, K.M.Murphy, F.Déqué, “Comfort Control in Residential Housing using Predictive Controllers”, Conference on Control Applications Harford, CT .October 5-7, 1997.
- [70] Y. KuenHo, S. Farouq Mjalli, H. Yeoh, “Generalized predictive control with dual adaptation”, Chemical Engineering Science 84 (2012) 479–493
- [71] W.H. Kwon and S. Han, “Receding Horizon Control”, Springer Press, UK, 2005.
- [72] H. Khouidmi, A. Massoum, A. Meroufel and B. Meliani, “Generalized Predictive Speed Controller of Double Stator Induction Motor”, Journal of Electrical Engineering, 2012, Vol. 12.4
- [73] M. Susanu, “Commande Prédictive Hiérarchisée Pour le Positionnement des axes de Machine-Outil a Architecture Ouverte”, Université Paris XI U.F.R. Scientifique D’Orsay, thèse doctorat présentée et soutenue publiquement le 30 septembre 2005.
- [74] M. Susanu, D. Dumur, C. Lartigue, C. Tournier, “Loi de Commande Predictive pour le Positionnement des axes d’une Machine Outil a Architecture Ouverte”, 3emes Assises Machines et Usinage Grande Vitesse, 10-11 Mars IFMA Clermont-Ferrand, 2004.
- [75] P.R.Ayerbe, “Robustification de la loi de commande prédictive par la paramétrisation de youla”, Université Paris XI U.F.R. Scientifique D’Orsay, thèse doctorat présentée et soutenue publiquement le 25 Septembre 2003
- [76] T. Gallah, A. Khedher, M. F. Mimouni and F. M’sahli, “Theoretical comparison between Field Oriented and Generalized Predictive Control for an Induction Motor”, Int. Journal on Sciences and Techniques of Automatic control 1 (2007) 43–60.
- [77] K.M.Moudgalya, “Generalized Predictive Control”, CL 692 Digital Control, IIT Bombay.2001.
- [78] A. Pawlowskia, J.L. Guzmán, J.E. Normey-Rico, M. Berenguel, “A practical approach for Generalized Predictive Control within an event-based framework”, Computers and Chemical Engineering 41 (2012) 52– 66
- [79] G. Scorletti, “Introduction à la commande multivariable des systèmes”, Available from: [https://magarotto.users.greyc.fr/pdf/CM\\_CommRob\\_2007.pdf](https://magarotto.users.greyc.fr/pdf/CM_CommRob_2007.pdf)
- [80] E.Ostertag, “Commande et estimation multivariable”, Edition Ellipses, Paris, 2006.

- 
- [81] L. Bossi, C.Rottenbacher, G.Mimmi, L.Magni, “Multivariable predictive control for vibrating structures: An application”, *Control Engineering Practice* 19 (2011) 1087–1098
- [82] C.N. Ctoica, “Robustification de lois de commande prédictives multivariables”, Université Paris-Sud 11, Faculté des sciences d’Orsay, thèse doctorat présentée et soutenue publiquement le 17 Octobre 2008.
- [83] M. Sadraoui, “Apport des principales méthodes d’optimisation dans la commande prédictive généralisée multivariable sous contraintes”, Université Mentouri- Constantine, thèse doctorat en sciences présentée et soutenue publiquement en 2008.
- [84] H.P. Geering, “Berechnung von Zustandsraummodellen minimaler Ordnung aus der “Übertragungsmatrix  $G(s)$  (Calculation of State Space Models with Minimal Order from the Transfer Matrix  $G(s)$ )”, <http://www.imrtweb.ethz.ch/users/geering/SGA1983v2.pdf>, Zurich: IMRT Press, 1999.
- [85] J. Witt and H. Werner. “Approximate Model Predictive Control for Nonlinear Multivariable System”, Available from: <http://www.intechopen.com/books/model-predictive-control/approximate-model-predictive-control-fornonlinear-multivariable-systems>
- [86] A.Merabet, M.Ouhouche, R.T.Bui, “Model Reference Neural Predictive Controller for Induction Motor Drive”, WSEAS CSCC 05, Vouliagmeni, Athens, Greece July 11-16, 2005.
- [87] A. Merabet, M. Ouhrouche, R T Bui, “Neural generalized predictive control with reference control model for induction motor drive, *Control and Intelligent Systems*, 2008,. pp. 144-154.
- [88] A. Merabet, M. Ouhrouche, R T Bui, “Neural generalized predictive controller for induction Motor”, *International Journal of Theoretical and Applied Computer Sciences* Volume Number 01/2006; 1(1):83-100.
- [89] A Merabet, M Ouhrouche, R T Bui, H Ezzaidi, “Neural predictive control based speed and flux tracking in induction motor drives, 7th IASTED International Conference on Control and Applications, Cancun, Mexico, 2005, pp. 24-29.
- [90] A.Merabet, M.Ouhouche, R.T.Bui, “Commande Neuro-prédictive des procédés non linéaires”, 73e Congrès ACFAS, UQAC, 09-13 Mai 2005.

- [91] M.Hagan, M. Menhaj, "Training feedforward networks with the Marquardt algorithm, IEEE transactions on Neural Networks (1994),5(6): 989–993.
- [92] N.Pican, "Approches Statique et Dynamique de la Modulation des Efficacités Synaptiques dans les Réseaux de Neurones", Thèse Doctorat de l'Université Henri Poincaré, Nancy I. Présentée et soutenue publiquement le 18 Janvier 1995.
- [93] M.Kloetzer, "Neural Network and Hybrid Modelling", Technical University "Gh. Asachi" of Iasi, Romania 2002.
- [94] Park, J. and Sandberg, I.W., "Universal approximation using radial-basis-function networks", Neural Computation, 1991, vol. 3, pp. 246 – 257.
- [95] Ardelean, D., Kloetzer, M. and Pastravanu, O., MLP neural networks in system identification, SACCS: The 8-th International Symposium on Automatic Control and Computer Science, Iasi, Romania, 2003.
- [96] M.A.Cantin, "Implantations du réseau de neurones", Université du Québec à Montréal Octobre 1998, mémoire présenté comme exigence partielle de la maîtrise en informatique.
- [97] D.Eggert, "Neural Network Control", Technical University of Denmark Informatics and Mathematical Modelling, IMMTHESIS: ISSN 1601233X, 24th February 2003.
- [98] H. Khoudmi, A. Massoum, "Neural Networks Generalized Predictive Speed Controller for Vector Controlled Double Stator Induction Motor", Majlesi Journal of Mechatronic Systems, 2014, Vol. 03, (02), pp13-18
- [99] C.Lazăr, S.Carari, D.Vrabi, M.Kloetzer, "Neuro-Predictive Control Based Self-Tuning of PID Controllers", ESANN'2004 proceedings - European Symposium on Artificial Neural Networks Bruges (Belgium), 28-30 April 2004, d-side Publi., ISBN 2-930307-04-8, pp. 391-396.
- [100] M.Kloetzer, O.Pastravanu, "Simulink Blockset for Neural Predictive Control", Technical University "Gh. Asachi" of Iasi, Romania 2003.