



Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

## *Ecole Nationale Polytechnique*

Département de Génie Electrique

**THESE**

Présentée par

الدرسة الوطنية المتعددة التقنيات  
المكتبة — BIBLIOTHEQUE  
Ecole Nationale Polytechnique

**Abdelhalim TLEMÇANI**

**Ingénieur d'état en Electrotechnique de l'ENP**

Pour l'obtention du grade de

**MAGISTER EN ELECTROTECHNIQUE**

Option : Electronique de Puissance et Commande

Sujet

**SUR LA COMMANDE ADAPTATIVE PAR LES SYSTEMES FLOUS :  
APPLICATION A LA MACHINE SYNCHRONE A AIMANTS  
PERMANENTS**

Soutenue publiquement le 22/12/1999 devant le jury composé de :

<b>A. Hellal</b>	Maître de Conférences à l'ENP	Président
<b>H. Chekireb</b>	Chargé de Cours à l'ENP	Rapporteur
<b>M. S. Boucherit</b>	Maître de Conférences à l'ENP	Rapporteur
<b>F. Boudjema</b>	Maître de Conférences à l'ENP	Examineur
<b>M. Tadjine</b>	Docteur à l'ENP	Examineur
<b>L. Nezli</b>	Chargé de Cours à l'ENP	Examineur

Laboratoire de l'électronique de puissance et commande  
Ecole Nationale Polytechnique  
10, Avenue Hassen Badi, BP. 182, El Harrach, Alger

ملخص : الهدف من هذا العمل هو استعراض كيفية استخدام الأنظمة الغامضة في حل مشاكل التحكم الآلي لماكنة متزامنة ذات مغناط دائمة مغذاة بتوتر، مع اعتماد المحول الستاتيكي. القسم الأول يخصص لإعطاء نموذج رياضي للماكنة و لدراسة تقنية التحكم النسعاعي التي تسمح بالتحصيل على نموذج ديناميكي مفكك الاقتران مكافئ لنموذج ماكنة بتيار مستمر. في القسم الثاني قمنا بتقديم لمحة عن المفاهيم الأساسية للمنطق الغامض المتعلقة بالتحكم الآلي، ثم قمنا بتطبيق التحكم الغامض على الماكنة المتزامنة ذات المغناط الدائمة، و قد ارتكزنا في ذلك على مقاربتين، الأولى تخص المعالجة باعتماد طريقة ممدني، أما الثانية، فهي تخص المعالجة بطريقة سجنو. القسم الثالث و الأخير يخصص لدراسة التحكم التلاؤمي بواسطة الأنظمة الغامضة، فقمنا بتقديم ضروريا من التحكم التلاؤمي الغير المباشر، كما اقترحنا أيضا طرقا من التحكم التلاؤمي المباشر.

نتائج المحاكاة العددية سمحت بتقديم مدى نجاعة كل طريقة.

كلمات مفتاحية : ماكنة متزامنة، تحكم شعاعي، أنظمة غامضة، تحكم غامض، تحكم تلاؤمي.

**Résumé:** Le travail présenté dans ce mémoire concerne des techniques de commande utilisant les systèmes flous, appliquées à la machine synchrone à aimants permanents, alimentée par convertisseur statique. La première partie est consacrée à la modélisation et la commande vectorielle qui permet l'obtention d'un modèle dynamique découplé équivalent à celui d'une machine à courant continu. Dans la deuxième partie, nous avons abordé des notions fondamentales de la logique floue liées aux problèmes de commande, par la suite nous avons appliqué la commande par logique floue à la machine synchrone à aimants permanents. Deux méthodes de commande ont été abordées, à savoir la méthode de Mamdani, ainsi que la méthode de Sugeno. Dans la troisième partie, nous avons étudié et développé des stratégies de commande adaptatives utilisant les systèmes flous. Ainsi, nous nous sommes intéressés à la commande adaptative indirecte et à la commande adaptative directe.

Les résultats de simulation obtenus ont permis l'évaluation des performances de ces techniques.

**Mots-clés:** Machine synchrone à aimants permanents, Commande vectorielle, Systèmes flous, Commande par logique floue, Commande adaptative.

**Abstract:** The purpose of this work is to present and synthesize control approaches by using fuzzy systems applied to the permanent magnet synchronous machine. The first part of work is consecrated to the modelisation and the vector control that allow to obtain a dynamic decoupled model similar to the DC machine. In the second part, main notions of fuzzy logic related to control problem are presented. Then we apply the fuzzy control to the permanent magnet synchronous machine. Two control methods have been investigated, that is the method of Mamdani, and the other of Sugeno. In the third part, we study and design adaptive control schemes by using fuzzy systems. Thus, a indirect adaptive control and direct adaptive control schemes are developed.

Simulation resultants are used to evaluate the performance and the efficiency of the proposed techniques.

**Keys-Words:** Permanent magnet synchronous machine, Vector control, Fuzzy systems, Fuzzy control, Adaptive control.

# REMERCIEMENTS

**L**ES TRAVAUX présentés dans cette thèse ont été effectués au sein du laboratoire de l'électronique de puissance et commande de la Direction d'Enseignement et de la recherche en Génie Electrique et Informatique de l'Ecole Nationale Polytechnique, sous la direction conjointe de Messieurs **H. Chekireb** Chargé de Cours à l'ENP et **M. S. Boucherit** Maître de conférences à l'ENP, à qui je présente l'expression de ma profonde gratitude pour tous les conseils et les encouragements qu'ils m'ont prodigués pendant toute la durée de ce travail.

Mes remerciements les plus sincères sont adressés à Monsieur **A. Hellal**, Maître de Conférences à l'ENP, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant la présidence du jury de cette thèse.

Mes vifs remerciements vont aussi à Monsieur **F. Boudjema**, Maître de Conférences à l'ENP pour l'intérêt qu'il a porté à ce travail en me faisant l'honneur de participer à ce jury.

Je suis très reconnaissant également à Monsieur **M. Tadjine**, Docteur à l'ENP, pour l'intérêt qu'il a bien voulu porter à ce travail en acceptant de siéger dans ce jury.

Que Monsieur **L. Nezli**, Chargé de Cours à l'ENP soit vivement remercié pour l'intérêt qu'il manifeste à ce travail en acceptant à ce jury de thèse.

A toutes les personnes (dont le nombre est très élevé pour les citer ici), qui ont contribué de près ou de loin, directement ou indirectement à l'aboutissement de ce travail et à l'impression de cette thèse. Je les remercie tous, particulièrement ma famille, mes amis et le personnel de la bibliothèque de l'ENP.

Enfin, je ne pourrais terminer ces remerciements sans une pensée à l'ensemble de mes enseignants, qui sont à l'origine de tout mon savoir.

Abdelhalim TLEMÇANI

$d(q)$ :	<i>Axe direct (en quadrature)</i>
$E$ :	<i>Tension continue à l'entrée de l'onduleur</i>
$e_f$ :	<i>Erreur filtrée</i>
$e_0$ :	<i>Matrice de l'erreur de poursuite</i>
$F_c$ :	<i>Coefficient des frottement visqueux</i>
$i_{a,b,c}$	<i>Courants instantanés dans les phases du moteur</i>
$i_d(i_q)$ :	<i>Courant statorique d'axe direct (en quadrature)</i>
$J$ :	<i>Moment d'inertie de la partie tournante</i>
$K$ :	<i>Gain du terme du mode de glissement</i>
$L_d(L_q)$ :	<i>Inductance cyclique d'axe direct (en quadrature)</i>
$p$ :	<i>Nombre de paires de pôles</i>
$R_f$ :	<i>Règle floue</i>
$R_s$ :	<i>Résistance d'une phase statorique</i>
$T_{cm}$ :	<i>Couple électromagnétique</i>
$T_r$ :	<i>Couple résistant</i>
$v_{a,b,c}$ :	<i>Tensions instantanées statoriques aux bornes de la machine</i>
$V$ :	<i>Fonction de Lyapunov</i>
$x$ :	<i>Variable d'état</i>
$y_r^{(n)}$ :	<i>Signal de référence</i>
$u_{gl}$ :	<i>Terme du mode de glissement</i>
$W(.)$ :	<i>Matrice de fonctions floues de bases</i>
$\Omega$ :	<i>Vitesse mécanique du rotor</i>
$\theta_r$ :	<i>Position électrique du rotor</i>
$\theta$ :	<i>Position mécanique du rotor</i>
$\rho$ :	<i>Coefficient de saillance du rotor</i>
$\Phi_f$ :	<i>Flux des aimants</i>
$\mu$ :	<i>Degré de confiance d'une règle floue</i>
$\varepsilon_f, \varepsilon_g$ :	<i>Erreurs de reconstruction</i>
$\bar{\varepsilon}_f, \bar{\varepsilon}_g$ :	<i>Bornes des erreurs de reconstruction</i>
$\tilde{\theta}$ :	<i>Erreur paramétrique</i>
$\Gamma$ :	<i>Matrice des gains d'adaptation</i>
$\eta_f, \eta_g, \eta, \alpha_1, \alpha_2, \lambda$ :	<i>Gains d'adaptations constants</i>

**INTRODUCTION GENERALE** ..... 1

## CHAPITRE I

### MODELISATION ET COMMANDE VECTORIELLE DE LA MACHINE SYNCHROME A AIMANTS PERMANENTS

*INTRODUCTION* ..... 3

**I.1 MODELISATION DE LA MACHINE SYNCHROME A AIMANTS PERMANENTS** ..... 4

    I.1.1. DESCRIPTION DE LA MACHINE SYNCHROME A AIMANTS PERMANENTS ..... 4

    I.1.2. AUTOPILOTAGE DE LA MACHINE SYNCHROME ..... 4

    I.1.3. MISE EN EQUATION DE LA MACHINE ..... 5

    I.1.4. TRANSFORMATION DE PARK ..... 6

    I.1.5. MODELE DE LA MACHINE SYNCHROME DANS LE REFERENTIEL DE PARK ..... 7

**I.2. MODELISATION DE L'ALIMENTATION DE LA MACHINE** ..... 8

    I.2.1 MODELISATION DE L'ONDULEUR ..... 9

    I.2.2. PRINCIPE DES STRATEGIES DE COMMANDE ..... 10

        I.2.2.1. TECHNIQUE TRIANGULO-SINUSOIDALE ..... 10

        I.2.2.2. CONTROLE DES COURANTS PAR HYSTERESIS ..... 10

**I.3. COMMANDE VECTORIELLE DE LA MSAP** ..... 11

    I.3.1. PRINCIPE DE LA COMMANDE VECTORIELLE ..... 11

    I.3.2. MISE EN ŒUVRE DE LA COMMANDE VECTORIELLE DE LA MSAP ..... 12

        I.3.2.1. COMMANDE VECTORIELLE PAR LA METHODE INDIRECTE ..... 12

        I.3.2.2. COMMANDE VECTORIELLE A L'AIDE DE COMPARATEURS A HYSTERESIS ..... 13

**I.4. CONCLUSION** ..... 13

## CHAPITRE II

### COMMANDE PAR LA LOGIQUE FLOUE DE LA MACHINE SYNCHROME A AIMANTS PERMANENTS

*INTRODUCTION* ..... 14

**II.1. RAPPELS DES PRINCIPES DE LA LOGIQUE FLOUE** ..... 15

    II.1.1. ENSEMBLES FLOUS ..... 15

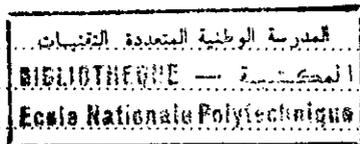
    II.1.2. VARIABLE LINGUISTIQUE ..... 16

    II.1.3. OPERATIONS SUR LES ENSEMBLES FLOUS ..... 16

    II.1.4. FONCTIONS D'APPARTENANCE ..... 17

    II.1.5. PROPOSITIONS FLOUES ..... 18

II.2. RAISONNEMENT EN LOGIQUE FLOUE .....	18
II.2.1. IMPLICATION FLOUE .....	19
II.2.2. MODUS PONENS GENERALISE .....	19
II.2.3. MODUS TOLLENS GENERALISE .....	20
II.3. REGLAGE ET COMMANDE PAR LOGIQUE FLOUE .....	20
II.4. CONTROLEUR FLOU .....	20
II.4.1. BASE DES REGLES .....	21
II.4.2. LOGIQUE DE PRISE DE DECISION (INFERENCE FLOUE) .....	21
II.4.3. INTERFACE DE FUZZIFICATION .....	22
II.4.4. INTERFACE DE DEFUZZIFICATION .....	22
II.5. APPLICATION DE LA LOGIQUE FLOUE A LA COMMANDE DE LA MSAP .....	23
II.5.1. REGULATEUR DE TYPE DE MAMDANI .....	23
II.5.1.1. SYNTHESE DU REGULATEUR .....	23
II.5.2. LOI DE COMMANDE .....	24
II.5.3. REGULATEUR A TROIS CLASSES .....	25
II.5.3.1. REGLAGE DE LA VITESSE .....	26
II.5.3.2. REGLAGE DE POSITION .....	27
II.5.3.3. SIMULATION NUMERIQUE .....	28
II.5.4. REGULATEUR A SEPT CLASSES .....	31
II.5.4.1. REGLAGE DE VITESSE ET DE POSITION DE LA MSAP .....	31
II.5.4.2. SIMULATION NUMERIQUE .....	32
II.5.5. REGULATEUR DE TYPE SUGENO .....	35
II.5.5.1. DETERMINATION DES REGULATEURS PAR APPROXIMATION .....	36
II.5.5.1.1. SIMULATION NUMERIQUE .....	38
II.5.5.2. DETERMINATION DES REGULATEURS PAR APPRENTISSAGE .....	41
II.5.5.2.1. ARCHITECTURE DES RESEAUX ADAPTATIFS .....	41
II.5.5.2.2. REPRESENTATION DU REGULATEUR FLOU DE SUGENO PAR UN RESEAU ADAPTATIF .....	42
II.5.5.2.3. ALGORITHME D'APPRENTISSAGE .....	44
II.5.5.2.4. SIMULATION NUMERIQUE .....	47
II.5.5.2.5. ROBUSTESSE .....	50
II.6. CONCLUSION .....	50



## CHAPITRE III

### COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE INDIRECTE

INTRODUCTION .....	52
III.1. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE BASEE SUR L'IDENTIFICATION	
INVARSE .....	53
III.1.1. ESTIMATION DES PARAMETRES DU MODELE FLOU .....	53
III.1.2. CALCUL DE LA COMMANDE .....	54
III.1.3. APPLICATION A LA MACHINE SYNCHRONE A AIMANTS PERMANENRS .....	55
III.1.3.1. REGLAGE DE VITESSE .....	55
III.1.3.2. REGLAGE DE POSITION .....	56

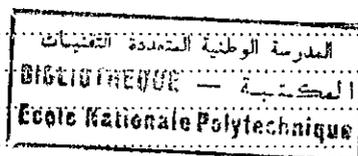
	BIBLIOTHEQUE — المكتبة	
III.1.4. SIMULATION NUMERIQUE .....	Ecole Nationale Polytechnique	57
III.2. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVES BASEE SUR L'IDENTIFICATION DIRECTE.....		62
III.2.1. ESTIMATION DES PARAMETRES DU MODELE FLOU .....		62
III.2.2. CALCUL DE LA COMMANDE .....		63
III.2.3. APPLICATION A LA MSAP .....		64
III.2.3.1. REGLAGE DE VITESSE.....		64
III.2.3.2. REGLAGE DE POSITION .....		65
III.2.4. SIMULATION NUMERIQUE.....		66
III.3. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE INDIRECTE LINEARISANTE .....		71
III.3.1. IDENTIFICATION DU SYSTEME A REGLER PAR LES SYSTEMES FLOUS.....		71
III.3.2. CALCUL DE LA COMMANDE .....		72
III.3.3. APPLICATION A LA MSAP .....		73
III.3.3.1. REGLAGE DE VITESSE.....		73
III.3.3.2. REGLAGE DE POSITION.....		74
III.3.4. SIMULATION NUMERIQUE .....		75
III.4. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE INDIRECTE BASEE SUR LA MINIMISATION DE L'ERREUR D'ETAT .....		79
III.4.1. IDENTIFICATION DU SYSTEME A REGLER PAR LES SYSTEMES FLOUS .....		79
III.4.2. DEMONSTRATION DE LA BORNITUDE DE L'ERREUR DE L'IDENTIFICATION .....		81
III.4.3. CALCULE DE LA COMMANDE .....		81
III.4.4. APPLICATION A LA MSAP .....		82
III.4.4.2. REGLAGE DE POSITION.....		83
III.4.5. SIMULATION NUMERIQUE .....		84
III.5. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE BASEE SUR LA MINIMISATION D'ERREUR FILTREE.....		88
III.5.1. IDENTIFICATION DU SYSTEME A REGLER PAR LES SYSTEMES FLOUS.....		88
III.5.2. DEMONSTRATION DE LA BORNITUDE DE L'ERREUR D'IDENTIFICATION .....		89
III.5.3. CALCUL DE LA COMMANDE .....		90
III.5.4. REGLAGE DE POSITION.....		91
III.5.5. SIMULATION NUMERIQUE .....		92
III.6. CONCLUSION.....		95

## CHAPITRE IV

### COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE

INTRODUCTION.....	96
IV.1. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE LINEARISANTE.....	97
IV.1.1. FORMULATION DU PROBLEME .....	97
IV.1.2. SYNTHESE DE LA COMMANDE .....	97
IV.1.3. ETUDE DE LA STABILITE.....	99

IV.1.4. APPLICATION A LA MSAP .....	101
IV.1.4.1. REGLAGE DE VITESSE .....	101
IV.1.4.2. REGLAGE DE POSITION .....	102
IV.1.5. SIMULATION NUMERIQUE .....	103
IV.2. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE STABLE ETENDUE .....	107
IV.2.1. FORMULATION DU PROBLEME .....	107
IV.2.2. SYNTHESE DE LA COMMANDE .....	108
IV.2.3. ETUDE DE LA STABILITE .....	108
IV.2.4. APPLICATION A LA MSAP .....	110
IV.2.4.1. REGLAGE DE VITESSE .....	110
IV.2.4.2. REGLAGE DE POSITION .....	111
IV.2.5. SIMULATION NUMERIQUE .....	112
IV.3. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE STABLE GENERALISEE .....	116
IV.3.1. STRUCTURE DE LA COMMANDE .....	116
IV.3.2. ETUDE DE LA STABILITE .....	117
IV.3.3. APPLICATION A LA MSAP .....	118
IV.3.3.1. REGLAGE DE VITESSE .....	118
IV.3.3.2. REGLAGE DE POSITION .....	119
IV.3.4. SIMULATION NUMERIQUE .....	120
IV.4. CONCLUSION .....	125
<b>CONCLUSION GENERALE</b> .....	126
<b>ANNEXE</b> .....	128
<b>REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES</b> .....	129



# INTRODUCTION GENERALE

**D**URANT ces dernières années, le domaine d'application des machines synchrones à aimants permanents s'est considérablement étendu grâce à l'essor de l'électronique de puissance. L'évolution technologique a permis à la machine synchrone à aimants permanents de retrouver la souplesse de contrôle et les performances dynamiques naturellement obtenues jusqu'alors avec la machine à courant continu, sans les inconvénients liés à la présence de balais-collecteurs.

Le moteur synchrone à aimants permanents s'impose dans les applications nécessitant des performances dynamiques et statiques très élevées, et plus particulièrement, dans les systèmes embarqués (par exemple en aéronautique et dans le domaine aérospatial) en raison de son rapport puissance/masse élevé.

Le développement des composants semi-conducteurs de puissance fonctionnant à des fréquences de commutation élevées d'une part, et des organes de commande numérique à fort degré d'intégration permettant la mise au point d'opérateurs mathématiques compliqués d'autre part, ont ouvert la voie au contrôle en temps réel non linéaire et multivariable des machines électriques.

Les techniques de commande classiques (régulateurs à action proportionnelle, intégrales et dérivée par exemple), nécessitent une parfaite connaissance du modèle du système à régler. Ces approches conduisent à des lois de commande dont les performances sont fortement liées à la fidélité du modèle dynamique utilisé pour décrire le comportement du système. Des erreurs de modélisation ou des variations paramétriques du système peuvent détériorer les performances du réglage puisqu'elles contribuent directement au calcul de la commande.

Lorsque le concepteur du système de commande cherche une meilleure robustesse vis-à-vis d'éventuelles variations paramétriques, d'autres types de commande intégrant les propriétés de robustesse sont alors nécessaires. Certaines de ces commandes se basent sur une modélisation adéquate du système à régler et un traitement analytique à l'aide de fonctions de transferts ou d'équations d'état. Mais, dès que le système à régler n'est pas modélisable ou si l'on renonce, pour une raison ou une autre, à établir un modèle valable, l'implémentation de ces lois s'avère impossible du fait qu'elles ont besoin d'un modèle. Pour résoudre de tels problèmes, la proposition de nouvelles techniques de commande s'avère incontournable.

En effet, un grand effort de recherche est investi pour comprendre les aspects structurels et fonctionnels des systèmes biologiques et en particulier les mécanismes de la pensée humaine. Cela a conduit au développement de nouvelles approches qui peuvent intégrer les non linéarités et les incertitudes inhérentes au système réel. L'une des plus attrayantes n'est autre que l'approche linguistique floue. Basée sur l'imitation des aspects approximatifs qualitatifs du raisonnement humain, les méthodes à base linguistique font intervenir des citations conditionnelles linguistiques du type «SI-ALORS» pour résoudre des problèmes de décision (contrôle) ou pour décrire le comportement dynamique du système inconnu ou mal défini [Lou-97].

En 1965, Zadeh [Zad-65] publie le premier article concernant une nouvelle méthode pour décrire les incertitudes non probabilistiques, ce qu'il appellera les ensembles flous [Jan-95]. Dans cette méthode, il établit le lien entre les ensembles flous et la modélisation non probabilistique de l'incertitude grâce à la théorie des possibilités dans laquelle les ensembles flous servent à représenter les idées de valeurs incomplètement spécifiées, mal connues. Les ensembles flous et la théorie des possibilités sont à la base d'une méthodologie de représentation et d'utilisation des connaissances imprécises, vagues et

incertaines que Zadeh appelle la théorie du raisonnement approximatif et qui est plus connue sous le vocable de logique floue.

La plupart des approches linguistiques sont basées sur le modèle de Mamdani, ce dernier consiste à formuler un ensemble de règles de décision en termes linguistiques utilisant des ensembles flous pour décrire l'action à prendre en fonction des valeurs linguistiques des variables d'entrée. Ce modèle est très répandu lorsqu'une description linguistique du comportement, que doit réaliser le régulateur, est disponible [Wat-97]. D'autres méthodes sont développées en se basant sur un modèle appelé modèle de Sugeno. Ce modèle est caractérisé par des règles de décision où l'antécédent est linguistique et la conséquence est numérique. Le modèle flou de Sugeno est souvent utilisé pour les problèmes d'identification, d'approximation ou de compensation de fonction non linéaire inconnue.

Le véritable essor des systèmes flous en automatique ne remonte qu'aux dix dernières années. Cet essor a notamment été favorisé par le succès de l'application des systèmes flous à divers secteurs de l'industrie [Men-95], particulièrement grâce à l'effort de promotion des Japonais. Devant cette passion des Japonais pour les nouvelles technologies, et plus particulièrement pour la logique floue, des groupes de recherches spécialisés ont vu le jour sur tous les continents. C'est ainsi que divers développements sont réalisés, qu'ils soient fondamentaux, tels que les théorèmes d'approximation universelle ou plus technique, tels que les méthodes d'apprentissage. Ces apports ont un impact direct sur les applications des systèmes flous à l'automatique.

Ainsi, les travaux présentés dans ce mémoire ont pour objectif d'utiliser des systèmes flous pour développer des commandes adaptatives de hautes performances de la machine synchrone à aimants permanents, alimentée par onduleur de tension.

A cet effet, notre mémoire est divisé en quatre chapitres :

Le premier chapitre est consacré à la modélisation et à la commande vectorielle de la machine synchrone à aimants permanents. En premier lieu, nous donnons une description de la machine et son principe d'autopilotage. En seconde lieu, nous présentons le principe de la commande vectorielle de la machine synchrone à aimants permanents.

Le deuxième chapitre présente l'application de la logique floue à la machine synchrone à aimants permanents. Au début, sont exposés les concepts de bases de la logique floue liés aux problèmes de commande. Par la suite, le réglage de vitesse et de position par des régulateurs flous de type Mamdani est étudié lorsque les variables d'entrées et de sortie sont représentées respectivement par trois et sept fonctions d'appartenance. Ensuite et afin d'optimiser le nombre de règles du régulateur flou, nous exploitons les régulateurs flous de Sugeno. Les paramètres des prémisses et des conclusions des règles floues de Sugeno sont déterminés en se basant sur les données entrées-sorties fournies par les régulateurs flous, synthétisés en utilisant le mode de raisonnement de Mamdani.

Le troisième chapitre est consacré au développement de cinq stratégies de commande floues adaptatives indirectes. En premier lieu, nous proposons trois techniques de commande. La première est basée sur l'identification inverse de la dynamique du système à régler. Tandis que la deuxième repose sur l'identification de la dynamique directe. La troisième est la commande floue adaptative indirecte linéarisante. En seconde lieu, nous proposons deux autres techniques de commande floues adaptatives indirectes. Celles-ci exploitent la théorie de Lyapunov dans l'élaboration de la loi d'adaptation paramétrique.

Dans le quatrième chapitre, nous proposons trois techniques de commande floues adaptatives directes. Pour ces techniques de commande, la théorie de l'approximation et celle de Lyapunov sont mises en contribution pour établir une loi de commande assurant la stabilité en boucle fermée ainsi que la convergence asymptotique vers zéro de l'erreur de poursuite.

Enfin notre mémoire est clôturé par une conclusion générale et des perspectives pour une éventuelle continuité du présent travail.

# Chapitre I

## MODELISATION ET COMMANDE VECTORIELLE DE LA MACHINE SYNCHRONNE A AIMANTS PERMANENTS

### INTRODUCTION

**P**ETIT à petit, grâce aux progrès de l'électronique de puissance et l'informatique, le moteur synchrone à aimants permanents s'impose.

L'apparition d'aimants performants et le développement des composants d'électronique de puissance sont les raisons qui ont poussé un bon nombre de chercheurs et industriels à se lancer dans des investigations dans le domaine des associations convertisseurs statiques-machines synchrones à aimants permanents.

La première étape de la synthèse d'une loi de commande est la modélisation du procédé à contrôler. Le modèle doit être capable de représenter les différentes dynamiques présentées, tout en ayant une structure compatible avec le calcul de la loi de commande.

La machine synchrone à aimants permanents est un système complexe, car, de nombreux phénomènes compliqués interviennent dans son fonctionnement, comme la saturation, les courants de Foucault ... etc. Cependant, nous n'allons pas tenir compte de ces phénomènes, car, d'une part, leur formulation mathématique est difficile, d'autre part, leur incidence sur le comportement de la machine est considérée comme négligeable, dans certaines conditions. Ceci nous permet d'obtenir des équations simples, qui traduisent fidèlement le fonctionnement de la machine.

Comme le modèle du moteur synchrone à aimants permanents correspond à un système multivariable et fortement couplé, le contrôle vectoriel est indispensable pour des nombreuses stratégies de commande linéaire. Il suffit de réaliser une commande découplée et on obtient une expression du couple identique à celle d'une machine à courant continu : le couple est commandé par le courant statorique après hypothèse de stationnarité du courant  $i_a$  à zéro. Les systèmes industriels, utilisant des moteurs synchrones alimentés par onduleur de tension, permettent actuellement d'atteindre des performances statiques et dynamiques élevées grâce à l'emploi de la commande vectorielle.

Ce chapitre est consacré à la modélisation et à la commande vectorielle de la machine synchrone à aimants permanents. Dans la première partie, nous présentons la modélisation de la MSAP alimentée par convertisseur statique, le principe d'autopilotage et les différentes stratégies de contrôle de l'onduleur à savoir, le contrôle des courants par hystérésis ainsi que le contrôle par la technique triangulo-sinusoidale. La deuxième partie est consacrée à l'étude de la commande vectorielle de la MSAP.

## I.1 MODELISATION DE LA MACHINE SYNCHRONE A AIMANTS PERMANENTS

### I.1.1. DESCRIPTION DE LA MACHINE SYNCHRONE A AIMANTS PERMANENTS

Les machines synchrones que nous considérons sont munies au rotor d'un système d'aimants assurant une répartition d'induction sinusoïdale dans l'entrefer. L'effet de ce système d'aimants peut être assimilé à celui d'un bobinage alimenté par un courant continu constant (figure I.1).

Il existe deux principaux types de machine synchrone à aimants permanents

*Les machines synchrones à aimants montés en surface* : Ces machines se caractérisent par un très faible taux de saillance ( $\rho = L_d/L_q \approx 1$ ), et des inductances synchrones ayant des valeurs beaucoup plus petites que celles d'une machine synchrone à rotor bobiné à cause de la très faible perméabilité relative des aimants terre-rare utilisés dans ce type de machine [Rob-93].

*Les machines synchrones à aimants permanents enterrés* : Ces machines ont un coefficient de saillance supérieur à l'unité ( $\rho = L_d/L_q > 1$ ). Ce coefficient peut atteindre des valeurs élevées (de l'ordre de 5). D'autre part, les inductances  $L_d$  et  $L_q$  de ces machines sont plus élevées que celles des machines à aimants montés en surface [Rob-93].

La machine utilisée pour notre étude est un moteur à distribution sinusoïdale qui se distingue :

- Par l'absence de tout dispositif auxiliaire au niveau de l'inducteur constitué par l'aimant permanent (flux d'excitation constant).
- Par l'absence des amortisseurs. Donc, seuls les enroulements de l'induit sont parcourus par des courants.

En raison de l'absence des pièces polaires, cette machine à une structure à pôles lisses, dont les aimants sont de type terre-rare.

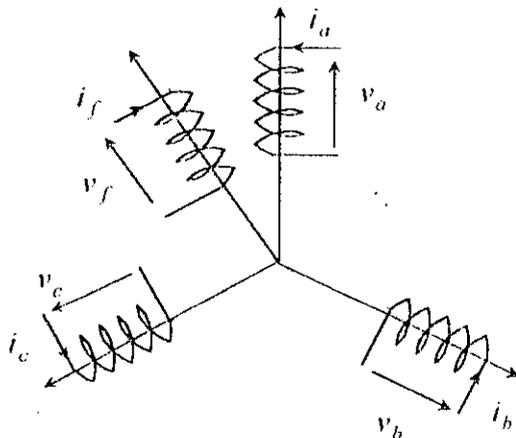


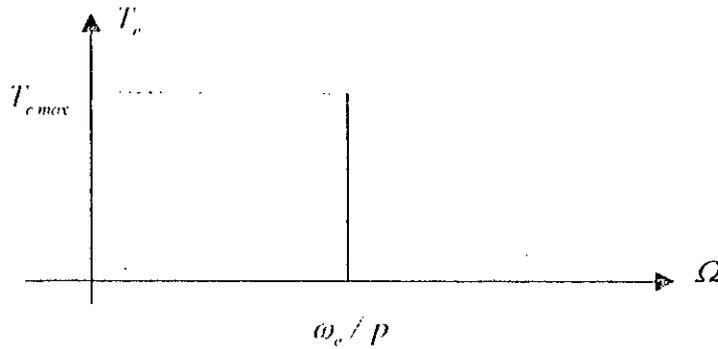
Figure I.1 : Schéma d'une machine synchrone sans amortisseurs.

### I.1.2. AUTOPILOTAGE DE LA MACHINE SYNCHRONE

La caractéristique couple-vitesse d'une machine synchrone alimentée à pulsation statorique  $\omega_e$  constante est représentée sur la figure (I.2) où  $T_{emax}$  désigne le couple maximal. La vitesse d'une telle machine est fixée uniquement par sa pulsation d'alimentation et son nombre de paire de pôles. Elle est telle que  $\omega_r = p\Omega$ .

Cette caractéristique pose donc le problème de démarrage (pas de couple à  $\Omega = 0$ ).

En effet le couple électromagnétique résulte de l'interaction de deux champs tournants fondamentaux, créés l'un par le stator  $B_s$  et l'autre par le rotor  $B_r$ .



**Figure 1.2 :** Caractéristique couple vitesse d'un moteur synchrone à  $\omega_e$  constante

Pour résoudre le problème de démarrage il faut imposer la loi  $\omega_e = p\Omega$  en asservissant la pulsation d'alimentation  $\omega_e$  à la vitesse  $\Omega$  du rotor. Il y a donc translation automatique de la courbe couple-vitesse de la figure (1.2) [Gre-97].

### 1.1.3. MISE EN EQUATION DE LA MACHINE

Pour établir des relations simples entre les tensions d'alimentation du moteur et ses courants, nous utilisons les hypothèses simplificatrices suivantes [Gre-97] :

- On néglige la saturation et l'hystérésis du circuit magnétique, ainsi que les pertes par courants de Foucault, ce qui permet l'établissement des relations linéaires entre flux et courant.
- On suppose la distribution de la f.m.m est sinusoïdale, ce qui permet de ne considérer que la première harmonique d'espace (fondamental).
- La machine est équilibrée.

Nous considérons le modèle du moteur synchrone à rotor bobiné que nous particularisons par la suite en posant le courant d'excitation  $i_f$  constant dans les équations (figure 1.1).

Les équations de la machine synchrone triphasée sans amortisseur s'écrivent [Bar-82], [Sug-81] :

$$\begin{aligned} [V] &= [R][I] + \frac{d}{dt}([L][I]) \\ T_{em} &= \frac{p}{2}[J]^T \left( \frac{\delta[L]}{\delta\theta_r} \right) [I] \end{aligned} \quad (1.1)$$

avec :

$$\begin{aligned} [V] &= [v_a \quad v_b \quad v_c \quad v_f]^T \\ [I] &= [i_a \quad i_b \quad i_c \quad i_f]^T \\ [R] &= \text{Diag}[R_s \quad R_s \quad R_s \quad R_f] \end{aligned}$$

$$[L] = \begin{bmatrix} L_s + L_s' \cos(2\theta_r) & M_s + L_s' \cos 2\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) & M_s + L_s' \cos 2\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & M_f \cos(\theta_r) \\ M_s + L_s' \cos 2\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) & L_s + L_s' \cos 2\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & M_s + L_s' \cos(2\theta_r) & M_f \cos\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) \\ M_s + L_s' \cos 2\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & M_s + L_s' \cos(2\theta_r) & L_s + L_s' \cos 2\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) & M_f \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) \\ M_f \cos(\theta_r) & M_f \cos\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & M_f \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) & L_f \end{bmatrix}$$

Dans l'équation (I.1) :

$R_s$  représente la résistance d'une phase de l'induit.

$R_f$  représente la résistance du bobinage inducteur.

$L_s - L'_s$  et  $L_s + L'_s$  sont les valeurs minimum et maximum de l'inductance propre d'une phase de l'induit.

$M_s$  est la valeur maximale de l'inductance mutuelle entre deux phases de l'induit.

$M_f$  est la valeur maximale de l'inductance mutuelle entre l'inducteur et une phase de l'induit.

$\theta_r$  est la position du rotor par rapport au stator.

$T_{em}$  est le couple électromagnétique.

#### I.1.4. TRANSFORMATION DE PARK

Pour éliminer  $\theta_r$  de  $[L]$ , et afin que les algorithmes de commande traitent des grandeurs électriques continues, les enroulements statoriques ( $a, b, c$ ) sont remplacés par deux enroulements ( $d, q$ ) en quadrature (figure I.3). Le passage des grandeurs électriques du stator ( $a, b, c$ ) aux grandeurs électriques ( $d, q$ ), qui assurent la conservation de la f.m.m et de la puissance instantanée, est obtenu par la transformation de Park [Bar-82], [Seg-81], [Gre-97].

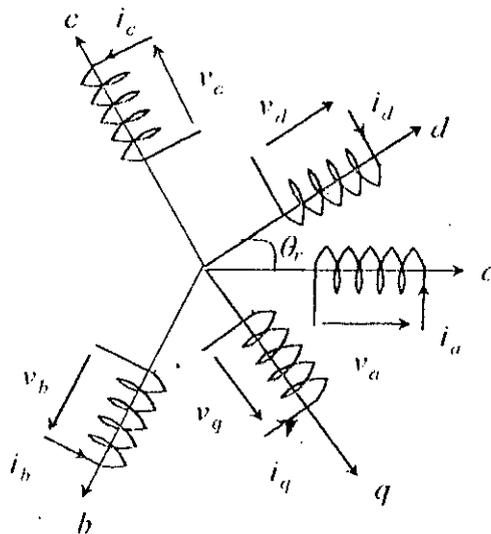


Figure I.3 : Référentiel de Park

La matrice de passage notée  $P(\theta_r)$  est la suivante [Bar-82], [Seg-81], [Pil-88], [Pil-89] :

$$P(\theta_r) = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos(\theta_r) & \cos\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \sin(\theta_r) & \sin\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (I.2)$$

La transformation inverse de Park s'effectue par la matrice suivante [Pil-88], [Pil-89] :

$$P(\theta_r)^{-1} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_r) & \sin(\theta_r) & \frac{1}{2} \\ \cos\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & \frac{1}{2} \\ \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (1.3)$$

tel que la position  $\theta_r$  est définie par :

$$\theta_r = \int_0^t \omega_c(\tau) d\tau \quad (1.4)$$

### 1.1.5. MODELE DE LA MACHINE SYNCHRONE DANS LE REFERENTIEL DE PARK

La transformation de Park ramène les équations statoriques (1.1) dans un référentiel lié au rotor. Nous obtenons un schéma équivalent représenté à la figure (1.4) :

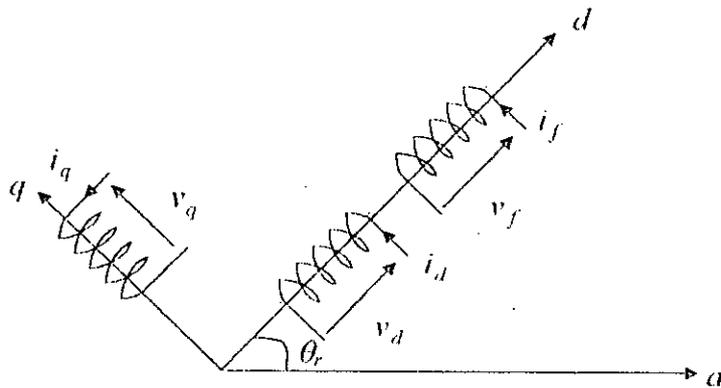


Figure 1.4 : Schéma équivalent de la machine synchrone dans le référentiel de Park

La machine équivalente de la figure (1.4) est identique à une machine à courant continu ayant l'enroulement  $f$  comme inducteur et ayant deux induits en quadrature, l'induit  $d$  étant dans l'axe de l'inducteur  $f$  et l'induit  $q$  en quadrature avec  $f$ .

Le passage du système triphasé au système  $(d, q)$  lié au rotor (figure 1.4), se fait en utilisant les relations suivantes :

$$\begin{aligned} [v_a \quad v_b \quad v_c]^T &= P(\theta_r) [v_d \quad v_q]^T \\ [i_a \quad i_b \quad i_c]^T &= P(\theta_r) [i_d \quad i_q]^T \\ [\Phi_a \quad \Phi_b \quad \Phi_c]^T &= P(\theta_r) [\Phi_d \quad \Phi_q]^T \end{aligned} \quad (1.5)$$

Les équations (1.1) prennent alors la forme suivante dans le référentiel de Park :

$$\begin{bmatrix} v_d \\ v_q \\ v_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + L_d s & -p\Omega L_q & M_f s \\ p\Omega L_d & R_s + L_q s & p\Omega M_f \\ M_f s & 0 & R_f + L_f s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \\ i_f \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

$$T_{em} = \frac{3}{2} p (M_f i_f i_q + (L_d - L_q) i_d i_q) \quad (1.7)$$

Où :

$$L_d = L_s - M_f + \frac{3}{2} L'_s$$

$$L_q = L_s - M_f - \frac{3}{2} L'_s$$

Dans un moteur synchrone à aimants permanents, le flux engendré par les aimants est constant. Le modèle de ce moteur s'obtient donc en posant  $i_f$  constant, nous obtenons les équations suivantes [Pil-88], [Liu-88], [Pil-89], [Mor-90] :

$$\begin{bmatrix} v_d \\ v_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + L_d s & -p\Omega L_q \\ p\Omega L_d & R_s + L_q s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ p\Omega \Phi_f \end{bmatrix} \quad (1.8)$$

$$T_{em} = \frac{3}{2} p (\Phi_f i_q + (L_d - L_q) i_d i_q) \quad (1.9)$$

L'équation d'équilibre entre le couple moteur et le couple opposé par la partie mécanique du système a la forme suivante :

$$J \frac{d\Omega}{dt} = T_{em} - T_r - F_c \Omega \quad (1.10)$$

avec :

$J$  représente l'inertie.

$F_c$  est le coefficient de frottement dynamique.

$T_r$  est le couple résistant.

Le schéma bloc représentant les équations (1.8), (1.9) et (1.10) est illustré à la figure (1.5).

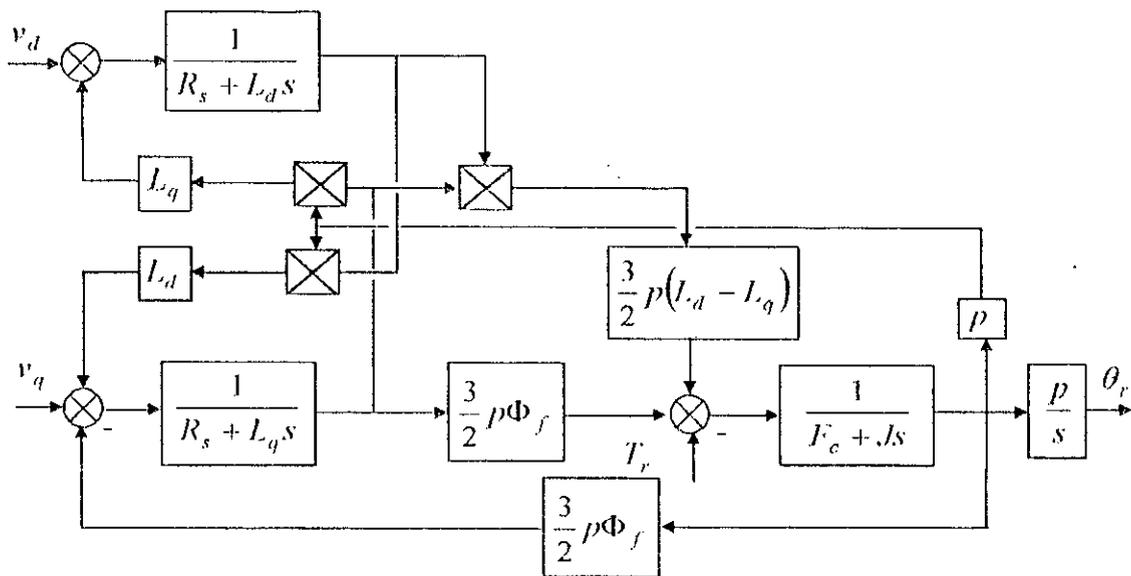


Figure 1.5 : Schéma bloc de la machine synchrone à aimants permanents.

## 1.2. MODELISATION DE L'ALIMENTATION DE LA MACHINE

La commande du moteur synchrone à aimants permanents nécessite une tension d'alimentation à fréquence variable. L'onduleur de tension à MLI (Modulation de largeur d'impulsions) permet de reconstituer les grandeurs de sortie des commandes analogiques ou numériques à partir d'une source à fréquence fixe et tension fixe. Dans cette partie, nous présentons la technique triangulo-sinusoidale

destinée à la commande en tension d'un moteur synchrone à aimants permanents et la méthode de contrôle des courants par hystérésis.

### 1.2.1 MODELISATION DE L'ONDULEUR

La figure 1.6 représente le schéma de principe d'un onduleur, il est composé de six transistors ( $T_1, T_2, T_3, T_1, T_2, T_3$ ) shuntés en antiparallèle par des diodes de récupération ( $D_1, D_2, D_3, D_1, D_2, D_3$ ). Les semi-conducteurs de l'onduleur sont considérés comme des éléments binaires idéalisés (temps de commutation, chute de tension à l'état passant et courant à l'état bloqué nuls) [Had-90].

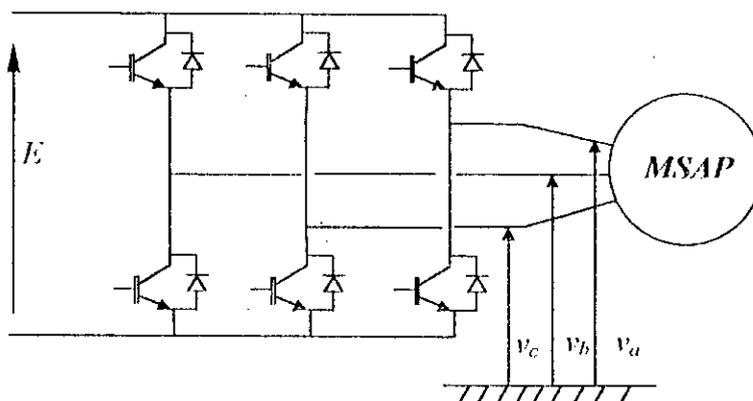


Figure 1.6 : Schéma de principe de l'onduleur de tension.

Afin de simplifier l'étude, nous associons à chaque bras de l'onduleur une fonction logique de connexion  $F_j$  ( $j=1,2,3$ ) (figure 1.7).

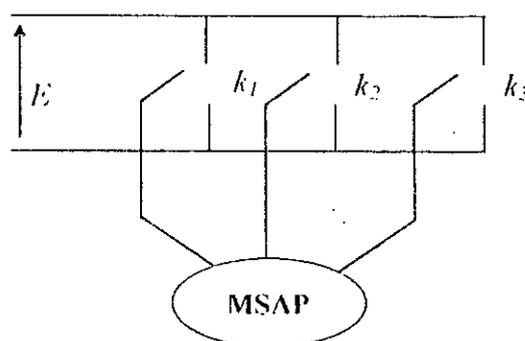


Figure 1.7 : Représentation des interrupteurs.

Nous définissons les fonctions logiques comme suit :

$$F_j = \begin{cases} 1 & \text{si } k_j \text{ est connecté à la borne + de la source} \\ -1 & \text{si } k_j \text{ est connecté à la borne - de la source} \end{cases} \quad (1.11)$$

Les tensions de lignes aiguillées par l'onduleur sont alors :

$$\begin{aligned} U_{ab} &= \frac{E}{2} (F_1 - F_2) \\ U_{bc} &= \frac{E}{2} (F_2 - F_3) \\ U_{ca} &= \frac{E}{2} (F_3 - F_1) \end{aligned} \quad (1.12)$$

Du fait que les enroulements du stator de la machine sont à neutre isolé, les tensions de phase vérifient la relation :

$$v_a + v_b + v_c = 0 \tag{1.13}$$

En tenant compte des relations (1.12) et (1.13) les tensions simples sont comme suit :

$$\begin{bmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \end{bmatrix} = \frac{E_s}{6} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \\ I_3 \end{bmatrix} \tag{1.14}$$

Il reste à déterminer les fonctions logiques  $I_j$ , celles-ci dépendent de la stratégie de commande de l'onduleur.

### 1.2.2. PRINCIPE DES STRATEGIES DE COMMANDE

Les grandeurs de sortie des commandes analogiques ou numériques représentent les tensions ou les courants désirés aux bornes de la machine. Le principe de la stratégie de commande de l'onduleur est basé sur le réglage des durées d'ouverture et de fermeture des interrupteurs. Si les commandes sont les tensions  $v_d$  et  $v_q$ , l'onduleur est commandé par la technique triangulo-sinusoidale. Si n'est pas le cas, les commandes sont les courants  $i_d$  et  $i_q$ , on utilise un comparateur à hystérésis (stratégie delta) [Bos-86], [Seg-89], [Gre-97].

#### 1.2.2.1. TECHNIQUE TRIANGULO-SINUSOÏDALE

La MLI consiste à imposer aux bornes de la machine des créneaux de tensions de manière à ce que le fondamentale de la tension soit le plus proche de la référence sinusoidale [Bro-84]. Les lois de modulation de largeur d'impulsions (MLI) sont nombreuses. Pour notre étude nous examinons la technique triangulo-sinusoidale.

La MLI triangulo-sinusoidale est réalisée par comparaisons d'une onde modulante basse fréquence (tension de référence) à une onde porteuse haute fréquence de forme triangulaire. Les instants de commutations sont déterminés par les points d'intersections entre la porteuse et la modulante. La fréquence de commutation des interrupteurs est fixée par la porteuse [Seg-89]. En triphasé, les trois références sinusoidales sont déphasées de  $\frac{2\pi}{3}$  à la même fréquence  $f_s$ . Ces tensions sont définies par :

$$V_{refj} = r \sin\left(2\pi f_s t - 2(j-1)\frac{\pi}{3}\right); \quad j = 1,2,3 \tag{1.15}$$

La porteuse est donnée par :

$$V_p = \begin{cases} \frac{4t}{T_p} - 1 & \text{si } t \in \left[0, \frac{T_p}{2}\right] \\ 3 - \frac{4t}{T_p} & \text{si } t \in \left[\frac{T_p}{2}, T_p\right] \end{cases} \tag{1.16}$$

#### 1.2.2.2. CONTROLE DES COURANTS PAR HYSTERISIS

Dans cette stratégie, les interrupteurs de l'onduleur sont commandés de sorte que les variations du courant dans chaque phase du moteur soit limitées dans une bande d'hystérésis. Une comparaison permanente est faite entre les courants réels et les courants de référence (figure 1.12). Les sorties des

comparateurs sont reliées à la logique de distribution des commandes des interrupteurs (figure 1.12) [Pil-88-89], [Liu-88].

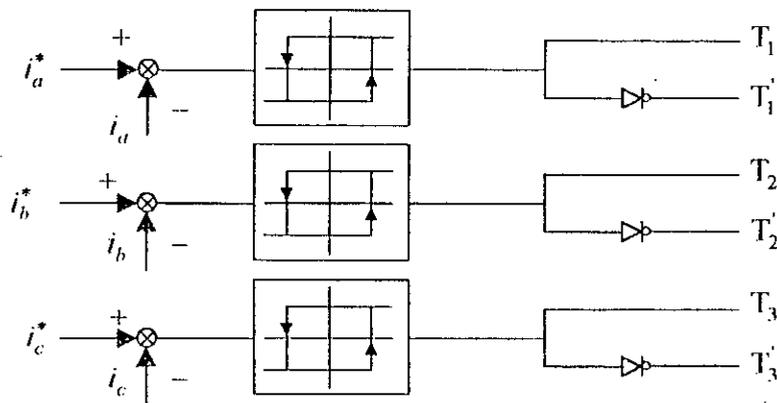


Figure 1.8 : Principe de réglage par hystérésis.

### 1.3. COMMANDE VECTORIELLE DE LA MSAP

La machine à courant continu à excitation séparée offre comme principale avantage d'être facilement commandable. Le flux et le couple sont découplés et contrôlés indépendamment et c'est grâce à cette propriété que sont obtenues des performances dynamiques élevées. Cependant, la présence du collecteur mécanique limite son domaine d'utilisation.

Face à ces limitations, la robustesse de la machine synchrone à aimants permanents est devenue très attirante pour l'industrie. Toutefois, de nombreuses difficultés sont à surmonter à cause de l'existence d'un couplage complexe entre les deux armatures statorique et rotorique.

Comme pour les moteurs à courant continu, une commande découplée de la MSAP est cherchée, celle-ci peut être obtenue par la technique de la commande vectorielle.

#### 1.3.1. PRINCIPE DE LA COMMANDE VECTORIELLE

Dans le cas d'une machine synchrone à aimants permanents sans saillance ( $L_d = L_q$ ) et sans amortisseurs, le couple électromagnétique ne dépend que de la composante du courant sur l'axe  $q$ . La puissance absorbée est optimisée pour un couple donné si le courant de perturbation  $i_d = 0$  [Rob-92-93], [Rek-91], [Tho-94], [Leo-96], [Vas-90].

La commande doit maintenir  $i_d$  nul et régler le couple avec  $i_q$  [Rob-92-93], [Rek-91], [Vas-90] [Bou-97-98], [Mah-96]. Physiquement, cette stratégie revient à maintenir le flux de réaction d'induit en quadrature avec le flux rotorique produit par le système [Rob-92-93]. Ceci est montré à la figure 1.9, où la machine est représentée dans le référentiel de Park et où les aimants permanents sont modélisés par un bobinage traversé par un courant  $i_f$  constant produisant un flux équivalent à celui des aimants.

Lorsque le courant  $i_d$  est nul, le modèle du moteur synchrone à aimants permanents présenté à la Figure 1.9 se réduit, en ce qui concerne l'axe  $q$ , à un modèle équivalent à celui d'un moteur à courant continu à excitation indépendante. A partir de ce modèle, les régulateurs de vitesse et de position peuvent être synthétisés au moyen des techniques classiques développées pour les systèmes linéaires.

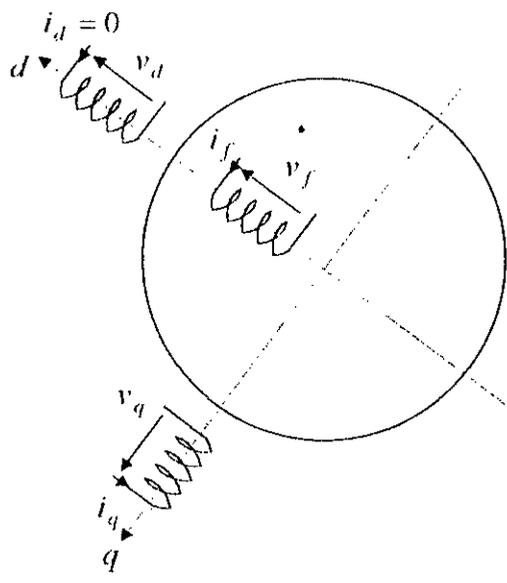


Figure 1.9 : Commande vectorielle maintenant le courant  $i_d$  nul.

**1.3.2. MISE EN ŒUVRE DE LA COMMANDE VECTORIELLE DE LA MSAP**

Nous avons montré au paragraphe précédent qu'il est possible de ramener le modèle du moteur synchrone à aimants permanents à un modèle équivalent à celui d'un moteur à courant continu à excitation indépendante.

Dans cette section, nous mettons en œuvre le contrôle vectoriel, en utilisant les stratégies de commande qui permettent la réalisation du découplage de la machine et d'atteindre des performances dynamiques et statiques élevées.

**1.3.2.1. COMMANDE VECTORIELLE PAR LA METHODE DIRECTE**

Le schéma de principe est représenté à la figure 1.10. A partir de la position de référence  $\theta_{ref}$  et la position mesurée, le régulateur de position fournit la consigne de vitesse, et par la suite le régulateur de vitesse calcule la consigne de couple, représenté par le courant  $i_q^*$  désiré. La limitation de cette dernière fournit la référence du courant dans l'axe q ( $i_{qref}$ ). Le régulateur du courant  $i_q$  impose cette référence en fournissant la tension de commande  $v_{qref}$ . Pour optimiser la puissance absorbée par la machine, le courant  $i_d$  est maintenu à la valeur nulle par l'intermédiaire du régulateur du courant ( $i_d$ ) qui fournit la tension de commande  $v_{dref}$ .

Les tensions ( $v_{dref}$ ,  $v_{qref}$ ) sont transformées en trois signaux triphasés ( $v_a^*$ ,  $v_b^*$ ,  $v_c^*$ ). A partir de ces dernières, l'onduleur à MLI triangulo-sinusoïdale génère les tensions d'alimentation de la machine.

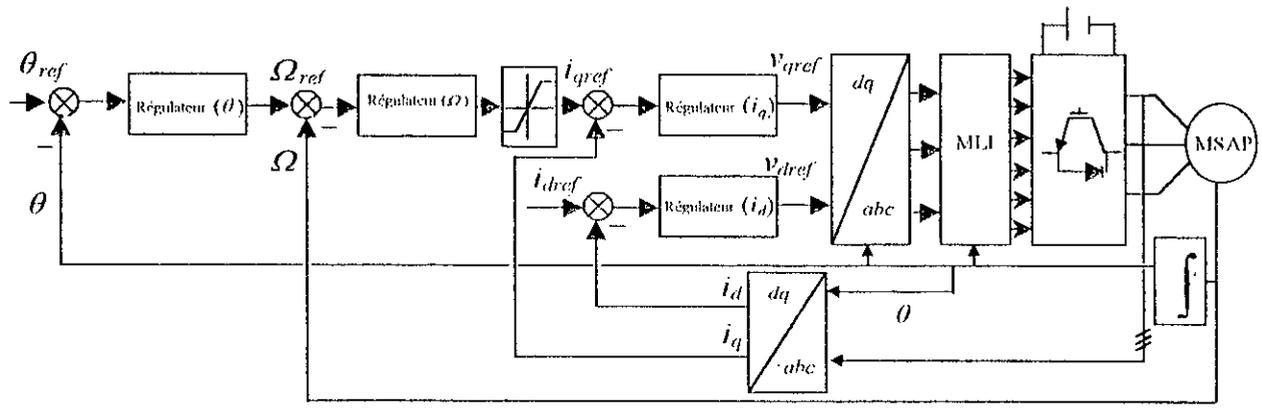


Figure 1.10 : Schéma global de la commande vectorielle par la méthode directe de la MSAP.

### 1.3.2.2. COMMANDE VECTORIELLE A L'AIDE DE COMPARATEURS A HYSTERESIS

La structure de cette commande peut être décrite par le schéma de la figure 1.11. Le régulateur de vitesse (position) obtient la différence entre la grandeur de consigne et la grandeur mesurée. Ce régulateur fournit à sa sortie le courant  $i_q^*$  désiré. En limitant  $i_q^*$  à des valeurs maximale et minimale admissibles, on obtient une limitation du courant réel  $i_x$ . Les courants de références sont obtenus à partir de  $i_{dref}$  et  $i_{qref}$  par une transformation de coordonnées ( $dq-abc$ ). Ces valeurs sont comparées aux valeurs mesurées pour fixer la commande de chaque bras de l'onduleur.

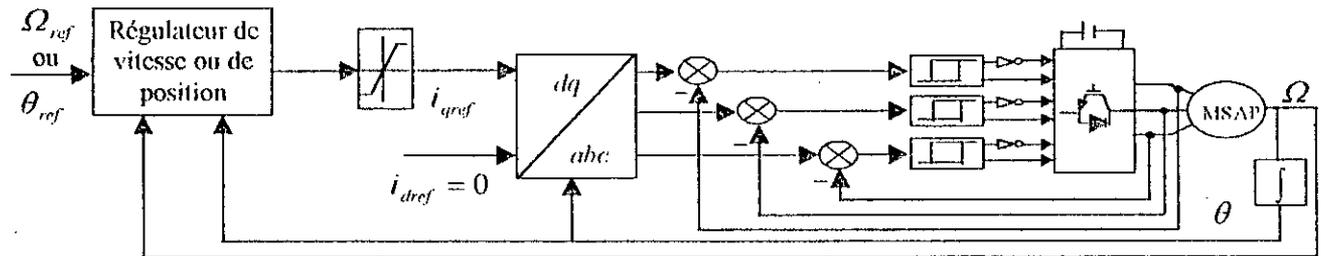


Figure 1.11 : Structure globale de la commande vectorielle à l'aide de comparateurs à hystérésis.

## 1.4. CONCLUSION

Dans la première partie de ce chapitre, nous avons fait la modélisation de la machine synchrone à aimants permanents associée à un onduleur de tension. Afin d'analyser le comportement dynamique de l'association onduleur de tension machine à aimants permanents et de travailler au niveau des algorithmes de commande avec des grandeurs continues, le modèle de Park de la MSAP est adopté. Ce modèle a permis une réduction notable de la complexité de la résolution des équations différentielles du système. Deux stratégies de contrôle de l'onduleur ont été synthétisées à savoir, la stratégie de contrôle des courants par hystérésis, et la technique triangulo-sinusoidale.

Pour améliorer le comportement dynamique et statique de la machine synchrone à aimants permanents, la deuxième partie de ce chapitre a été consacrée à l'étude de la commande vectorielle. Deux structures de commande ont été synthétisées, à savoir la structure de commande par la méthode directe et celle à l'aide de comparateurs à hystérésis.

# Chapitre II

## COMMANDE PAR LA LOGIQUE FLOUE DE LA MACHINE SYNCHRONE A AIMANTS PERMANENTS

### INTRODUCTION

**C**OMMANDER un processus par des méthodes classiques (régulation à action proportionnelle, intégrale et dérivée par exemple) implique la connaissance des différents paramètres qui peuvent influencer sur celui-ci et agir en conséquence afin de contraindre le système à atteindre l'objectif fixé. Seulement cette connaissance est souvent entachée d'erreurs et d'imprécisions qui accompagnent toute modélisation de processus. De plus le couplage existant entre les variables du système (interaction entre les variables à commander) rend le contrôle plus difficile. Il est possible de résoudre ce problème en utilisant des méthodes de commande dites robustes et la logique floue en est une.

La théorie de la logique floue a été émise au milieu des années soixante à l'université de Berkeley en Californie par le professeur Lotfi A. Zadeh. Le texte *Fuzzy sets* a paru en 1965 dans la revue *Information and control*. Il est considéré généralement comme le début de la théorie.

La logique floue suscite actuellement un intérêt général auprès des chercheurs et des industriels, mais plus généralement auprès de tous ceux qui éprouvent le besoin de formaliser des méthodes empiriques, de généraliser des modes de raisonnement naturels, d'automatiser la prise de décision dans leur domaine, de construire des systèmes artificiels effectuant les tâches habituellement prises en charge par les humains [Meu-95]. En effet, la logique floue a été introduite pour approcher le raisonnement humain à l'aide d'une représentation adéquate des connaissances. Son intérêt réside dans sa capacité à traiter l'imprécis, l'incertain et le vague. Elle est issue de la capacité de l'homme à décider et agir de façon pertinente malgré le flou des connaissances disponibles [Sch-95].

Le souci d'une vaste utilisation de l'intelligence humaine a poussé les chercheurs au développement d'algorithmes flous. Ces derniers sont de plus en plus appliqués dans divers domaines, en raison de la simplicité de leur mise au point et de la non nécessité de la modélisation du processus. Des applications de la commande existent maintenant dans des domaines très variés. On peut citer par exemple le contrôle des bras-robots, de machines-outils, d'usines (cimenteries, usines de traitement des eaux, réacteurs chimiques, usines chimiques), des véhicules sans pilotes, d'appareils photographiques, d'appareils électroménagers, d'installations domestiques (climatisation, douche) [Meu-95].

Le but de ce chapitre est de présenter un bref rappel sur les ensembles flous et un aperçu général sur la logique floue, ainsi que son application pour le réglage de la vitesse et de la position de la machine synchrone à aimants permanents. En premier lieu nous introduisons quelques notions de la logique floue, nous nous limiterons aux propriétés essentielles. En seconde lieu, cette technique de commande est appliquée au réglage de vitesse et de position de la MSAP.

## II.1. RAPPELS DES PRINCIPES DE LA LOGIQUE FLOUE

Dans la perspective des sciences de l'ingénieur, on peut admettre que dans les situations où les méthodes traditionnelles de modélisations à partir d'observations physiques s'avèrent non-satisfaisantes, les sciences subjectives, particulièrement la logique floue, peuvent rendre beaucoup de services, dès lors que les connaissances sur la façon de résoudre un problème, de piloter un grand système, d'effectuer un réglage ... etc sont disponibles. Cela suppose que l'on sache définir des méthodes rigoureuses de représentation des connaissances. En pratique, la résolution d'un problème concret peut avoir recours à l'utilisation conjointe des méthodes objectives traditionnelles et celles subjectives. La logique floue offre un cadre formel, qui n'existait pas auparavant, pour mettre en œuvre de telles méthodes de façon rigoureuses. Cette section est consacrée à la présentation des bases fondamentales de la logique floue ainsi que leurs utilisations pour représenter le raisonnement approximatif basé sur les expressions linguistiques.

### II.1.1. ENSEMBLES FLOUS

La notion d'ensemble flou a pour but de permettre des gradations dans l'appartenance d'un élément à une classe, c'est-à-dire d'autoriser un élément à appartenir plus ou moins fortement à cette classe, par exemple, un individu d'une taille donnée n'appartient pas du tout à la classe des «grands» s'il mesure 1.5 m, il y appartient tout à fait s'il mesure 1.8 m, plus sa taille se rapproche de 1.8 m, plus son appartenance à la classe des «grands» est forte. Cette notion permet l'utilisation de catégories aux limites mal définies (comme «vieux» ou «adulte»), de situations intermédiaires entre le tout et le rien («presque vrai», le passage progressif d'une propriété à une autre (passage de «tiède» à «chaud» selon la température), l'utilisation de valeurs approximatives («environ 12 ans»). Elle évite l'utilisation arbitraire de limites rigides à des classes [Meu-95].

Afin de mettre en évidence cette notion, on introduit les définitions suivantes :

Soit un ensemble de référence  $X$  continu ou discret d'objets dénotés  $\{x\}$ .

- Un ensemble classique  $A$  de  $X$  est défini par une fonction caractéristique  $\mu_A$  qui prend la valeur 0 pour les éléments de  $X$  n'appartenant pas à  $A$  et la valeur 1 pour ceux qui appartiennent à  $A$  [Meu-93], [Kau-96] (figure II.1).

$$\mu_A : X \rightarrow \{0,1\} \quad (II.1)$$

- Un ensemble flou  $A$  de  $X$  est défini par une fonction d'appartenance qui associe à chaque élément  $x$  de  $X$ , le degré  $\mu_A(x)$ , compris entre 0 et 1, avec lequel  $x$  appartient à  $A$  (figure II.1.b) [Meu-93], [Jan-95], [Mat-97], [Kau-96], [Gha-96].

$$\mu_A : X \rightarrow [0,1] \quad (II.2)$$

Cet ensemble flou  $A$  peut être représenté comme un ensemble de paires (élément générique, degré d'appartenance) ordonnées [Jan-95], [Liu-96] :

$$A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in X\} \quad (II.3)$$

On adopte souvent la notation suivante pour représenter l'ensemble  $A$ , qui indique pour tout élément  $x$  de  $X$  son degré  $\mu_A(x)$  d'appartenance à  $A$  [Jan-95], [Meu-93] :

$$\begin{aligned} A &= \sum_{x \in X} \mu_A(x) / x, \quad \text{si } X \text{ est discret} \\ A &= \int \mu_A(x) / x, \quad \text{si } X \text{ est continu} \end{aligned} \quad (II.4)$$

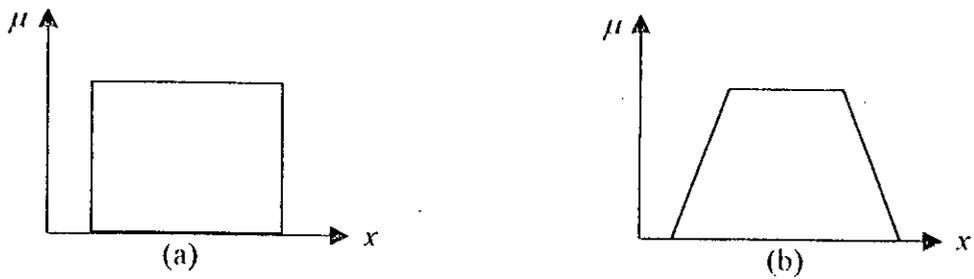


Figure II.1 : Exemple de fonction d'appartenance (a) logique classique (b) logique floue

### II.1.2. VARIABLE LINGUISTIQUE

La description d'une certaine situation, d'un phénomène ou d'un procédé contient en générale des expressions floues comme [Büh-94] :

- quelque, beaucoup, souvent
- chaud, froid, rapide, lent
- grand, petit, etc.

Les expressions de ce genre forment les valeurs des variables linguistiques de la logique floue.

Une variable linguistique est représentée par un triplet  $(V, X, T_V)$ , dans lequel  $V$  est une variable (la vitesse, la température ...) définie sur un ensemble de référence  $X$ , sa valeur peuvent être n'importe quel élément de  $X$ . On note  $T_V(A_1, A_2, \dots)$  un ensemble, fini ou infini, de sous-ensembles flous de  $X$ , qui sont utilisés pour caractériser  $V$ . Afin de permettre un traitement numérique, il est indispensable de les soumettre à une définition à l'aide de fonctions d'appartenance [Meu-93], [Büh-94].

Par exemple, si la vitesse est interprétée comme une variable linguistique, alors son ensemble de termes  $T_{(vitesse)} = \{\text{lente, moyenne, rapide} \dots\}$  où chaque terme est caractérisé par un ensemble flou.

Ces termes peuvent être définis comme des ensembles flous dont les fonctions d'appartenance sont montrées sur la figure II.2.

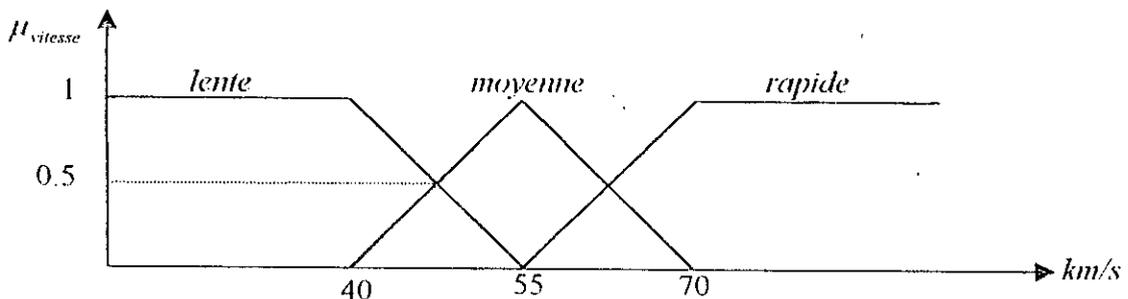


Figure II.2 : représentation graphique des termes linguistiques

### II.1.3. OPERATIONS SUR LES ENSEMBLES FLOUS

Puisque les fonctions caractéristiques des ensembles flous sont graduelles, l'extension de certaines opérations définies sur les ensembles classiques au cas des ensembles flous pose certaines difficultés. Donc, il n'est pas possible d'appliquer directement la logique proportionnelle qui manipule des ensembles à fonctions caractéristiques binaires (0 ou 1). Pour pallier à ce problème, sont introduites les définitions d'outils nécessaires au traitement des ensembles flous [Büh-94], [Meu-93], [Kau-96], [Ket-92], [Sch-95].

Soient  $A$  et  $B$  deux ensembles flous dans  $X$  ayant respectivement  $\mu_A$  et  $\mu_B$  comme fonction d'appartenance. L'union, l'intersection, et la complémentation des ensembles flous sont définies à l'aide de leur fonction d'appartenance [Meu-95], [Jan-95], [Sur-96].

**Définition 1 : Union (Disjonction)**

L'union de deux ensembles flous  $A$  et  $B$  de  $X$  est l'ensemble flou constitué des éléments de  $X$  affectés du plus grand de leurs deux degrés d'appartenance. Elle est définie comme l'ensemble flou  $C = A \cup B$ , tel que :

$$\forall x \in X \quad \mu_C(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (II.5)$$

**Définition 2 : Intersection (Conjonction)**

L'intersection de deux ensembles flous  $A$  et  $B$  de  $X$  est l'ensemble flou constitué des éléments de  $X$  affectés du plus petit de leurs deux degrés d'appartenance. Elle est définie comme l'ensemble  $D$ , tel que :

$$\forall x \in X \quad \mu_D(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (II.6)$$

**Définition 3 : Complémentation**

La fonction d'appartenance  $\mu_{\bar{A}}$  du complément d'un ensemble flou  $A$  est définie, pour tout  $x \in X$ , par :

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (II.7)$$

**Définition 4 : Produit cartésien**

Soient  $A_1, A_2, \dots, A_n$  des ensembles flous dans  $X_1, X_2, \dots, X_n$  respectivement. Le produit cartésien de  $A_1, A_2, \dots, A_n$  est un ensemble flou dans l'espace produit de  $X_1, X_2, \dots, X_n$ , ayant pour fonction d'appartenance :

$$\mu_{A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n} = \min(\mu_{A_1}(x_1), \mu_{A_2}(x_2), \dots, \mu_{A_n}(x_n)) \quad (II.8)$$

**Définition 5 : Relation floue**

Soient  $u_1, u_2, \dots, u_n$  des univers de discours. Une relation floue est un ensemble flou dans  $u_1 \times u_2 \times \dots \times u_n$ , exprimé comme suit :

$$R_{U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n} = \{(x_1, x_2, \dots, x_n), \mu_R(x_1, x_2, \dots, x_n) / (x_1, x_2, \dots, x_n) \in U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n\} \quad (II.9)$$

**Définition 6 : Composition des règles floues**

Si  $R$  et  $S$  sont deux relations floues dans respectivement  $U \times V$  et  $V \times W$ , la composition de ces deux relations est une relation floue dénotée par  $R \circ S$  et elle est définie par :

$$R \circ S = \{(U, W), \sup_{v \in V} \min(\mu_R(U, V), \mu_S(V, W)), u \in U, v \in V, w \in W\} \quad (II.10)$$

**II.1.4. FONCTIONS D'APPARTENANCE**

Une définition des variables linguistiques à l'aide des fonctions d'appartenance est nécessaire dans le but de traiter des déductions floues par ordinateur. Dans ce contexte, est attribuée à chaque valeur de la variable linguistique une fonction d'appartenance  $\mu$ , dont la valeur varie entre 0 et 1.

Le plus souvent, nous utilisons pour les fonctions d'appartenance les fonctions suivantes [Jan-95], [Büh-94] (figure II.3).

- **Fonction triangulaire** : L'allure est complètement définie par trois paramètres  $\{a, b, c\}$ .

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right) \quad (\text{II.11})$$

- *Fonction trapézoïdale* : Elle est définie par quatre paramètres  $\{a, b, c, d\}$ .

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right) \quad (\text{II.12})$$

- *Fonction gaussienne* : Elle est définie par deux paramètres  $\{m, \sigma\}$ .

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma}\right) \quad (\text{II.13})$$

- *Fonction en forme de cloche* : Elle est définie par deux paramètres  $\{x_0, a\}$ .

$$\mu\{x\} = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-x_0}{a}\right)^2} \quad (\text{II.14})$$

- *Fonction trigonométrique* : Elle est définie par deux paramètres  $\{x_0, a\}$ .

$$\mu(x) = \frac{1}{2} \left( 1 + \cos\left(\frac{\pi(x-x_0)}{2a}\right) \right); \quad x_0 - 2a \leq x \leq x_0 + 2a \quad (\text{II.15})$$

- *Fonction sigmoïdale* : Elle est définie par deux paramètres  $\{a, c\}$ .

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \exp(a(x-c))} \quad (\text{II.16})$$

## II.1.5. PROPOSITIONS FLOUES

### 1. Propositions floues élémentaires

Une proposition floue élémentaire est définie à partir d'une variable linguistique  $(V, X, T_V)$  par la qualification « $V$  est  $A$ », pour une caractérisation floue  $A$ , appartenant à  $T_V$  [Meu-93].

### 2. Propositions floues générales

Une proposition floue générale est obtenue par la composition de propositions floues élémentaires « $V$  est  $A$ », « $W$  est  $B$ » ... pour des variables linguistiques  $V, W \dots$  [Meu-93].

Plus généralement, on peut construire des propositions floues par conjonction, disjonction ou implication, par exemple de la forme «si  $V$  est  $A$  et  $W$  est  $B$  alors  $U$  est  $C$ » (si la taille est moyenne et le prix est peu cher, alors l'achat est conseillé).

## II.2. RAISONNEMENT EN LOGIQUE FLOUE

Les ensembles flous sont des éléments importants de la représentation des connaissances imparfaitement définies. Pour raisonner sur de telles connaissances, la logique classique ne suffit pas et on utilise une logique floue, lorsque les connaissances sont imprécises, vagues et éventuellement incertaines.

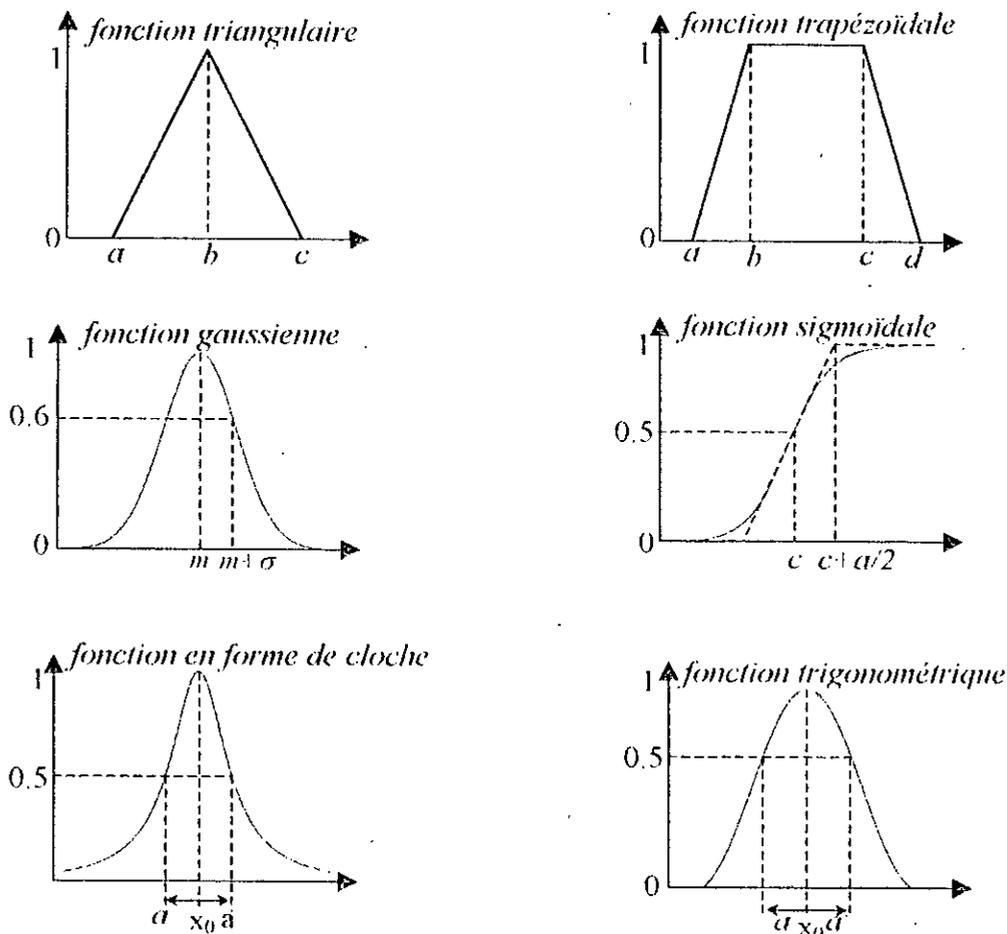


Figure II.3 : Formes usuelles des fonctions d'appartenance.

**II.2.1. IMPLICATION FLOUE**

Considérons une règle floue de la forme «si V est A alors W est B», construite à partir de deux variables linguistiques (V, X, T<sub>V</sub>) et (W, Y, T<sub>W</sub>). L'implication floue est un opérateur qui permet d'évaluer le degré de vérité entre les propositions floues élémentaires «V est A» et «W est B» à partir des valeurs de la prémisse d'une part, et de celle de la conclusion d'autre part [Meu-93].

$$\mu_R(x, y) = \text{imp}(\mu_A(x), \mu_B(x)) \tag{II.17}$$

Les opérateurs les plus utilisés en commande floue sont les implications de Mamdani et de Larsen.

- Implication de Mamdani :

$$\mu_R(x, y) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \tag{II.18}$$

- Implication de Larsen

$$\mu_R(x, y) = \mu_A(x) \times \mu_B(x) \tag{II.19}$$

**II.2.2. MODUS PONENS GENERALISE**

En logique classique le modus ponens permet, à partir de la règle «si X est A alors Y est B» et du fait «X est A» de conclure le fait «Y est B».

Zadeh a étendu ce principe au cas de la logique floue, principe que l'on rappelle alors modus ponens généralisé. Ce principe se résume comme suit [Meu-93], [Lee-90].

*Règle floue* : si  $X$  est  $A$  alors  $Y$  est  $B$

*Fait observé* :  $X$  est  $A$

*Conclusion* :  $Y$  est  $B$

### II.2.3. MODUS TOLLENS GENERALISE

Le principe du modus tollens généralisé se résume comme suit [Meu-93], [Lee-90] :

*Règle floue* : si  $X$  est  $A$  alors  $Y$  est  $B$

*Fait observé* :  $Y$  est  $B$

*Conclusion* :  $X$  est  $A$

### II.3. REGLAGE ET COMMANDE PAR LA LOGIQUE FLOUE

La commande par la logique floue a le même but qu'une commande réalisée en automatique classique. Elle en diffère cependant sur les points suivants [Meu-93], [Büh-94], [Ket-92].

- La connaissance mathématique du fonctionnement du processus n'est pas nécessaire.
- La maîtrise du système à régler avec un comportement complexe (fortement non linéaire et difficile à modéliser).
- L'obtention fréquente de meilleures prestations dynamiques (régulateur non linéaire).
- Piloter un processus en utilisant les connaissances et l'expérience d'un opérateur humain qualifié «expert», les connaissances de l'expert sont schématisées à l'aide d'un ensemble de règles de conduite basées sur un vocabulaire symbolique.
- Le régulateur par la logique floue ne traite pas une relation mathématique bien définie (algorithme de réglage), mais utilise des inférences avec plusieurs règles, se basant sur des variables linguistiques.

### II.4. CONTROLEUR FLOU

La figure II.4 montre la configuration interne d'un régulateur par la logique floue [Ket-92], [Büh-94], [Meu-93], [Jan-95], [Mat-97], [Lai-96], [Bet-98].

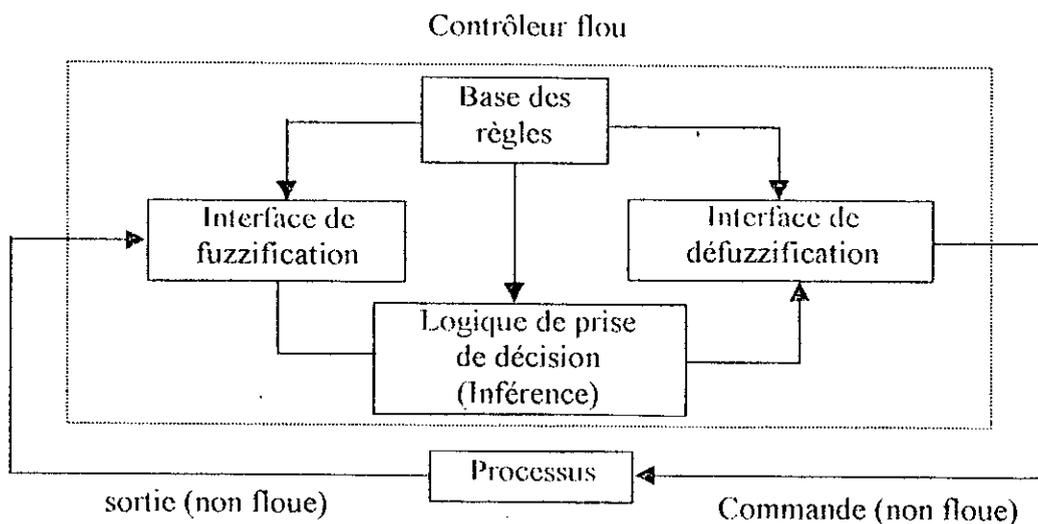


Figure II.4 : Schéma synoptique générale d'un contrôleur flou

Ce schéma est composé :

- d'une base des règles, qui contient la définition des termes utilisés dans la commande et les règles caractérisant la cible de la commande et décrivant la conduite de l'expert;
- d'une logique de prise de décision, qui transforme à l'aide des techniques de raisonnement flou la partie floue issue l'inférence de fuzzification, en une nouvelle partie floue;
- d'une interface de fuzzification, laquelle permet de transformer les grandeurs mesurées d'entrée en des grandeurs floues;
- et d'une interface de défuzzification à la sortie, laquelle détermine une action précise à partir des descriptions floues des variables de sortie.

#### II.4.1. BASE DES REGLES

Ces règles permettent de déterminer le signal de sortie du contrôleur en fonction des signaux d'entrée, elles sont exprimées sous la forme «SI – ALORS», à titre d'exemple, peut être la suivante :

$$R_1 : \text{SI } x_1 \text{ est } A_{11} \text{ et } \dots \text{ et } x_n \text{ est } A_{1n} \text{ Alors } y \text{ est } B_1$$

ou sous la forme de Sugeno :

$$R_1 : \text{SI } x_1 \text{ est } A_{11} \text{ et } \dots \text{ et } x_n \text{ est } A_{1n} \text{ Alors } y = f_1(x)$$

avec :  $f_1(x)$  est un polynôme

#### II.4.2. LOGIQUE DE PRISE DE DECISION (INFERENCE FLOUE)

La logique de prise de décision est le noyau du contrôleur flou, elle est capable de simuler la prise de décision de l'être humain en se basant sur les concepts flous et les règles d'inférence en logique floue [Meu-93], [Ket-92].

Dans les règles floues interviennent les opérateurs «ET» et «OU». L'opérateur «ET» s'applique aux variables à l'intérieur d'une règle, tandis que l'opérateur «OU» lie les différentes règles, il existe plusieurs possibilités pour interpréter ces opérateurs.

Pour le réglage par logique floue, est utilisée en générale une des méthodes suivantes :

- **Méthode d'inférence max-min (méthode de Mamdani)**

La méthode d'inférence max-min, réalise, au niveau de la condition, l'opérateur «ET» par la formulation du minimum. La conclusion dans chaque règle, introduite par «Alors», lie le facteur d'appartenance de la prémisse avec la fonction d'appartenance de la variable de sortie, réalisé par la formation du minimum. Enfin l'opérateur «OU» qui lie les différentes règles est réalisé par la formation du maximum [Büh-94], [Meu-93].

- **Méthode d'inférence max-produit (méthode de Larsen)**

La méthode d'inférence max-produit réalise, au niveau de la condition, l'opérateur «ET» par la formation du produit. La conclusion dans chaque règle, introduite par «Alors», est réalisée par la formation du produit. L'opérateur «OU» qui lie les différentes règles est réalisé par la formation du maximum [Büh-94], [Meu-93].

- **Méthode de Sugeno**

L'opérateur «ET» est réalisé par la formation du minimum, la conclusion de chaque règle floue à une forme polynomiale. La sortie finale est égale à la moyenne pondérée de la sortie de chaque règle floue [Sug-88].

### II.4.3. INTERFACE DE FUZZIFICATION

L'interface de fuzzification inclut les fonctions suivantes [Büh-94], [Meu-93], [Ket-92] :

- Mesure des variables d'entrée
- Représentation d'une cartographie d'échelle transférant la plage des variables d'entrée aux univers de discours correspondants.
- Transformation des variables d'entrée en variables linguistiques avec la définition des fonctions d'appartenance.

### II.4.4. INTERFACE DE DEFUZZIFICATION

Pour pouvoir définir la loi de commande, le contrôleur flou doit être accompagné d'une procédure de défuzzification jouant le rôle de convertisseur de la commande floue en valeur physique nécessaire pour un tel état du processus. Une stratégie de défuzzification est alors nécessaire.

Plusieurs stratégies de défuzzification existent, les plus utilisées sont [Büh-94], [Ket-93], [Lee-90].

- *Méthode du maximum*
- *Méthode de la moyenne des maxima*
- *Méthode du centre de gravité*
- *Méthode des hauteurs pondérées*

- *Méthode du maximum*

Cette stratégie génère une commande qui représente la valeur maximale de la fonction d'appartenance résultante issue de l'inférence. Cependant, cette méthode présente un certain inconvénient lorsqu'il existe plusieurs valeurs pour lesquelles la fonction d'appartenance résultante est maximale.

- *Méthode de la moyenne des maxima*

Cette méthode génère une commande qui représente la valeur moyenne de toutes les valeurs pour lesquelles la fonction d'appartenance résultante est maximale.

- *Méthode du centre de gravité*

Cette méthode est la plus utilisée dans les contrôleurs flous, elle génère le centre de gravité  $\bar{y}$  de la fonction d'appartenance issue de l'inférence.

L'abscisse du centre de gravité peut être déterminée à l'aide de la relation suivante [Meu-95], [Büh-94], [Sur-96] :

$$\bar{y} = \frac{\int y\mu_{res}(y)dy}{\int \mu_{res}(y)dy} \quad (II.20)$$

L'intégrale au dénominateur donne la surface, tandis que l'intégrale au numérateur correspond au moment de la surface.

La détermination du centre de gravité nécessite une envergure de calcul assez importante, surtout pour l'exécution en temps réel. De ce fait, cette méthode est la plus coûteuse en temps de calcul.

- *Méthode des hauteurs pondérées*

Au fond, cette méthode n'est rien d'autre qu'un cas particulier de la méthode du centre de gravité. Dans ce cas, on choisit des fonctions d'appartenance pour la variable de sortie des barres (rectangles de largeurs étroites), et on aboutit à une simplification notable de la détermination de l'abscisse du centre de gravité.

L'abscisse du centre de gravité se calcule alors à l'aide de la relation suivante [Büh-94] :

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^M \mu_i \bar{y}_i}{\sum_{i=1}^M \mu_i} \tag{II.21}$$

où :

$M$  : nombre de règles

$\mu_i$  : représente le degré de confiance ou d'activation de la règle  $R_i$ .

$\bar{y}_i$  : est l'abscisse du centre de gravité de l'ensemble flou de la variable de sortie associée à la règle  $R_i$ .

## II.5. APPLICATION DE LA LOGIQUE FLOUE A LA COMMANDE DE LA MSAP

Dans cette section, nous nous intéresserons à l'application de la commande par logique floue à la machine synchrone à aimants permanents. Deux types de régulateurs sont synthétisés pour le réglage de vitesse et de position à savoir, le régulateur de Mamdani, ainsi que le régulateur de Sugeno.

### II.5.1. REGULATEUR DE TYPE DE MAMDANI

En 1974, E. H. Mamdani a présenté, pour la première fois, la technique de réglage par la logique floue et conçoit le premier contrôleur flou [Mam-74]. Ce contrôleur est construit autour d'un organe de décision manipulant de règles subjectives et imprécises comme celles du langage courant qui, appliquées au système, peuvent le contrôler. L'obtention de ces règles auprès des experts qui connaissent bien le système, est facile.

Macvicar et Whelan ont fait une analyse sur les bases de règles de King et Mamdani et ont proposé une matrice des règles qui possède deux entrées, l'erreur et sa variation, en se basant sur les deux principes suivants [Tza-90] :

- Si la sortie à régler est égale à la valeur désirée et la variation de l'erreur est nulle, la commande sera maintenue constante.
- Si la sortie à régler diverge de la valeur désirée, l'action sera dépendante du signe et de la valeur de l'erreur et de sa variation.

#### II.5.1.1. SYNTHESE DU REGULATEUR

La majorité des contrôleurs développés utilisent le schéma simple proposé par Mamdani [Mam-77] pour les systèmes mono-entrée/ mono-sortie. Ce schéma est représenté par la figure suivante :

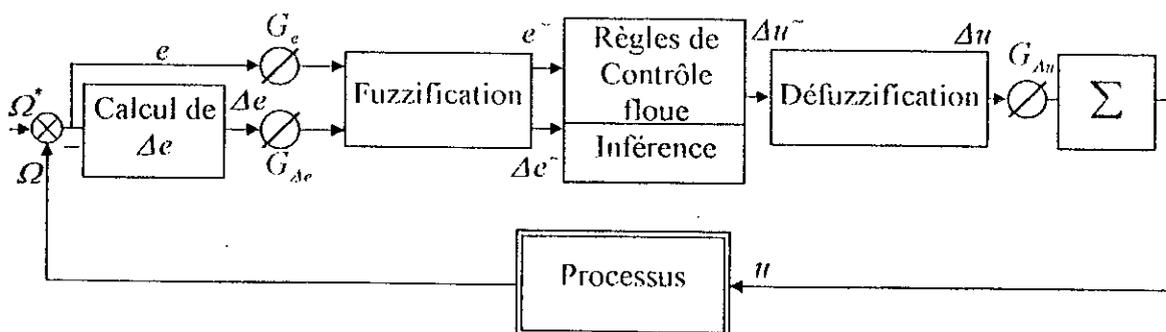


Figure II.5 : Schéma bloc de régulation à contrôleur flou

D'après ce schéma, le système est composé :

- d'un bloc de calcul de variation de l'erreur au cours du temps ( $\Delta e$ );
- des facteurs d'échelle associés à l'erreur, à sa variation et à la variation de la commande ( $\Delta u$ );
- des règles du contrôleur flou;
- d'un bloc de défuzzification utilisé pour convertir la variation de la commande floue en valeur numérique;
- d'un bloc sommateur.

Le succès des algorithmes flous dans les systèmes industriels complexes est dû au choix de méthodes relativement pratique, permettant avec une simplicité notable, la mise au point de tels algorithmes [Ket-92], [Mir-94-a-b], [Sou-95], [Lia-95].

Ces méthodes permettent de formuler un ensemble de décisions en termes linguistiques, utilisant les ensembles flous pour décrire les amplitudes de l'erreur, de sa variation et de la commande appropriée. En combinant ces règles, on peut dresser des tables de décision permettant de donner les valeurs de la sortie du contrôleur correspondant aux situations d'intérêt [Bar-96].

Les facteurs d'échelle doivent être choisis sur la base de l'étude du système de sorte que, lors de petits phénomènes transitoires, le domaine admissible pour l'erreur et sa variation ne soit pas dépassé.

Dans le cas du réglage par la logique floue, sont utilisées en générale des formes trapézoïdales et triangulaires pour les fonctions d'appartenance. bien qu'ils n'existent pas de règles précises pour la définition des fonctions d'appartenance, quelques directives générales sont données, afin de conduire à un choix convenable [Büh-94] :

- En ce qui concerne les variables d'entrée, il faut éviter des lacunes ou un chevauchement insuffisant entre les fonctions d'appartenance de deux ensembles voisins. En effet, cela provoque des zones de non-intervention du régulateur (zones mortes), ce qui conduit le plus souvent à une instabilité du régulateur. De même, est évité un chevauchement trop important, surtout avec  $\mu = 1$  entre deux ensembles voisins.
- Pour la variable de sortie, la présence des lacunes entre les fonctions d'appartenance sont admissibles, même souhaitées, comme il est montré au paragraphe (II.4.4), cela aboutit à une simplification notable de la détermination de l'abscisse du centre de gravité (pour une forme rectangulaire sans chevauchement).

## II.5.2. LOI DE COMMANDE

Cette loi est fonction de l'erreur et de sa variation ( $u = f(e, \Delta e)$ ). Par conséquent l'activation de l'ensemble des règles de décision associées donne la variation de la commande  $\Delta u$  nécessaire, permettant ainsi l'ajustement d'une telle commande  $u$ . Dans les cas simples, cette variation de la commande est obtenue par une simple lecture d'une table de décision définie hors ligne.

La forme générale de cette loi de commande est donnée par :

$$u_{k+1} = u_k + G_{\Delta u} \Delta u_{k+1} \quad (\text{II.21})$$

où :

$G_{\Delta u}$  : gain associé à la commande  $u_{k+1}$ .

$\Delta u_{k+1}$  : variation de la commande.

L'erreur  $e$  et la variation de l'erreur  $\Delta e$  sont normalisées comme suit :

$$\begin{aligned} X_e &= G_e e \\ X_{\Delta e} &= G_{\Delta e} \Delta e \end{aligned} \quad (\text{II.23})$$

où :

$G_e$  et  $G_{\Delta e}$  représentent les facteurs d'échelle (normalisation), on fait varier ces facteurs jusqu'à ce qu'on ait trouvé un phénomène transitoire de réglage convenable. En effet se sont ces derniers qui fixeront les performances de la commande.

### II.5.3. REGULATEUR A TROIS CLASSES

Dans ce régulateur, l'intervalle d'intérêt de chaque variable d'entrée et la variable de sortie est subdivisé en trois classes, comme c'est montré à la figure II.6.

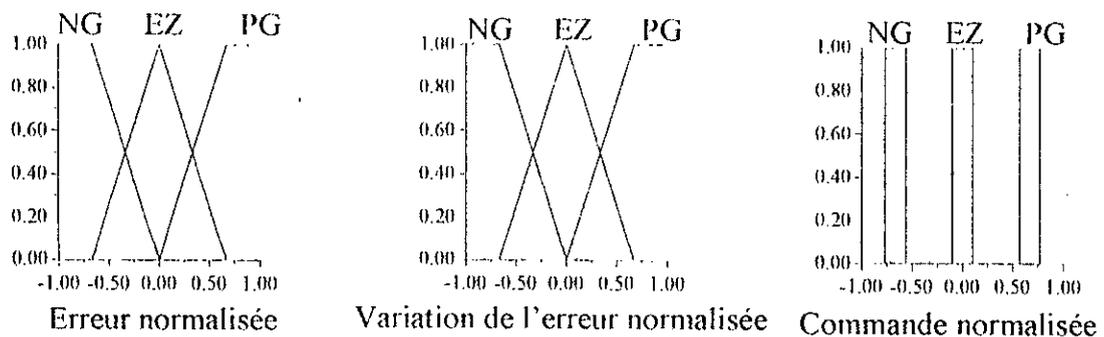


Figure II.6 : Fonctions d'appartenances des différents variables linguistiques.

Les classes sont notées comme suit :

PG pour positif grand

EZ pour environ zéro

NG pour négatif grand

Les règles floues permettent de déterminer le signal de sortie du régulateur en fonction des signaux d'entrée. Elles relient le signal de sortie aux signaux d'entrée par des conditions linguistiques prenant en compte l'expérience ou le savoir-faire acquis par un opérateur humain, en traduisant simplement des remarques de bon sens.

Par exemple, il est claire que, si l'erreur est fortement négative et sa variation aussi, le signal de commande doit être également. Au contraire, si l'erreur est environ de zéro et sa variation aussi, il en sera de même de la commande. Si l'erreur est environ de zéro mais sa variation est fortement négative, ou si l'erreur est fortement négative mais sa variation est environ de zéro, le signal de commande devra être fortement négatif [Bar-96].

Ces considérations nous ont conduit à adopter une table de décision anti-diagonale, résumant les règles choisies [Buc-89], cette table est appelée matrice de Macvicar-Whelan.

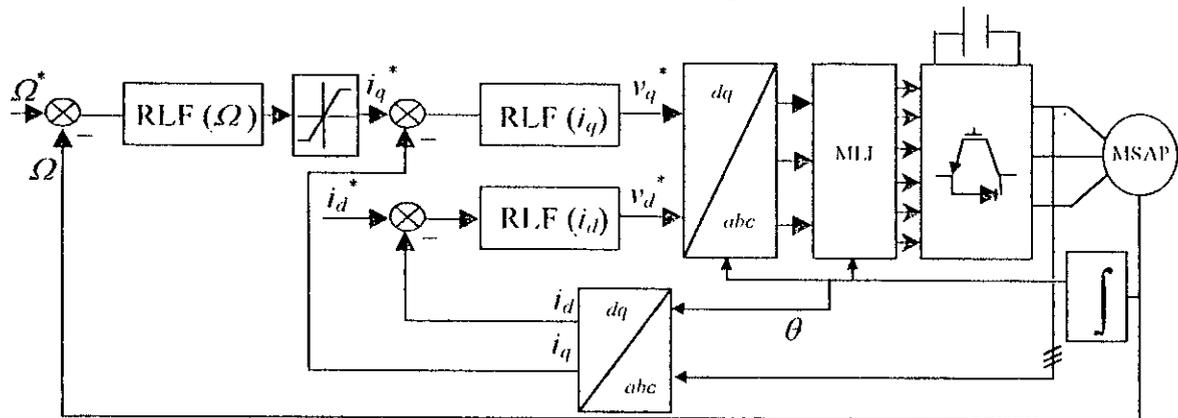
$\Delta e$	$e$	NG	EZ	PG
NG		NG	NG	EZ
EZ		NG	EZ	PG
PG		EZ	PG	PG

Tableau II.1 : Base de règles.

### II.5.3.1. REGLAGE DE LA VITESSE

Il est utilisé une structure en cascade dans le but de limiter le courant, d'une manière directe, absorbé par la machine. La boucle interne permet de contrôler le courant suivant l'axe  $q$ , tandis que la boucle externe assure le contrôle de la vitesse. Un troisième régulateur maintient le courant de perturbation  $i_d$  à zéro et imposant par là un couple optimal.

La structure globale de cette commande est représentée à la figure II.7.



· **Figure II.7 :** Structure globale du réglage de vitesse par la logique floue de la MSAP

Les trois régulateurs sont du même type (régulateur de type de Mamdani à trois classes), et possèdent les mêmes fonctions d'appartenance. La différence réside dans les gains de normalisation (facteurs d'échelle).

Le mode de fonctionnement est le même que ce soit pour les contrôleurs des courants ou pour celui de la vitesse.

Les étapes de calcul de la commande sont les suivantes :

1. Echantillonner la sortie
2. calculer l'erreur notée par  $e_i$  :

$$e_i = \text{consigne} - \text{sortie}$$

3. calculer la variation de cette erreur notée par  $\Delta e_i$  :

$$\Delta e_i = e_i - e_{i-1}$$

où :  $e_{i-1}$  est l'erreur de la période précédente.

4. calculer les valeurs normalisées de  $e_i$  et  $\Delta e_i$  par :

$$X_{e_i} = G_e e_i$$

$$X_{\Delta e_i} = G_{\Delta e} \Delta e_i$$

5. calculer la variation de la commande  $\Delta u_i$   
pour cela on parcourt les étapes suivantes :

- 5.1. fuzzification :

Calculer les degrés d'appartenance de  $e_i$  et  $\Delta e_i$  pour les trois classes à l'aide de leurs fonctions d'appartenance.

## 5.2. inférence floue :

Calculer en utilisant la table des règles de commande (tableau II.1) les fonctions d'appartenance résultantes de la variable linguistique  $\Delta u_i$  à chacune de ses classes.

## 5.3. défuzzification :

Une réduction notable de l'envergure de calcul s'obtient par l'emploi de la méthode des hauteurs pondérées, où en définissant des fonctions d'appartenance de forme rectangulaire sans chevauchement (figure II.6). Ainsi, selon l'équation II.20, l'abscisse du centre de gravité devient :

$$\Delta u_i = \frac{\sum_{j=1}^3 r_j \mu_j}{\sum_{j=1}^3 \mu_j} \quad (\text{II.23})$$

avec :

$\mu_j$  : degré d'activation de la  $j^{\text{ème}}$  règle.

$r_j$  : l'abscisse du centre de gravité de la  $j^{\text{ème}}$  classe.

## 6. calculer la valeur physique de la commande par :

$$u_i = u_{i-1} + G_{Au} \Delta u_i \quad (\text{II.24})$$

## 7. laisser la sortie évoluer jusqu'à la prochaine période d'échantillonnage et puis réexécuter toutes les étapes.

## II.5.3.2. REGLAGE DE POSITION

La structure de commande de la figure II.7 Peut être complétée en ajoutant un régulateur flou pour réguler la position. Le schéma global de cette commande est représenté à la figure II.8.

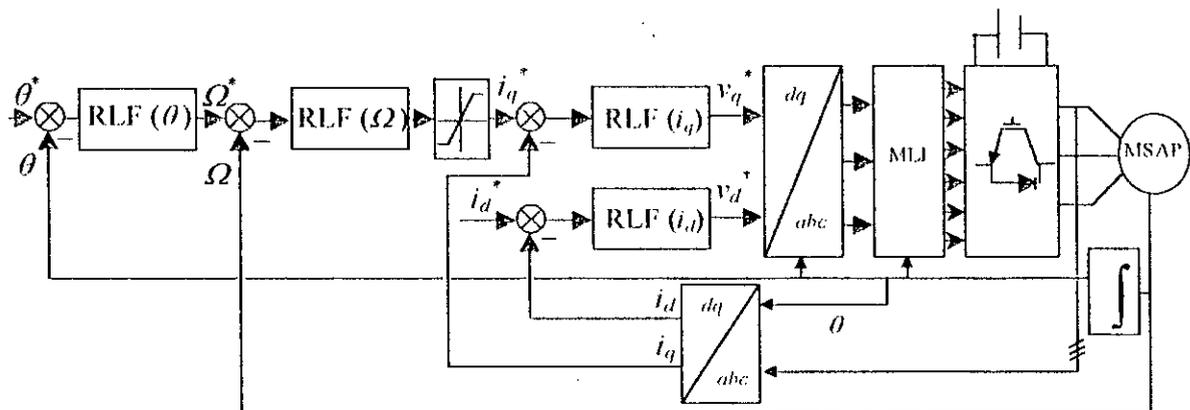


Figure II.8 : Structure globale du réglage de position par la logique floue de la MSAP.

Les quatre régulateurs possèdent les mêmes fonctions d'appartenance, et le calcul de la commande se fait en suivant les mêmes étapes de calcul données au paragraphe précédent.

### II.5.3.3. SIMULATION NUMERIQUE

Pour valider l'application des régulateurs flous synthétisés, pour la commande de la machine synchrone à aimants permanents, nous avons procédé à la simulation numérique, dans le cas du réglage de la vitesse et celui de la position. La figure II.9.a donne les réponses du système lors du démarrage pour une consigne de vitesse de 300 rd/s avec variation de la charge. La figure II.9.b donne les réponses du système lors de l'inversion du sens de rotation de 300 rd/s à - 300 rd/s.

Les figures (II.10.a et II.10.b) présentent le comportement global de la régulation lors du positionnement pour une consigne à 5 rd, ainsi que lors de l'inversion du positionnement de 5 rd à - 5 rd respectivement. L'analyse des résultats obtenus montre que les performances de poursuite de la consigne sont satisfaisantes, le découplage de la machine est réalisé avec succès par le maintien du courant  $i_d$  nul. La chute de vitesse et celle de position est l'ordre de 2.6 % et 4.9 % respectivement. Les temps nécessaires à la compensation de celles-ci sont respectivement égal à 0.2 s et 0.25 s.

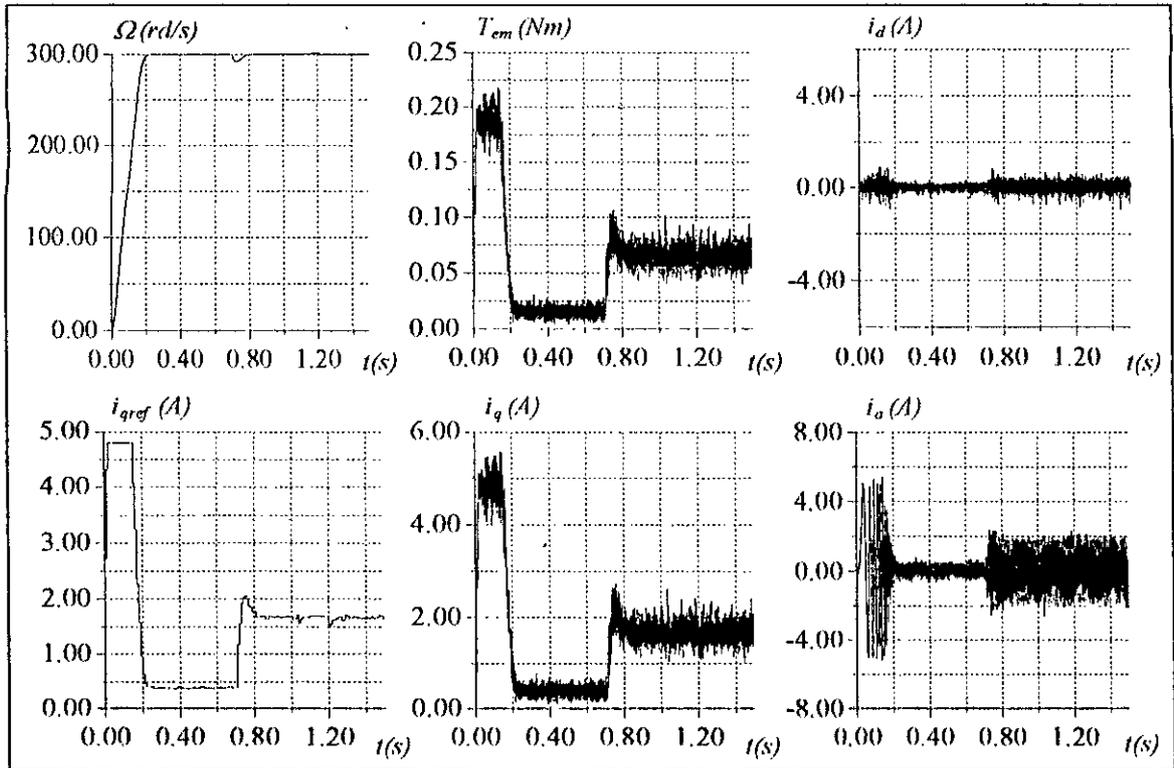


Figure II.9.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variation de la charge.

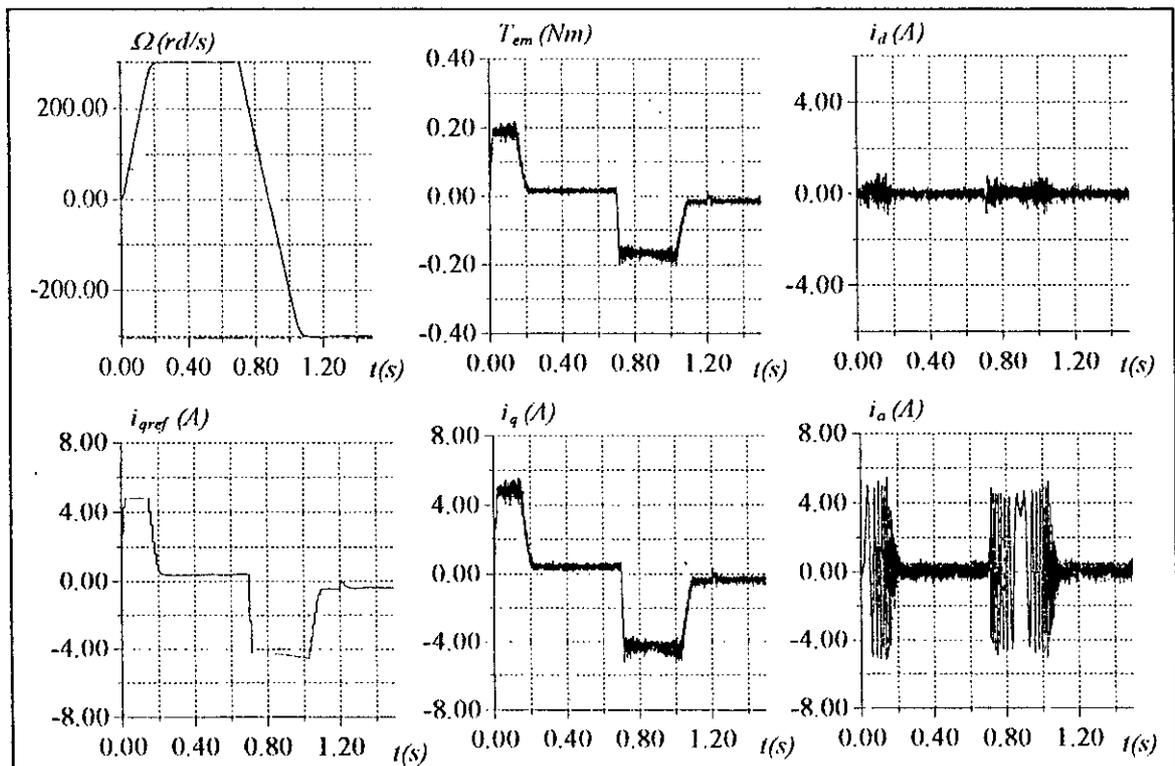


Figure II.9.b : Comportement dynamique de la MSAP lors d'une inversion du sens de la marche.

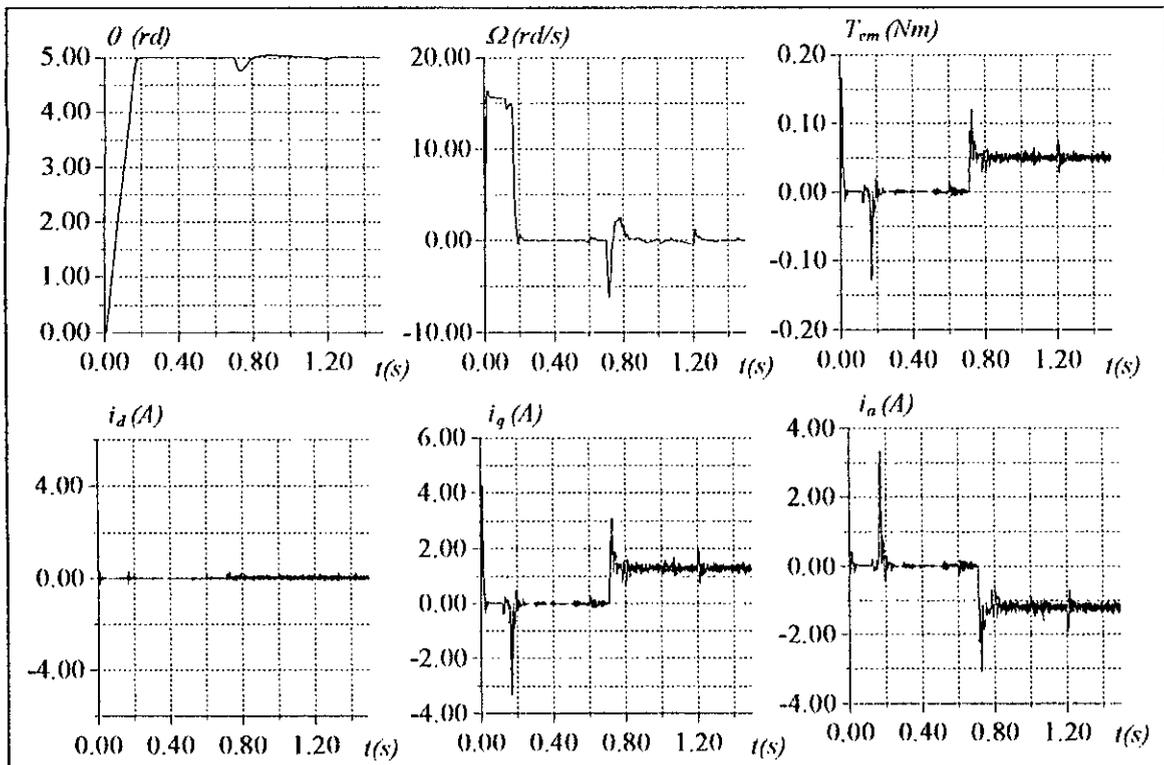


Figure IV.10.a : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variation de la charge.

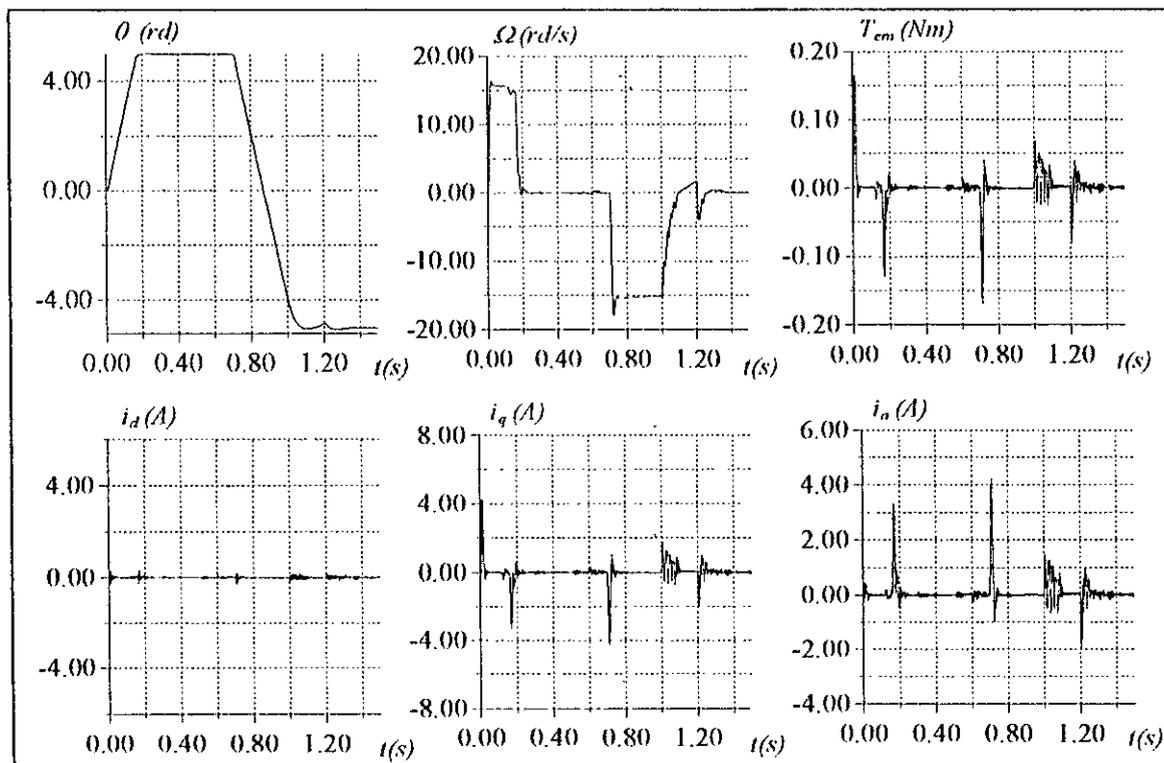


Figure IV.10.b : Comportement dynamique de la MSAP lors de l'inversion du positionnement.

### II.5.4. REGULATEUR A SEPT CLASSES

Dans le but d'améliorer le comportement dynamique du réglage de la machine synchrone à aimants permanents, nous introduisons pour les variables d'entrée et la variable de sortie du régulateur flou sept ensembles, représentés par des fonctions d'appartenance, comme le montre la figure II.11.

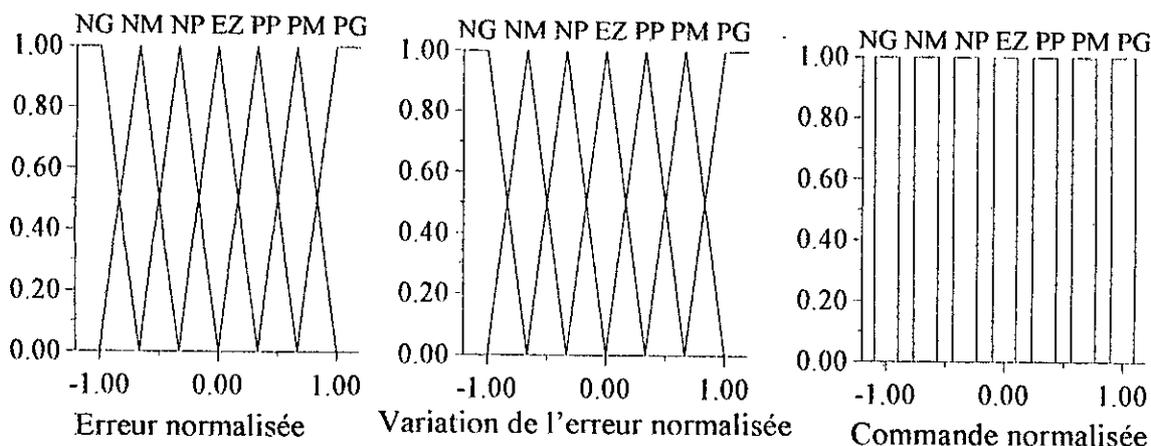


Figure II.11 : Fonctions d'appartenances des différents variables linguistiques.

En utilisant les directives de synthèse de règles décrites dans la section II.5.3, est obtenu l'ensemble des règles de décision regroupées dans le tableau II.2.

$\Delta e$	$e$	NG	NM	NP	EZ	PP	PM	PG
NG	NG	NG	NG	NG	NG	NM	NM	EZ
NM	NG	NG	NG	NG	NM	NP	EZ	PP
NP	NG	NG	NG	NM	NP	EZ	PP	PM
EZ	NG	NM	NP	EZ	PP	PM	PG	PG
PP	NP	NP	EZ	PP	PM	PG	PG	PG
PM	NP	EZ	PP	PM	PG	PG	PG	PG
PG	EZ	PP	PM	PG	PG	PG	PG	PG

Tableau II.2 : Table de règles à sept classes.

Les classes sont notées comme suit :

- NG pour négatif grand
- NM pour négatif moyen
- NP pour négatif petit
- EZ pour environ zéro
- PP pour positif petit
- PM pour positif moyen
- PG pour positif grand

#### II.5.4.1. REGLAGE DE VITESSE ET DE POSITION DE LA MSAP

Ce qui caractérise les régulateurs flous à sept classes présentés dans cette partie est qu'ils ont été développés en recherchant des algorithmes de régulation ayant de bonnes performances. Les bonnes performances recherchées sont une dynamique rapide obtenue en annulant le courant de perturbation, et une bonne robustesse vis-à-vis des perturbations de charge.

Comme précédemment, les structures globales de commande de vitesse et de position sont représentées respectivement aux figures II.7. et II.8.

#### II.5.4.2. SIMULATION NUMERIQUE

Après avoir réalisé la synthèse du régulateur de Mamdani à sept classes, nous simulons le comportement global de la machine synchrone à aimants permanents dans le cas du réglage de vitesse et de position. La figure II.12.a donne les réponses du système lors du démarrage pour une consigne de vitesse de 300 rd/s avec variation de la charge. La figure II.12.b donne les réponses du système lors de l'inversion du sens de marche de 300 rd/s à -300 rd/s. Il apparaît, suite aux différents résultats présentés aux figures II.12.a et II.12.b, que les performances de poursuite de la consigne sont satisfaisantes, le rejet de la perturbation est rapide et le découplage de la machine est réalisé avec succès. La chute de vitesse est l'ordre de 2.2 %, elle est éliminée en un temps de 0.2 s.

Les figures (II.13.a et II.13.b) donnent les performances du positionnement de la machine pour une consigne de 5 rd avec variation de la charge, ainsi que lors de l'inversion de la position de 5 rd à - 5 rd. On note des performances de poursuite satisfaisantes et une prise en compte efficace de la perturbation. Le découplage de la machine est insensible aux variations de la charge et de la consigne. La chute de vitesse, lors de l'application de la perturbation, a pour valeur 4.6 %, cette chute est éliminée en un temps de 0.25 s.

Nous remarquons, d'après les figures II.9, II.10, II.12 et II.13, que le régulateur à sept classes est le meilleur, aussi l'augmentation du nombre de règles permet d'obtenir un phénomène transitoire rapide lors de grandes variations des consignes. En effet, l'augmentation du nombre de règles permet d'obtenir des effets non linéaires influant favorablement sur le comportement du système.

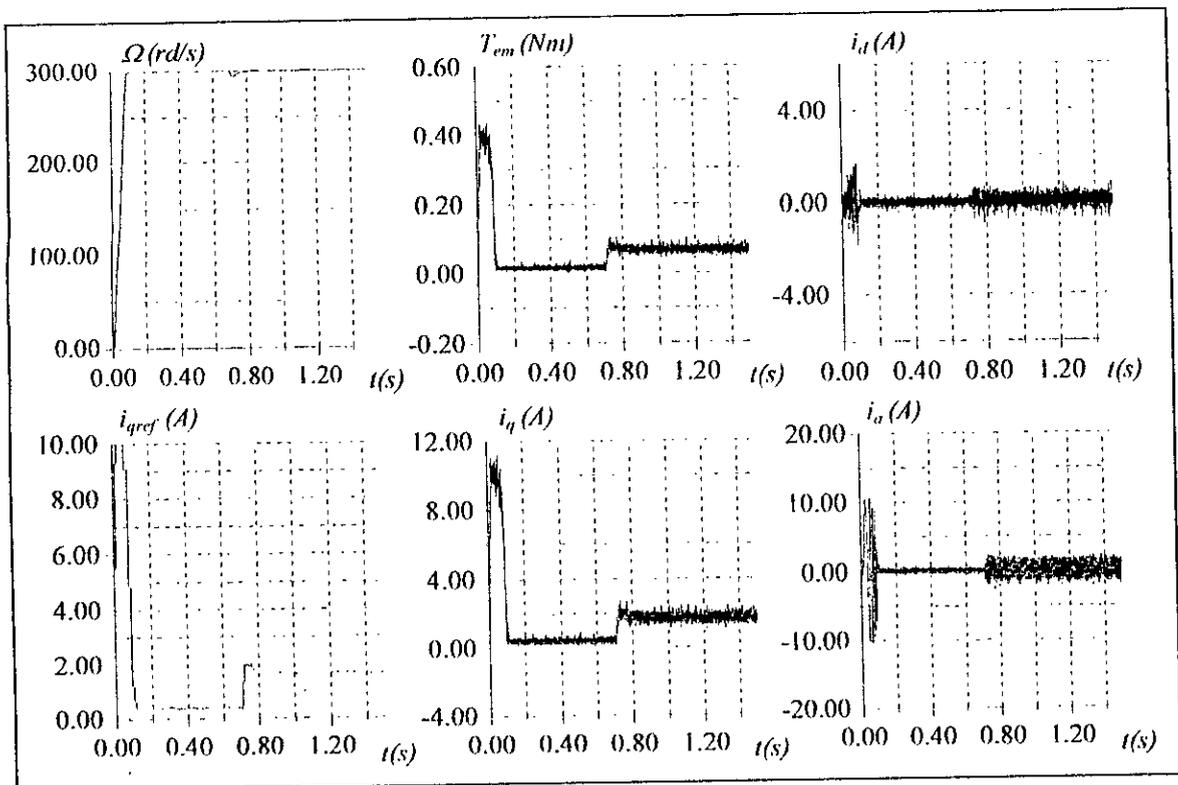


Figure II.12.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variation de la charge.

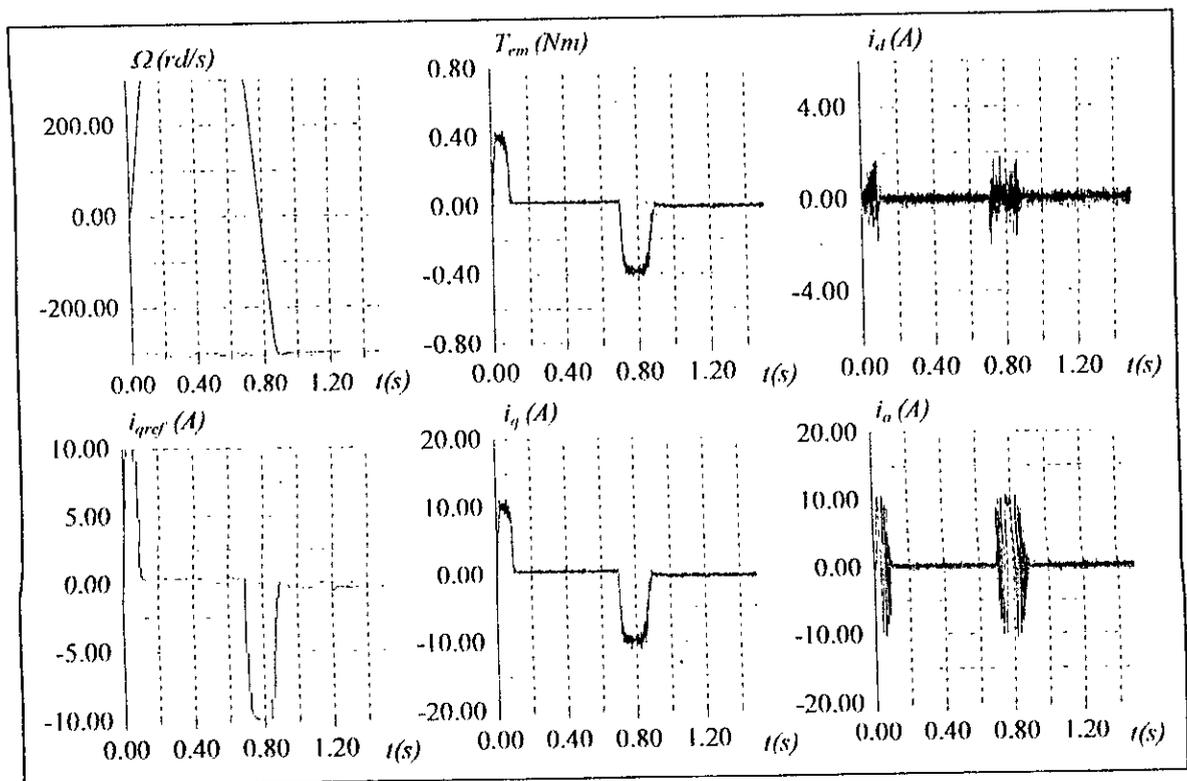


Figure II.12.b : Comportement dynamique de la MSAP lors d'une inversion du sens de la marche.

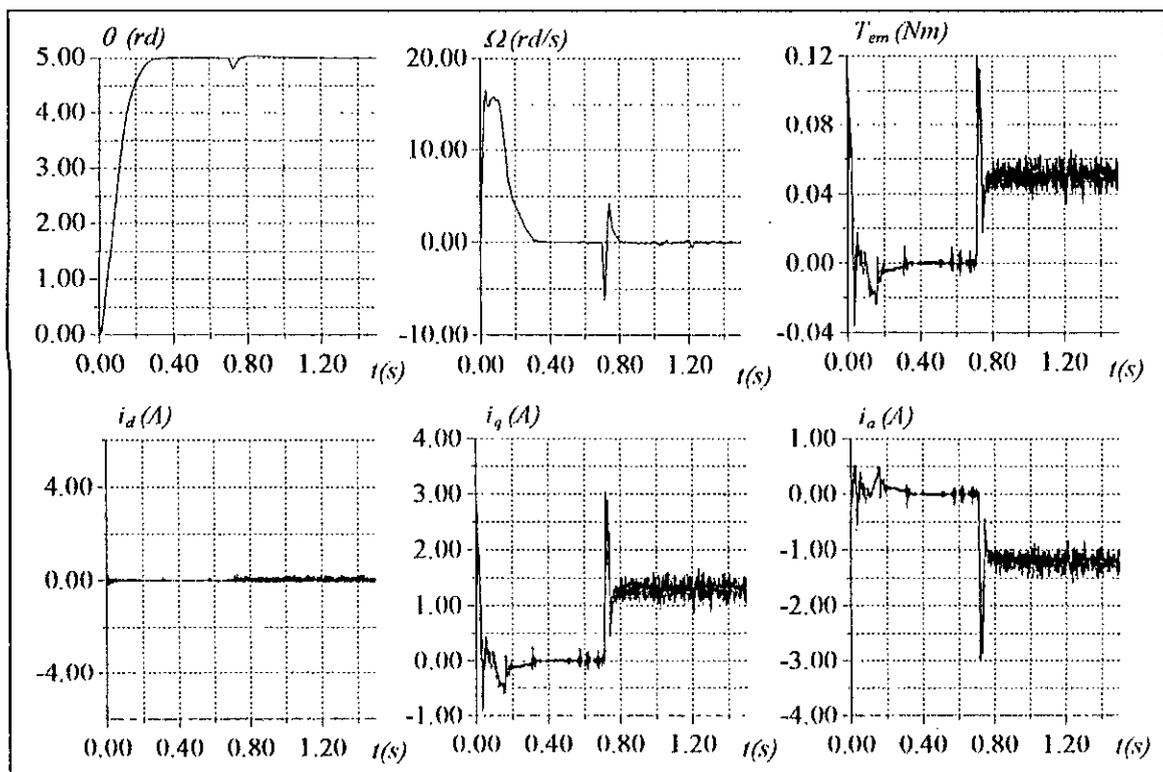


Figure II.13.a : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variation de la charge.

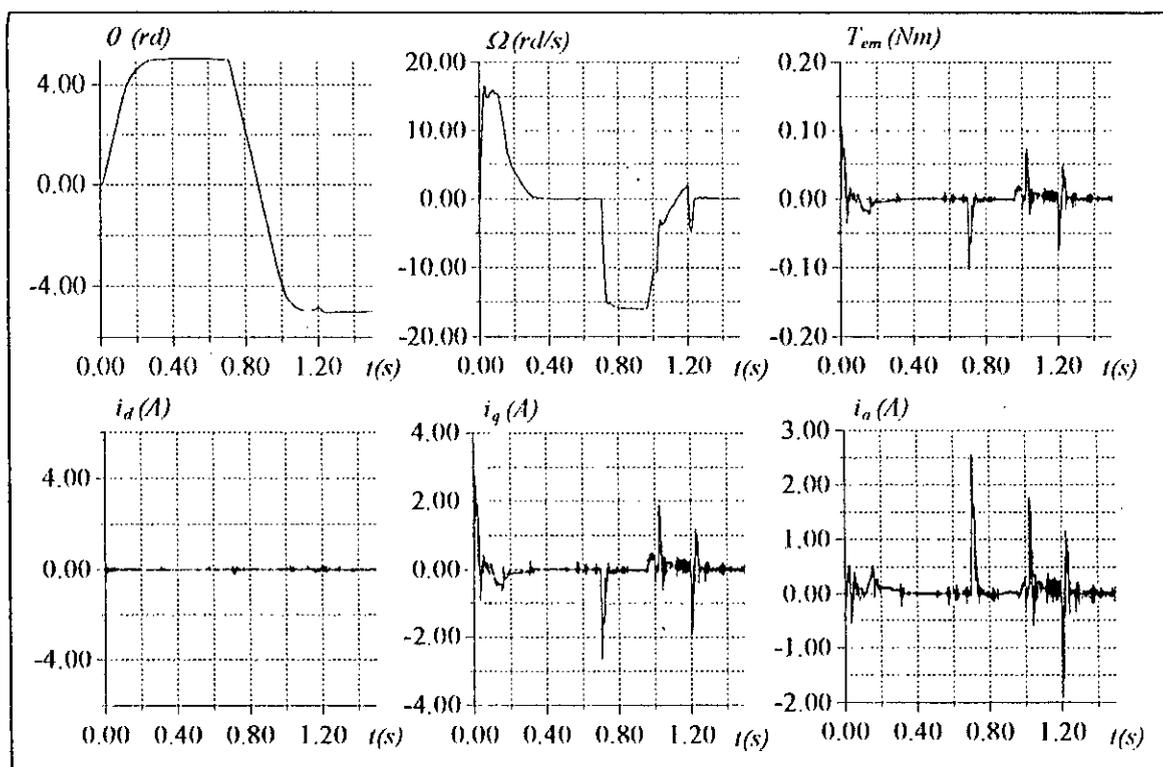


Figure II.13.b : Comportement dynamique de la MSAP lors de l'inversion du positionnement.

### II.5.5. REGULATEUR DE TYPE SUGENO

L'utilisation des régulateurs de Mamdani à sept classes a permis l'obtention de meilleures performances, ceci est dû à l'augmentation du nombre de classes. Cependant l'augmentation du nombre de règles rend difficile l'obtention de ces règles, et rend aussi plus lent le calcul de la commande. A noter qu'un nombre élevé d'ensembles a pour conséquence un nombre élevé de règles d'inférence. Ce qui augmente considérablement le temps de traitement. Donc, pour que le temps de calcul de la commande soit bref, il faut réduire la taille du régulateur en minimisant le nombre de règles constituant la base de connaissance. Pour résoudre ce problème, nous choisissons les régulateurs de type Sugeno.

Le régulateur de Sugeno a été proposé par Sugeno et Takagi [Sug-85], qui cherchaient à développer une méthode systématique de génération des règles floues à partir d'un ensemble de données entrée-sortie.

Notons par  $x_1, \dots, x_n$  les entrées du régulateur flou de Sugeno, et par  $y$  sa sortie. Pour chaque variable  $x_i$  est associé  $m_i$  ensemble flous  $F_i^j$  dans  $U_i$ , tel que pour  $x_i$  quelconque de  $U_i$ , il existe au moins un degré d'appartenance  $\mu_{F_i^j}(x_i) \neq 0$ , où  $i = 1, 2, \dots, n$  et  $j = 1, 2, \dots, m_i$ . La base des règles du régulateur

flou comporte  $M = \prod_{i=1}^n m_i$  règles telles que :

$$R_l : \text{si } x_1 \text{ est } F_1^{l_1} \text{ et...et } x_i \text{ est } F_i^{l_i} \text{ et...et } x_n \text{ est } F_n^{l_n} \text{ Alors } y_l(x) = a_0^l + a_1^l x_1 + \dots + a_n^l x_n \quad (II.25)$$

avec :  $l = 1, \dots, M$ ;  $i = 1, \dots, n$  et  $1 \leq l_i \leq m_i$

Chaque règle floue  $R_l$  corresponde à une combinaison des  $(F_1^{l_1}, \dots, F_i^{l_i}, \dots, F_n^{l_n})$  ensembles flous. En effet, la base de connaissances comporte toutes les combinaisons possibles des ensembles flous des variables d'entrée.

Dans ce cas les conséquences des règles sont des fonctions numériques, qui dépendent des valeurs actuelles des variables d'observations  $(x)_{i=1, \dots, n}$ .

A partir de l'ensemble des règles précédentes, l'expression de la sortie finale est donnée par la relation suivante [Leu-96], [Jan-95], [Kos-92] :

$$y = \frac{\sum_{l=1}^M \mu_l y_l}{\sum_{l=1}^M \mu_l} \quad (II.26)$$

avec :

$$\mu_l = \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^{l_i}}(x_i); \quad 1 \leq l \leq M$$

Lequel représente le degré de confiance ou d'activation de la règle  $R_l$ .

Etant donnée que chaque règle possède une conclusion numérique, la sortie totale du système flou est obtenue par le calcul d'une moyenne pondérée, et de cette manière, le temps consommé par la procédure de défuzzification est évité.

### II.5.5.1. DETERMINATION DES REGULATEURS PAR APPROXIMATION

La détermination des coefficients caractérisant les conséquences des règles floues du régulateur de Sugeno se base sur les données entrée-sortie obtenues à partir d'un régulateur existant ou d'un opérateur humain expérimenté. Plusieurs travaux portés sur la détermination des régulateurs de Sugeno tels que [Che-99]. Dans cette section les régulateurs de Sugeno sont déterminés par une méthode d'approximation.

La forme générale d'un jeu de règles à deux entrées et une conclusion numérique polynomiale dans le régulateur flou de Sugeno est de la forme :

$$\text{si } x_1 \text{ est } A_i \text{ et } x_2 \text{ est } B_i \text{ Alors } y_i = r_i + p_i x_1 + q_i x_2 \quad (\text{II.27})$$

En utilisant le régulateur de type Mamdani, nous pouvons déterminer celui de Sugeno. Le passage se fait par une méthode d'approximation. Cette méthode consiste à approcher la surface  $\Delta u = f(e, \Delta e)$  par des plans. Pour cela, nous divisons le domaine  $(e, \Delta e)$  en  $n_1 \times n_2$  sous domaines, où  $n_1$  et  $n_2$  sont les nombres de classes associées respectivement à  $e$  et à  $\Delta e$ . Nous disposons, ainsi, de  $n_1 \times n_2$  règles. Chaque sous-domaine représente une règle qui possède trois paramètres à déterminer. Ces derniers déterminent un plan dans l'espace  $(e, \Delta e, \Delta u)$ , lequel représente une approximation de la surface  $\Delta u = f(e, \Delta e)$  dans ce sous-domaine.

A partir du régulateur de type de Mamdani ayant sept classes, nous pouvons déterminer le régulateur de type Sugeno ayant seulement trois classes (9 règles). Nous imposons au régulateur du type Mamdani un ensemble d'entrée, pour construire un fichier E/S que nous utilisons pour identifier celui du type Sugeno.

Pour déterminer les paramètres de chaque sous-domaine, nous prenons  $6D+1$  points pour l'erreur et la variation de l'erreur. Ces points sont donnés par le système suivant :

$$\begin{aligned} e(i) &= -1 + \frac{(i-1)}{3D}, \text{ avec } i = 1, 2, \dots, 6D+1 \\ \Delta e(j) &= -1 + \frac{(j-1)}{3D}, \text{ avec } j = 1, 2, \dots, 6D+1 \end{aligned} \quad (\text{II.28})$$

avec  $D$  est un nombre entier positif.

La détermination de  $\Delta u$  se fait en utilisant la table de Macvicar, donnée au paragraphe II.5.4.

Nous décomposons la matrice  $\Delta u = f(e, \Delta e)$  de dimension  $(6D+1) \times (6D+1)$  en 9 parties, chaque partie  $(\Delta u_{mn})$  consiste une sous-matrice de dimension  $(2D+1) \times (2D+1)$ , tel que :

$$\Delta u_{mn} = \Delta u(k + (m-1)2k, l + (n-1)2k) \quad (\text{II.29})$$

Où :

$$k = 1, 2, \dots, 2D+1$$

$$l = 1, 2, \dots, 2D+1$$

Sont les indices des éléments de la sous-matrice  $\Delta u_{mn}$ .

Et :

$$m = 1, 2, 3$$

$$n = 1, 2, 3$$

sont les indices de la sous-matrice  $\Delta u_{mn}$

Nous construisons pour chaque sous-matrice  $\Delta u_{mn}$  un vecteur  $Z_{mn}$ , tel que :

$$Z_{mn}(k + (l-1)(2k+1)) = \Delta u(k + (m-1)2k, l + (n-1)2k) \quad (\text{II.30})$$

Donc le vecteur  $Z_{mn}$  est de dimension  $(2D+1)^2$ .

Nous définissons pour chaque partie une matrice  $A_{mn}$ , tel que :

$$\begin{aligned} A_{mn}(k+(l-1)(2k+1),1) &= e(k+(m-1)2k) \\ A_{mn}(k+(l-1)(2k+1),2) &= \Delta e(l+(n-1)2k) \\ A_{mn}(k+(l-1)(2k+1),3) &= 1 \end{aligned} \tag{II.31}$$

L'approximation de la surface  $\Delta u(e, \Delta e)$  par des plans permet d'écrire :

$$\Delta u_{mn} = p_{mn}e + q_{mn}\Delta e + r_{mn} \tag{II.32}$$

d'où :

$$\begin{aligned} p_{mn}e(k+(m-1)2k) + q_{mn}(l+(n-1)2k) + r_{mn} &= \Delta u_{mn}(k+(m-1)2k, l+(n-1)2k) \\ &= Z_{mn}(k+(m-1)2k) \end{aligned} \tag{II.33}$$

Sous une forme matricielle, on peut écrire :

$$A_{mn}\theta_{mn} = Z_{mn} \tag{II.34}$$

où :

$\theta_{mn} = [p_{mn} \quad q_{mn} \quad r_{mn}]^T$  est le vecteur paramètres définissant le plan indiqué par les deux nombres  $n$  et  $m$ .

En multipliant les deux membres de l'équation (II.34) par  $A_{mn}^T$ , nous obtenons :

$$(A_{mn}^T A_{mn})\theta_{mn} = A_{mn}^T Z_{mn} \tag{II.35}$$

d'où :

$$\theta_{mn} = (A_{mn}^T A_{mn})^{-1} A_{mn}^T Z_{mn} \tag{II.36}$$

En utilisant la méthode décrite précédemment, nous obtenons pour  $D = 6$  le résultat suivant :

$e$	$\Delta e$	$m$	$n$	$p$	$q$	$r$
NG	NG	1	1	0.181752	0.181752	-0.38899
EZ	NG	2	1	0.54028	0.515559	-0.114373
PG	NG	3	1	0.494628	0.494628	0
NG	EZ	1	2	0.515559	0.5402868	-0.114373
EZ	EZ	2	2	0.675206	0.675206	0
PG	EZ	3	2	0.515559	0.5402868	0.114373
NG	PG	1	3	0.494628	0.494628	0
EZ	PG	2	3	0.54028	0.515559	0.114373
PG	PG	3	3	0.181752	0.181752	0.38899

Tableau II.3 : Base de règles du RLF(3x3) de Sugeno.

Les ensembles flous NG, EZ et PG sont représentés par la figure suivante :

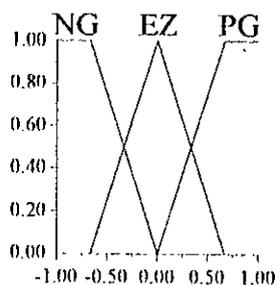


Figure II.14 : Répartition des fonctions d'appartenance.

### II.5.5.1.1. SIMULATION NUMERIQUE

Des simulations permettent de mettre en évidence les performances que l'on peut espérer obtenir d'un moteur synchrone à aimants permanents contrôlé au moyen du régulateur du type Sugeno développé précédemment, en basant sur les schémas de commande pour le réglage de vitesse et de position représentés respectivement par les figures II.7 et II.8.

Sur les figures (II.15.a et II.15.b), nous montrons les résultats de simulation concernant le réglage de la vitesse lors du démarrage, ainsi que lors de l'inversion du sens de marche. Les figures (II.16.a et II.16.b) donnent les performances du positionnement pour le même régime de fonctionnement. Les performances du réglage de la vitesse et de la position sont satisfaisantes, le rejet de la perturbation est rapide, le découplage n'est pas affecté par la variation de la charge.

Il est à signaler que le courant  $i_d$  présente une pointe assez importante lors de l'inversion du sens de rotation, mais ce dernier s'installe à zéro dans le régime permanent.

Une étude comparative entre le régulateur du type Mamdani à sept classes et le régulateur de type Sugeno, montre que, le régulateur de type Sugeno est moins performant en ce qui concerne la rapidité du régime transitoire et le découplage. Ceci est dû à la méthode utilisée pour la détermination des paramètres du régulateur de Sugeno.

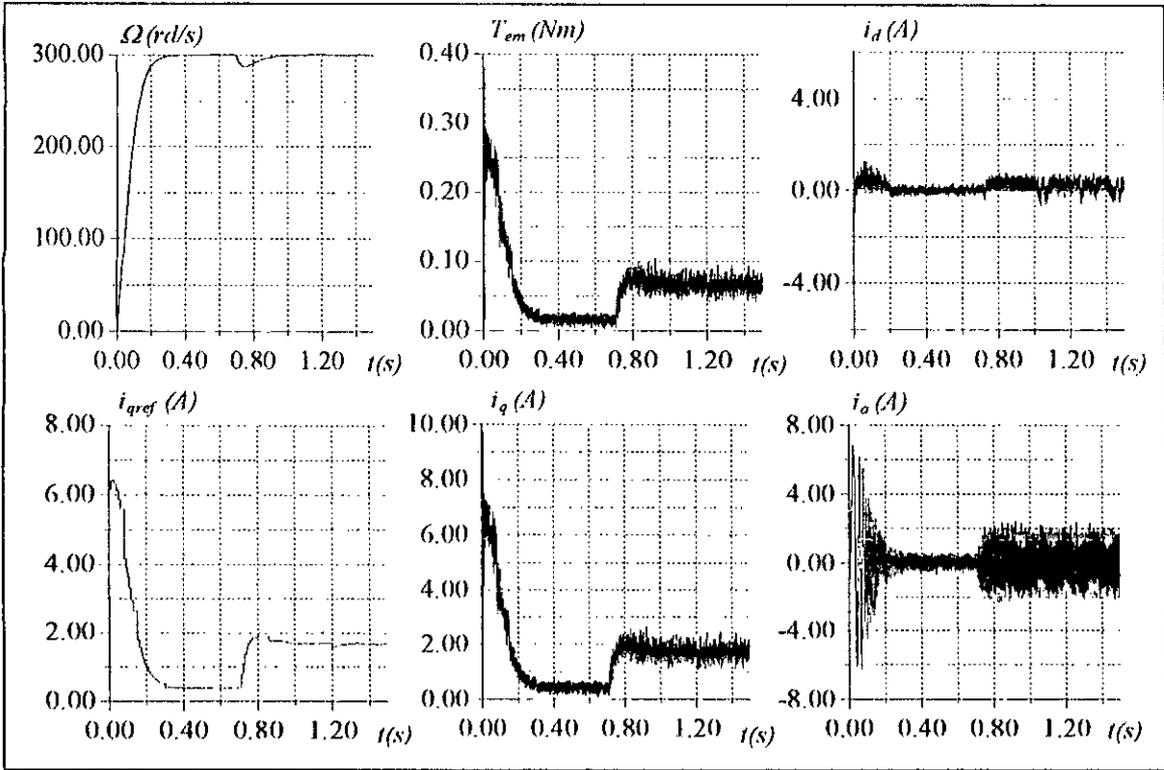


Figure II.15.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variation de la charge.

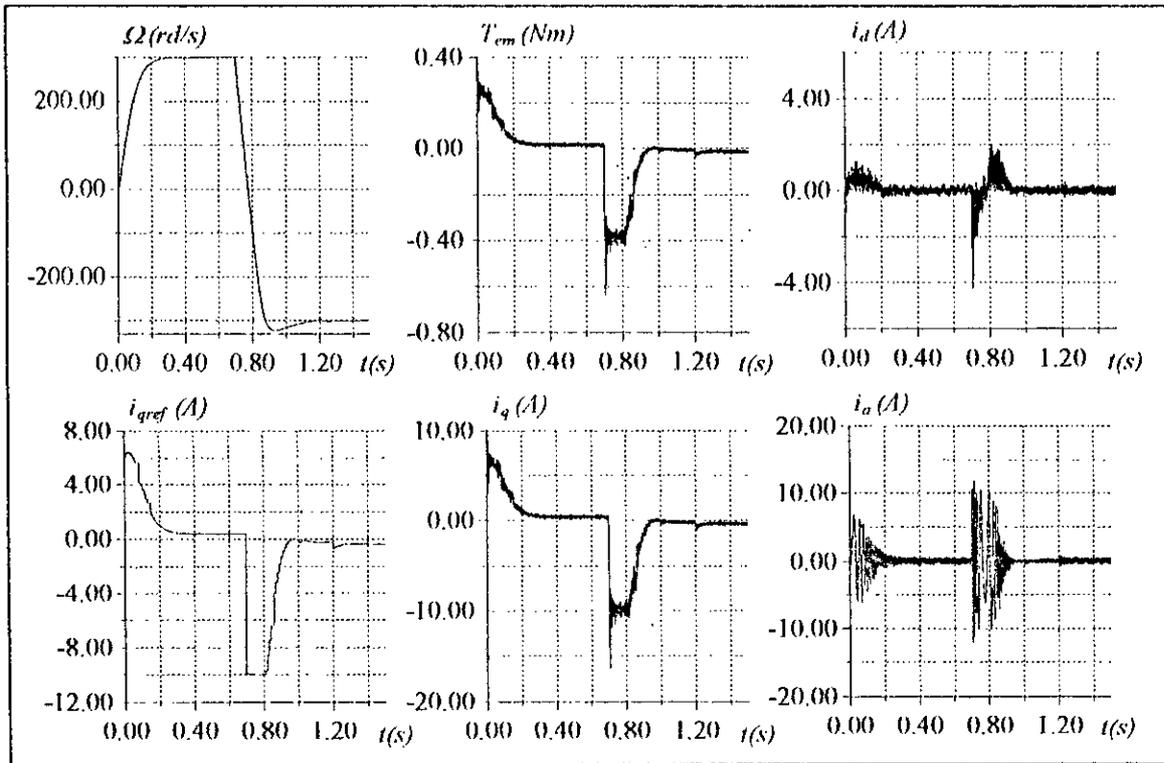


Figure II.15.b : Comportement dynamique de la MSAP lors d'une inversion du sens de la marche.

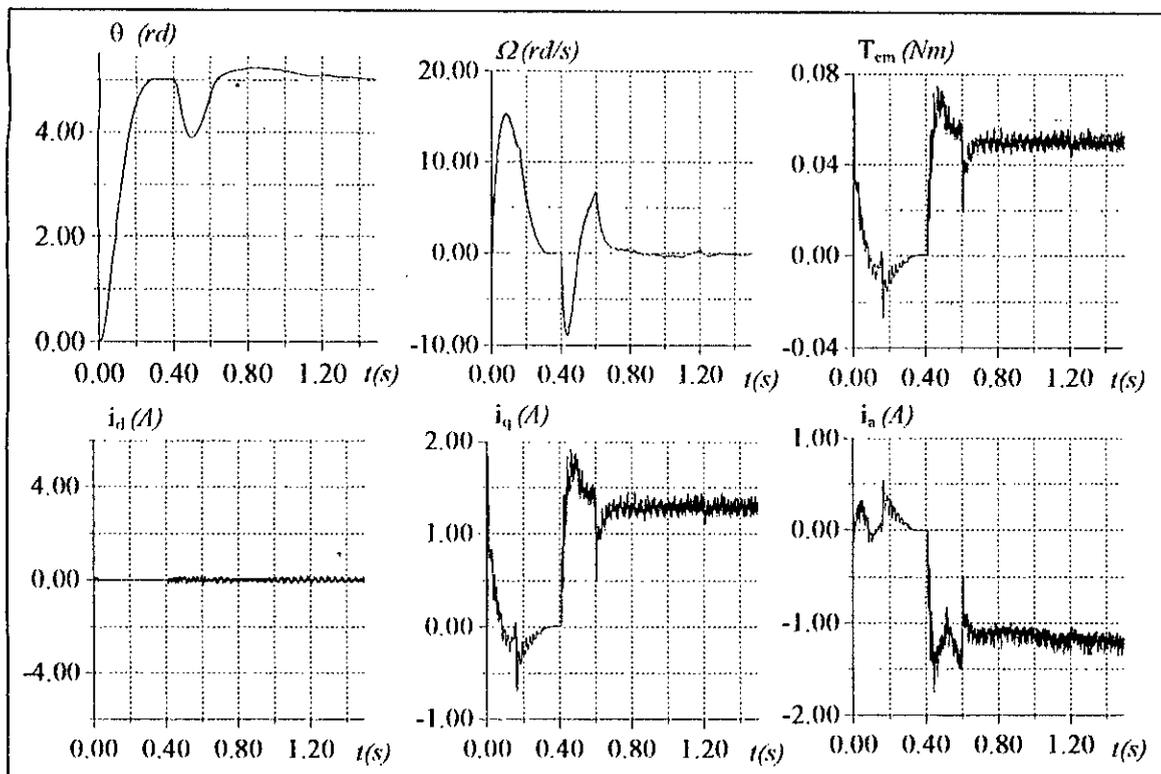


Figure II.16.a : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variation de la charge.

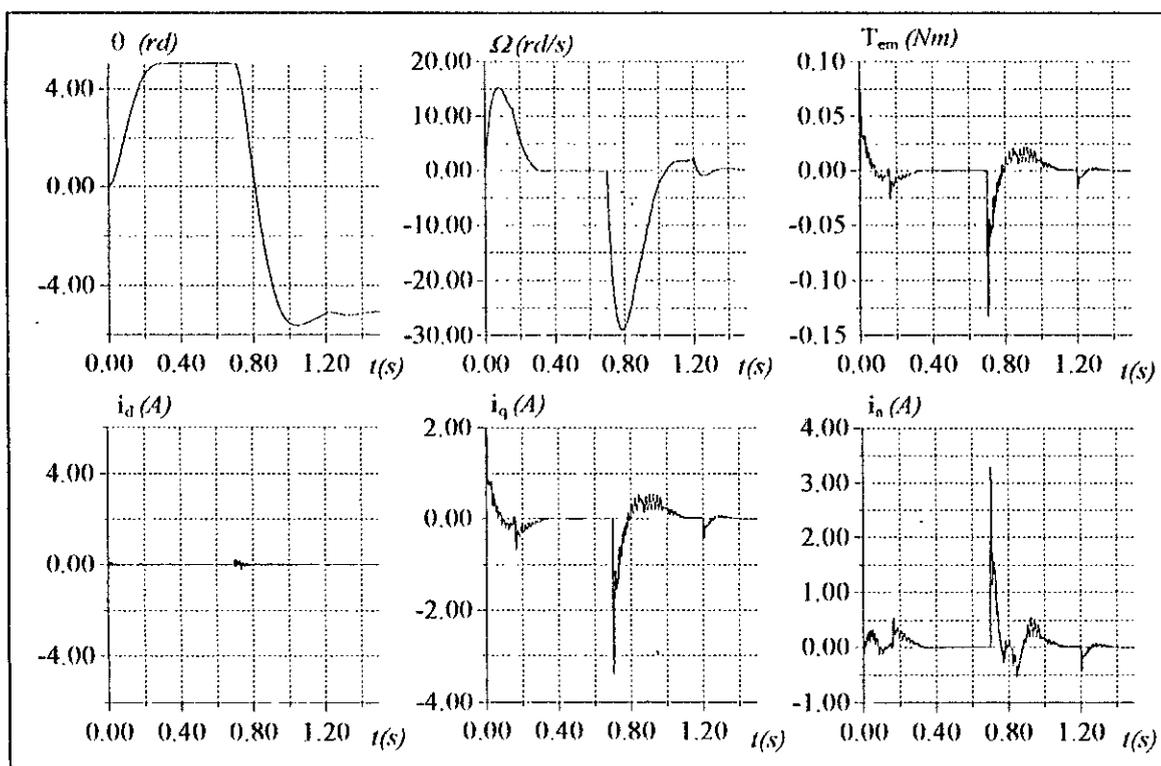


Figure II.16.b : Comportement dynamique de la MSAP lors de l'inversion du positionnement.

### II.5.5.2. DETERMINATION DES REGULATEURS PAR APPRENTISSAGE

Dans cette partie les régulateurs de Sugeno sont définis tel que les sorties des régulateurs dépendent, comme du polynôme d'ordre un, de ses entrées. Les paramètres des prémisses et des conséquences sont déterminés en recopiant les données entrée-sortie obtenues en synthétisant tout d'abord les régulateurs flous de Mamdani. Pour ces derniers les variables linguistiques d'entrées  $e$  et  $\Delta e$  et de sortie  $\Delta u$  sont décrites par sept ensembles flous. La recopie est obtenue par apprentissage en utilisant l'approche du filtre de Kalman étendu.

#### II.5.5.2.1. ARCHITECTURE DES RESEAUX ADAPTATIFS

Comme son nom indique, un réseau adaptatif est un réseau dont le comportement général entrée-sortie est déterminé par les valeurs d'une collection de paramètres ajustables. Plus spécifiquement, la configuration d'un réseau adaptatif est composée d'un ensemble de nœuds connectés à travers des liens dirigés, où chaque nœud est une unité du processus qui exécute une fonction statique sur les signaux d'entrée pour produire une seule sortie, et chaque lien spécifie la direction du signal se propageant d'un nœud à un autre. Généralement, un nœud est caractérisé par une fonction à paramètres ajustables, en changeant ces paramètres on change la fonction du nœud ainsi que le comportement global du réseau adaptatif [Jan-95].

Les nœuds, dont les paramètres sont ajustables, seront représentés par des carrés, alors que les autres par des cercles. Généralement, il n'y a aucun poids ou paramètres associés avec les liens [Jan-95], [Jan-93].

La figure II.17 Représente un réseau adaptatif typique avec deux entrées et deux sorties.

Les paramètres d'un réseau adaptatif sont distribués dans les nœuds du réseau, ainsi chaque nœud a un ensemble local de paramètres. L'union de ces ensembles locaux des paramètres constitue l'ensemble des paramètres totaux du réseau.

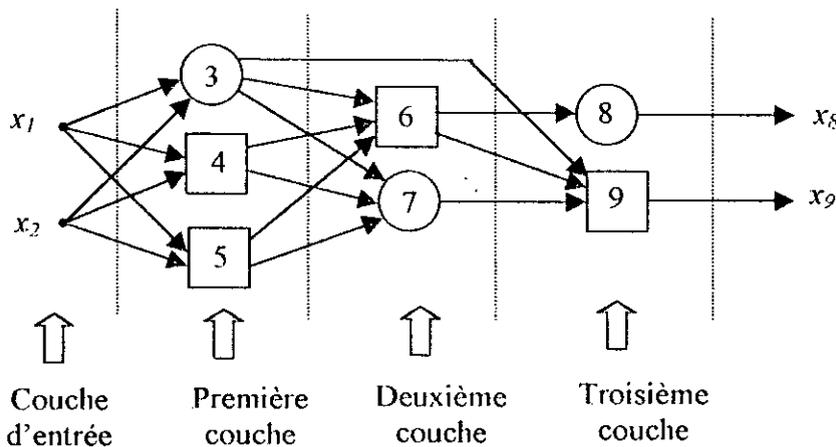


Figure II.17 : Exemple d'un réseau adaptatif.

Les réseaux adaptatifs sont généralement classifiés en deux catégories sur la base du type de connections qu'ils possèdent [Jan-95], [Jan-93], [Jan-92].

- **Réseau feedforward** : Il n'y pas de flèches orientées d'un nœud vers les nœuds précédents (Figure II.17).
- **Réseau périodique** : Il existe au moins une flèche orientée d'une couche à une autre couche précédente (Figure II.18).

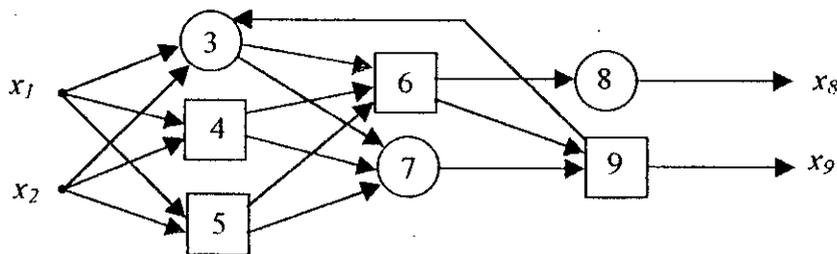


Figure II.18 : Réseau périodique.

Dans la représentation en couche d'un réseau adaptatif du type feedforward, il n'y a pas de liaisons entre les nœuds de la même couche, la sortie de chaque nœud est liée aux nœuds de la couche suivante. Cette représentation est généralement préférée à cause de sa modularité, aussi les nœuds d'une couche ont le même fonctionnement [Jan-95].

De point de vue de sa conception, un réseau adaptatif feedforward est un transfert statique entre l'espace d'entrée et l'espace de sortie, ce transfert peut être une simple relation linéaire ou bien une relation fortement non linéaire, tout dépend de la structure du réseau [Jan-95].

Dans la représentation en ordre topologique d'un réseau adaptatif du type feedforward (figure II.19), les nœuds sont ordonnés en séquence 1,2,..., et elle possède les propriétés suivantes [Jan-95] :

- Il n'y a pas de lien du nœud  $i$  au nœud  $j$  tant que  $i \geq j$ .
- L'algorithme d'apprentissage est facile à obtenir.

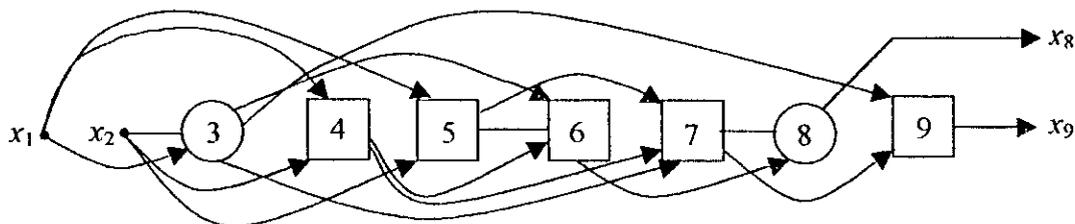


Figure II.19 : Représentation en ordre topologique.

**II.5.5.2.2. REPRESENTATION DU REGULATEUR FLOU DE SUGENO PAR UN RESEAU ADAPTATIF**

Il existe plusieurs approches pour réaliser un système d'inférence floue. Chaque approche a son image dans la représentation par des réseaux adaptatifs. Dans ce travail, nous nous intéressons au régulateur flou du type Sugeno.

Pour simplifier, nous considérons un système flou ayant deux entrées et une sortie. Un régulateur flou de Sugeno du premier ordre ayant deux règles peut être représenté comme suit :

$$\begin{aligned}
 &\text{si } ((x \text{ est } A_1) \text{ et } (y \text{ et } B_1)) \text{ alors } (Z = p_1x + q_1y + r_1) \\
 &\text{si } ((x \text{ est } A_2) \text{ et } (y \text{ et } B_2)) \text{ alors } (Z = p_2x + q_2y + r_2)
 \end{aligned}
 \tag{II.37}$$

L'architecture du réseau adaptatif correspondant est montrée à la figure II.20, où les nœuds qui appartiennent à la même couche possèdent la même fonction.

On note par  $W_i^j$  la sortie d'un nœud  $i$  de la couche  $j$ .

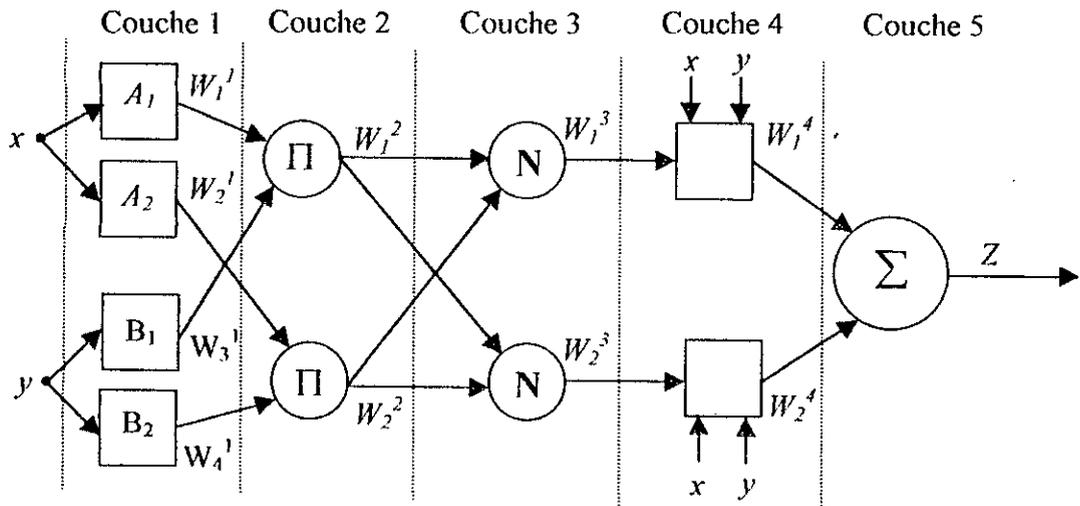


Figure II.20 : Réseau adaptatif basé sur le modèle flou de Sugeno.

Couche 1 : Chaque nœud de cette couche possède des paramètres ajustables. La fonction du nœud est identique à la fonction d'appartenance d'un ensemble flou de l'univers de discours des entrées.

$$\begin{aligned}
 W_i^1 &= \mu_{A_i}(x); & \text{Pour } i = 1,2 \\
 W_i^1 &= \mu_{B_{i-2}}(y); & \text{Pour } i = 3,4
 \end{aligned}
 \tag{II.38}$$

Où  $x$  et  $y$  sont les entrées du nœud  $i$  et  $A_i$  et  $B_{i-2}$  sont les ensembles flous associés à ce nœud. Les sorties de cette couche sont les valeurs des fonctions d'appartenance de la prémisse. Les fonctions d'appartenance  $\mu_{A_i}(x)$  et  $\mu_{B_{i-2}}(y)$  peuvent être choisies comme étant des fonctions à paramètres ajustables.

Couche 2 : Les nœuds de cette couche sont fixes. La sortie de chaque nœud est donnée par la relation suivante :

$$W_i^2 = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y); \quad i = 1,2
 \tag{II.39}$$

Donc la sortie de chaque nœud de cette couche réalise le «ET» de chaque règle.

Couche 3 : Les nœuds de cette couche sont fixes. La sortie de chaque nœud est donnée par la relation suivante :

$$W_i^3 = \frac{W_i^2}{W_1^2 + W_2^2}; \quad i = 1,2
 \tag{II.40}$$

Couche 4 : Chaque nœud de cette couche est ajustable, et a pour fonction :

$$W_i^4 = W_i^3(p_i x + q_i y + r_i); \quad i = 1,2
 \tag{II.41}$$

Où  $\{p_i, q_i, r_i\}$  est l'ensemble des paramètres associés aux conséquences.

Couche 5 : Le nœud de cette couche réalise une fonction fixe qui effectue la somme des signaux entrants. La sortie de ce nœud est donnée par la relation suivante :

$$W_1^5 = \sum_{i=1}^2 W_i^4 = \frac{\sum_{i=1}^2 W_i^3 (p_i x + q_i y + r_i)}{\sum_{i=1}^2 W_i^3}
 \tag{II.42}$$

Ainsi, nous avons construit un réseau adaptatif basé sur le modèle flou de Sugeno.

Pour notre cas, les entrées du réseau adaptatif sont l'erreur et sa variation. Celles-ci sont caractérisées par des ensembles flous du type gaussien : NG, EZ et PG, définies par la relation suivante :

$$\mu(x) = \exp\left\{-0.5(v_i(x - c_i))^2\right\} \quad (\text{II.43})$$

Où  $c_i$  est la moyenne et  $v_i$  l'inverse de la variance.

Les règles floues servant à induire la sortie du régulateur flou, sont groupées dans le tableau II.4.

$e$	$\Delta e$	NG	EZ	PG
NG		$f_1$	$f_4$	$f_6$
EZ		$f_2$	$f_5$	$f_7$
PG		$f_3$	$f_6$	$f_8$

Tableau II.4 : Règles d'inférence floues à trois classes.

Où :  $f_i = r_i + p_i e + q_i \Delta e$ .

### II.5.5.2.3. ALGORITHME D'APPRENTISSAGE

La détermination des paramètres d'un contrôleur flou de Sugeno constitue la phase la plus délicate dans sa conception, compte tenu du nombre important des paramètres à déterminer (paramètres des prémisses et des conséquences).

Les méthodes d'apprentissage appliquées surtout dans le domaine des réseaux neuronaux sont développées de plus en plus pour l'approximation d'une application entrée sortie en fonction d'un critère d'apprentissage.

Pour notre cas nous utilisons un algorithme d'apprentissage basé sur le filtre de Kalman étendu lequel est couramment utilisé pour estimer les paramètres des réseaux neuronaux.

Considérons un régulateur flou de Sugeno caractérisé par un vecteur de paramètre  $\theta$ . Soit un ensemble de données entrée-sortie  $(x(k), d(k))$ . Notre objectif est de trouver les valeurs du vecteur  $\theta$  pour que la sortie du régulateur flou approche le mieux que possible la sortie désirée  $d(k)$ , c'est-à-dire pour avoir  $\Delta u(x(k); \theta) = d(k)$ . L'approche du filtre de Kalman étendu consiste à linéariser à tout instant la sortie  $\Delta u$  autour du vecteur estimé  $\hat{\theta}$ . Ceci revient à écrire [Lab-98] :

$$\begin{aligned} d(k) &= \Delta u(x(k); \hat{\theta}(k-1)) + \Psi^T(k) (\theta - \hat{\theta}(k-1)) \\ \Psi^T(k) &= \frac{\partial \Delta u(x(k); \theta)}{\partial \theta} \Big|_{\hat{\theta}(k-1)} \end{aligned} \quad (\text{II.44})$$

La forme, bien connue, de la solution est :

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(k) &= \hat{\theta}(k-1) + p(k) \Psi^T(k) e(k) \\ e(k) &= d(k) - \Delta u(x(k); \hat{\theta}(k-1)) \end{aligned} \quad (\text{II.45})$$

Où  $p(k)$  est le gain de l'algorithme d'estimation. Dans la méthode du gradient modifiée, le gain  $p(k)$  est choisi variable. Il est donné par la relation suivante :

$$p(k) = \frac{\alpha_1 I}{\alpha_2 + \Psi^T(k) \Psi(k)}; \alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0 \quad (\text{II.46})$$

Nous remarquons que cette méthode nécessite le calcul du gradient  $\Psi = \frac{\partial \Delta u}{\partial \theta}$ . En effet, ce gradient est calculé par la méthode de la rétropropagation utilisée dans les réseaux neuronaux.

Pour le cas étudié, le vecteur des paramètres est :  $\theta = [c \ v \ r \ p \ q]^T$ , par conséquent nous avons [Ile-99] :

$$\frac{\partial \Delta u}{\partial \theta} = \left[ \frac{\partial \Delta u}{\partial c} \quad \frac{\partial \Delta u}{\partial v} \quad \frac{\partial \Delta u}{\partial r} \quad \frac{\partial \Delta u}{\partial p} \quad \frac{\partial \Delta u}{\partial q} \right]^T \tag{II.47}$$

où :

$$\frac{\partial \Delta u}{\partial c_i} = \frac{v_i^2 (x_i - c_i) \sum_{k \in J} \mu_k (f_k - \Delta u)}{\sum_{l=1}^M \mu_l} \tag{II.48}$$

$$\frac{\partial \Delta u}{\partial v_i} = \frac{v_i (x_i - c_i)^2 \sum_{k \in J} \mu_k (f_k - \Delta u)}{\sum_{l=1}^M \mu_l} \tag{II.49}$$

$$\frac{\partial \Delta u}{\partial r_i} = \frac{\mu_i}{\sum_{l=1}^M \mu_l}, \quad \frac{\partial \Delta u}{\partial p_i} = \frac{\mu_i e}{\sum_{l=1}^M \mu_l}, \quad \frac{\partial \Delta u}{\partial q_i} = \frac{\mu_i \Delta e}{\sum_{l=1}^M \mu_l} \tag{II.50}$$

avec  $x_i \in \{e, \Delta e\}$  et  $J$  représente l'ensemble des indices des règles floues dans lequel apparaît le paramètre  $c_i$  ou  $v_i$ .

Dans notre cas, les données entrée-sortie sont obtenues en synthétisant tout d'abord un régulateur flou exploitant la méthode de Mamdani où chacune des variables linguistiques d'entrée  $e$  et  $\Delta e$  et la variable de sortie  $\Delta u$  est décrite par sept ensembles flous du type triangulaire (figure II.11) : NB, NM, NS, ZR, PS, PM et PB. La commande est déduite à partir de la table des règles floues donné en Tableau II.2.

L'apprentissage est effectué pour le régulateur de vitesse et de position et pour les deux régulateurs des courants suivant l'axe  $d$  et l'axe  $q$ . Les paramètres du gain d'adaptation sont fixés comme suit :

$$\alpha_1 = 0.8; \quad \alpha_2 = 1.$$

Les paramètres initiaux des prémisses et des conséquences sont regroupés dans les tableaux II.5-a et II.5-b

	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$	$f_5$	$f_6$	$f_7$	$f_8$	$f_9$
$r$	-0.035	-0.019	0	-0.019	0	0.019	0	0.019	0.035
$p$	0.2583	0.2495	0.3328	0.2589	0.3263	0.2589	0.3328	0.2495	0.2583
$q$	0.2583	0.2589	0.3328	0.2495	0.3263	0.2495	0.3328	0.2589	0.2583

Tableau II.5-a : Valeurs initiales des conséquences.

	Erreur			Variation de l'erreur		
	NG	EZ	PG	NG	EZ	PG
$c$	-0.7	0	0.7	-0.7	0	0.7
$v$	5/3	5/3	5/3	5/3	5/3	5/3

Tableau II.5-b : Valeurs initiales des prémisses.

Les résultats d'apprentissage sont les suivants :

- Pour le régulateur du courant  $i_d$

	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$	$f_5$	$f_6$	$f_7$	$f_8$	$f_9$
$r$	-2.091	-0.305	-0.386	-1.217	0.9877	-0.046	1.5976	0.8576	0.5055
$p$	-0.002	-0.006	-0.001	0.2118	-0.125	-0.053	0.0209	-0.06	0.0229
$q$	-0.224	0.6315	0.0859	2.7859	1.6742	0.2282	2.2558	0.5132	0.0881

**Tableau II.6-a :** Résultat d'apprentissage des paramètres des conséquences pour le RLF ( $i_d$ ).

	Erreur			Variation de l'erreur		
	NG	EZ	PG	NG	EZ	PG
$c$	-0.56667	0.046854	0.575170	-0.478332	-0.41715	0.085379
$v$	2.127332	2.694568	1.95497	1.582653	0.574213	0

**Tableau II.6-b :** Résultat d'apprentissage des paramètres des prémisses pour le RLF ( $i_d$ ).

- Pour le régulateur du courant  $i_q$

	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$	$f_5$	$f_6$	$f_7$	$f_8$	$f_9$
$r$	-0.452	-1.299	-0.533	-0.406	-0.243	0.3658	0.5248	1.4758	0.6686
$q$	0.0585	0.1539	-0.280	0.470	0.7711	0.9808	-0.025	-0.091	0.1026
$q$	0.0449	0.1841	0.6048	0.3587	1.2265	0.4234	0.5676	0.4638	0.0566

**Tableau II.7-a :** Résultat d'apprentissage des paramètres des conséquences pour le RLF ( $i_q$ ).

	Erreur			Variation de l'erreur		
	NG	EZ	PG	NG	EZ	PG
$c$	-1.6195	0.0907	1.4762	-0.7481	-0.3180	0.6582
$v$	1.7833	1.6744	1.4842	2.1087	1.9851	1.8008

**Tableau II.7-b :** Résultat d'apprentissage des paramètres des prémisses pour le RLF ( $i_q$ ).

- Pour le régulateur de la vitesse

	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$	$f_5$	$f_6$	$f_7$	$f_8$	$f_9$
$r$	-0.322	0.0917	-0.548	-1.214	-0.361	0.442	0.0230	0.442	0.367
$P$	0.342	0.4048	-0.128	0.1857	1.0413	0.7821	-0.138	0.5731	-0.753
$q$	0.0216	1.3101	0.0615	0.1316	1.0068	0.5671	0.4176	0.0878	0.1028

**Tableau II.8-a :** Résultat d'apprentissage des paramètres des conséquences pour le RLF ( $\Omega$ ).

	Erreur			Variation de l'erreur		
	NG	EZ	PG	NG	EZ	PG
<i>c</i>	-1.9474	-0.0334	1.7403	-1.2112	-0.0160	1.1943
<i>v</i>	2.0558	2.3833	2.0407	1.9162	1.4875	0

**Tableau II.8-b :** Résultat d'apprentissage des paramètres des prémisses pour le RLF ( $\Omega$ ).

□ Pour le régulateur de la position

	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$	$f_5$	$f_6$	$f_7$	$f_8$	$f_9$
<i>r</i>	-0.270	-0.432	-0.058	-1.264	-0.392	0.4559	-0.396	0.3381	0.4463
<i>p</i>	0.3086	0.2924	0.0007	0.1471	1.2499	0.6981	0.0409	0.6564	-0.039
<i>q</i>	-0.059	0.6672	0.0328	0.3985	0.6261	0.6047	0.0355	0.5312	0.0737

**Tableau II.9-a :** Résultat d'apprentissage des paramètres des conséquences pour le RLF ( $\theta$ ).

	Erreur			Variation de l'erreur		
	NG	EZ	PG	NG	EZ	PG
<i>c</i>	-1.5211	-0.0680	1.4811	-1.0589	-0.1474	1.6794
<i>v</i>	1.80318	2.2013	1.8133	2.1712	2.0480	0

**Tableau II.9-b :** Résultat d'apprentissage des paramètres des prémisses pour le RLF ( $\theta$ ).

#### II.5.5.2.4. SIMULATION NUMERIQUE

Pour pouvoir évaluer l'efficacité de l'algorithme d'apprentissage proposé, nous avons procédé à la simulation numérique, en se basant sur les schémas de commande représentés respectivement par les figures II.7 et II.8 lors du réglage de vitesse et de position.

Sur la figure II.21.a, nous montrons les résultats d'une simulation concernant le réglage de la vitesse lors de démarrage avec variation de la charge. La figure II.21.b donne le comportement du système lors de l'inversion de sens de rotation. Sur les figures (II.22.a et II.22.b), nous présentons les performances du positionnement de la machine.

Il apparaît, suite aux différents résultats obtenus, que les performances du réglage de la vitesse et de la position sont très satisfaisantes, le découplage n'est pas affecté par la variation de la charge et le courant de phase statorique est bien limité durant le régime transitoire de réglage. La chute de vitesse et celle de position ont respectivement pour valeur 2.42 % et 3.932 %. Les temps de réaction, nécessaires à l'élimination de l'effet de perturbation, sont respectivement égal à 0.2 s et 0.2 s.

La comparaison, entre ces résultats et ceux obtenus par l'utilisation des régulateurs flous du type Mamdani à sept classes, révèle que les réponses dynamiques de la machine sont identiques, ce qui montre l'efficacité de l'algorithme d'apprentissage utilisé.

L'avantage essentiel présenté par le régulateur de Sugeno réside dans le fait qu'il est construit uniquement autour des trois fonctions d'appartenance et l'ensemble des règles servant à induire la commande est de neuf de plus, l'étape de défuzzification est éliminée. Tout ceci conduit à un algorithme très réduit, pour la détermination de la commande, par rapport à celui de Mamdani à sept ensembles flous.

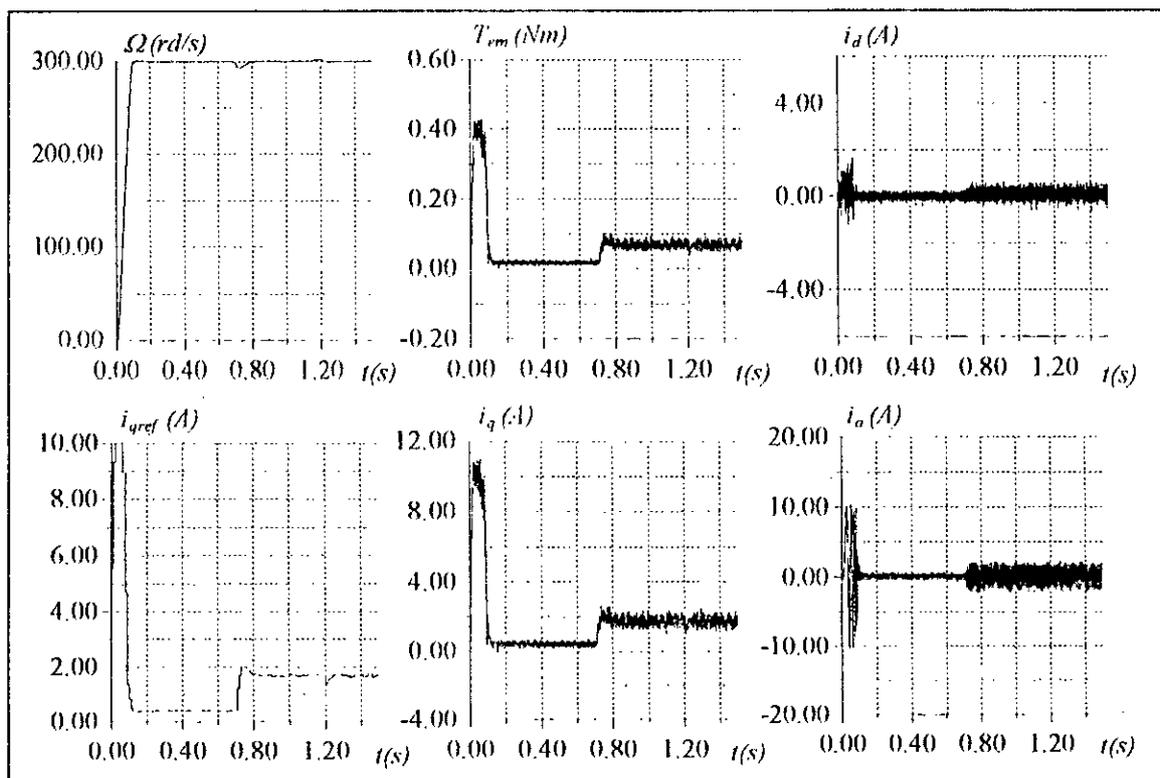


Figure II.21.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variation de la charge.

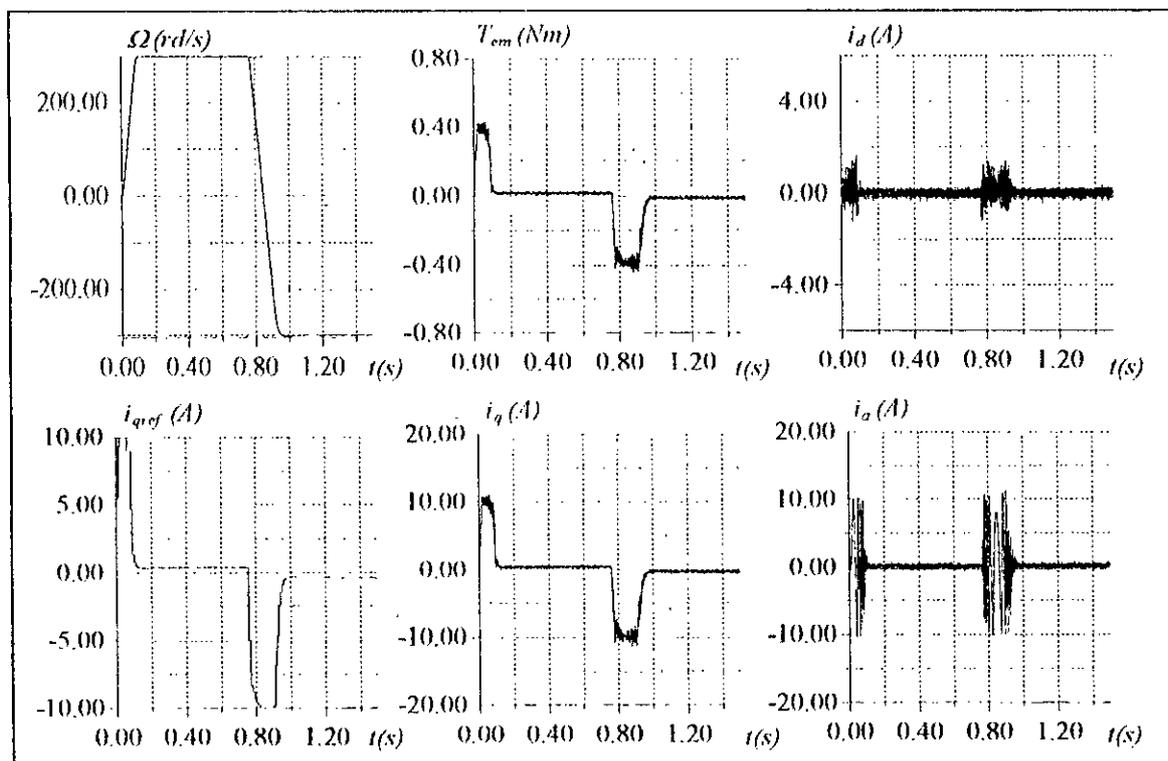


Figure II.21.b : Comportement dynamique de la MSAP lors d'une inversion du sens de la marche.

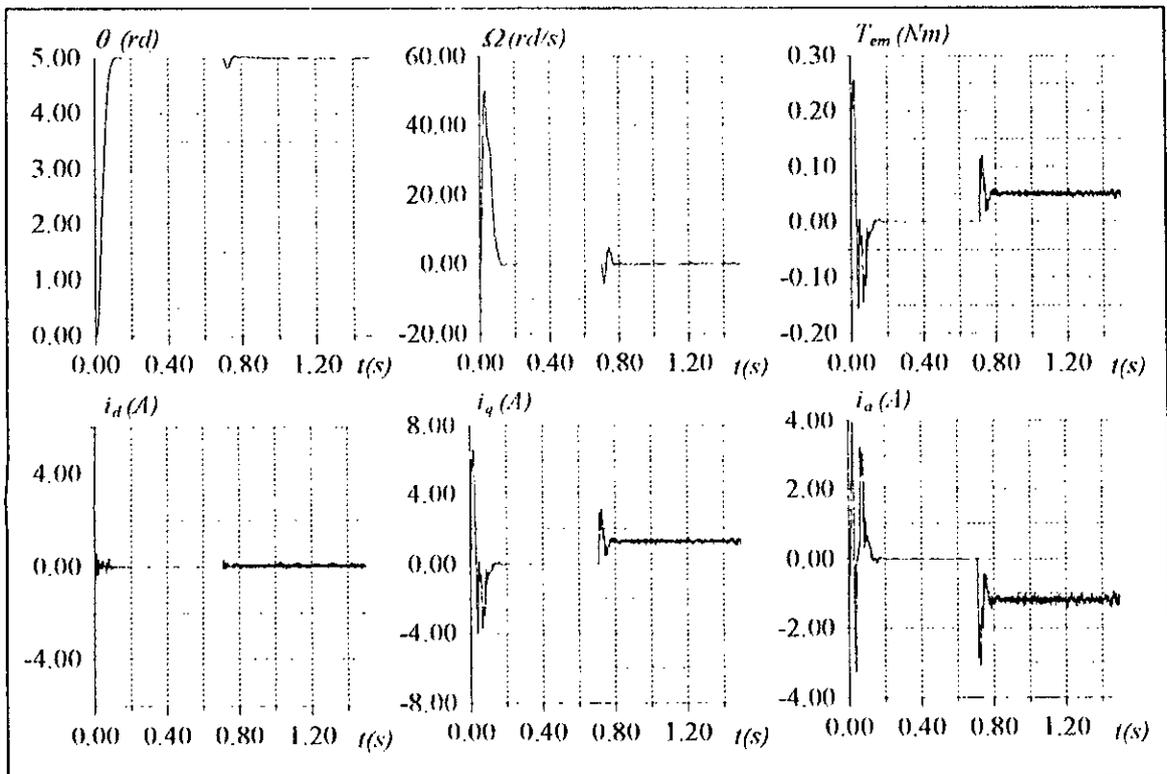


Figure II.22.a : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variation de la charge.

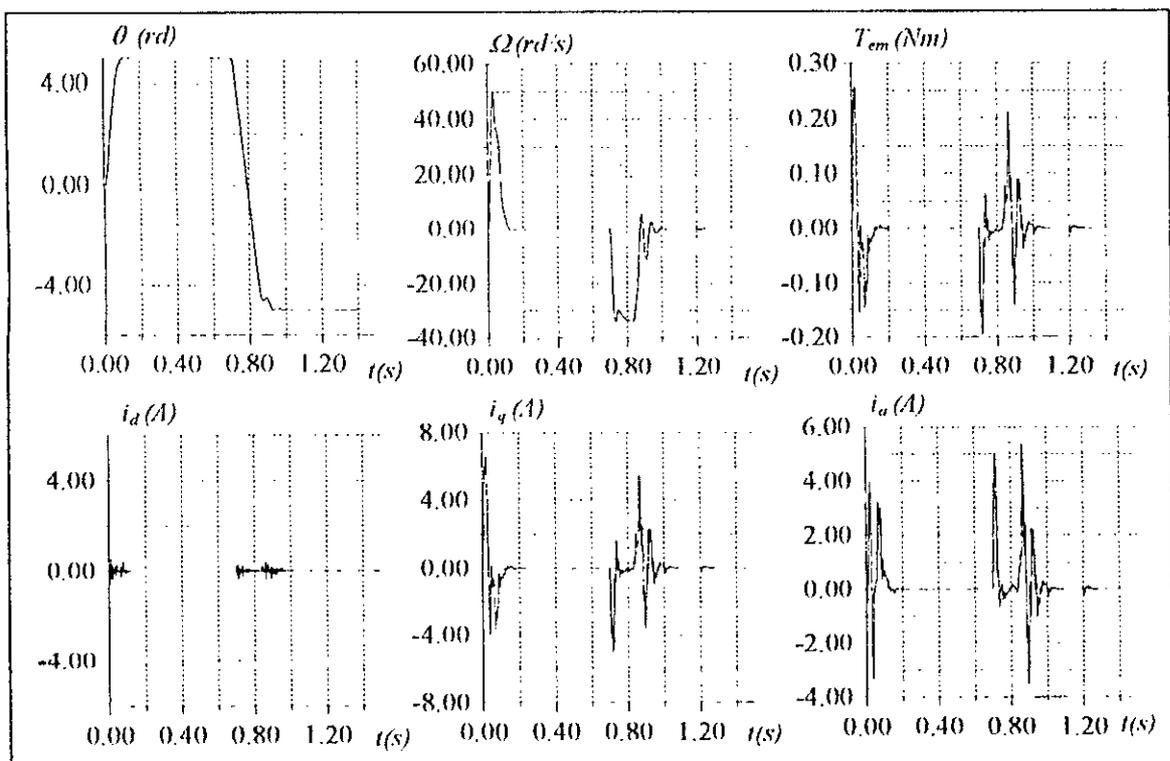


Figure II.22.b : Comportement dynamique de la MSAP lors de l'inversion du positionnement.

### II.5.5.2.5. ROBUSTESSE

Dans le but de tester la robustesse de la commande par la logique floue, nous allons étudier l'influence des variations paramétriques sur les performances du réglage de vitesse et de position. Nous considérons des variations sur la résistance statorique, sur les inductances ainsi que sur le flux des aimants. La résistance statorique est variée de 100 %, les inductances sont variées de -50% et le flux des aimants de -10%.

La robustesse de la commande est testée dans le cas du réglage de vitesse et de position par la méthode de Sugeno. Les figures (II.23.a et II.23.b) donnent le comportement du système lors de démarrage dans le cas du réglage de vitesse, ainsi que dans le cas du réglage de position.

Des résultats obtenus, nous pouvons conclure que la commande par logique floue présente une forte robustesse en présence des variations paramétriques. La dynamique de poursuite de la consigne ainsi que le découplage de la machine ne sont pas affectés par la variation paramétrique introduite sur le système. Ces qualités de robustesse de la commande par la logique floue la placent parmi les commandes les plus convoitées par l'industrie.

## II.6. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à l'étude de la commande par la logique floue de la MSAP. Ce choix a été justifié par la capacité de la logique floue à traiter l'imprécis, l'incertain et le vague. En effet pour le contrôleur flou, l'imprécision des paramètres du système est contrée par le fait de manipuler des labels (variables linguistiques), dont les bornes ne sont pas rigides, et permet aux entrées de varier dans l'intervalle déterminé par ces derniers. De plus le lien entre ces labels, effectué par le biais de règles, est souple et autorise des changements suivant le comportement du système. Une caractéristique importante du modèle flou est l'emploi de différents types d'inférences permettant de diversifier le moyen de contrôler le système. Ses qualités de robustesse, de simplicité et de souplesse le placent parmi les commandes les plus convoitées par l'industrie, en vue d'une implémentation rapide et peu coûteuse.

Deux types de régulateurs ont été synthétisés, à savoir le régulateur basé sur le mode de raisonnement de Mamdani ainsi que le régulateur flou basé sur le mode de raisonnement de Sugeno. Les deux types de régulateurs ont permis d'avoir un comportement satisfaisant et des performances intéressantes.

Des résultats obtenus, il est déduit que, le régulateur de Mamdani à sept classes est meilleur que celui à trois classes, ceci est dû au nombre important de règles. Cependant, ce dernier augmente le temps de calcul de la commande.

L'utilisation des régulateurs de Sugeno à trois ensembles flous conduit à un algorithme très réduit, pour la détermination de la commande, par rapport à celui de Mamdani à sept ensembles flous.

Les régulateurs flous de Sugeno sont définis tel que les sorties des régulateurs dépendent, comme un polynôme d'ordre un, de ses entrées. Les paramètres des prémisses et des conséquences du régulateur flou de Sugeno sont déterminés à partir des données entrée-sortie fournies par des régulateurs flous, synthétisés en appliquant l'implication floue de Mamdani et, dont les variables entrée-sortie sont décrites par sept ensembles flous. L'apprentissage par l'approche de filtre de Kalman étendu a permis de déterminer le vecteur des paramètres afin que la sortie du régulateur flou de Sugeno approche le mieux que possible la sortie du régulateur flou de Mamdani.

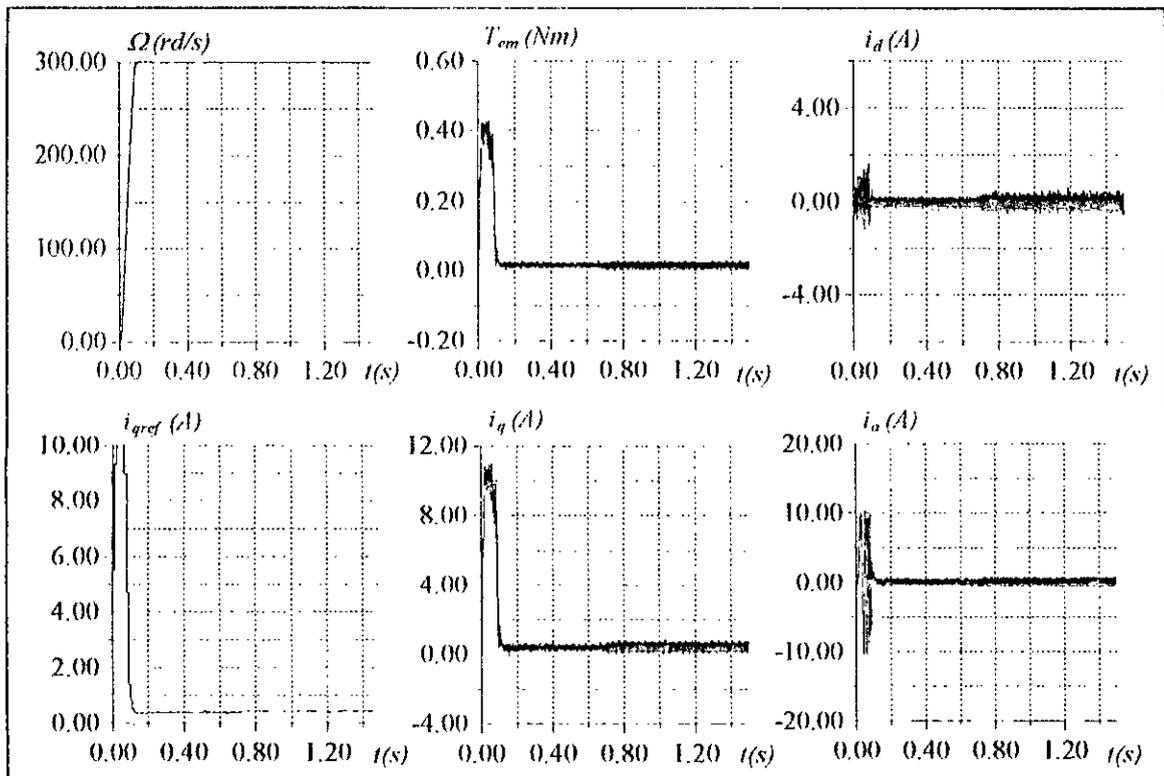


Figure IV.23.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variations paramétriques.

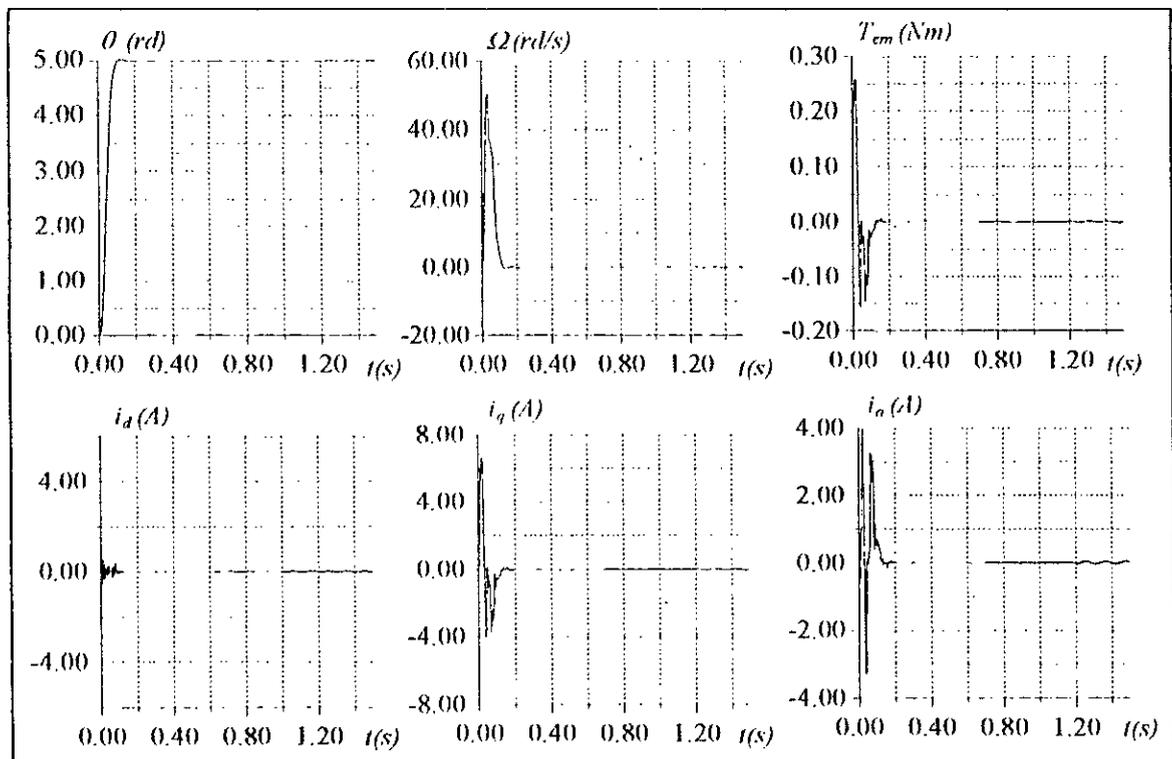


Figure IV.23.b : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variations paramétriques.

# Chapitre III

## COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE INDIRECTE

### INTRODUCTION

L'APPLICATION des régulateurs à base de connaissances linguistiques, constitue un outil puissant pour la commande des processus complexes [Tid-99]. La synthèse de la majorité de ces régulateurs est basée principalement sur l'expérience de l'opérateur ou de l'ingénieur du processus dont dépendent fortement les performances du régulateur.

La grande partie des travaux, dévolue aux régulateurs à base des connaissances linguistiques, a été consacrée au développement de régulateurs particuliers destinés à des applications spécifiques [Tza-90]. Ces travaux n'offrent pas une méthodologie de synthèse permettant une analyse générale des performances des schémas de commande, en particulier leur stabilité.

Des études effectuées sur les systèmes flous, ont montré que certaines classes possèdent la qualité d'être des approximateurs universelles de fonctions [Men-95]. Cette importante propriété a ouvert une nouvelle voie à l'utilisation des systèmes flous dans le domaine de la commande [Ord-96], [Tre-95], [Spo-95-a]. A cet effet, plusieurs travaux sont orientés vers la combinaison des systèmes flous avec des techniques de commande telles que la commande adaptative. Dans ces schémas de commande le système flou intervient pour l'approximation de fonctions non linéaires.

Au cours des dernières années, des contributions fondamentales en commande adaptative, aussi bien théoriques que pratique, ont apporté des éléments nécessaires à une meilleure compréhension des systèmes adaptatifs [Lan-86], [Lan-79]. Le principal objet de la commande adaptative est la synthèse de lois d'adaptation, pour l'ajustement automatique des régulateurs des boucles de commande, afin de réaliser ou de maintenir un certain niveau de performances quand les paramètres du procédé à commander sont inconnus ou mal connus et/ou susceptibles de varier dans le temps [Lan-86], [Gue-95].

Dans ce chapitre, nous nous intéressons aux schémas de commande adaptative indirecte basés sur les systèmes flous. Dans un premier lieu, nous présentons trois méthodes de commande adaptatives à savoir, la commande floue adaptative basée sur l'identification inverse, la commande floue adaptative basée sur l'identification directe ainsi que la commande floue indirecte linéarisante. En seconde lieu, deux autres approches de commande floues adaptatives indirectes sont présentées. Ces deux dernières utilisent la théorie de Lyapunov pour l'obtention des lois d'adaptation.

### III.1. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE BASEE SUR L'IDENTIFICATION INVERSE

Dans cette section nous proposons une stratégie de commande floue adaptative des systèmes non linéaires basée sur l'identification inverse de la dynamique du système à régler. L'élaboration de la commande s'effectue en deux étapes. La première étape consiste à estimer les paramètres d'un modèle flou. Dans la seconde, la commande à appliquer au système est fournie par un contrôleur flou, en se basant sur la méthode du couple calculé.

#### III.1.1. ESTIMATION DES PARAMETRES DU MODELE FLOU

Nous considérons un système non linéaire MIMO dont l'équation dynamique est décrite sous la forme suivante :

$$u = F(X)x^{(n)} + G(X) \quad (III.1)$$

avec :

$$X = [x^{(n-1)}, \dots, x]^T, x = [x_1, \dots, x_m]^T \text{ et } u = [u_1, \dots, u_m]^T$$

$x^{(j)}$  est la  $j^{\text{ème}}$  dérivée de  $x$ .

$F(X) \in \mathfrak{R}^{m \times m}$  est une matrice constituée des fonctions non linéaires, alors que  $G(X) \in \mathfrak{R}^m$  est un vecteur composé des fonctions non linéaires.

Les sorties de ce système sont données par :

$$y_i = x_i; \quad i = 1, \dots, m \quad (III.2)$$

Le problème de la commande floue adaptative basée sur l'identification inverse consiste à élaborer un ensemble de régulateurs indépendants (c'est une commande à structure décentralisée). Pour cela, nous décomposons le système donné par l'équation (III.1) à  $m$  sous-système, et ainsi chaque sous-système est commandé localement par une station de commande qui n'accède qu'aux informations locales du sous-système. Par conséquent le système (III.1) peut être considéré comme la collection de  $m$  équations différentielles non linéaires d'ordre  $n$ , tel que :

$$\begin{aligned} u_i &= F_i(X)x_i^{(n)} + G_i(X) \\ y_i &= x_i \end{aligned} \quad (III.3)$$

avec :  $i = 1, \dots, m$

Dans la commande floue adaptative basée sur l'identification inverse la commande  $u_i$  est approximée par un système flou de Sugeno d'ordre un, tel que [Lab-98] :

$$\hat{u}_i = f_i(X; \theta_i) \quad (III.4)$$

Une règle floue de la base des connaissances de la fonction  $f_i(X; \theta_i)$  a la forme suivante :

$$\begin{aligned} R_k : \text{ si } x_1^{(n-1)} \text{ est } F_{i(1,n-1)}^k \text{ et } \dots \text{ et } x_m^{(n-1)} \text{ est } F_{i(m,n-1)}^k \text{ et } \dots \text{ et } x_1 \text{ est } F_{i(1,0)}^k \text{ et } \dots \text{ et } x_m \text{ est } F_{i(m,0)}^k \\ \text{ Alors } \hat{u}_i^k = a(0,k) + a(1,n-1,k)x_1^{(n-1)} + \dots + a(m,n-1,k)x_m^{(n-1)} + \dots + a(1,0,k)x_1 + \dots \\ + a(m,0,k)x_m + b(k)y_i^{(n)} \end{aligned} \quad (III.5)$$

avec :

$$1 \leq l(q, j) \leq m(q, j); \quad k = 1, \dots, M$$

$m(q, j)$  est le nombre d'ensemble flou associé à l'entrée  $x_q^{(j)}$  du système flou.

$M$  est le nombre total des règles floues.

Le vecteur  $\theta_i$  regroupe tous les paramètres du système flou, c'est-à-dire, les paramètres des fonctions d'appartenance et ceux des conclusions.

La sortie finale du système flou est donnée par :

$$\hat{n}_i = \frac{\sum_{k=1}^M \mu_k \hat{n}_i^k}{\sum_{k=1}^M \mu_k} \quad (\text{III.6})$$

Où  $\mu_k$  représente le degré de confiance ou d'activation de la règle  $R_k$ , il est donné par :

$$\mu_k = \mu_{F_{i(1,n-1)}} \times \mu_{F_{i(2,n-1)}} \times \dots \times \mu_{F_{i(m-1,0)}} \times \mu_{F_{i(m,0)}} \quad (\text{III.7})$$

Pour une entrée donnée  $X$ , le système flou est entraîné par un algorithme d'apprentissage afin de minimiser l'erreur instantanée à l'entrée du sous-système  $i$ , cette erreur est définie par :

$$e_i(t) = u_i(t) - f_i(X; \theta_i) \quad (\text{III.8})$$

La loi d'adaptation est donnée par l'équation suivante :

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i(t) &= \hat{\theta}_i(t-1) + p(t) \psi(t) e_i(t) \\ \psi(t) &= \frac{\partial f_i(X; \theta_i)}{\partial \theta_i} \Big|_{\hat{\theta}_i(t-1)} \end{aligned} \quad (\text{III.9})$$

Où  $p(t)$  est le gain de l'algorithme d'estimation. Dans la méthode du gradient modifiée, le gain  $p(t)$  est choisi variable. Il est donné par la relation suivante :

$$p(t) = \frac{\alpha_1 I}{\alpha_2 + \psi^T(t) \psi(t)}; \quad \alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0 \quad (\text{III.10})$$

### III.1.2. CALCUL DE LA COMMANDE

Notre but est de concevoir une commande de telle sorte que la sortie  $y_i$  suit sa référence  $y_{id}$  désirée. Pour cela, la loi de commande appliquée au sous système  $i$ , est calculée en se basant sur la méthode dite du couple calculé. Cette commande est fournie par un contrôleur flou du type Sugeno, dont lequel chaque règle floue correspond à celle similaire du modèle flou (l'estimateur). Ainsi, une règle floue du contrôleur proposé est donnée par :

$$\begin{aligned} R_k : \text{ si } x_1^{(n-1)} \text{ est } F_{i(1,n-1)} \text{ et } \dots \text{ et } x_m^{(n-1)} \text{ est } F_{i(m,n-1)} \text{ et } \dots \text{ et } x_1 \text{ est } F_{i(1,0)} \text{ et } \dots \text{ et } x_m \text{ est } F_{i(m,0)} \\ \text{ Alors } u_i^k = \alpha(0,k) + \alpha(1,n-1,k)x_1^{(n-1)} + \dots + \alpha(m,n-1,k)x_m^{(n-1)} + \dots + \alpha(1,0,k)x_1 + \dots \\ + \alpha(m,0,k)x_m + b(k)v_i \end{aligned}$$

avec :

$$v_i = y_{di}^{(n)} + k_n (y_{di}^{(n-1)} - y_i^{(n-1)}) + \dots + k_1 (y_{di} - y_i)$$

Les coefficients  $k_i$  sont choisis de telle sorte que le polynôme  $s^n + k_n s^{n-1} \dots + k_1$  soit un polynôme d'Hurwitz (racines à parties réelles négatives).

La commande appliquée au sous-système  $i$  est donnée par la relation suivante :

$$u_i = \frac{\sum_{k=1}^M \mu_k u_i^k}{\sum_{k=1}^M \mu_k} \quad (\text{III.11})$$

La figure III.1 illustre schématiquement le principe de la commande floue adaptative proposée.

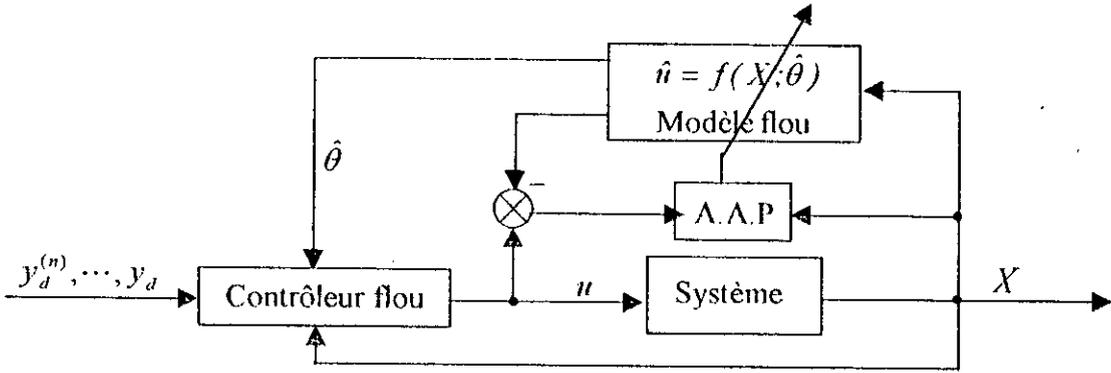


Figure III.1 : Structure de la commande floue adaptative basée sur l'identification inverse.

### III.1.3. APPLICATION A LA MACHINE SYNCHROME A AIMANTS PERMANENTS

Dans cette section les performances de réglage de vitesse et de position sont investiguées, en utilisant la commande floue adaptative basée sur l'identification inverse. La machine est alimentée par un onduleur de tension commandé en courant.

#### III.1.3.1. REGLAGE DE VITESSE

La structure globale de cette commande est représentée à la figure III.2.

A partir de la vitesse de référence et la vitesse mesurée, le contrôleur flou adaptatif fournit le courant  $i_{qref}$  souhaité. Une transformation de coordonnées ( $dq-abc$ ) permet de calculer les courants statoriques de références. Ces courants sont comparés aux courants réels mesurés pour fixer la commande de chaque bras de l'onduleur.

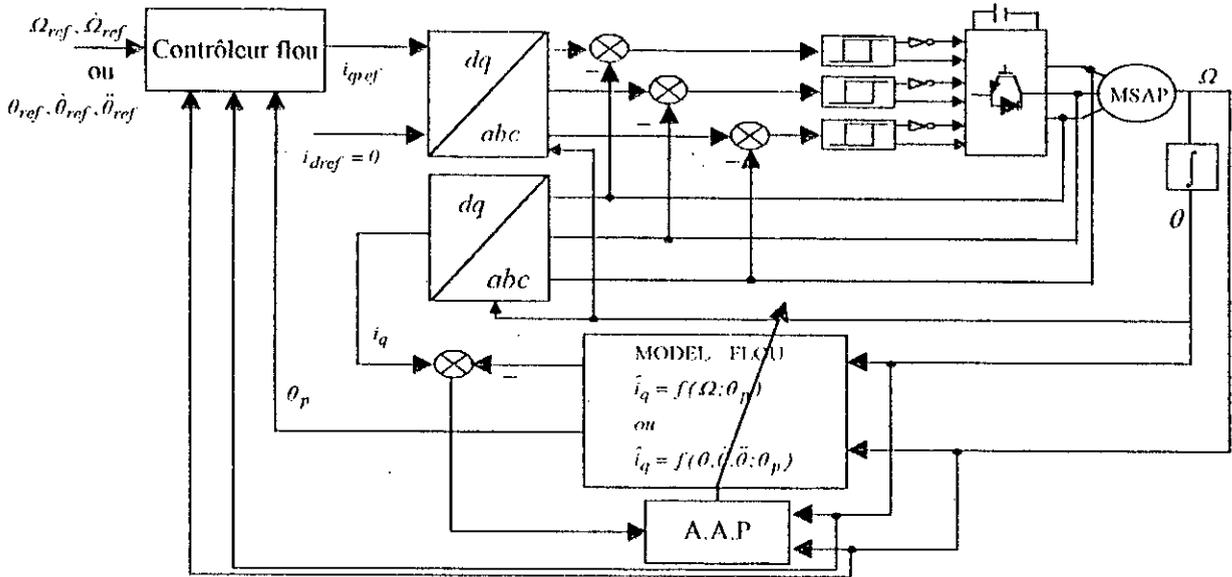


Figure III.2 : Structure de réglage de vitesse /position par la méthode de commande floue adaptative basée sur l'identification directe.

En utilisant l'équation d'équilibre entre le couple moteur et le couple opposé par la partie mécanique du système, nous pouvons écrire :

$$i_q = \frac{2J}{3p\Phi_f} \frac{d\Omega}{dt} + (T_r + T_c\Omega) \frac{2}{3p\Phi_f} \quad (III.12)$$

Cette équation peut être mise sous la forme suivante :

$$i_q = F(X) \frac{d\Omega}{dt} + G(X) \tag{III.13}$$

avec :

$$F(X) = \frac{2J}{3p\Phi_f}; G(X) = (T_r + F_c\Omega) \frac{2}{3p\Phi_f} \text{ et } X = [\Omega]$$

Afin de pouvoir appliquer la commande floue adaptative basée sur l'identification inverse, le courant  $i_q$  est approximé par un système flou de Sugeno d'ordre un, tel que :

$$\hat{i}_q = f(\Omega; \theta_p) \tag{III.14}$$

Pour le cas étudié le système flou possède une seule entrée qui est la vitesse de rotation  $\Omega$ . Dans notre application, nous attribuons trois fonctions d'appartenance à cette entrée.

La sortie finale du système flou est donnée par :

$$\hat{i}_q = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_k \hat{i}_{qk}}{\sum_{k=1}^3 \mu_k} \tag{III.15}$$

Où  $\hat{i}_{qk}$  représente la conséquence de la règle  $R_k$ , son expression est donnée par :

$$\hat{i}_{qk} = a(0, k) + a(1, k)\Omega + b(k) \frac{d\Omega}{dt}$$

Et  $\mu_k$  représente le degré de confiance de la règle  $R_k$ .

Une conséquence de la règle  $R_k$  du contrôleur flou est donnée par.

$$i_{qk} = a(0, k) + a(1, k)\Omega + b(k)v$$

avec :

$$v = \dot{\Omega}_{ref} + k_{\Omega} (\Omega_{ref} - \Omega)$$

Le courant  $i_{qref}$  souhaité est donné par la relation suivante :

$$i_{qref} = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_k i_{qk}}{\sum_{k=1}^3 \mu_k} \tag{III.16}$$

### III.1.3.2. REGLAGE DE POSITION

Le schéma global de cette commande est représenté à la figure III.2. A partir de la position de référence et de position mesurée, le contrôleur flou adaptatif fournit le courant  $i_{qref}$  souhaité. Ce dernier est utilisé pour donner les courants de références. Ces courants sont comparés aux courants réels mesurés pour fixer la commande de chaque bras de l'onduleur.

En utilisant l'équation III.12 et sachant que  $\dot{\theta} = \Omega$ , il vient :

$$i_q = \frac{2}{3p\Phi_f} J\ddot{\theta} + (T_r + F_c\dot{\theta}) \frac{2}{3p\Phi_f} \tag{III.17}$$

L'équation III.17 nous permet d'écrire :

$$i_q = F(X)\ddot{\theta} + G(X) \tag{III.18}$$

avec :

$$F(X) = \frac{2I}{3p\Phi_f}; G(X) = (T_r + F_c\dot{\theta}) \frac{2}{3p\Phi_f}; X = [\theta, \dot{\theta}]$$

Pour appliquer la commande floue adaptative basée sur l'identification inverse, le courant  $i_q$  est approximé par un système flou de Sugeno d'ordre un, tel que :

$$\hat{i}_q = f(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}; \theta_p) \quad (\text{III.19})$$

Dans ce cas le système flou possède deux entrées  $\theta$  et  $\dot{\theta}$ .

Dans notre application deux fonctions d'appartenance sont attribuées à chacune des deux variables d'entrées du système flou.

La sortie finale du système flou est donnée par :

$$\hat{i}_q = \frac{\sum_{k=1}^4 \mu_k \hat{i}_{qk}}{\sum_{k=1}^4 \mu_k} \quad (\text{III.20})$$

Où  $\hat{i}_{qk}$  représente la conséquence de la règle  $R_k$ , il est donné par :

$$\hat{i}_{qk} = a(0, k) + a(1, k)\theta + a(2, k)\dot{\theta} + b(k)\ddot{\theta}$$

Et  $\mu_k$  représente le degré de confiance de la règle  $R_k$ .

Le contrôleur flou fournit le courant  $i_{qref}$  souhaité, ce courant est donné par :

$$i_{qref} = \frac{\sum_{k=1}^4 \mu_k i_{qk}}{\sum_{k=1}^4 \mu_k} \quad (\text{III.21})$$

Où  $\hat{i}_{qk}$  est la conséquence de la règle  $R_k$ , son expression est donnée par :

$$\hat{i}_{qk} = a(0, k) + a(1, k)\theta + a(2, k)\dot{\theta} + b(k)v$$

avec :

$$v = \ddot{\theta}_{ref} + k_{1\theta}(\dot{\theta}_{ref} - \dot{\theta}) + k_{2\theta}(\theta_{ref} - \theta)$$

Il est à noter que l'algorithme d'adaptation nécessite la mesure de la dérivée de la vitesse de la machine. Cette dernière est calculée numériquement, mais ceci n'est pas souhaitable dans le cas des mesures bruitées.

### III.1.4. SIMULATION NUMERIQUE

Afin de tester l'efficacité de la stratégie de commande proposée, nous l'avons examinée par simulation numérique.

Les coefficients  $k_{1\theta}$ ,  $k_{2\theta}$  et  $k_{2\omega}$ , imposant les réponses désirées de la MSAP, ont respectivement pour valeur 25.85, 79.8 et 1561.25.

Les figures (III.3.a et III.3.b) donnent les performances du réglage de la vitesse pour une consigne de 300 rd/s avec variation de la charge, ainsi que lors de l'inversion du sens de marche respectivement. Les figures (III.4.a. et III.4.b) présentent le comportement global de la régulation lors du positionnement pour une consigne de 5 rd ainsi que lors de l'inversion du positionnement de 5 rd à -5 rd respectivement. La régulation de la vitesse (position) est insensible aux variations de la charge, ceci

montre bien la robustesse de la stratégie de commande proposée. Le découplage de la machine est réalisé avec succès par le maintien du courant  $i_d$  nul. La chute de vitesse et celle de position est l'ordre de 0.26 % et 2.4 % respectivement. Les temps nécessaires à la compensation de celles-ci sont respectivement égal à 0.05 s et 0.2 s.

Pour tester les performances de ce schéma de commande vis-à-vis des variations paramétriques, nous avons étudié l'influence des variations paramétriques sur les performances du réglage de vitesse et de position. Nous avons considéré des variations brusques à l'instant  $t=0.75$  s sur la résistance statorique ( $R_s$ ), sur les inductances ( $L_d, L_q$ ), sur le moment d'inertie ( $J$ ) ainsi que sur le flux des aimants ( $\Phi_f$ ). La résistance statorique et le moment d'inertie sont variées de 100 %, les inductances sont variées de -50 % et le flux des aimants de -10 %.

Les figures (III.5.a et III.5.b) représentent respectivement le comportement dynamique du système dans le cas du réglage de vitesse et de position avec variations paramétriques. Des résultats obtenus, nous pouvons conclure que la commande floue adaptative basée sur l'identification inverse présente une forte robustesse en présence des variations paramétriques et de perturbations. La dynamique de poursuite de la consigne ainsi que le découplage de la machine ne sont pas affectés par les variations paramétriques introduites sur le système, ceci encourage l'implémentation de cette approche en temps réel.

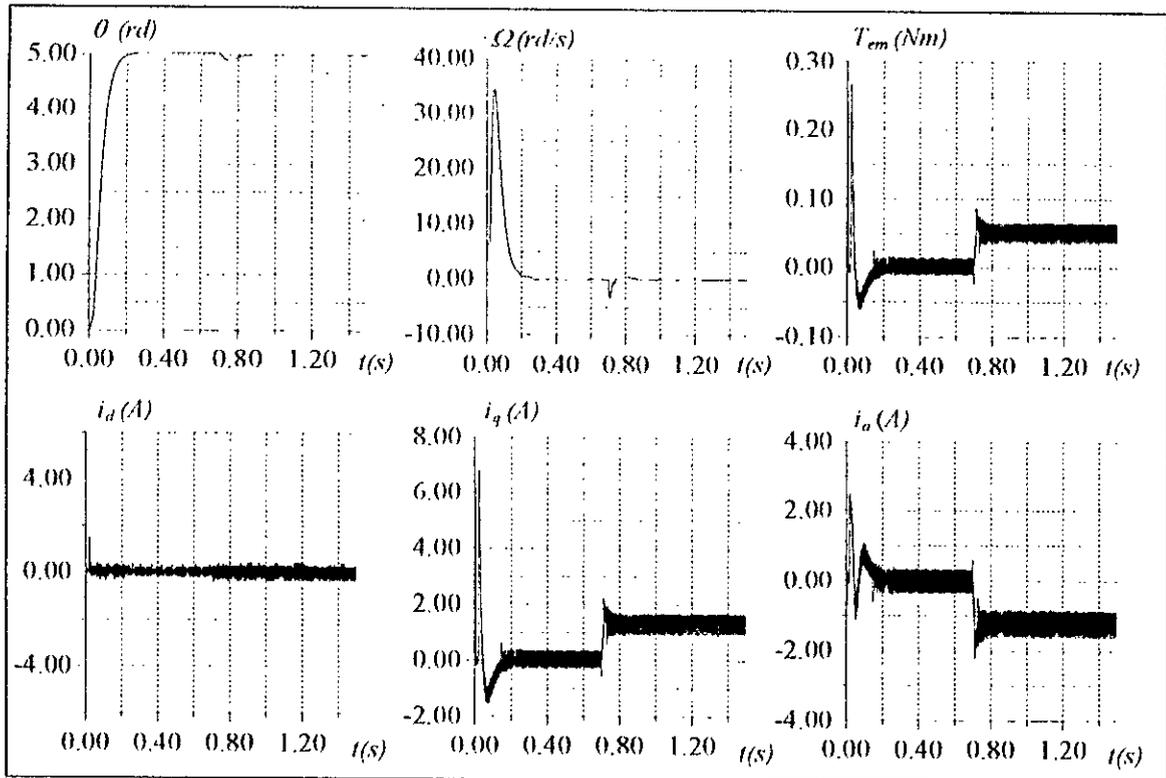


Figure III.4.a : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variation de la charge.

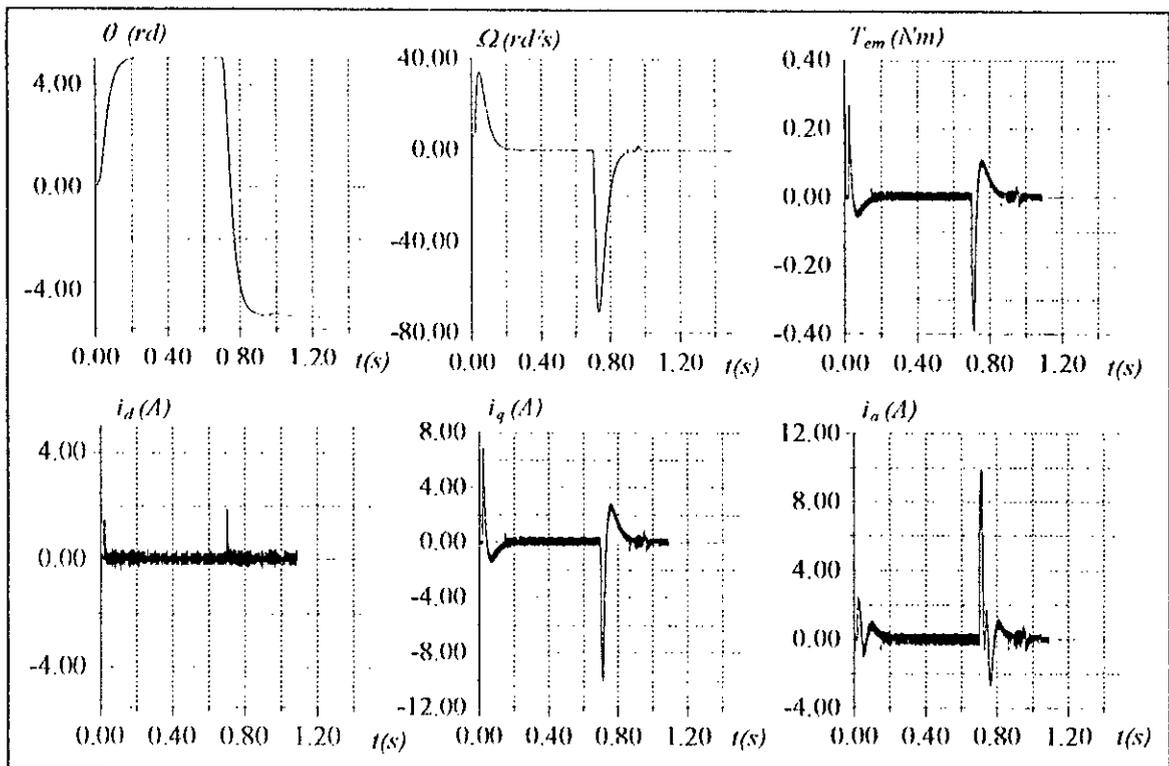


Figure III.4.b : Comportement dynamique de la MSAP lors de l'inversion du positionnement.

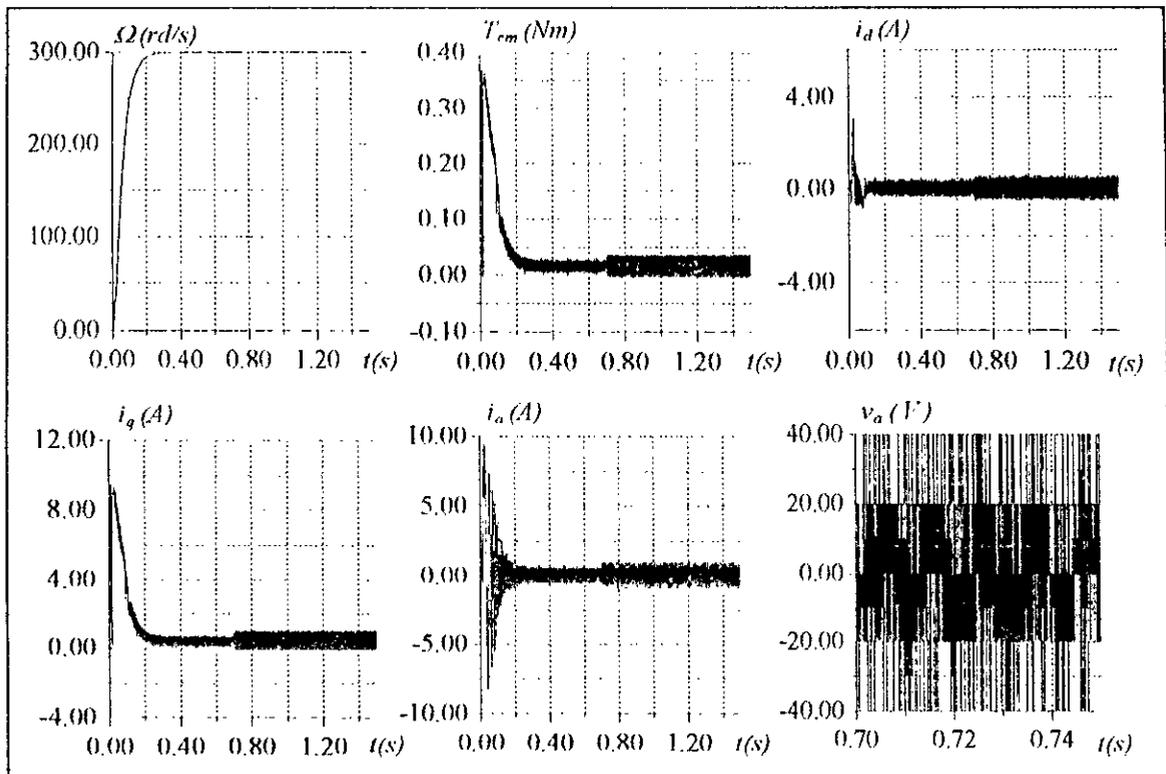


Figure III.5.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variations paramétriques.

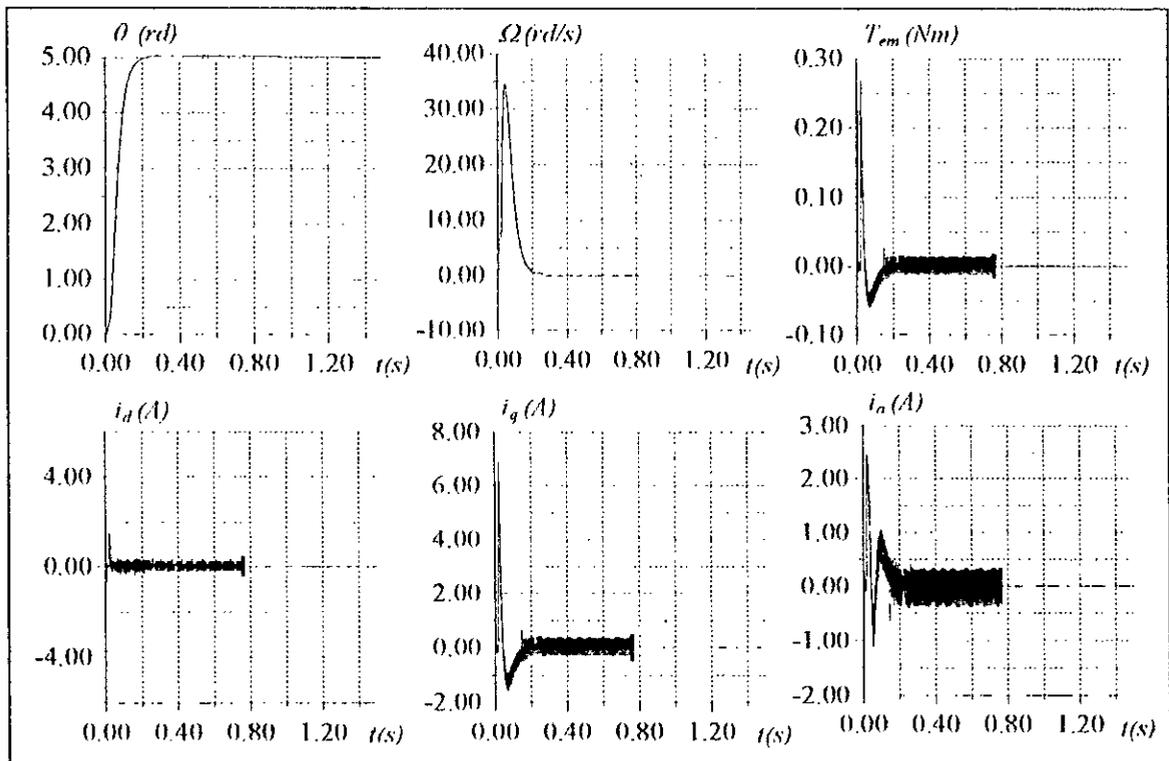


Figure III.5.b : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variations paramétriques.

### III.2. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVES BASEE SUR L'IDENTIFICATION DIRECTE

La synthèse du schéma de commande floue adaptative décentralisée que nous avons proposé, considère le modèle dynamique décentralisé inverse de chaque sous-système. Une écriture de ce dernier sous une nouvelle forme nous permettra de proposer une autre structure de loi de commande. Cette loi est déterminée en utilisant la méthode dite du couple calculé.

#### III.2.1. ESTIMATION DES PARAMETRES DU MODELE FLOU

Considérons un système non linéaire définie par la collection de  $m$  équations différentielles d'ordre  $n$ , tel que :

$$\begin{aligned} \dot{x}_i^{(n)} &= F_i(X) + G_i(X)u_i \\ y_i &= x_i ; i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (III.22)$$

avec :

$$X = [x^{(n-1)}, \dots, x]^T, x = [x_1, \dots, x_m]^T \text{ et } u = [u_1, \dots, u_m]^T$$

Le principe de la commande floue adaptative basée sur l'identification directe est le suivant :

- Utilisation des systèmes flous pour estimer les dérivées d'ordre  $n$  des sorties du système.
- L'estimateur (le modèle flou) envoie les paramètres estimés au contrôleur, ensuite ce dernier génère la commande à partir de ces paramètres en utilisant la méthode du couple calculé.

La dérivée d'ordre  $n$  de la sortie  $y_i$  est représentée par un système flou de Sugeno d'ordre un, cette représentation est écrite sous la forme suivante [Lah-98] :

$$\hat{y}_i^{(n)} = f_i(X; \theta_i) \quad (III.23)$$

Une règle floue du système flou a la forme suivante :

$R_k$  : si  $x_1^{(n-1)}$  est  $F_{l(1,n-1)}$  et ... et  $x_m^{(n-1)}$  est  $F_{l(m,n-1)}$  et ... et  $x_1$  est  $F_{l(1,0)}$  et ... et  $x_m$  est  $F_{l(m,0)}$

$$\begin{aligned} \text{Alors } \hat{y}_i^{(n)k} &= a(0, k) + a(1, n-1, k)x_1^{(n-1)} + \dots + a(m, n-1, k)x_m^{(n-1)} + \dots + a(1, 0, k)x_1 \dots \\ &+ a(m, 0, k)x_m + b(k)u_i \end{aligned} \quad (III.24)$$

avec :

$$1 \leq l(q, j) \leq m(q, j); k = 1, \dots, M_i$$

$m(q, j)$  est le nombre d'ensemble flou associé à l'entrée  $x_q^{(j)}$  du système flou.

$M_i$  est le nombre total des règles floues.

La sortie du système flou est donnée par la relation suivante :

$$\hat{y}_i^{(n)} = \frac{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k \hat{y}_i^{(n)k}}{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k} \quad (III.25)$$

Où  $\mu_k$  représente le degré de confiance ou d'activation de la règle  $R_k$ , il est donné par :

$$\mu_k = \mu_{F_{l(1,n-1)}} \times \mu_{F_{l(2,n-1)}} \times \dots \times \mu_{F_{l(m,n-1)}} \times \mu_{F_{l(m,0)}} \quad (III.26)$$

L'estimation des paramètres du système flou, paramètres des prémisses et des conséquences, se fait par un algorithme d'apprentissage de type gradient modifié. Cet algorithme ajuste les paramètres du système flou  $f_i(\cdot)$  afin de minimiser l'erreur instantanée entre  $y_i^{(n)}$  (valeur réelle) et la sortie du système flou  $\hat{y}_i^{(n)}$ , cette erreur est définie par :

$$e_i(t) = y_i^{(n)} - \hat{y}_i^{(n)} \quad (\text{III.27})$$

La loi d'adaptation est donnée par l'équation suivante :

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i(t) &= \hat{\theta}_i(t-1) + p(t)\psi(t)e_i(t) \\ \psi(t) &= \frac{\partial f_i(X; \theta_i)}{\partial \theta_i} \Big|_{\hat{\theta}_i(t-1)} \end{aligned} \quad (\text{III.28})$$

Où  $p(t)$  est le gain de l'algorithme d'estimation, Il est donné par la relation suivante :

$$p(t) = \frac{\alpha_1 I}{\alpha_2 + \psi^T(t)\psi(t)}; \alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0$$

### III.2.2. CALCUL DE LA COMMANDE

Une fois l'étape d'estimation est terminée, l'estimateur (le modèle flou) envoie les paramètres estimés au contrôleur flou. Ces paramètres sont utilisés pour construire la base des règles du contrôleur, par conséquent, une règle du contrôleur proposé est de la forme suivante :

$R_k$  : si  $x_1^{(n-1)}$  est  $F_{l(1,n-1)}$  et ... et  $x_m^{(n-1)}$  est  $F_{l(m,n-1)}$  et ... et  $x_1$  est  $F_{l(1,0)}$  et ... et  $x_m$  est  $F_{l(m,0)}$

Alors  $\text{num}(u_i) = v_i - y'(k)$  et  $\text{den}(u_i) = b(k)$

avec :

$$\begin{aligned} v_i &= y_{di}^{(n)} + k_n (y_{di}^{(n-1)} - y_i^{(n-1)}) + \dots + k_1 (y_{di} - y_i) \\ y'(k) &= a(0, k) + a(1, n-1, k)x_1^{(n-1)} + \dots + a(m, n-1, k)x_m^{(n-1)} + \dots + a(1, 0, k)x_1 + \dots + a(m, 0, k)x_m \end{aligned}$$

Les coefficients  $k_i$  sont choisis de telle sorte que le polynôme  $s^n + k_n s^{n-1} \dots + k_1$  soit un polynôme d'Hurwitz (racines à parties réelles négatives).

La commande appliquée au sous-système  $i$  est donnée par la relation suivante :

$$u_i = \frac{\text{num}(u_i)}{\text{den}(u_i)} \quad (\text{III.29})$$

Où :

$$\text{num}(u_i) = \frac{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k (v_i - y'(k))}{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k} \quad (\text{III.30})$$

et :

$$\text{den}(u_i) = \frac{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k b(k)}{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k} \quad (\text{III.31})$$

d'où il vient :

$$u_i = \frac{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k (v_i - y'(k))}{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k b(k)} \quad (\text{III.32})$$

La figure III.6 donne une vue schématique du principe de la commande floue adaptative basée sur l'identification directe.

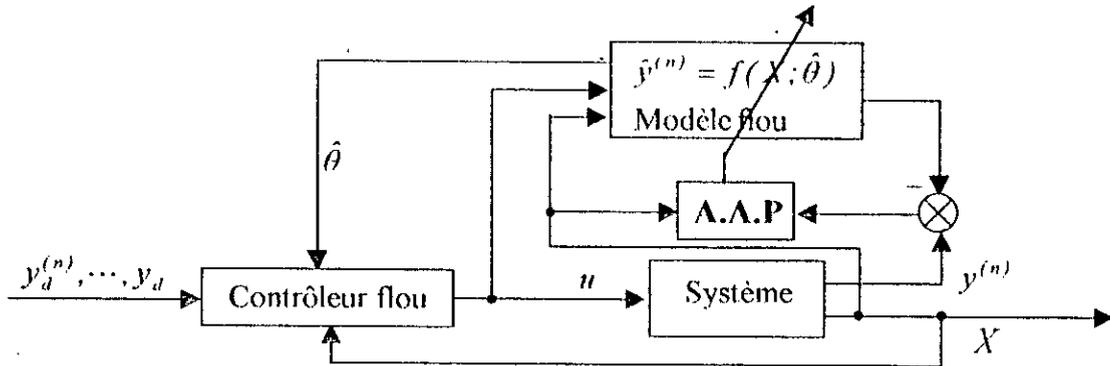


Figure III.6 : Structure de la commande floue adaptative basée sur l'identification directe.

### III.2.3. APPLICATION A LA MSAP

#### III.2.3.1. REGLAGE DE VITESSE

La structure de cette commande peut être décrite par le schéma de la figure III.7. Le contrôleur flou adaptatif fournit le courant  $i_{qref}$  désiré. Pour optimiser le couple généré par la machine, le courant  $i_d$  est maintenu à la valeur nulle. Les courants  $(i_{qref}, i_{dref})$  sont transformés en trois signaux triphasés  $(i_a^*, i_b^*, i_c^*)$ . Ces derniers sont comparés aux trois courants réels mesurés pour fixer la commande de chaque bras de l'onduleur.

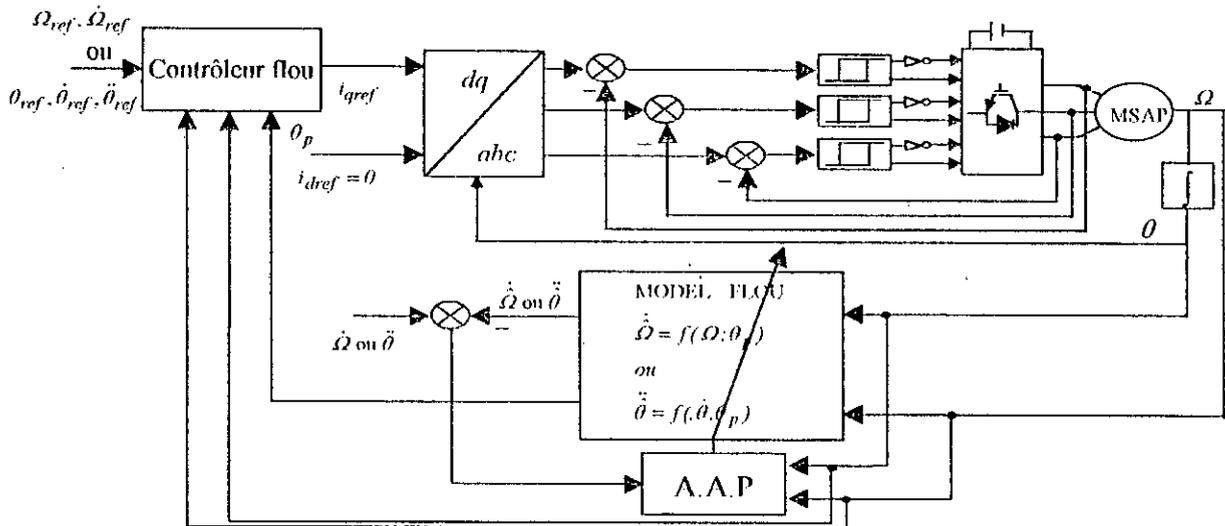


Figure III.7 : Structure de réglage de vitesse/position par la méthode de commande floue adaptative basée sur l'identification directe.

En utilisant l'équation III.12, il vient :

$$\frac{d\Omega}{dt} = \frac{3p\Phi_f}{2J} i_q - \frac{T_r}{J} - \frac{F_c}{J} \Omega \tag{III.33}$$

Cette équation peut être décrite par l'équation suivante :

$$\frac{d\Omega}{dt} = F(X) + G(X) i_q \tag{III.34}$$

avec :

$$F(X) = -\left(\frac{T_r}{J} + \frac{F_c \Omega}{J}\right); G(X) = \frac{3p\Phi_f}{2J}; X = |\Omega|$$

Dans la commande floue adaptative basée sur l'identification directe, la dérivée de la vitesse est approximée par un système flou, tel que :

$$\dot{\hat{\Omega}} = f(\Omega; \theta_p) \quad (III.35)$$

Ce système possède une seule entrée. Pour notre application nous associons trois fonctions d'appartenance à cette entrée.

La sortie finale du système flou est donnée par :

$$\dot{\hat{\Omega}} = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_k \dot{\hat{\Omega}}_k}{\sum_{k=1}^3 \mu_k} \quad (III.36)$$

Où  $\mu_k$  représente le degré de confiance de la règle  $R_k$  et  $\dot{\hat{\Omega}}_k$  est la conséquence de cette dernière, cette conséquence est définie par :

$$\dot{\hat{\Omega}}_k = a(0, k) + a(1, k)\Omega + b(k)i_{qref}$$

Le contrôleur flou adaptatif fournit le courant  $i_{qref}$  désiré, ce dernier est exprimé par :

$$i_{qref} = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_k (v - y'_k)}{\sum_{k=1}^3 \mu_k b(k)} \quad (III.37)$$

Où  $v - y'_k$  et  $b(k)$  sont respectivement, le numérateur et le dénominateur de la règle  $R_k$  du contrôleur flou. Ses expressions sont données par :

$$v = \dot{\hat{\Omega}}_{ref} + k_D(\Omega_{ref} - \Omega)$$

$$y'_k = a(0, k) + a(1, k)\Omega$$

### III.2.3.2. REGLAGE DE POSITION

Le schéma de principe de cette commande est donné à la figure III.7.

En partant de l'équation III.17, nous obtenons :

$$\ddot{\theta} = F(X) + G(X)i_q \quad (III.38)$$

avec :

$$F(X) = -\left(\frac{T_r}{J} + \frac{F_c \Omega}{J}\right); G(X) = \frac{3p\Phi_f}{2J}; X = |\dot{\theta}|$$

Pour appliquer la méthode proposée, nous remplaçons  $\ddot{\theta}$  par un système flou de Sugeno d'ordre un, tel que :

$$\ddot{\theta} = f(\dot{\theta}; \theta_p) \quad (III.39)$$

Ce système possède une seule entrée  $\dot{\theta}$ . Dans notre application, trois fonctions d'appartenance sont attribuées à cette entrée.

La sortie du système flou est exprimée par :

$$\ddot{\theta} = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_k \ddot{\theta}_k}{\sum_{k=1}^3 \mu_k} \quad (\text{III.40})$$

Où  $\mu_k$  est le degré de confiance de la règle  $R_k$  et  $\ddot{\theta}_k$  est la conséquence de cette dernière, cette conséquence est définie par :

$$\ddot{\theta}_k = a(0, k) + a(1, k) \dot{\theta} + b(k) i_{qref}$$

La sortie du contrôleur flou adaptatif est exprimée par :

$$i_{qref} = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_k (v - y'_k)}{\sum_{k=1}^3 \mu_k b(k)} \quad (\text{III.41})$$

avec :

$$v = \ddot{\theta}_{ref} + k_{10} (\dot{\theta}_{ref} - \dot{\theta}) + k_{20} (\theta_{ref} - \theta)$$

$$y'_k = a(0, k) + a(1, k) \dot{\theta}$$

Alors que,  $v - y'_k$  et  $b(k)$  sont respectivement, le numérateur et le dénominateur de la règle  $R_k$  du contrôleur flou.

Nous remarquons que l'algorithme d'adaptation nécessite la mesure de la dérivée de la vitesse. Cette dernière est calculée par une différentiation de la vitesse, mais ceci n'est pas souhaitable dans le cas des mesures bruitées.

### III.2.4. SIMULATION NUMERIQUE

Pour mettre en évidence l'aptitude de la méthode de commande proposée, nous avons procédé à la simulation numérique.

Les coefficients  $k_{10}$ ,  $k_{20}$  et  $k_{20}$ , imposant les réponses désirées de la MSAP, ont respectivement pour valeur 22.85, 52.2 et 681.21.

La figure III.9.a illustre le réglage de vitesse lors du démarrage pour une consigne de 300 rd/s avec variation de la charge. La figure III.9.b donne le comportement dynamique du système lors de l'inversion du sens de marche.

L'analyse des résultats obtenus montre de bonnes performances pour la poursuite de la consigne et le rejet de la perturbation. Nous notons que durant le démarrage le courant  $i_d$  s'annule rapidement, le moteur démarre alors à couple maximal. Le régime de fonctionnement sévère imposé à la machine n'affecte guère le découplage, ce dernier est insensible à la variation de la consigne et de la charge. La chute de vitesse est l'ordre de 0.11 %, elle est éliminée en un temps de 0.005 s.

La figure III.10.a montre la dynamique du positionnement pour une consigne de 5 rd avec variation de la charge. La figure III.10.b donne le comportement du système lors de l'inversion de la position. Nous pouvons constater que la position suit parfaitement sa référence, le rejet de la perturbation est rapide, et le vecteur courant statorique est parfaitement aligné sur l'axe  $q$ . La chute de position, lors de l'application de la perturbation, a pour valeur 0.21 %, cette chute est éliminée en un temps de 0.15 s.

Cette commande est soumise aux mêmes tests de robustesse que la commande précédente. Les réponses obtenues sont représentées sur les figures (III.11.a et III.11.b) lors du réglage de vitesse et de position respectivement. Il apparaît, suite aux différents résultats obtenus, que malgré l'existence des variations simultanées sur la résistance statorique, les inductances statoriques, le moment d'inertie ainsi que sur la valeur du flux des aimants, la dynamique de poursuite de la consigne ainsi que le découplage de la machine reste inchangés. Donc, la commande floue adaptative basée sur l'identification directe présente une forte robustesse vis-à-vis ces variations.

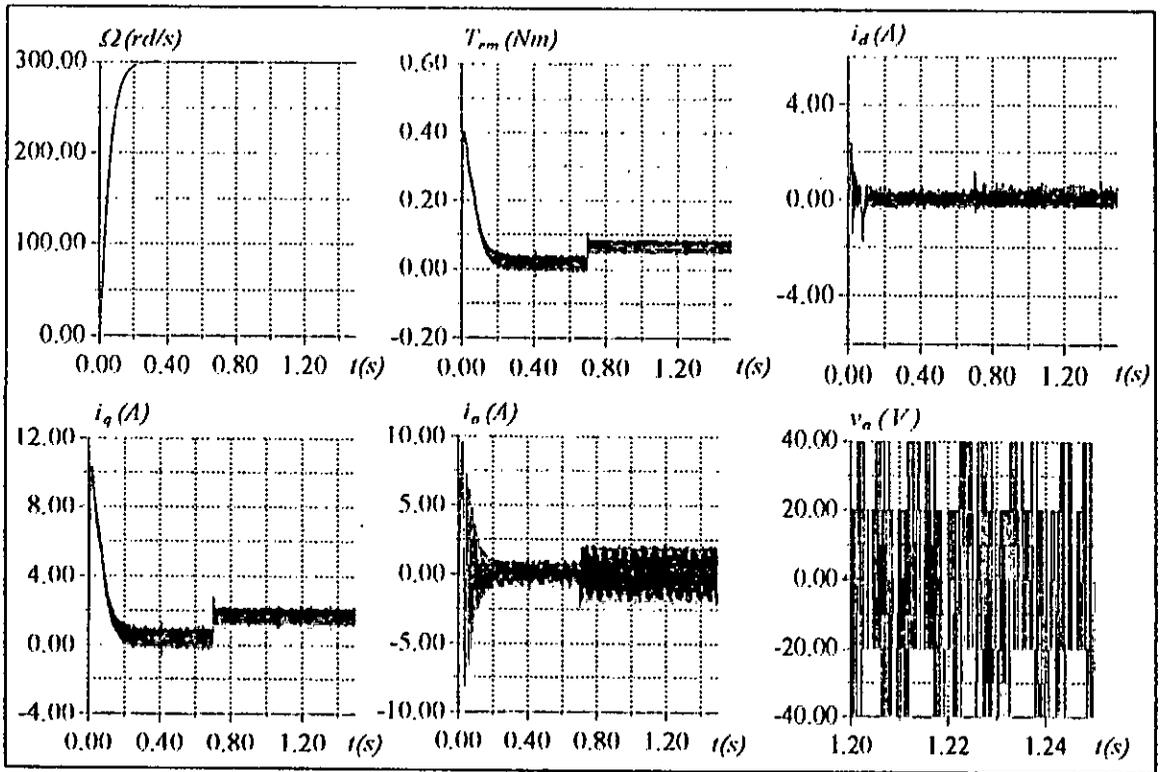


Figure III.9.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variation de la charge.

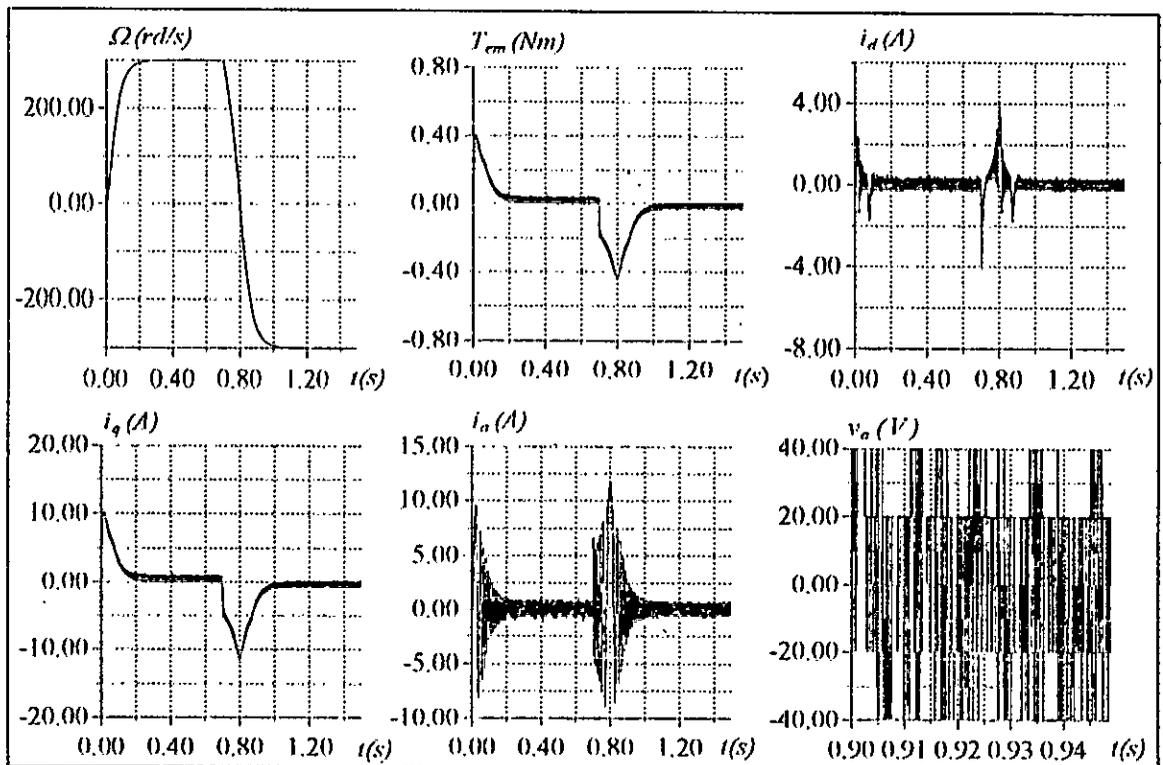


Figure III.9.b : Comportement dynamique de la MSAP lors d'une inversion du sens de la marche.

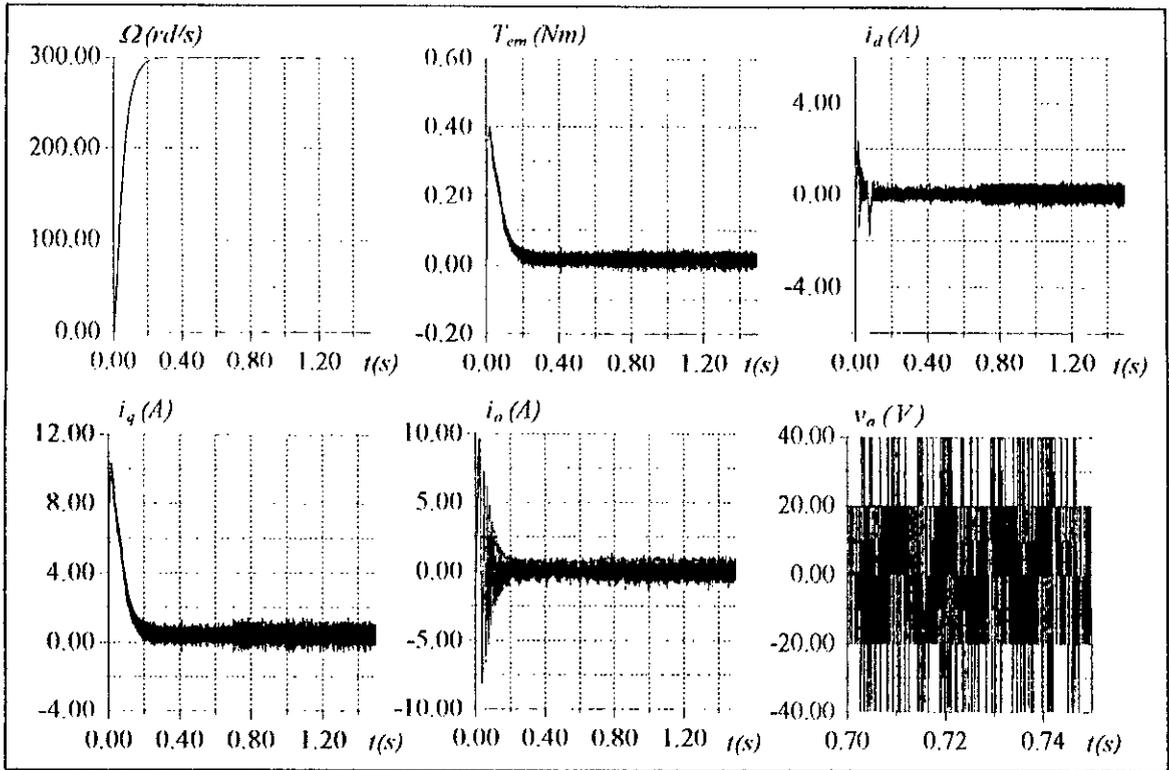


Figure III.11.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variations paramétriques.

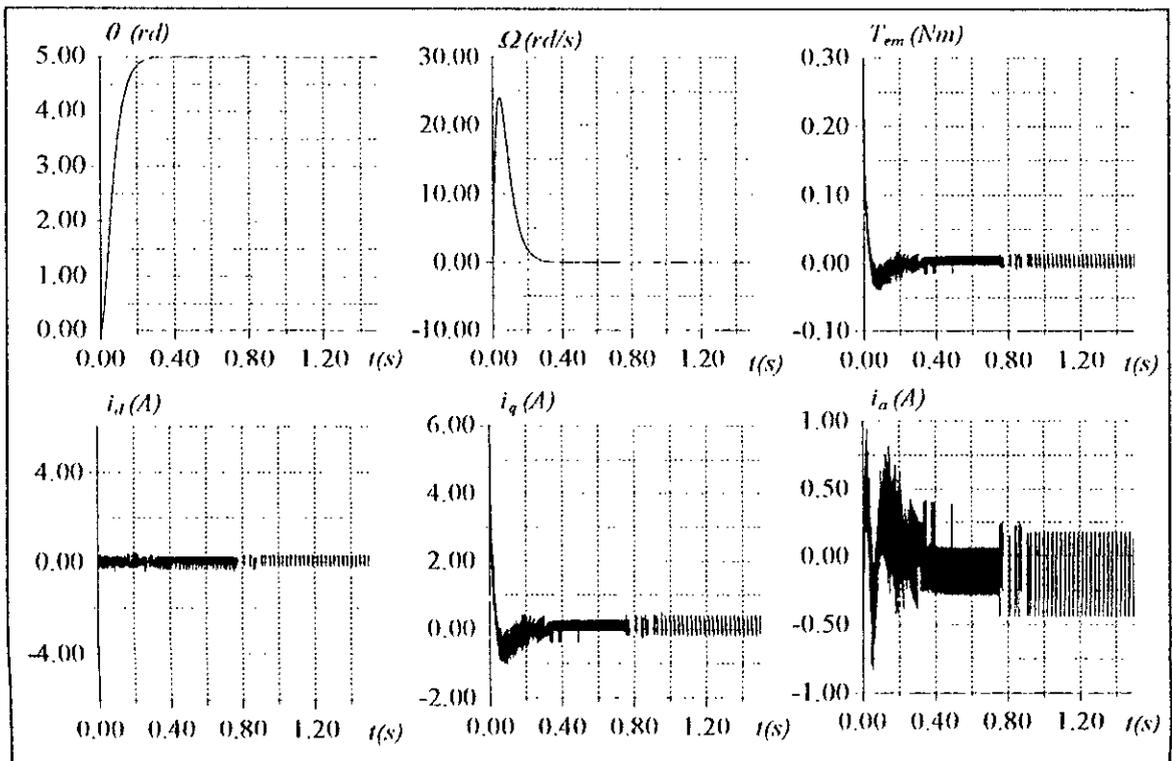


Figure III.11.b : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variations paramétriques.

### III.3. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE INDIRECTE LINEARISANTE

Dans cette section, nous proposons une nouvelle approche de commande floue adaptative indirecte, basée sur la combinaison des systèmes flous et la méthode classique dite du couple calculé. Les systèmes flous sont utilisés pour donner un modèle de représentation de la dynamique directe du système à commander. La loi de commande est ensuite générée à partir de ce modèle en utilisant la méthode du couple calculé.

#### III.3.1. IDENTIFICATION DU SYSTEME A REGLER PAR LES SYSTEMES FLOUS

Considérons de nouveau le système donné par l'équation III.2.

$$\begin{aligned}x_i^{(n)} &= F_i(X) + G_i(X)u_i \\ y_i &= x_i \quad ; i = 1, \dots, m\end{aligned}$$

L'objectif de la commande proposée est de générer une loi de commande locale basée sur l'équation III.22 (c'est une commande à structure décentralisée), en utilisant les estimées des fonctions  $F_i$  et  $G_i$ . La synthèse de la commande est effectuée en deux étapes. Dans la première, on identifie le modèle du système à contrôler par les systèmes flous. Dans la seconde, la commande est calculée par la méthode du couple calculé en utilisant le modèle flou identifié.

De l'équation III.22 nous pouvons écrire :

$$\hat{x}_i^{(n)} = f_i(X; \theta_{fi}) + g_i(X; \theta_{gi})u_i \quad (III.42)$$

Les fonctions  $f_i(\cdot)$  et  $g_i(\cdot)$  sont des systèmes flous de Sugeno d'ordre un avec des descriptions linguistiques de la forme suivante :

- Pour le système flou  $f_i(\cdot)$

$R_k^f$  : si  $x_1^{(n-1)}$  est  $F_{l(1,n-1)}^f$  et ... et  $x_m^{(n-1)}$  est  $F_{l(m,n-1)}^f$  et ... et  $x_1$  est  $F_{l(1,0)}^f$  et ... et  $x_m$  est  $F_{l(m,0)}^f$

Alors  $s_f(k) = a_f(0, k) + a_f(1, n-1, k)x_1^{(n-1)} + \dots + a_f(m, n-1, k)x_m^{(n-1)} + \dots + a_f(1, 0, k)x_1 \dots + a_f(m, 0, k)x_m$

- Pour le système flou  $g_i(\cdot)$

$R_k^g$  : si  $x_1^{(n-1)}$  est  $F_{l(1,n-1)}^g$  et ... et  $x_m^{(n-1)}$  est  $F_{l(m,n-1)}^g$  et ... et  $x_1$  est  $F_{l(1,0)}^g$  et ... et  $x_m$  est  $F_{l(m,0)}^g$

Alors  $s_g(k) = a_g(0, k) + a_g(1, n-1, k)x_1^{(n-1)} + \dots + a_g(m, n-1, k)x_m^{(n-1)} + \dots + a_g(1, 0, k)x_1 \dots + a_g(m, 0, k)x_m$

Les sorties finales des systèmes flous  $f_i(\cdot)$  et  $g_i(\cdot)$  sont respectivement données par :

$$f_i(X; \theta_{fi}) = \frac{\sum_{k=1}^{M_{fi}} \mu_{fk} s_f(k)}{\sum_{k=1}^{M_{fi}} \mu_{fk}} \quad (III.43)$$

$$g_i(X; \theta_{gi}) = \frac{\sum_{k=1}^{M_{gi}} \mu_{gk} s_g(k)}{\sum_{k=1}^{M_{gi}} \mu_{gk}} \quad (III.44)$$

avec :

$$\mu_{fk} = \mu_{F_i(1,n-1)}^f \times \mu_{F_i(2,n-1)}^f \times \dots \times \mu_{F_i(m-1,0)}^f \times \mu_{F_i(m,0)}^f \quad (\text{III.45})$$

$$\mu_{gk} = \mu_{G_i(1,n-1)}^g \times \mu_{G_i(2,n-1)}^g \times \dots \times \mu_{G_i(m-1,0)}^g \times \mu_{G_i(m,0)}^g \quad (\text{III.46})$$

L'estimation des paramètres inconnus  $\theta_i = [\theta_{f_i}; \theta_{g_i}]$  se fait récursivement à l'aide d'un algorithme d'apprentissage du type gradient modifié. Dans cet algorithme, les paramètres  $\theta_i$  sont ajustés afin de minimiser l'erreur instantanée entre  $y_i^{(n)}$  et  $\hat{y}_i^{(n)}$ . Cette erreur est donnée par :

$$e_i(t) = y_i^{(n)} - \hat{y}_i^{(n)} \quad (\text{III.47})$$

La loi d'adaptation proposée est de la forme [Lab-97] :

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i(t) &= \hat{\theta}_i(t-1) + p(t)\psi(t)e_i(t) \\ \psi(t) &= \frac{\partial y_i^{(n)}}{\partial \theta_i} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_i(\cdot)}{\partial \theta_{f_i}} & \frac{\partial g_i(\cdot)}{\partial \theta_{g_i}} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (\text{III.48})$$

avec :

$$p(t) = \frac{\alpha_1 I}{\alpha_2 + \psi^T(t)\psi(t)}; \quad \alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0$$

### III.3.2. CALCUL DE LA COMMANDE

Notre but est de concevoir une commande de telle sorte que chaque sous-système suit sa référence  $y_{id}$ . Pour cela, la loi de commande, calculée suivant la méthode du couple calculé, est donnée par la relation suivante :

$$u_i = \frac{v_i - f_i(X; \theta_{f_i})}{g_i(X; \theta_{g_i})} \quad (\text{III.49})$$

Avec :

$$v_i = y_{id}^{(n)} + k_n (y_{id}^{(n-1)} - y_i^{(n-1)}) + \dots + k_1 (y_{id} - y_i)$$

Les coefficients  $k_i$  sont choisis afin que le polynôme  $s^n + k_n s^{n-1} + \dots + k_1$  soit un polynôme d'Hurwitz (racines à parties réelles négatives).

Cette loi de commande assure un amortissement critique pour la dynamique de l'erreur.

La figure III.12 illustre schématiquement le principe de la commande proposée.

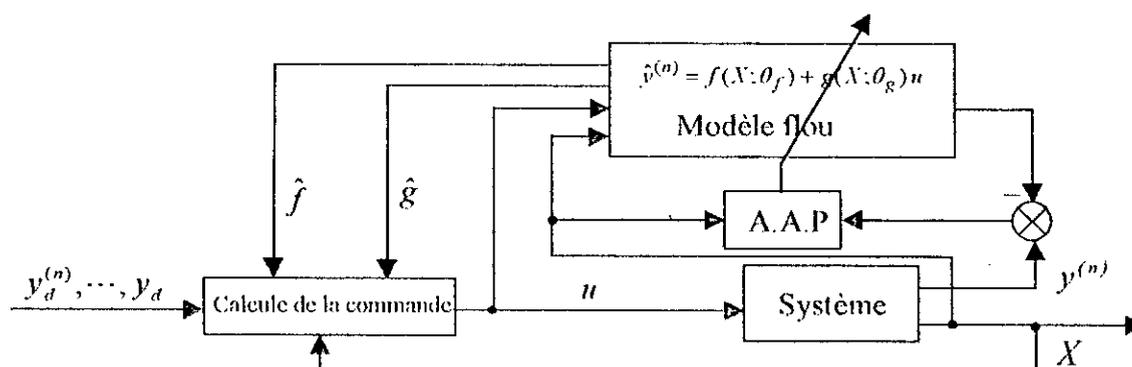


Figure III.12 : Principe de la commande floue adaptative indirecte linéarisante.

### III.3.3. APPLICATION A LA MSAP

#### III.3.3.1. REGLAGE DE VITESSE

La structure de la commande floue adaptative indirecte linéarisante est représentée à la figure III.13. Le contrôleur flou adaptatif fournit le courant  $i_{qref}$  assurant le contrôle de  $i_q$ . Les courants de références s'obtiennent par le passage de  $i_{qref}$  et  $i_{dref}$  par une transformation de coordonnées. La comparaison des courants de références aux courants réels fournit la commande de chaque bras de l'onduleur.

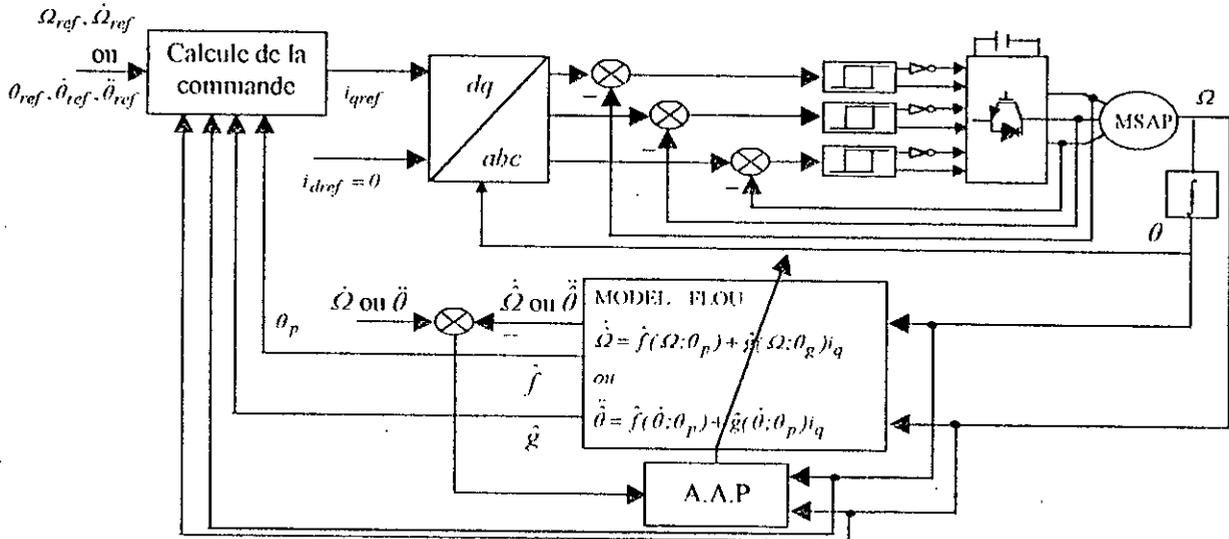


Figure III.13 : Structure de réglage de vitesse/position par la méthode de commande floue adaptative indirecte linéarisante.

Compte tenu de l'équation III.34, le modèle choisi pour identifier la dérivée de la vitesse est de la forme suivante :

$$\dot{\Omega} = f(\Omega; \theta_f) + g(\Omega; \theta_g) i_q \quad (\text{III.50})$$

Avec  $f(.)$  et  $g(.)$  sont des systèmes flous avec des paramètres inconnus. Ces systèmes sont caractérisés par une seule entrée. Trois fonctions d'appartenance sont attribuées à cette entrée.

Les sorties finales des systèmes flous  $f(.)$  et  $g(.)$  sont respectivement données par :

$$f(\Omega; \theta_f) = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{fk} s_f(k)}{\sum_{k=1}^3 \mu_{fk}} \quad (\text{III.51})$$

$$g(\Omega; \theta_g) = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{gk} s_g(k)}{\sum_{k=1}^3 \mu_{gk}}$$

Où  $\mu_{fk}$  et  $\mu_{gk}$  sont respectivement les degrés de confiances des règles  $R_{fk}$  et  $R_{gk}$  des systèmes flous  $f(.)$  et  $g(.)$ . Alors que,  $s_f(k)$  et  $s_g(k)$  sont les conséquences de ces règles, elles sont définies par :

$$s_f(k) = a_f(0, k) + a_f(1, k) \Omega$$

$$s_g(k) = a_g(0, k) + a_g(1, k) \Omega \quad (\text{III.52})$$

La sortie fournie par le contrôleur flou adaptatif est exprimée par :

$$i_{qref} = \frac{v - f(\Omega; \theta_f)}{g(\Omega; \theta_g)} \quad (III.53)$$

avec :

$$v = \dot{\Omega}_{ref} + k_{\Omega}(\Omega_{ref} - \Omega)$$

### III.3.3.2. REGLAGE DE POSITION

La structure de réglage de cette commande est représentée à la figure III.13.

En tenant compte l'équation III.38, le modèle choisi pour identifier  $\ddot{\theta}$  est de la forme suivante :

$$\ddot{\theta} = f(\dot{\theta}; \theta_f) + g(\dot{\theta}; \theta_g) i_q \quad (III.54)$$

avec  $f(\dot{\theta}; \theta_f)$  et  $g(\dot{\theta}; \theta_g)$  sont des systèmes flous caractérisés par une seule entrée. Pour le cas étudié, nous attribuons trois fonctions d'appartenance à cette entrée.

Les sorties finales de ces systèmes sont exprimées par :

$$f(\dot{\theta}; \theta_f) = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{fk} s_f(k)}{\sum_{k=1}^3 \mu_{fk}} \quad (III.55)$$

$$g(\dot{\theta}; \theta_g) = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{gk} s_g(k)}{\sum_{k=1}^3 \mu_{gk}}$$

La sortie fournie par le contrôleur flou adaptatif est exprimée par :

$$i_{qref} = \frac{v - f(\dot{\theta}; \theta_f)}{g(\dot{\theta}; \theta_g)} \quad (III.53)$$

avec :

$$v = \ddot{\theta}_{ref} + k_{1\theta}(\dot{\theta}_{ref} - \dot{\theta}) + k_{2\theta}(\theta_{ref} - \theta)$$

Il apparaît que l'algorithme d'adaptation nécessite la mesure de la dérivée de vitesse. Cette dernière est calculée numériquement. Notons que cette approximation peut être néfaste dans le cas des mesures bruitées.

### III.3.4. SIMULATION NUMERIQUE

Le comportement du système global est testé par simulation numérique dans le cas du réglage de vitesse et de position par la méthode de commande floue indirecte linéarisante.

Les paramètres  $k_{\Omega}$ ,  $k_{1\theta}$  et  $k_{2\theta}$ , imposant les réponses désirées de la MSAP, ont respectivement pour valeur 17, 53.57 et 717.45.

Les figures (III.14.a et III.14.b) donnent le comportement de la MSAP lors du réglage de la vitesse, alors que celles de (III.15.a et III.15.b) lors du positionnement. Nous notons des performances dynamiques et statiques forts intéressantes, le rejet de perturbation est efficace, le découplage des axes  $d$  et  $q$  n'est pas affecté par le régime sévère appliqué à la machine. La chute de vitesse et celle de position ont respectivement pour valeur 0.091 % et 0.21 %. Les temps de réaction, nécessaires à l'élimination de l'effet de perturbation, sont respectivement égal à 0.03 s et 0.14 s.

Pour démontrer la capacité d'adaptation du schéma de commande proposé vis-à-vis des variations paramétriques, nous provoquons des variations paramétriques comme pour les cas précédents sur la résistance statorique, les inductances statoriques, le moment d'inertie ainsi que sur le flux des aimants à l'instant  $t=0.7$  s. Les réponses obtenues sont représentées aux figures (III.16.a et III.16.b). Nous remarquons clairement que cette variation paramétrique n'a pas affecté les performances de réglage, ce qui prouve l'efficacité de l'algorithme de commande utilisé. Malheureusement, l'algorithme d'adaptation nécessite la mesure de la dérivée de la vitesse, cette dernière est calculée par une différentiation de la vitesse, ceci n'est pas souhaitable dans le cas des mesures bruitées.

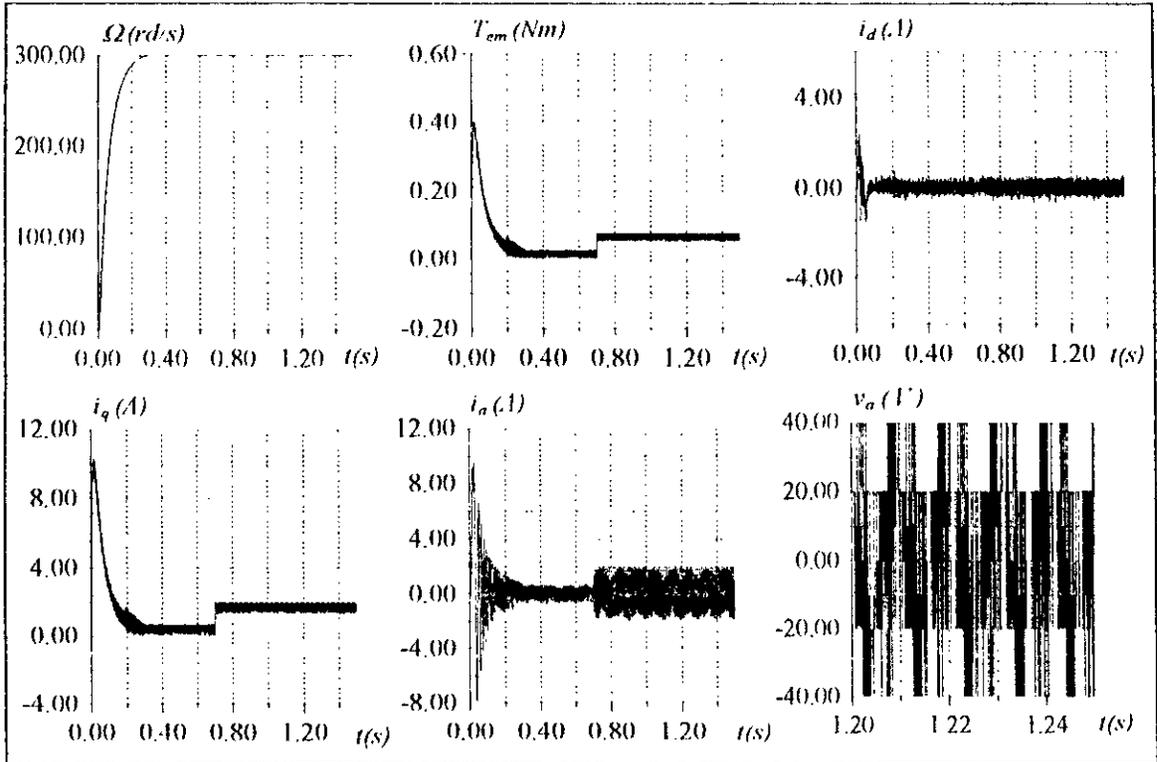


Figure III.14.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variation de la charge.

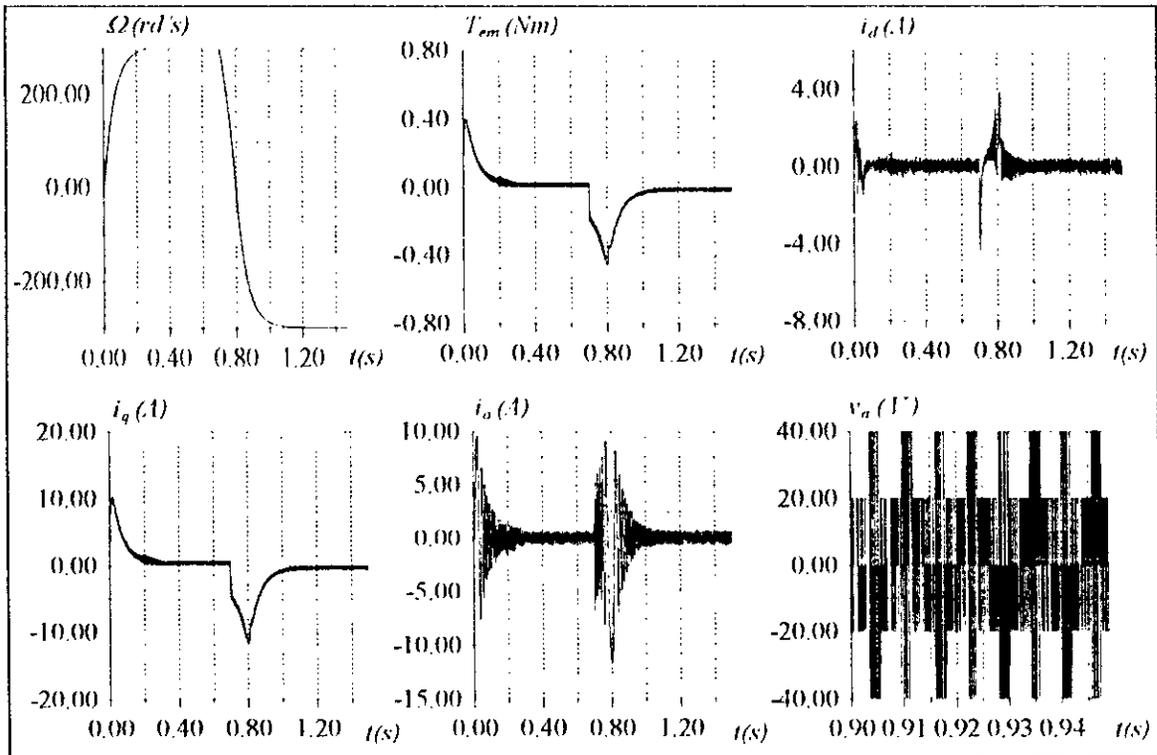


Figure III.14.b : Comportement dynamique de la MSAP lors d'une inversion du sens de la marche.

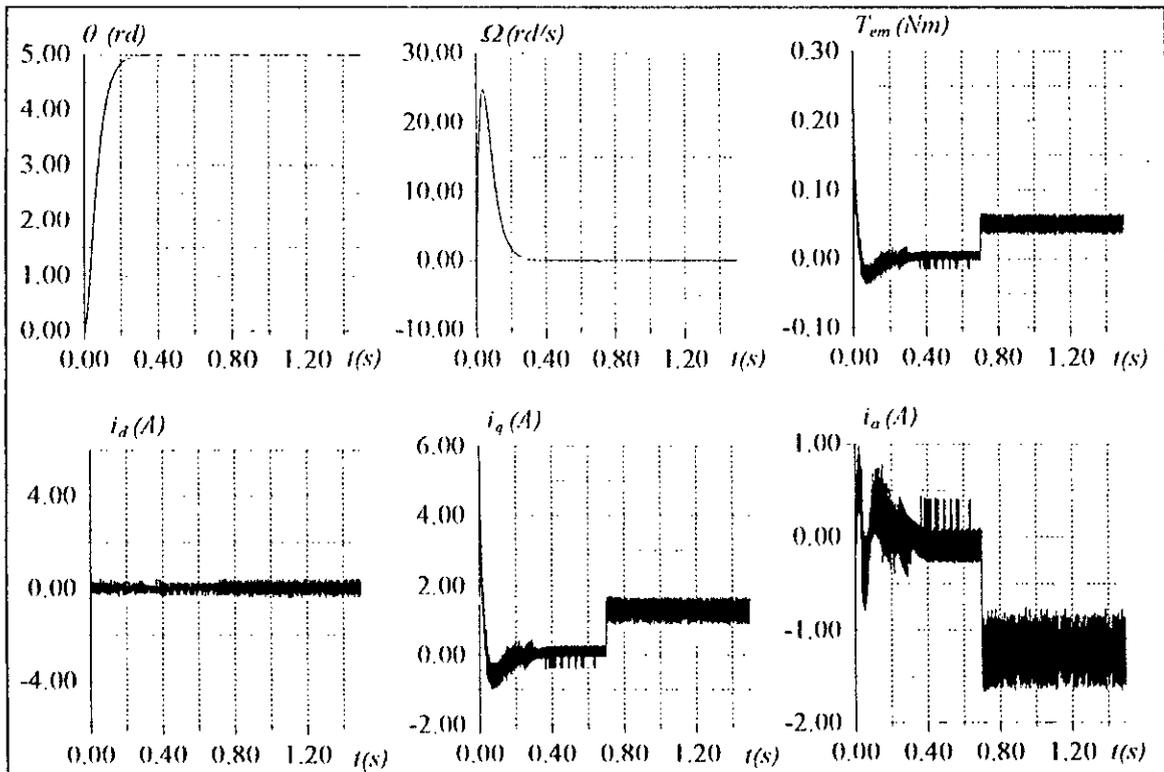


Figure III.15.a : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variation de la charge.

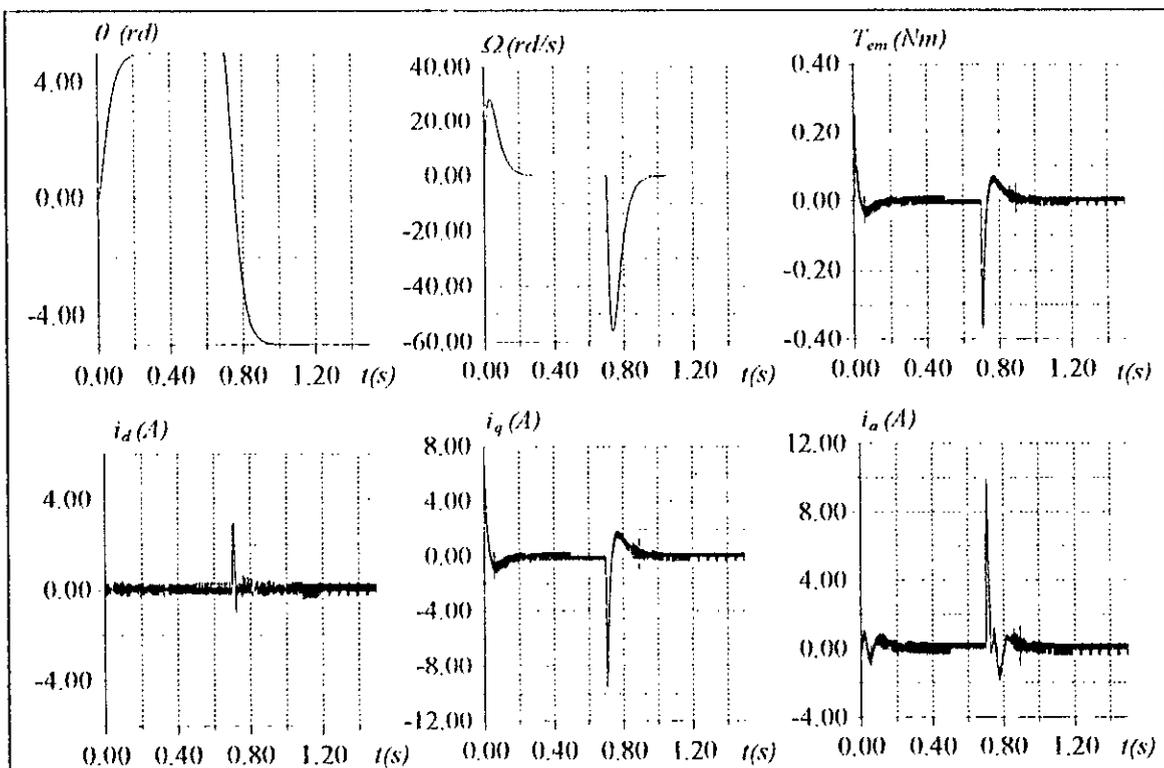


Figure III.15.b : Comportement dynamique de la MSAP lors de l'inversion du positionnement.

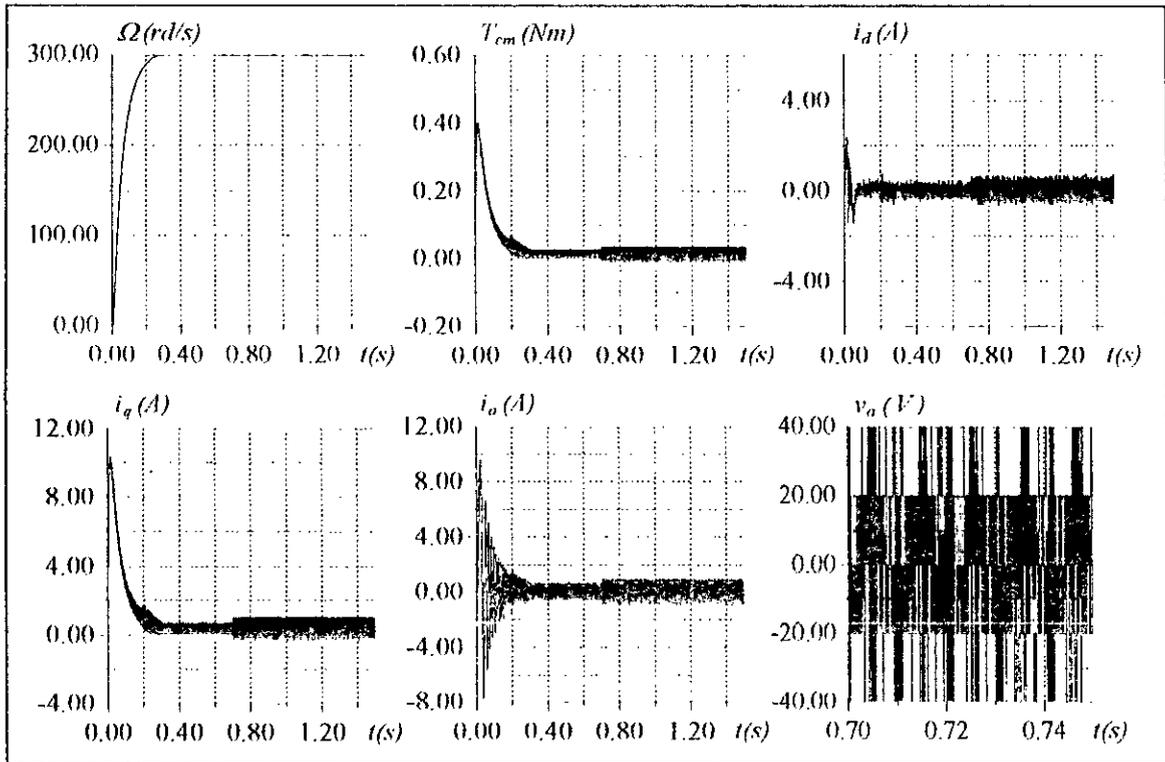


Figure III.16.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variations paramétriques.

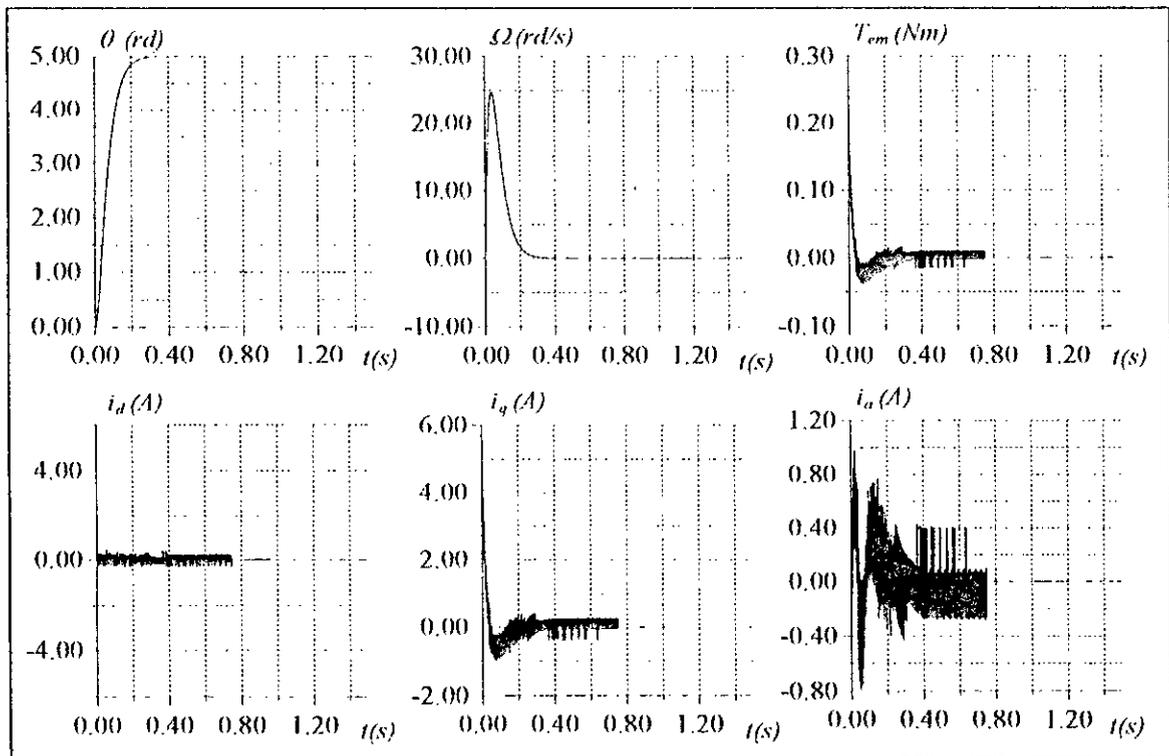


Figure III.16.b : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variations paramétriques.

### III.4. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE INDIRECTE BASEE SUR LA MINIMISATION DE L'ERREUR D'ETAT.

Dans les approches précédentes, nous avons développé des lois de commande floue adaptative, où l'ajustement des paramètres internes des systèmes flous nécessite la mesure de la dérivée de la vitesse de la machine. Or les machines électriques sont équipées de capteurs de vitesse ou de position. De plus, le calcul numérique de la dérivée de la vitesse peut être néfaste en présence des bruits de mesure. Dans cette section, nous présentons une nouvelle approche de la commande floue adaptative indirecte basée sur la combinaison des systèmes flous et la méthode de commande dite du couple calculé et qui ne nécessite pas la mesure de la dérivée de la vitesse. Les paramètres internes des systèmes flous sont ajustés par des lois d'adaptation basées sur la minimisation de l'erreur d'état

#### III.4.1. IDENTIFICATION DU SYSTEME A REGLER PAR LES SYSTEMES FLOUS

Soit un système non linéaire MIMO dont le modèle dynamique est décrit par l'équation suivante :

$$\dot{x}_i = f_i(x) + g_i(x)u_i ; i = 1, \dots, m \tag{III.57}$$

Où  $f_i(x) \in \mathfrak{R}$  et  $g_i(x) \in \mathfrak{R}$  sont des fonctions inconnues, alors que  $x = [x_1, \dots, x_m]^T$  et  $u = [u_1, \dots, u_m]^T$  sont supposés bornés et mesurables.

Notre but est de développer un modèle d'identification et une loi d'adaptation où les fonctions  $f_i(x)$  et  $g_i(x)$  sont remplacées par des systèmes flous  $\hat{f}_i(x; \theta_{f_i})$  et  $\hat{g}_i(x; \theta_{g_i})$ .

Afin d'arriver à cet objectif, nous écrivons (III.57) sous la forme suivante :

$$\dot{x}_i = \hat{f}_i(x; \theta_{f_i}) + \hat{g}_i(x; \theta_{g_i})u_i + \varepsilon_i \tag{III.58}$$

avec  $\varepsilon$  est l'erreur de reconstruction, elle est donnée par :

$$\varepsilon_i = [f_i(x) - \hat{f}_i(x; \theta_{f_i})] + [g_i(x) - \hat{g}_i(x; \theta_{g_i})]u_i \tag{III.59}$$

tel que :

$$\|\varepsilon_i\| \leq \bar{\varepsilon}_i$$

Nous utilisons le modèle d'identification série-parallèle suivant :

$$\dot{\hat{x}}_i = -\alpha_i \hat{x}_i + \alpha_i x + \hat{f}_i(x; \theta_{f_i}) + \hat{g}_i(x; \theta_{g_i})u_i \tag{III.60}$$

Où  $\alpha_i$  est une constante positive.

Le schéma d'identification est montré à la figure III.17.

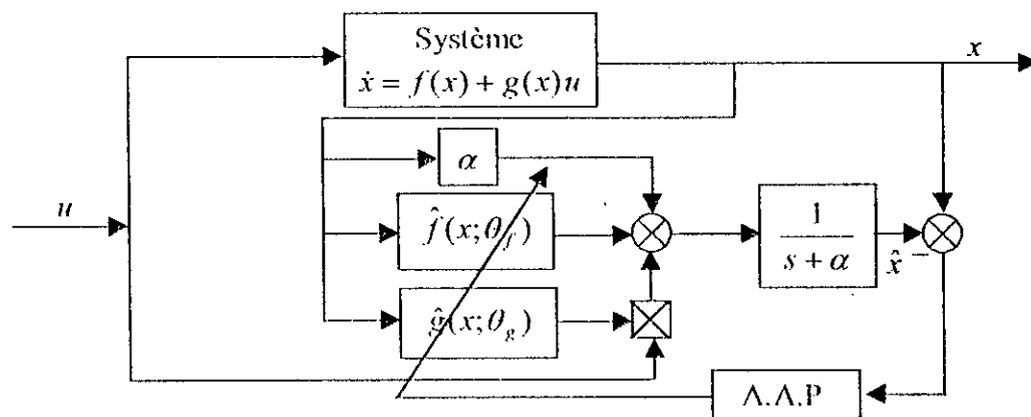


Figure III.17 : Schéma d'identification par les systèmes flous.

Les systèmes flous  $f_i(.)$  et  $g_i(.)$  sont constitués de deux ensembles de règles floues de la forme suivante :

- Pour le système flou  $f_i(.)$

$R_k^{f_i}$  : si  $x_1$  est  $F_{1_i}^{f_i}$  ... et  $x_m$  est  $F_{m_i}^{f_i}$  Alors  $S_{f_i}(k) = a_0^{f_i}(k) + a_1^{f_i}(k)x_1 + \dots + a_m^{f_i}(k)x_m$

- Pour le système flou  $g_i(.)$

$R_k^{g_i}$  : si  $x_1$  est  $F_{1_i}^{g_i}$  ... et  $x_m$  est  $F_{m_i}^{g_i}$  Alors  $S_{g_i}(k) = a_0^{g_i}(k) + a_1^{g_i}(k)x_1 + \dots + a_m^{g_i}(k)x_m$

Les sorties des deux systèmes flous sont données par :

$$f_i(x; \hat{\theta}_{f_i}) = \frac{\sum_{k=1}^{M_{f_i}} \mu_k^{f_i} S_{f_i}(k)}{\sum_{k=1}^{M_{f_i}} \mu_k^{f_i}} \quad (\text{III.61})$$

$$g_i(x; \hat{\theta}_{g_i}) = \frac{\sum_{k=1}^{M_{g_i}} \mu_k^{g_i} S_{g_i}(k)}{\sum_{k=1}^{M_{g_i}} \mu_k^{g_i}} \quad (\text{III.62})$$

Où  $\mu_k^{f_i}$  et  $\mu_k^{g_i}$  représentent les degrés d'activations des règles  $R_k^{f_i}$  et  $R_k^{g_i}$ , elles sont données par :

$$\mu_k^{f_i} = \prod_{i=1}^m \mu_{F_{i_i}^{f_i}}^{f_i}$$

$$\mu_k^{g_i} = \prod_{i=1}^m \mu_{F_{i_i}^{g_i}}^{g_i}$$

Dans le cas où les paramètres des prémisses seraient fixés a priori et les seuls paramètres ajustables seront ceux de la conclusion, les sorties des deux systèmes flous peuvent être écrites sous la forme suivante :

$$\hat{f}_i(x; \hat{\theta}_{f_i}) = W_{f_i}(x) \hat{\theta}_{f_i} \quad (\text{III.63})$$

$$\hat{g}_i(x; \hat{\theta}_{g_i}) = W_{g_i}(x) \hat{\theta}_{g_i} \quad (\text{III.64})$$

Où  $\hat{\theta}_{f_i}$  et  $\hat{\theta}_{g_i}$  sont deux vecteurs regroupant les paramètres des conséquences. Tandis que  $W_{f_i}(.)$  et  $W_{g_i}(.)$  sont des fonctions floues de base [Men-95].

Pour que le modèle d'identification converge vers le système réel (pour avoir  $e_i = x_i - \hat{x}_i \rightarrow 0$ ), les paramètres des deux systèmes flous sont ajustés par les lois d'adaptations suivantes [Lab-98] :

$$\dot{\hat{\theta}}_{f_i} = \eta_{f_i} W_{f_i}^T(x) e_i - k_i \|e_i\| \hat{\theta}_{f_i} \quad (\text{III.65})$$

$$\dot{\hat{\theta}}_{g_i} = \eta_{g_i} W_{g_i}^T(x) e_i u_i - k_i \|e_i\| \hat{\theta}_{g_i} \quad (\text{III.66})$$

avec  $\eta_{f_i}, \eta_{g_i}$  et  $k_i$  sont des constantes positives.

### III.4.2. PREUVE DE LA BORNITUDE DE L'ERREUR D'IDENTIFICATION

En utilisant l'équation III.57 et le modèle d'identification III.60, la dynamique de l'erreur est donnée par :

$$\dot{e}_i = -\alpha_i e_i + W_{f_i}(x)\tilde{\theta}_{f_i} + W_{g_i}(x)\tilde{\theta}_{g_i} u_i + \varepsilon_i \quad (\text{III.67})$$

Où  $\tilde{\theta}_{f_i}$  et  $\tilde{\theta}_{g_i}$  sont les erreurs paramétriques, elles sont données par :

$$\tilde{\theta}_{f_i} = \theta_{f_i} - \hat{\theta}_{f_i} \text{ et } \tilde{\theta}_{g_i} = \theta_{g_i} - \hat{\theta}_{g_i}$$

Afin de démontrer la bornitude de l'erreur d'identification  $e$ , nous considérons la fonction de Lyapunov suivante :

$$V = \frac{1}{2} e_i^2 + \frac{1}{2} (\tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \tilde{\theta}_{f_i}) + \frac{1}{2} (\tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \tilde{\theta}_{g_i}) \quad (\text{III.68})$$

La dérivée temporelle de la fonction  $V$  est donnée par :

$$\dot{V} = e_i \dot{e}_i - \tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \dot{\hat{\theta}}_{f_i} - \tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \dot{\hat{\theta}}_{g_i} \quad (\text{III.69})$$

En utilisant l'expression de  $\dot{e}_i$  donnée par l'équation III.67, nous obtenons :

$$\dot{V} = -\alpha_i e_i^2 + e_i W_{f_i}(x)\tilde{\theta}_{f_i} + e_i W_{g_i}(x)\tilde{\theta}_{g_i} u_i + e_i \varepsilon_i - \tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \dot{\hat{\theta}}_{f_i} - \tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \dot{\hat{\theta}}_{g_i} \quad (\text{III.70})$$

Nous remplaçons  $\dot{\hat{\theta}}_{f_i}$  et  $\dot{\hat{\theta}}_{g_i}$  par ses expressions, nous trouvons :

$$\dot{V} \leq -\alpha_i e_i^2 + k_i |e_i| \left\{ (\tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \hat{\theta}_{f_i}) + (\tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \hat{\theta}_{g_i}) \right\} + \bar{\varepsilon}_i |e_i| \quad (\text{III.71})$$

Sachant que :

$$\tilde{\theta}^T \hat{\theta} = \frac{1}{2} \theta^T \theta - \frac{1}{2} \hat{\theta}^T \hat{\theta} - \frac{1}{2} \tilde{\theta}^T \tilde{\theta} \quad (\text{III.72})$$

Donc, il vient :

$$\dot{V} \leq -\alpha_i e_i^2 + \frac{1}{2} k_i |e_i| \left[ \left\{ (\tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \tilde{\theta}_{f_i}) + (\tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \tilde{\theta}_{g_i}) \right\} - \left\{ (\theta_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \theta_{f_i}) + (\theta_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \theta_{g_i}) + \frac{2\bar{\varepsilon}_i}{k_i} \right\} \right] \quad (\text{III.73})$$

Si la condition suivante est vérifiée :

$$(\tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \tilde{\theta}_{f_i}) + (\tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \tilde{\theta}_{g_i}) \geq (\theta_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \theta_{f_i}) + (\theta_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \theta_{g_i}) + \frac{2\bar{\varepsilon}_i}{k_i}$$

Nous aurons :

$$\dot{V} \leq 0$$

Ce qui assure la bornitude de l'erreur d'identification ainsi que tous les signaux du système [Pol-96].

### III.4.3. CALCULE DE LA COMMANDE

La commande  $u$  est calculée suivant la méthode du couple calculé, par la relation suivante :

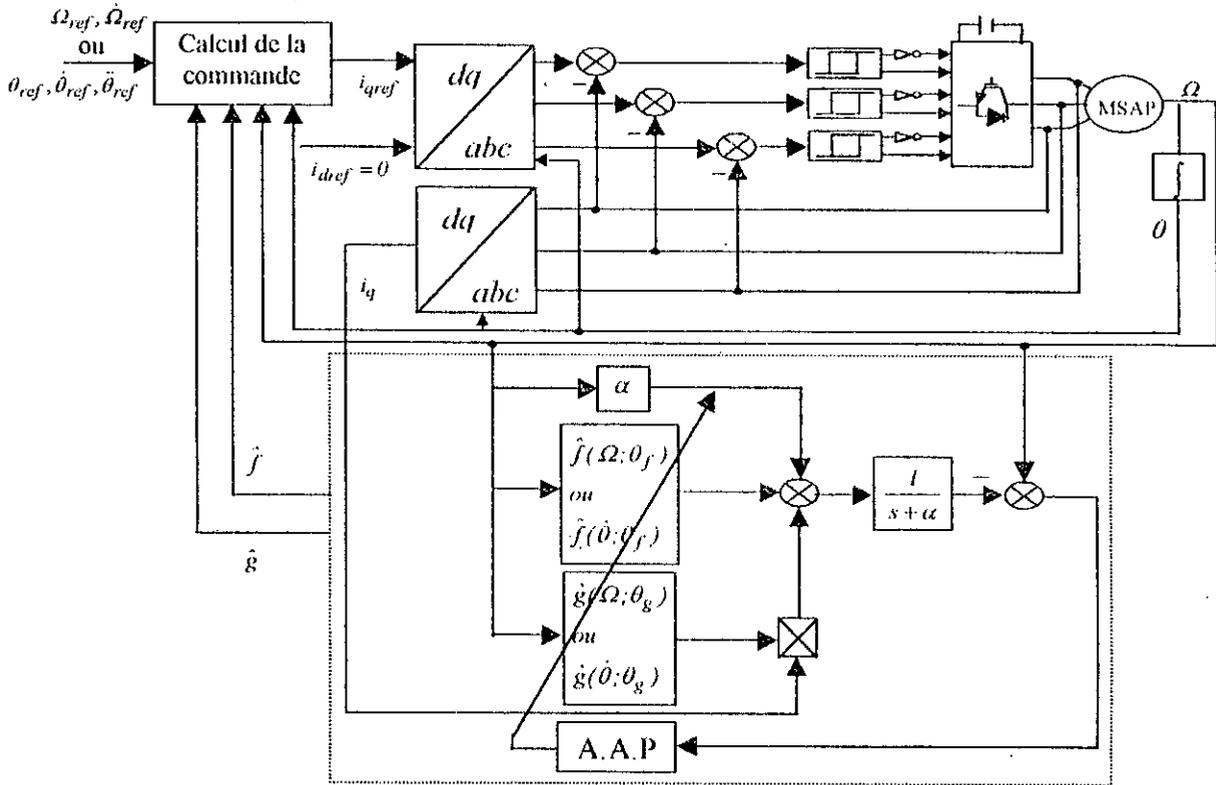
$$u_i = \frac{v_i - \hat{f}_i(x; \theta_{f_i})}{\hat{g}_i(x; \theta_{g_i})} \quad (\text{III.74})$$

Avec  $v_i = \dot{x}_{id} + \lambda_i (x_{id} - x_i)$  et  $\lambda_i$  est une constante positive.

### III.4.4. APPLICATION A LA MSAP

Le schéma de principe de cette commande est représenté à la figure III.18.

Le modèle d'identification évalue les fonctions  $\hat{f}(\cdot)$  et  $\hat{g}(\cdot)$  en se basant sur la minimisation de l'erreur d'état. Le contrôleur utilise ces valeurs ( $\hat{f}(\cdot)$  et  $\hat{g}(\cdot)$ ) pour fournir le courant  $i_{qref}$  désiré.



**Figure III.18 :** Structure de réglage de vitesse/position par la méthode de commande floue adaptative indirecte basée sur la minimisation de l'erreur d'état.

En tenant compte l'équation III.34, le modèle d'identification a la forme suivante :

$$\dot{\hat{\Omega}} = -\alpha \hat{\Omega} + \alpha \Omega + \hat{f}(\Omega; \hat{\theta}_f) + \hat{g}(\Omega; \hat{\theta}_g) i_q \tag{III.75}$$

Où  $\hat{f}(\cdot)$  et  $\hat{g}(\cdot)$  sont des systèmes flous avec paramètres inconnus. Trois fonctions d'appartenance sont attribuées à l'entrée  $\Omega$  pour les deux systèmes flous.

Dans ce cas, nous fixerons les paramètres des prémisses et les seuls paramètres ajustables seront ceux de la conclusion. Par conséquent, les sorties des deux systèmes flous peuvent être écrites sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} \hat{f}(\Omega; \hat{\theta}_f) &= W_f(\Omega) \hat{\theta}_f \\ \hat{g}(\Omega; \hat{\theta}_g) &= W_g(\Omega) \hat{\theta}_g \end{aligned} \tag{III.76}$$

Où  $\hat{\theta}_f$  et  $\hat{\theta}_g$  sont des vecteurs regroupant les paramètres des conséquences des systèmes flous, alors que  $W_f(\cdot)$  et  $W_g(\cdot)$  sont des fonctions floues de base.

Les conséquences des règles floues des systèmes flous ont les formes suivantes :

$$\begin{aligned} s_f(k) &= a_f(0, k) + a_f(1, k) \Omega \\ s_g(k) &= a_g(0, k) + a_g(1, k) \Omega \end{aligned} \tag{III.77}$$

L'erreur d'identification est définie par :

$$e(t) = \Omega - \hat{\Omega}$$

Les paramètres internes des systèmes flous sont ajustés par les lois d'adaptation suivantes :

$$\begin{aligned}\dot{\hat{\theta}}_f &= \eta_{f\Omega} W_f(\Omega) e - k_{\Omega} \|e\| \hat{\theta}_f \\ \dot{\hat{\theta}}_g &= \eta_{g\Omega} W_g(\Omega) e i_{qref} - k_{\Omega} \|e\| \hat{\theta}_g\end{aligned}\quad (III.78)$$

avec  $\eta_{f\Omega}$ ,  $\eta_{g\Omega}$  et  $k_{\Omega}$  sont des constantes positives.

La sortie du contrôleur est donnée par :

$$i_{qref} = \frac{v - \hat{f}(\Omega; \hat{\theta}_f)}{\hat{g}(\Omega; \hat{\theta}_g)} \quad (III.79)$$

avec :

$$v = \dot{\Omega}_{ref} + \lambda(\Omega_{ref} - \Omega)$$

#### III.4.4.2. REGLAGE DE POSITION

La structure de cette commande est représentée à la figure III.18.

En se basant sur l'équation III.38, le modèle d'identification a la forme suivante :

$$\ddot{\theta} = -\alpha \dot{\theta} + \alpha \dot{\theta} + \hat{f}(\dot{\theta}; \hat{\theta}_f) + \hat{g}(\dot{\theta}; \hat{\theta}_g) i_q \quad (III.80)$$

Dans notre application nous attribuons trois fonctions d'appartenance à l'entrée  $\dot{\theta}$  pour les deux systèmes flous.

Dans la condition où les paramètres des prémisses sont fixés a priori, les sorties des systèmes flous ont les formes suivantes :

$$\begin{aligned}\hat{f}(\dot{\theta}; \hat{\theta}_f) &= W_f(\dot{\theta}) \hat{\theta}_f \\ \hat{g}(\dot{\theta}; \hat{\theta}_g) &= W_g(\dot{\theta}) \hat{\theta}_g\end{aligned}\quad (III.81)$$

Les paramètres  $\hat{\theta}_f$  et  $\hat{\theta}_g$  sont ajustés par les lois d'adaptation suivantes :

$$\begin{aligned}\dot{\hat{\theta}}_f &= \eta_{f\theta} W_f(\dot{\theta}) e - k_{\theta} \|e\| \hat{\theta}_f \\ \dot{\hat{\theta}}_g &= \eta_{g\theta} W_g(\dot{\theta}) e i_{qref} - k_{\theta} \|e\| \hat{\theta}_g\end{aligned}\quad (III.82)$$

Où  $e$  est l'erreur à minimiser, elle est donnée par :

$$e = \dot{\theta} - \dot{\hat{\theta}}$$

Alors que,  $\eta_{f\theta}$ ,  $\eta_{g\theta}$  et  $k_{\theta}$  sont des constantes positives.

La commande  $i_{qref}$  est calculée, suivant la méthode du couple calculé, par la relation suivante :

$$i_{qref} = \frac{v - \hat{f}(\dot{\theta}; \hat{\theta}_f)}{\hat{g}(\dot{\theta}; \hat{\theta}_g)} \quad (III.83)$$

avec :

$$v = \ddot{\theta}_{ref} + k_{1\theta} (\dot{\theta}_{ref} - \dot{\theta}) + k_{2\theta} (\theta_{ref} - \theta)$$

### III.4.5. SIMULATION NUMERIQUE

Les performances de réglage de vitesse et de position sont évaluées par le biais d'une simulation numérique dans les conditions des essais précédents. Les coefficients de la commande, qui ont donné satisfaction, sont regroupés dans les tableaux III.1 et III.2.

$\eta_{f\Omega}$	$\eta_{g\Omega}$	$k_{\Omega}$	$\alpha$	$\lambda$
50	50	0.5	5	10.85

**Tableau III.1** : Coefficients de réglage de la vitesse.

$\eta_{f\theta}$	$\eta_{g\theta}$	$k_{\theta}$	$\alpha$	$k_{1\theta}$	$k_{2\theta}$
50	50	0.5	5	121.57	3694.84

**Tableau III.2** : Coefficients de réglage de la position.

Les figures (III.19.a et III.19.b) donnent les dynamiques du réglage de la vitesse lors du démarrage avec variation de la charge, ainsi que lors de l'inversion du sens de marche. Les figures (III.20.a et III.20.b) donnent le comportement du positionnement de la machine. Les performances du réglage de la vitesse et de la position sont très satisfaisantes, le rejet de perturbation est rapide et le découplage n'est pas affecté par la variation de la charge. La chute de vitesse et celle de position est l'ordre de 0.05 % et 0.2 % respectivement. Les temps nécessaires à la compensation de celles-ci sont respectivement égal à 0.005 s et 0.05 s. A la fréquence de synchronisme nulle, le comportement de la machine est purement résistif. La circulation d'un courant continu dans le bobinage statorique provoque, par l'effet de Joule, un échauffement excessif de la machine. Ceci exige, évidemment, que le variateur de position doit être équipé d'un dispositif de ventilation placer à l'extérieur de la machine afin d'éviter, d'une part, l'usure de la machine, et d'autre part la dégradation des performances de la commande.

Pour tester les performances de la méthode de commande proposée vis-à-vis des variations paramétriques, nous avons appliqué, les mêmes variations paramétriques que pour les essais précédents, à l'instant  $t=0.7$  s. Les réponses obtenues sont présentées sur les figures (III.21.a et III.21.b), lors de réglage de vitesse et de position. Ces réponses montrent que cette perturbation paramétrique n'a pas affecté les performances de réglage.

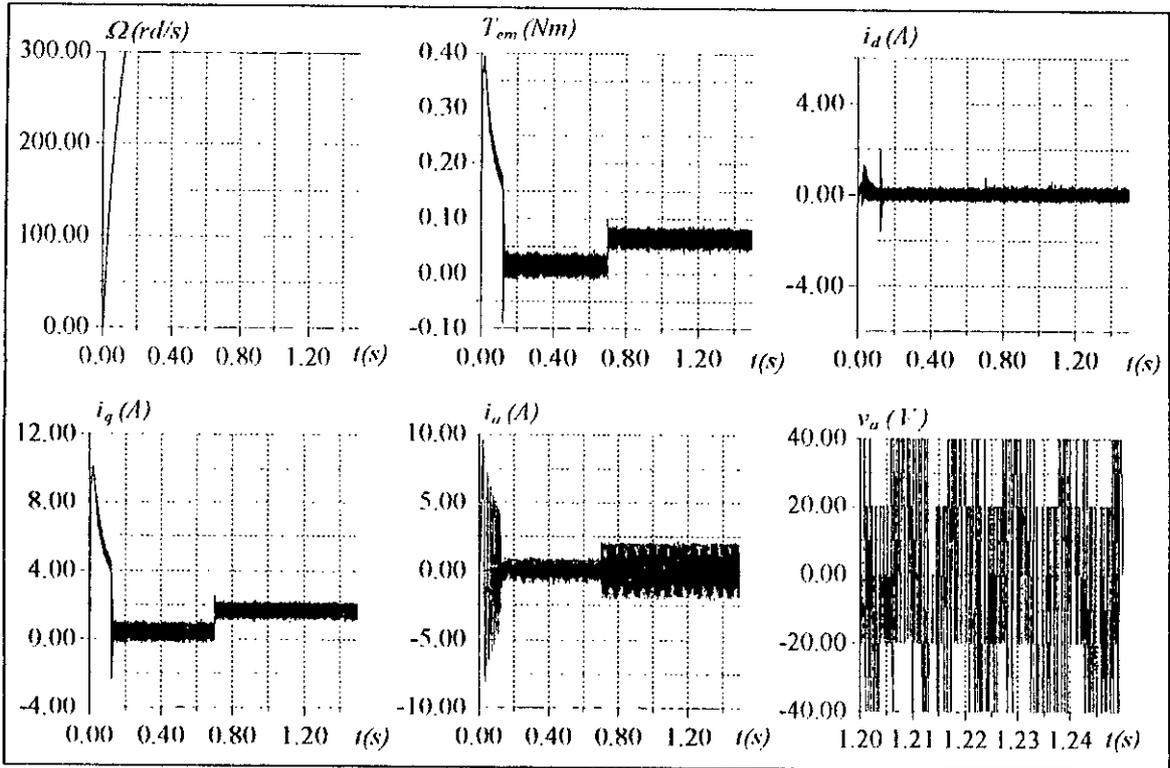


Figure III.19.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variation de la charge.

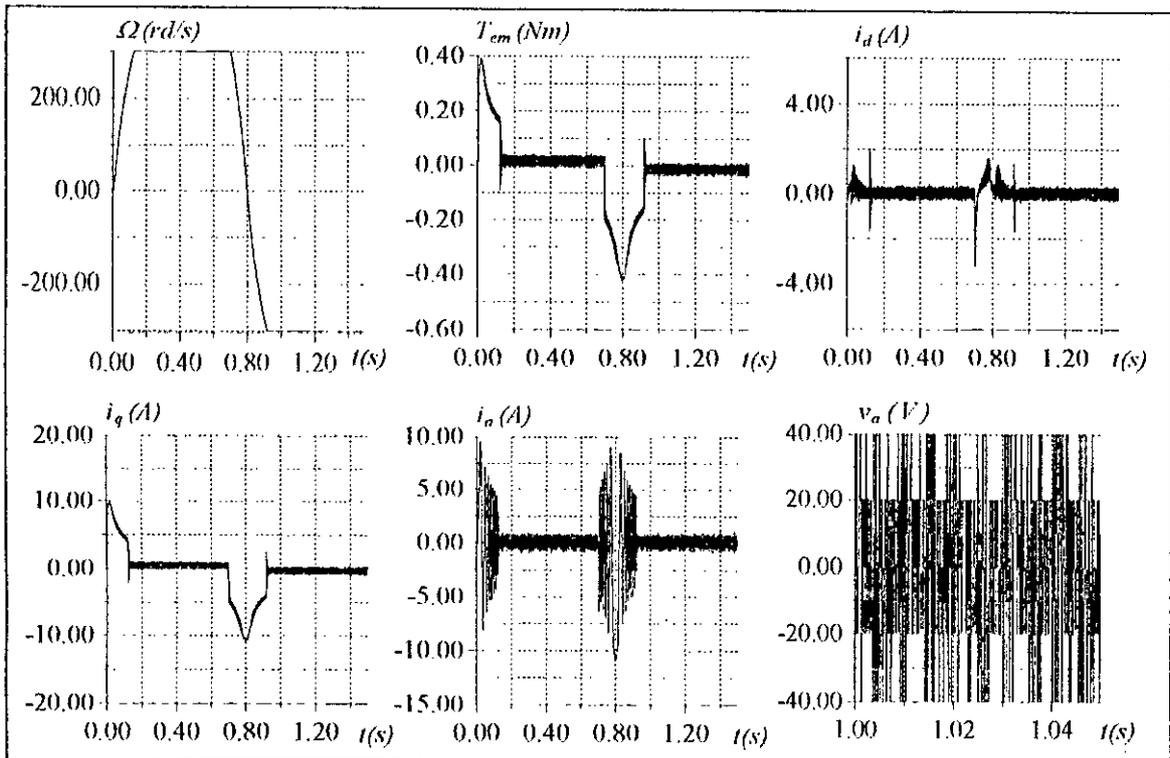


Figure III.19.b : Comportement dynamique de la MSAP lors d'une inversion du sens de la marche.

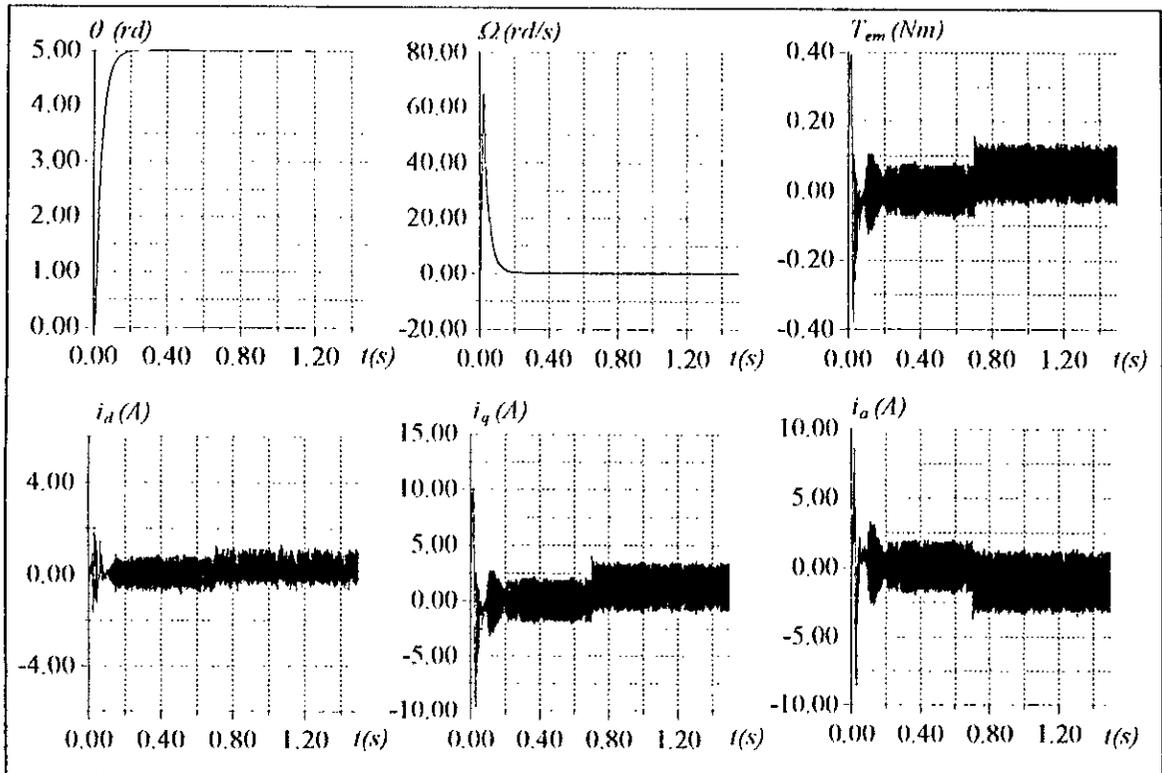


Figure III.20.a : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variation de la charge.

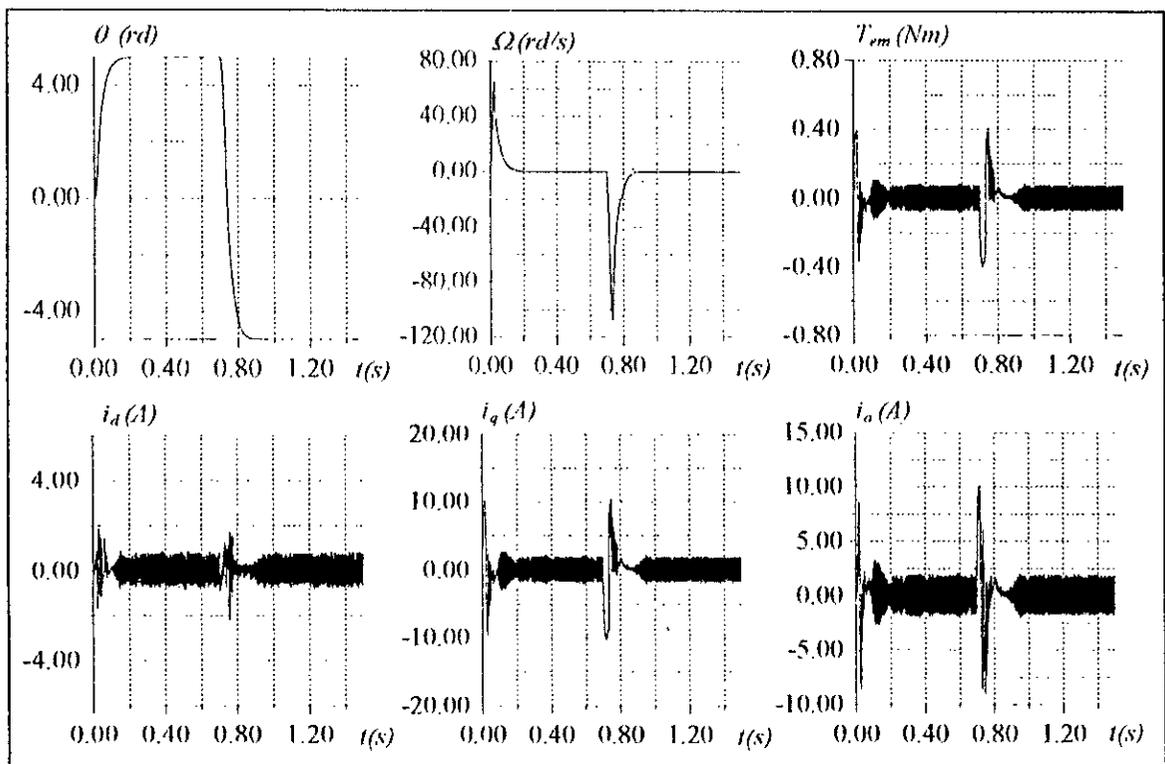


Figure III.20.b : Comportement dynamique de la MSAP lors de l'inversion du positionnement.

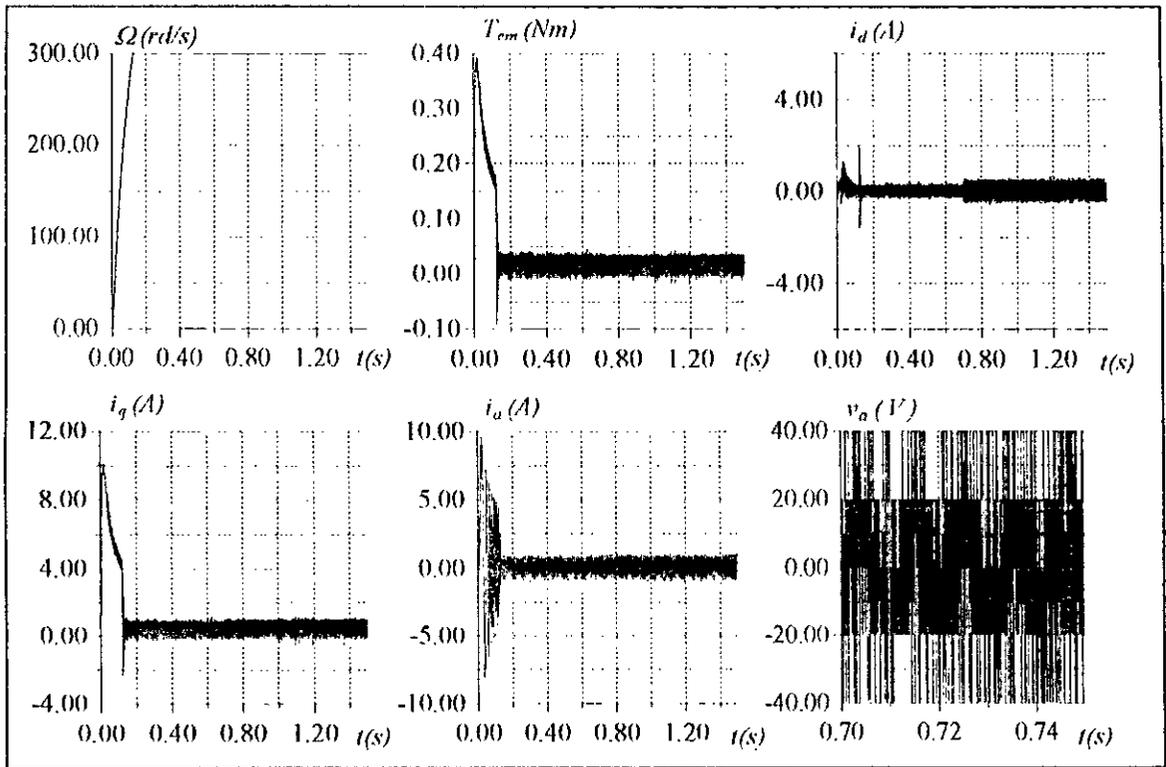


Figure III.21.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variations paramétriques.

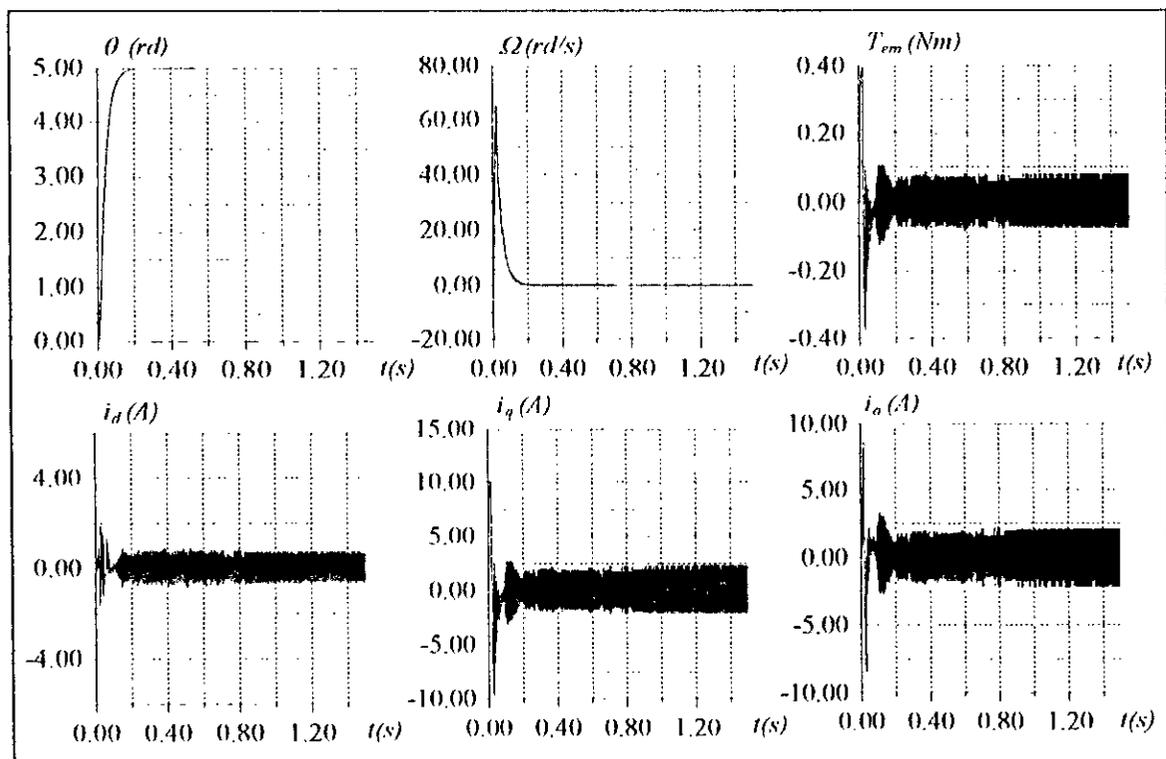


Figure III.21.b : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variations paramétriques.

### III.5. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE BASEE SUR LA MINIMISATION DE L'ERREUR FILTREE

Dans la section précédente nous avons proposé une approche de commande floue adaptative où l'ajustement des paramètres internes des systèmes flous se fait en se basant sur la minimisation de l'erreur d'état. Dans ce qui suit, nous proposons une autre approche de commande floue adaptative où l'ajustement des paramètres s'effectue par la minimisation de l'erreur filtrée.

#### III.5.1. IDENTIFICATION DU SYSTEME A REGLER PAR LES SYSTEMES FLOUS

Considérons un système non linéaire MIMO dont l'équation dynamique est donnée par :

$$\ddot{x}_i = f_i(x) + g_i(x)u_i ; i = 1, \dots, m \tag{III.84}$$

avec  $x = [x_1, \dots, x_m]^T$  et  $u = [u_1, \dots, u_m]^T$  sont supposés bornés et mesurables.

Pour élaborer le modèle d'identification, les fonctions  $f_i(x)$  et  $g_i(x)$  sont remplacées par des systèmes flous, tel que :

$$\ddot{x}_i = \hat{f}_i(x; \theta_{f_i}) + \hat{g}_i(x; \theta_{g_i})u_i + \varepsilon_i \tag{III.85}$$

Où  $\varepsilon_i$  est l'erreur de reconstruction.

Dans le cas où les paramètres des prémisses seraient fixés à priori, les deux systèmes flous peuvent être écrits sous la forme suivante :

$$\hat{f}_i(x; \hat{\theta}_{f_i}) = W_{f_i}(x) \hat{\theta}_{f_i} \tag{III.86}$$

$$\hat{g}_i(x; \hat{\theta}_{g_i}) = W_{g_i}(x) \hat{\theta}_{g_i} \tag{III.87}$$

Le modèle d'identification utilisé est donné par [Lab-98] :

$$\ddot{\hat{x}}_i = -\alpha_i \hat{\dot{x}}_i + \alpha_i \dot{x}_i - \beta_i \hat{x}_i + \beta_i x_i + \hat{f}_i(x; \hat{\theta}_{f_i}) + \hat{g}_i(x; \hat{\theta}_{g_i})u_i \tag{III.88}$$

Les paramètres des systèmes flous sont ajustés par la loi d'adaptation suivante [Lab-98] :

$$\dot{\hat{\theta}}_{f_i} = \eta_{f_i} W_{f_i}^T(x) e_{f_i} - k_i \|e_{f_i}\| \hat{\theta}_{f_i} \tag{III.89}$$

$$\dot{\hat{\theta}}_{g_i} = \eta_{g_i} W_{g_i}^T(x) e_{f_i} u_i - k_i \|e_{f_i}\| \hat{\theta}_{g_i} \tag{III.90}$$

Où  $\eta_{f_i}, \eta_{g_i}$  et  $k_i$  sont des constantes positives, alors que  $e_{f_i}$  est l'erreur filtrée, elle est donnée par :

$$e_{f_i}(t) = \dot{e}_i(t) + \sigma_i e_i(t) \tag{III.91}$$

avec :

$$e_i(t) = x_i(t) - \hat{x}_i(t) \tag{III.92}$$

et  $\sigma_i$  est une constante positive.

Le schéma d'identification est donné par la figure III.22.

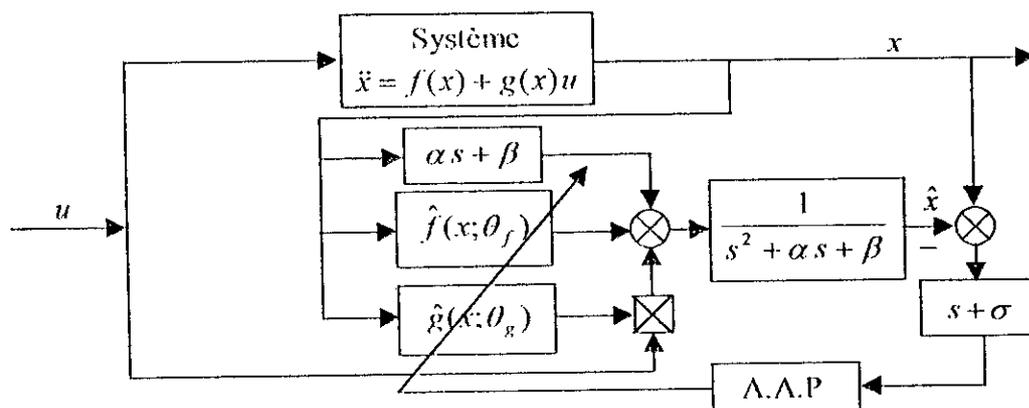


Figure III.22 : Modèle d'identification basé sur la minimisation de l'erreur filtrée.

### III.5.2. PREUVE DE LA BORNITUDE DE L'ERREUR D'IDENTIFICATION

En utilisant l'équation III.84 et le modèle d'identification III.88, la dynamique de l'erreur est donnée par :

$$\ddot{e}_i + \alpha_i \dot{e}_i + \beta_i e_i = W_{f_i}(x) \tilde{\theta}_{f_i} + W_{g_i}(x) \tilde{\theta}_{g_i} u_i + \varepsilon_i \quad (\text{III.93})$$

Où  $\tilde{\theta}_{f_i}$  et  $\tilde{\theta}_{g_i}$  sont les erreurs paramétriques, elles sont données par :

$$\tilde{\theta}_{f_i} = \theta_{f_i} - \hat{\theta}_{f_i} \quad \text{et} \quad \tilde{\theta}_{g_i} = \theta_{g_i} - \hat{\theta}_{g_i}$$

Les coefficients  $\alpha, \beta$  et  $\sigma$  sont choisis de telle sorte que la fonction de transfert suivante soit strictement réelle positive [Ast-89], [Gue-95], [Lab-98] :

$$F_i(s) = \frac{s + \sigma_i}{s^2 + \alpha_i s + \beta_i} \quad (\text{III.94})$$

Avec cette positivité réelle stricte de  $F_i(s)$ , nous assurons l'existence des matrices symétriques définies positives  $P_i$  et des matrices définies positives  $Q_i$ , tel que [Ast-89], [Kha-96], [Gue-95] :

$$\begin{aligned} A_i^T P_i + P_i A_i &= -Q_i \\ P_i B_i &= C_i^T : i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (\text{III.95})$$

Où les matrices  $A_i, B_i$  et  $C_i$  sont les matrices de la réalisation dans l'espace d'état de l'équation d'erreur filtrée III.93 avec :

$$Y_i^T = [e_i \quad \dot{e}_i] \quad (\text{III.96})$$

$$A_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\beta & -\alpha \end{bmatrix}$$

$$B_i = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (\text{III.97})$$

$$C_i = [\sigma \quad 1]$$

L'écriture matricielle de l'équation III.93 sous forme d'état est :

$$\dot{Y}_i = A_i Y_i + B_i \{W_{f_i}(x) \tilde{\theta}_{f_i} + W_{g_i}(x) \tilde{\theta}_{g_i} u_i + \varepsilon_i\} \quad (\text{III.98})$$

$$e_{f_i} = C_i Y_i \quad (\text{III.99})$$

Pour utiliser la théorie de stabilité de Lyapunov, est introduite la fonction de Lyapunov suivante :

$$V = Y_i^T P_i Y_i + \tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \tilde{\theta}_{f_i} + \tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \tilde{\theta}_{g_i} \quad (\text{III.100})$$

En différenciant la fonction  $V$  par rapport au temps, il vient :

$$\dot{V} = Y_i^T P_i \dot{Y}_i + \dot{Y}_i^T P_i Y_i - 2 \left( \tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \dot{\hat{\theta}}_{f_i} \right) - 2 \left( \tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \dot{\hat{\theta}}_{g_i} \right) \quad (\text{III.101})$$

En utilisant les équations III.98, nous obtenons :

$$\dot{V} = Y_i^T (P_i A_i + A_i^T P_i) + 2 Y_i^T P_i B_i \{ W_{f_i}(x) \tilde{\theta}_{f_i} + W_{g_i}(x) \tilde{\theta}_{g_i} u_i + \varepsilon_i \} - 2 \left( \tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \dot{\hat{\theta}}_{f_i} \right) - 2 \left( \tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \dot{\hat{\theta}}_{g_i} \right) \quad (\text{III.102})$$

A partir des relations III.99 et III.95, l'expression de la dérivée de  $V$  devient :

$$\dot{V} = -Y_i^T Q_i Y_i + 2 e_{f_i}^T \{ W_{f_i}(x) \tilde{\theta}_{f_i} + W_{g_i}(x) \tilde{\theta}_{g_i} u_i + \varepsilon_i \} - 2 \left( \tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \dot{\hat{\theta}}_{f_i} \right) - 2 \left( \tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \dot{\hat{\theta}}_{g_i} \right) \quad (\text{III.103})$$

Nous remplaçons  $\dot{\hat{\theta}}_{f_i}$  et  $\dot{\hat{\theta}}_{g_i}$  par ses expressions, il vient :

$$\dot{V} \leq -Y_i^T Q_i Y_i + 2 k_i \| e_{f_i} \| \left\{ \left( \tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \dot{\hat{\theta}}_{f_i} \right) + \left( \tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \dot{\hat{\theta}}_{g_i} \right) \right\} + 2 \| e_{f_i} \| \bar{\varepsilon}_i \quad (\text{III.104})$$

D'où :

$$\dot{V} \leq -Y_i^T Q_i Y_i + 2 k_i \| C_i \| \| Y_i \| \left\{ \left( \tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \dot{\hat{\theta}}_{f_i} \right) + \left( \tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \dot{\hat{\theta}}_{g_i} \right) + \frac{\bar{\varepsilon}_i}{k_i} \right\} \quad (\text{III.105})$$

Sachant que :

$$\tilde{\theta}^T \dot{\hat{\theta}} = \frac{1}{2} \dot{\theta}^T \theta - \frac{1}{2} \hat{\theta}^T \dot{\hat{\theta}} - \frac{1}{2} \tilde{\theta}^T \tilde{\theta} \quad (\text{III.106})$$

Donc, il vient :

$$\dot{V} \leq -Y_i^T Q_i Y_i - k_i \| C_i \| \| Y_i \| \left[ \left\{ \left( \tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \tilde{\theta}_{f_i} \right) + \left( \tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \tilde{\theta}_{g_i} \right) \right\} - \left\{ \left( \theta_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \theta_{f_i} \right) + \left( \theta_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \theta_{g_i} \right) + \frac{2 \bar{\varepsilon}_i}{k_i} \right\} \right] \quad (\text{III.107})$$

Si la condition suivante est vérifiée :

$$\left( \tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \tilde{\theta}_{f_i} \right) + \left( \tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \tilde{\theta}_{g_i} \right) \geq \left( \theta_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \theta_{f_i} \right) + \left( \theta_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \theta_{g_i} \right) + \frac{2 \bar{\varepsilon}_i}{k_i} \quad (\text{III.108})$$

Nous aurons :

$$\dot{V} \leq 0$$

Ce qui constitue une garantie de la bornitude de l'erreur d'identification du schéma proposé.

### III.5.3. CALCUL DE LA COMMANDE

Pour assurer un amortissement critique de la dynamique de l'erreur de poursuite, la loi de commande est donnée par :

$$u_i = \hat{g}_i(x; \hat{\theta}_{g_i})^{-1} \{ v_i - \hat{f}_i(x; \hat{\theta}_{f_i}) \} \quad (\text{III.109})$$

avec :

$$v = \ddot{x}_d + k_v(\dot{x}_d - \dot{x}) + k_p(x_d - x)$$

Où  $k_v$  et  $k_p$  sont des constantes choisies de telle sorte que le polynôme  $s^2 + k_v s + k_p$  soit un polynôme d'Hurwitz.

### III.5.4. REGLAGE DE POSITION

La figure III.23 illustre le schéma de principe de cette commande.

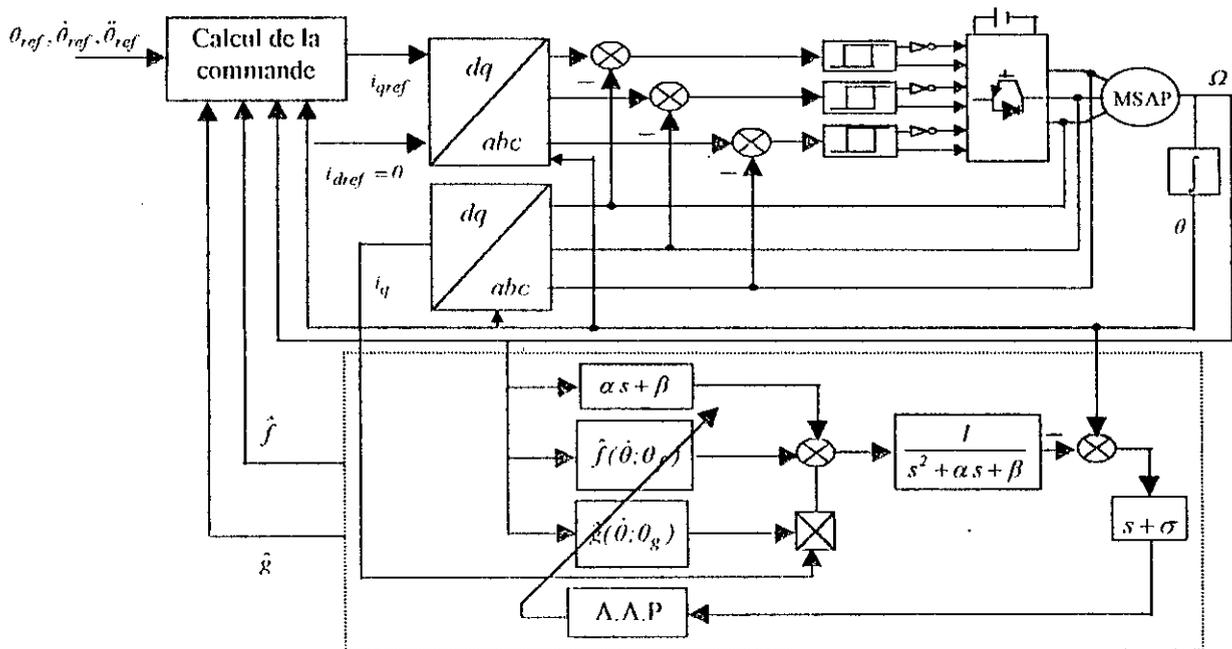


Figure III.23 : Structure de réglage de position par la méthode de commande floue adaptative indirecte basée sur la minimisation de l'erreur filtrée.

Compte tenu l'équation III.38, le modèle d'identification choisi est de la forme suivante :

$$\ddot{\theta} = -\alpha\dot{\theta} + \alpha\theta - \beta\dot{\theta} + \beta\theta + \hat{f}(\dot{\theta}; \hat{\theta}_f) + \hat{g}(\dot{\theta}; \hat{\theta}_g) i_q \tag{III.110}$$

Les deux systèmes flous  $f(.)$  et  $g(.)$  sont caractérisés par une seule entrée. Trois fonctions d'appartenance sont attribuées à cette entrée.

Pour établir une loi d'adaptation des paramètres internes des systèmes flous, nous fixons les paramètres des prémisses, et les seuls paramètres ajustables sont ceux des conséquences, par conséquent, les systèmes flous  $f(.)$  et  $g(.)$  peuvent être écrits sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} \hat{f}(\dot{\theta}; \hat{\theta}_f) &= W_f(\dot{\theta}) \hat{\theta}_f \\ \hat{g}(\dot{\theta}; \hat{\theta}_g) &= W_g(\dot{\theta}) \hat{\theta}_g \end{aligned} \tag{III.111}$$

Les paramètres  $\hat{\theta}_f$  et  $\hat{\theta}_g$  sont ajustés par la loi d'adaptation suivante :

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\theta}}_f &= \eta_{f0} W_f^T(\dot{\theta}) e_f - k_\theta \|e_f\| \hat{\theta}_f \\ \dot{\hat{\theta}}_g &= \eta_{g0} W_g^T(\dot{\theta}) e_f i_{qref} - k_\theta \|e_f\| \hat{\theta}_g \end{aligned} \tag{III.112}$$

Où  $e_f$  est l'erreur filtrée, son expression est donnée par :

$$e_f = (\dot{\theta} - \dot{\hat{\theta}}) + \sigma(\theta - \hat{\theta})$$

Alors que  $\eta_{f0}$ ,  $\eta_{g0}$  et  $k_\theta$  sont des constantes positives.

Le contrôleur flou adaptatif fournit le courant  $i_{qref}$  désiré, ce dernier a la forme suivante :

$$i_{qref} = \frac{v - \hat{f}(\hat{\theta}; \hat{\theta}_f)}{\hat{g}(\hat{\theta}; \hat{\theta}_g)} \quad (III.113)$$

avec :

$$v = \ddot{\theta}_{ref} + k_{1\theta}(\dot{\theta}_{ref} - \dot{\theta}) + k_{2\theta}(\theta_{ref} - \theta)$$

### III.5.5. SIMULATION NUMERIQUE

Pour montrer les performances de l'algorithme de commande proposée, nous l'avons testé par simulation numérique. Les coefficients de réglage, qui ont donné satisfaction, sont regroupés dans le tableau III.3.

$\eta_{f0}$	$\eta_{g0}$	$k_\theta$	$\alpha$	$\beta$	$\sigma$	$k_{1\theta}$	$k_{2\theta}$
50	50	0.5	5	10	10	121.57	3694.84

Tableau III.3 : Coefficients de réglage de la position.

Les figures (III.24.a et III.24.b) représentent la dynamique du réglage de position pour une consigne de 5 rd avec variation de la charge, ainsi que lors de l'inversion du positionnement de 5 rd à -5 rd respectivement. La régulation de la position est insensible aux variations de la charge, ceci montre bien la robustesse de l'algorithme de commande utilisé. Le découplage de la machine est réalisé avec succès par le maintien du courant  $i_d$  nul. La chute de position est l'ordre de 0.07 %, elle est éliminée en un temps de 0.04 s.

Pour tester la capacité d'adaptation du schéma de commande vis-à-vis des variations paramétriques, nous provoquons des variations paramétriques comme pour les cas étudiés précédemment. Les résultats obtenus sont illustrés à la figure III.25. Nous remarquons que la commande floue adaptative basée sur la minimisation de l'erreur filtrée présente une forte robustesse vis-à-vis des variations paramétriques, ce qui prouve l'efficacité de cet algorithme.

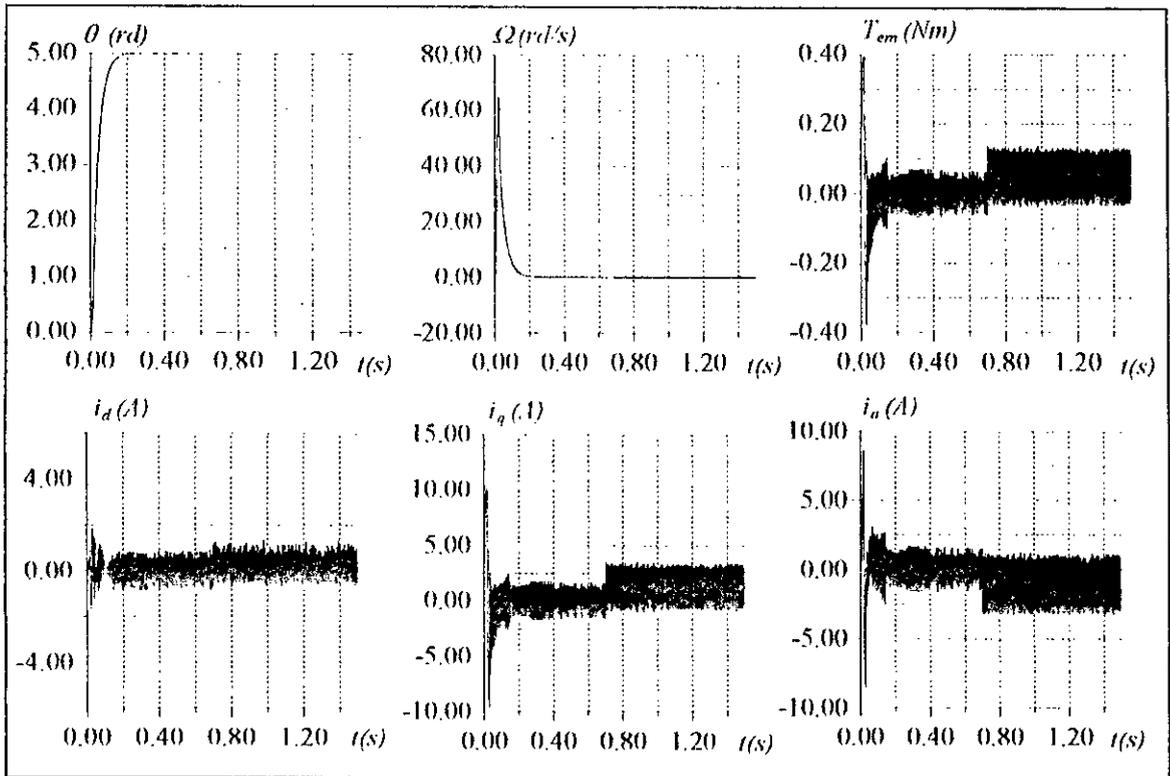


Figure III.24.a : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variation de la charge.

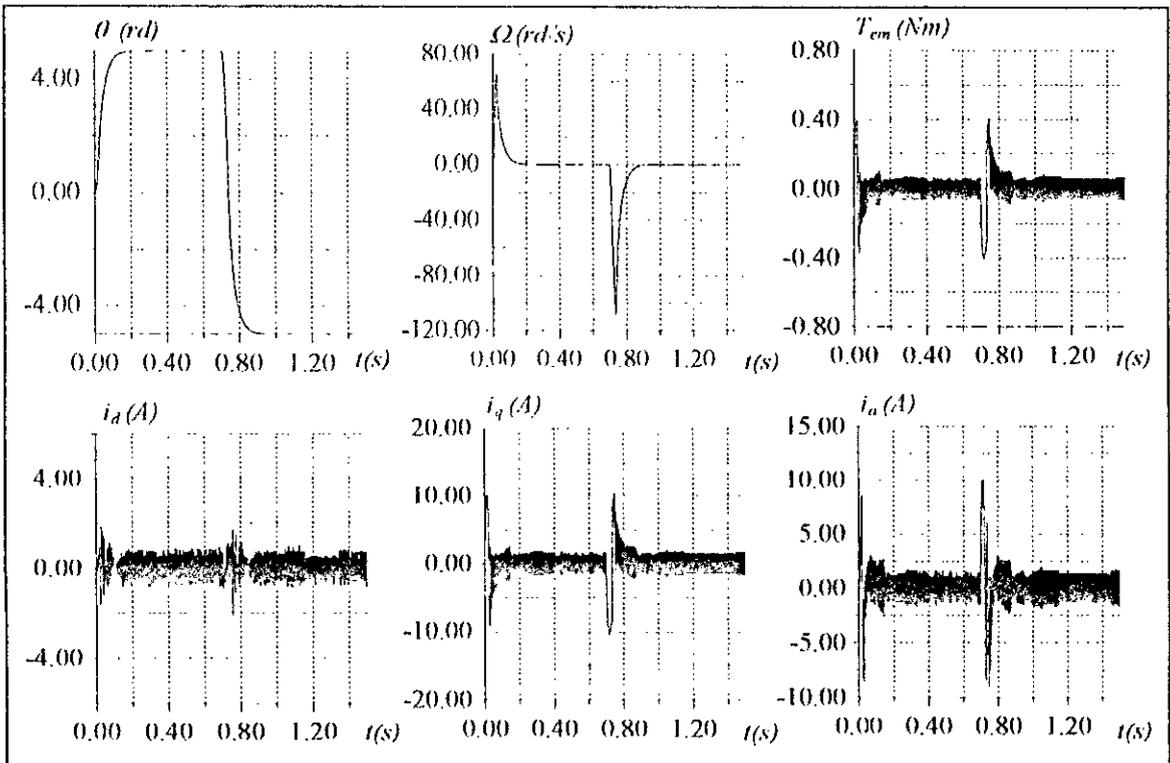
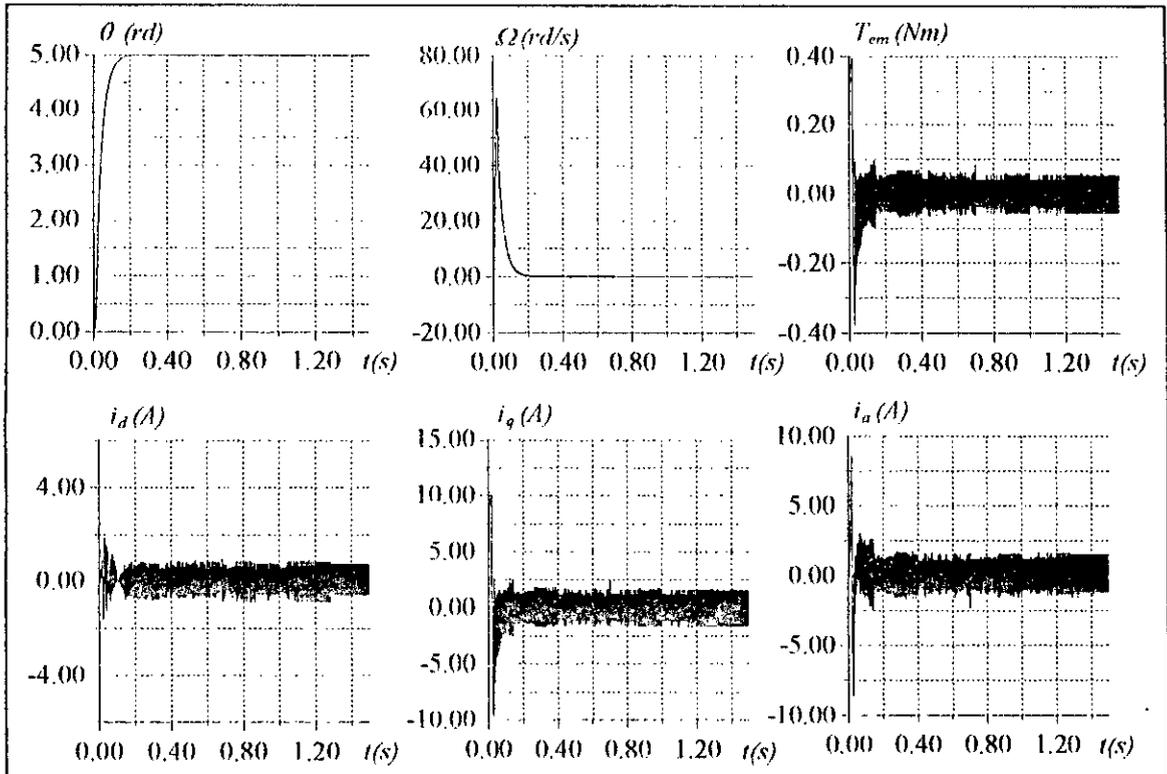


Figure III.24.b : Comportement dynamique de la MSAP lors de l'inversion du positionnement.



**Figure III.25 :** Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variations paramétriques.

### III.6. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à la commande floue adaptative indirecte appliquée à la machine synchrone à aimants permanents. Cinq méthodes de commande floues adaptatives indirectes ont été étudiées, où les systèmes flous sont utilisés pour approximer des fonctions non linéaires continues. En premier lieu, nous avons synthétisé trois méthodes de commande à savoir la commande floue adaptative basée sur l'identification inverse, la commande floue adaptative basée sur l'identification directe et ainsi que la commande floue indirecte linéarisante, ces trois méthodes de commande sont à structure décentralisée et n'exigent aucune information structurelle ou paramétrique sur le modèle dynamique de la machine synchrone à aimants permanents. Dans les deux premières méthodes le régulateur est un système flou dont les règles sont construites à partir de celles du modèle flou. Les différents tests ont montré, à travers les résultats obtenus, que ces méthodes établissent, pour la machine, pratiquement la même dynamique de position ou de vitesse. Pour ces trois méthodes de commande le moteur atteint rapidement sa référence du fait que le courant direct est annulé rapidement de plus le moteur dispose d'un couple maximum qui lui impose une bonne accélération. Malheureusement, ces techniques nécessitent la mesure de la dérivée de la vitesse de la machine. Cette dernière est calculée numériquement, ce qui peut être néfaste dans le cas des mesures bruitées.

En seconde lieu, dans le but d'éviter l'utilisation de la mesure de la dérivée de la vitesse de la machine, nous avons proposé comme première alternative, une technique de commande floue adaptative basée sur la minimisation de l'erreur d'état ainsi qu'une seconde basée sur la minimisation de l'erreur filtrée. Ces deux dernières utilisent la théorie de Lyapunov pour l'obtention des lois d'adaptation assurant la bornitude de l'erreur d'identification et les paramètres des systèmes flous. A la lumière des réponses enregistrées, ces deux techniques présentent de bonnes performances malgré que les systèmes flous n'utilisent que un nombre minimal de règles. De plus, ces techniques de commande sont robustes par rapport aux variations paramétriques.

# Chapitre IV

## COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE

### INTRODUCTION

*LES STRATEGIES de commande développées dans le chapitre précédent ne garantissent pas la convergence vers zéro de l'erreur de poursuite et nécessitent un temps de calcul relativement élevé, vu qu'elles procèdent en deux étapes pour le calcul de la commande. Pour pallier à ces inconvénients, le présent chapitre est consacré au développement de trois techniques de commande floues adaptatives directes, garantissant la convergence asymptotique de l'erreur de poursuite vers zéro. Pour atteindre cet objectif, nous utilisons des théories puissantes telles que la théorie de l'approximation, la théorie de Lyapunov et celle des modes glissants. La théorie de l'approximation et celles de Lyapunov sont mises en contribution pour établir une loi d'adaptation paramétrique assurant la bornitude de tous les signaux du système et de l'erreur des paramètres des systèmes flous.*

*Les systèmes flous sont utilisés pour approximer le modèle du système à régler [Spo-95-b]. Et afin de compenser les effets des erreurs de reconstructions, nous introduisons un terme du mode de glissement dans la loi de commande [Slo-88]. Dans un premier lieu, nous proposons la commande floue adaptative directe linéarisante. En seconde lieu, une technique de commande floue adaptative directe stable étendue est étudiée. Et enfin, nous proposons la commande floue adaptative directe stable généralisée.*

## IV.1. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE LINEARISANTE

Dans cette section, nous proposons une nouvelle approche de commande floue adaptative qui combine entre la théorie de la stabilité de Lyapunov et la théorie d'approximation par les systèmes flous, garantissant la stabilité du système global, la poursuite parfaite ainsi que la bornitude des signaux de commande et de l'erreur de poursuite et même la convergence asymptotique de cette dernière vers zéro.

### IV.1.1. FORMULATION DU PROBLEME

Considérons un système, dont le modèle dynamique est décrit par l'équation suivante :

$$u = F(X)x^{(n)} + G(X) \quad (IV.1)$$

où :

$$X = [x^{(n-1)}, \dots, x]^T, x = [x_1, \dots, x_m]^T \text{ et } u = [u_1, \dots, u_m]^T$$

$x^{(j)}$  est la  $j^{\text{ème}}$  dérivée de  $x$ .

$F(X) \in \mathfrak{R}^{m \times m}$  est une matrice formée de fonctions non linéaires.

$G(X) \in \mathfrak{R}^m$  est un vecteur formé de fonctions non linéaires.

Si nous supposons que le vecteur  $X$  est mesurable et que la matrice  $F(\cdot)$  et le vecteur  $G(\cdot)$  sont à paramètres connus. L'application de la commande linéarisante aboutit à la loi de commande suivante [Isi-89], [Gue-95], [Slo-91] :

$$u = F(X)v + G(X) \quad (IV.2)$$

où :

$$v = x_d^{(n)} + k_n(x_d^{(n-1)} - x^{(n-1)}) + \dots + k_1(x_d - x)$$

Alors que les coefficients  $k_1, \dots, k_n$  sont choisis de telle sorte que le polynôme  $s^{(n)} + k_n s^{(n-1)} + \dots + k_1$  est un polynôme d'Hurwitz.

Dans le cas où le modèle dynamique du système décrit par l'équation IV.1 est mal connu ( $G$  et  $F$  sont à paramètres variables dans le temps ou à paramètres inconnus), l'implémentation de la commande linéarisante s'avère inutile, du fait qu'elle a besoin d'un modèle précis. Pour résoudre de tels problèmes, une approche de la commande floue adaptative est proposée. Dans ce cas, l'équation IV.1 est mise sous la forme suivante :

$$F(X)x^{(n)} + G(X) = f(X, x^{(n)}) \quad (IV.3)$$

La commande floue adaptative directe linéarisante consiste à déterminer une loi d'ajustement des paramètres du système flou  $f(\cdot)$  et une loi de commande semblable à celle donnée par la relation IV.2, tel que l'erreur de poursuite converge asymptotiquement vers zéro.

### IV.1.2. SYNTHÈSE DE LA COMMANDE

Dans cette commande, le rôle attribué au système flou est d'estimer en temps réel la fonction non linéaire  $f(\cdot)$  définie par l'équation IV.3. Pour cela la fonction  $f(\cdot)$  est approximée par un système flou de la forme  $W_f(\cdot)\theta$ , tel que :

$$f(X, x^{(n)}) = W_f(X, x^{(n)})\theta_f + \varepsilon_f \quad (IV.4)$$

Où  $W_f(X, x^{(n)})$  est une matrice de fonctions de base [Men-95] et  $\theta_f$  est un vecteur de paramètres optimaux, tandis que,  $\varepsilon_f$  est l'erreur de reconstruction de la fonction  $f(\cdot)$ , tel que [Wan-92-b], [Wan-95]:

$$|\varepsilon_f| \leq \bar{\varepsilon}_f$$

Nous désignons l'estimée de la fonction  $f(\cdot)$  par  $\hat{f}(\cdot)$ , elle est donnée par :

$$\hat{f}(X, x^{(n)}) = W_f(X, x^{(n)})\hat{\theta}_f \quad (IV.5)$$

Où  $\hat{\theta}_f$  est le vecteur des paramètres à estimer par un algorithme d'adaptation approprié.

Nous réécrivons l'estimée  $\hat{f}(\cdot)$  sous la forme suivante :

$$\hat{f}(X, x^{(n)}) = \hat{F}(X)x^{(n)} + \hat{G}(X) \quad (IV.6)$$

A partir de cette équation, est déduite, l'expression de la commande :

$$u = \hat{F}(X)(v + u_{gl}) + \hat{G}(X) \quad (IV.7)$$

Le terme du mode de glissement  $u_{gl}$  est introduit afin de compenser les effets de l'erreur de reconstruction [Slo-88], ce terme est défini par :

$$u_{gl} = \text{sgn}(s) |\hat{F}^{-1}| k_{gl} \quad (IV.8)$$

avec :

$$\text{sgn}(s) = \text{diag}(\text{sign}(s_i)); i = 1, \dots, m \quad (IV.9)$$

Où  $s_i$  est l'erreur filtrée, elle est donnée par :

$$s_i(t) = \left( \frac{\partial}{\partial t} + \lambda \right)^n e_i; \lambda \geq 0 \quad (IV.10)$$

avec :

$$e_i = x_{di} - x_i$$

$$k_{gl} = \bar{\varepsilon}$$

Le coefficient  $\lambda$  sont choisis de telle sorte que la fonction de transfert  $H$  :

$$H(p) = \frac{p + \lambda}{p^{(n)} + k_n p^{(n-1)} + \dots + k_1} \quad (IV.11)$$

soit strictement réelle positive [Ast-89], [Gue-95].

Pour pouvoir estimer fidèlement la fonction non linéaire définie par IV.3, il faut concevoir un algorithme d'adaptation des paramètres du système flou, garantissant la stabilité du système en boucle fermée. Ainsi, cette loi est donnée par :

$$\dot{\hat{\theta}} = \Gamma W_f^T(X, x^{(n)}) \hat{F}^{-1T} s \quad (IV.12)$$

Où  $\Gamma$  est une matrice définie positive contrôlant la vitesse d'adaptation.

La figure IV.1 illustre schématiquement le principe de la commande floue adaptative proposée.

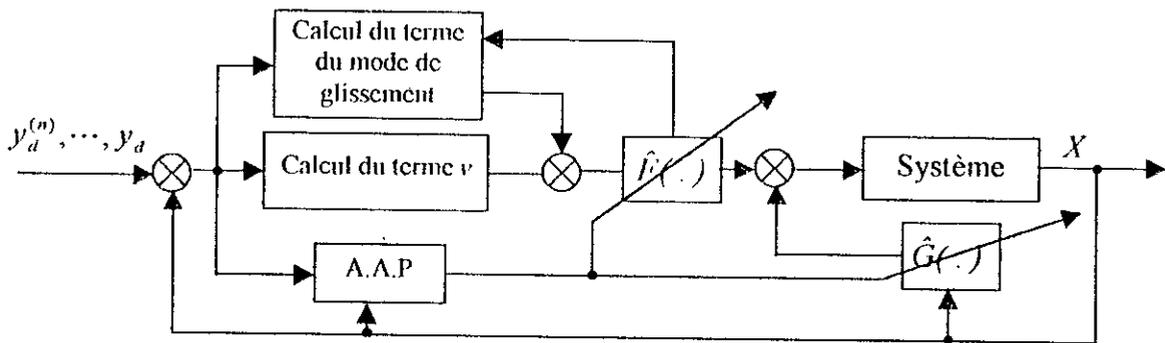


Figure IV.1 : Structure de la commande floue adaptative directe linéarisante.

#### IV.1.3. ETUDE DE LA STABILITE

En introduisant l'équation IV.7 dans l'équation IV.1, la dynamique de l'erreur filtrée sera :

$$e^{(n)} + k_n e^{(n-1)} + \dots + k_1 e = -\hat{F}(X)^{-1} \{ \hat{F}(X) x^{(n)} + \hat{G}(X) - F(X) x^{(n)} - G(X) \} - u_{gl} \quad (IV.13)$$

En utilisant les équations IV.3, IV.4, IV.5 et IV.6, il vient :

$$e^{(n)} + k_n e^{(n-1)} + \dots + k_1 e = -\hat{F}(X)^{-1} W_f(X, x^{(n)}) \tilde{\theta}_f + \hat{F}(X)^{-1} \varepsilon_f - u_{gl} \quad (IV.14)$$

Où  $\tilde{\theta}_f$  est l'erreur paramétrique, elle est donnée par :

$$\tilde{\theta}_f = \hat{\theta}_f - \theta_f$$

avec la positivité réelle stricte de la fonction de transfert  $H_i(p)$ , nous assurons l'existence des matrices symétriques définies positives  $P_i$  et des matrices définies positives  $Q_i$ , tel que [Ast-89], [Gue-95], [Kha-96] :

$$\begin{aligned} A_i^T P_i + P_i A_i &= -Q_i \\ P_i B_i &= C_i^T; \quad i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (IV.15)$$

Où les matrices  $A_i$ ,  $B_i$  et  $C_i$  sont les matrices de la représentation dans l'espace d'état de l'équation d'erreur filtrée avec :

$$A_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ -k_1 & -k_2 & -k_3 & -k_4 & \dots & -k_n \end{bmatrix}$$

$$B_i = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}; \quad C_i = \begin{bmatrix} \lambda^{n-1} & (n-1)\lambda^{n-2} & \dots & (n-1)\lambda & 1 \end{bmatrix}$$

L'écriture matricielle de l'équation IV.14 sous forme d'état est :

$$\begin{aligned} \dot{Y} &= AY + B \left\{ -\hat{F}^{-1}(X)W_f(X, x^{(n)})\tilde{\theta}_f - u_{sl} + \hat{F}^{-1}(X)\varepsilon_f \right\} \\ s &= CY \end{aligned} \quad (IV.16)$$

avec :

$$Y = \left[ e_1 \quad \dots \quad e_1^{(n-1)} \quad \dots \quad e_m \quad \dots \quad e_m^{(n-1)} \right]^T$$

Où  $A$ ,  $B$  et  $C$  sont des matrices diagonales par bloc (avec  $A_i$ ,  $B_i$  et  $C_i$  sur leurs diagonales respectivement)

L'équation IV.15 devient alors :

$$\begin{aligned} A^T P + PA &= -Q \\ PB &= C^T \end{aligned} \quad (IV.17)$$

Où  $P = \text{diag}(P_1, \dots, P_m)$  et  $Q = \text{diag}(Q_1, \dots, Q_m)$ .

Afin de démontrer la stabilité du système bouclé, nous considérons la fonction de Lyapunov suivante :

$$V = Y^T P Y + \tilde{\theta}_f^T \Gamma^{-1} \tilde{\theta}_f \quad (IV.18)$$

Après dérivation de la fonction  $V$  par rapport au temps, nous obtenons :

$$\dot{V} = \dot{Y}^T P Y + Y^T P \dot{Y} + 2\tilde{\theta}_f^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_f \quad (IV.19)$$

En remplaçant les équations IV.16 et IV.17 dans l'équation IV.19 nous aurons :

$$\dot{V} = -Y^T Q Y + 2s^T \hat{F}^{-1} \varepsilon_f - 2s^T u_{sl} - 2s^T \hat{F}^{-1} W_f(X, x^{(n)}) \tilde{\theta}_f + 2\tilde{\theta}_f^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_f \quad (IV.20)$$

En utilisant la loi d'adaptation des paramètres du système flou, il vient :

$$\dot{V} = -Y^T Q Y + 2s^T \hat{F}^{-1} \varepsilon_f - 2s^T u_{sl} \quad (IV.21)$$

D'où nous pouvons écrire :

$$\dot{V} \leq -Y^T Q Y + 2 \left| s^T \left\| \hat{F}^{-1} \right\| \varepsilon_f - 2s^T u_{sl} \right. \quad (IV.22)$$

En utilisant l'expression du terme de mode de glissement donnée par l'équation IV.8, nous obtenons :

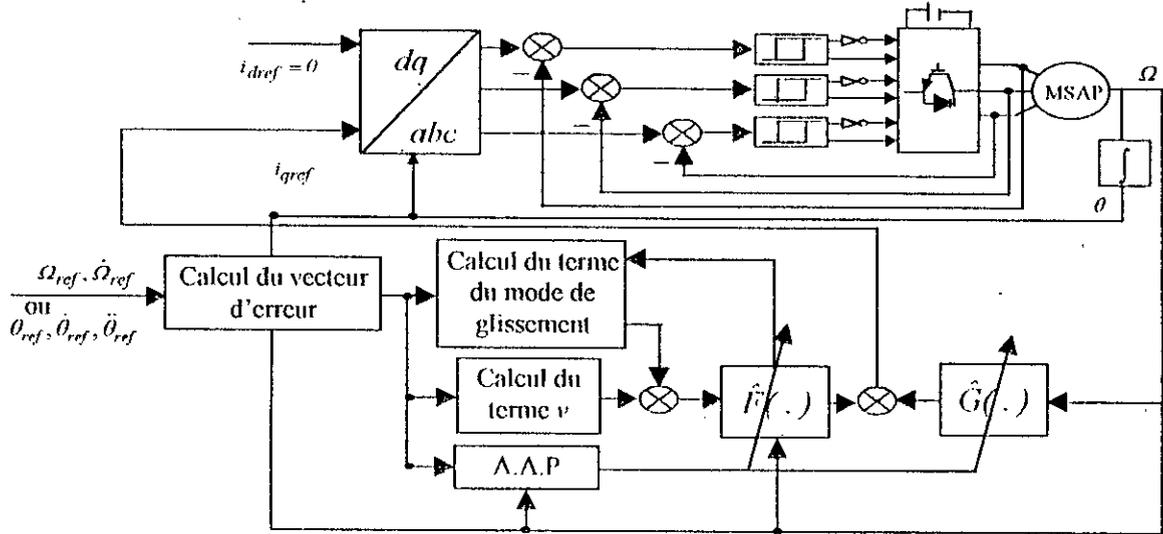
$$\dot{V} \leq -Y^T Q Y \quad (IV.23)$$

Etant donné que  $Q$  est une matrice définie positive, l'inégalité IV.23 constitue une garantie de la stabilité au sens de Lyapunov du schéma de commande proposé, ainsi, la loi d'adaptation définie dans IV.12 assure la bornitude de tous les signaux et la convergence asymptotique des erreurs de poursuite vers zéro.

#### IV.1.4. APPLICATION A LA MSAP

##### IV.1.4.1. REGLAGE DE VITESSE

Le schéma global de cette commande est représenté à la figure IV.2.



**Figure IV.2 :** Structure de réglage de vitesse/position par la méthode de commande floue adaptative directe linéarisante.

Considérons encore l'équation III.13.

$$i_q = F(\Omega) \frac{d\Omega}{dt} + G(\Omega) \quad (IV.24)$$

Pour faciliter la synthèse de la commande floue adaptative adoptée, le deuxième terme de l'équation IV.24 est écrit sous la forme compacte suivante :

$$F(\Omega) \frac{d\Omega}{dt} + G(\Omega) = f(\Omega, \dot{\Omega}) \quad (IV.25)$$

Dans la commande floue adaptative directe linéarisante la fonction  $f(\cdot)$  est approximée par un système flou de la forme  $W_f(\Omega, \dot{\Omega})\theta_f$ , tel que :

$$f(\Omega, \dot{\Omega}) = W_f(\Omega, \dot{\Omega})\theta_f + \varepsilon_f \quad (IV.26)$$

L'estimateur de la fonction  $f(\cdot)$ , génère la fonction  $\hat{f}(\cdot)$ , tel que :

$$\hat{f}(\Omega, \dot{\Omega}) = W_f(\Omega, \dot{\Omega})\hat{\theta}_f \quad (IV.27)$$

Le système flou a deux entrées  $\Omega$  et  $\dot{\Omega}$ . Dans notre application nous attribuons trois fonctions d'appartenance pour chaque entrée.

Pour élaborer la loi de commande la fonction  $\hat{f}(\cdot)$  doit être mise sous la forme suivante :

$$\hat{f}(\Omega, \dot{\Omega}) = \hat{F}(\Omega)\dot{\Omega} + \hat{G}(\Omega) \quad (IV.28)$$

A partir de la fonction estimée, la commande  $i_{qref}$  est donnée par :

$$i_{qref} = \hat{F}(\Omega)(v + u_{gl}) + \hat{G}(\Omega) \quad (IV.29)$$

où  $u_{gl}$  est le terme du mode de glissement, il est donné par :

$$u_{gl} = \text{sign}(\Omega_{ref} - \Omega) |\hat{F}(\Omega)| k_{gl}$$

avec :

$$v = \dot{\Omega}_{ref} + k_{\Omega}(\Omega_{ref} - \Omega)$$

#### IV.1.4.2. REGLAGE DE POSITION

La structure de cette commande est représentée à la figure IV.2.

Dans le but d'exploiter la commande floue adaptative directe linéarisante au réglage de la position, nous considérons de nouveau l'équation III.18.

$$i_q = F(\dot{\theta})\ddot{\theta} + G(\dot{\theta}) \quad (IV.30)$$

Pour synthétiser la loi de commande, le deuxième terme de l'équation IV.30 est écrit de la manière suivante :

$$F(\dot{\theta})\ddot{\theta} + G(\dot{\theta}) = f(\dot{\theta}, \ddot{\theta}) \quad (IV.31)$$

L'architecture de la commande présentée dans cette partie utilise les systèmes flous de Sugeno, où la sortie est linéairement dépendante des paramètres des systèmes flous, pour approximer la fonction inconnue  $f(.)$ . Ainsi, la fonction  $f(.)$  est approximée par un système flou de la forme suivante :

$$f(\dot{\theta}, \ddot{\theta}) = W_f(\dot{\theta}, \ddot{\theta})\theta_f + \varepsilon_f \quad (IV.32)$$

Ce système flou est caractérisé par deux entrées  $\dot{\theta}$  et  $\ddot{\theta}$ . Trois fonctions d'appartenance sont attribuées à chacune de ces entrées.

La fonction estimée  $\hat{f}(\cdot)$  générée par le système flou est donnée par :

$$\hat{f}(\dot{\theta}, \ddot{\theta}) = W_f(\dot{\theta}, \ddot{\theta})\hat{\theta}_f \quad (IV.33)$$

Pour élaborer la loi de commande, la fonction  $\hat{f}(\cdot)$  doit être mise sous la forme :

$$\hat{f}(\dot{\theta}, \ddot{\theta}) = \hat{F}(\dot{\theta})\ddot{\theta} + \hat{G}(\dot{\theta}) \quad (IV.34)$$

La commande  $i_{qref}$  est calculée en utilisant le modèle flou estimé, d'où :

$$i_{qref} = \hat{F}(\dot{\theta})(v + u_{gl}) + \hat{G}(\dot{\theta}) \quad (IV.35)$$

Où  $u_{gl}$  est le terme du mode de glissement, son expression est donnée par :

$$u_{gl} = \text{sign}\left(\left(\dot{\theta}_{ref} - \dot{\theta}\right) + \lambda\left(\theta_{ref} - \theta\right)\right) \hat{F}^{-1}(\dot{\theta}) k_{gl}$$

avec :

$$v = \ddot{\theta}_{ref} + k_{1\theta}(\dot{\theta}_{ref} - \dot{\theta}) + k_{2\theta}(\theta_{ref} - \theta)$$

#### IV.1.5. SIMULATION NUMERIQUE

Pour valider l'application de la commande floue adaptative directe linéarisante à la machine synchrone à aimants permanents, nous avons procédé à la simulation numérique. Les valeurs des coefficients de réglage, imposant la dynamique désirée, sont regroupés dans le tableau IV.1.

$k_D$	$k_{gl0}$	$\Gamma$	$k_{gl0}$	$\lambda$	$k_{10}$	$k_{20}$
10.852	10.5	10.5	10.5	45	121.7	3702.72

**Tableau IV.1 :** Coefficients de réglage de vitesse et de position.

Les figures (IV.3.a et IV.3.b) donnent les réponses du réglage de la vitesse pour une consigne de 300 rd/s avec variation de la charge, ainsi que lors d'une inversion du sens de marche respectivement. Les figures (IV.4.a et IV.4.b) présentent le comportement global de la régulation lors du positionnement de 5 rd, ainsi que lors de l'inversion du positionnement de 5rd à -5 rd respectivement. Nous pouvons constater que la vitesse et la position suivent parfaitement les références, le rejet de la perturbation est rapide, et le vecteur courant statorique est parfaitement aligné sur l'axe  $q$ . La chute de vitesse et celle de position ont respectivement pour valeur 0.066 % et 0.034 %. Les temps de réaction, nécessaires à l'élimination de l'effet de perturbation, sont respectivement égal à 0.005 s et 0.2 s. Pour éliminer l'effet de chattering et l'effet sur la commande dus au terme du mode de glissement contenu dans la loi de commande, la fonction «*sign*» est remplacée par la fonction continue «*smooth*» :

$$smooth(x) = \frac{x}{|x| + 0.5}$$

Le comportement de ce schéma de commande est également testé pour les mêmes variations paramétriques que celles appliquées aux commandes précédentes. Les réponses obtenues sont représentées aux figures (IV.5.a et IV.5.b). D'après ces résultats, nous remarquons que la commande floue adaptative directe linéarisante présente une forte robustesse vis-à-vis des variations paramétriques, ce qui prouve l'efficacité de cette commande. Cependant, cette commande présente l'inconvénient de la nécessité de la mesure de la dérivée de la vitesse.

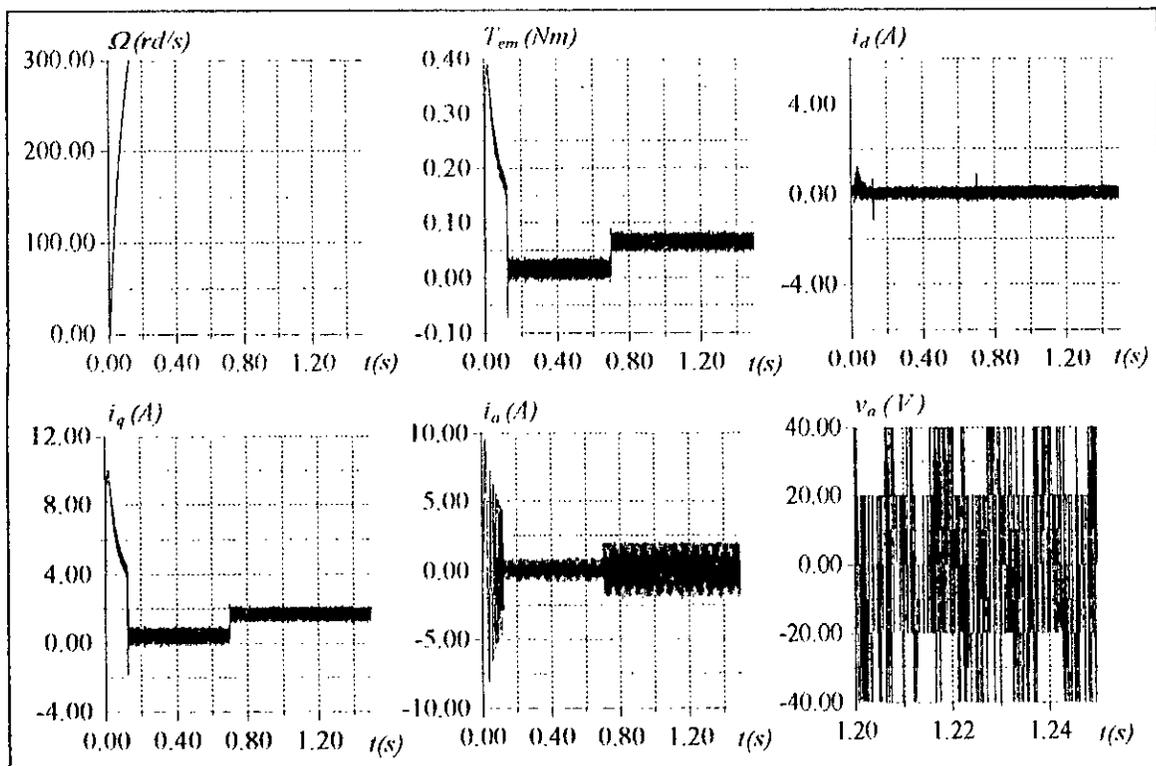


Figure IV.3.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variation de la charge.

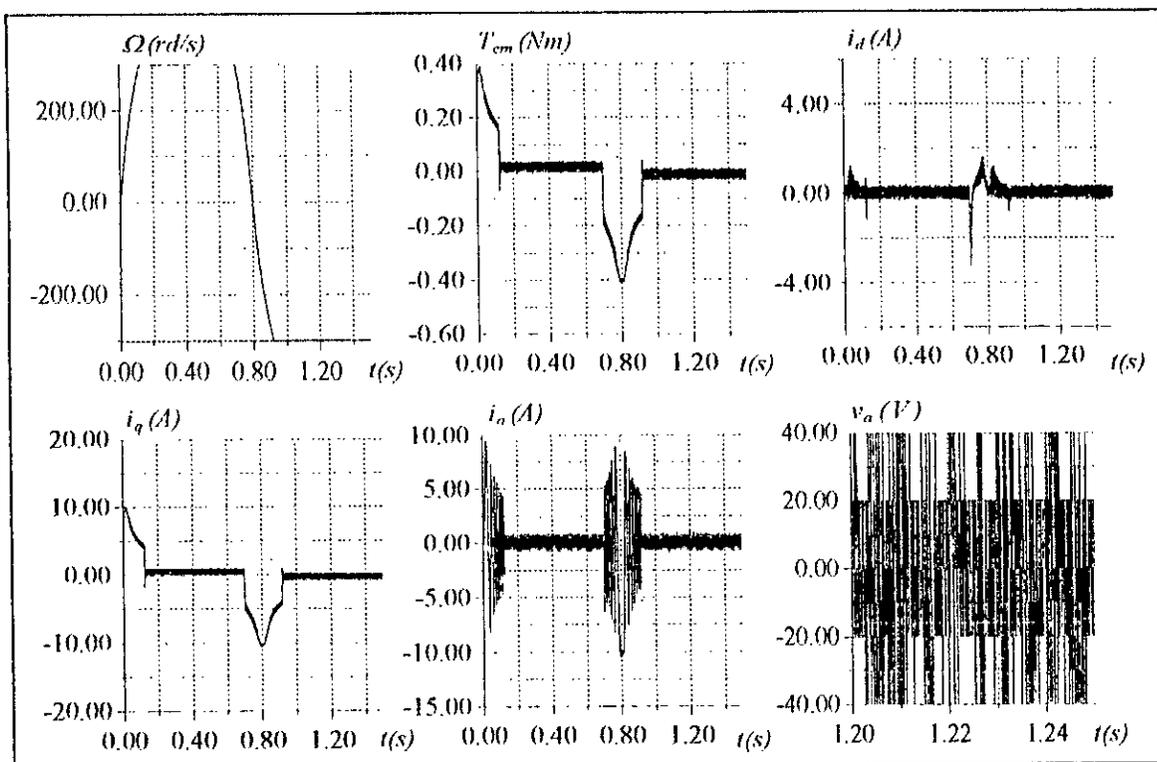


Figure IV.3.b : Comportement dynamique de la MSAP lors d'une inversion du sens de la marche.

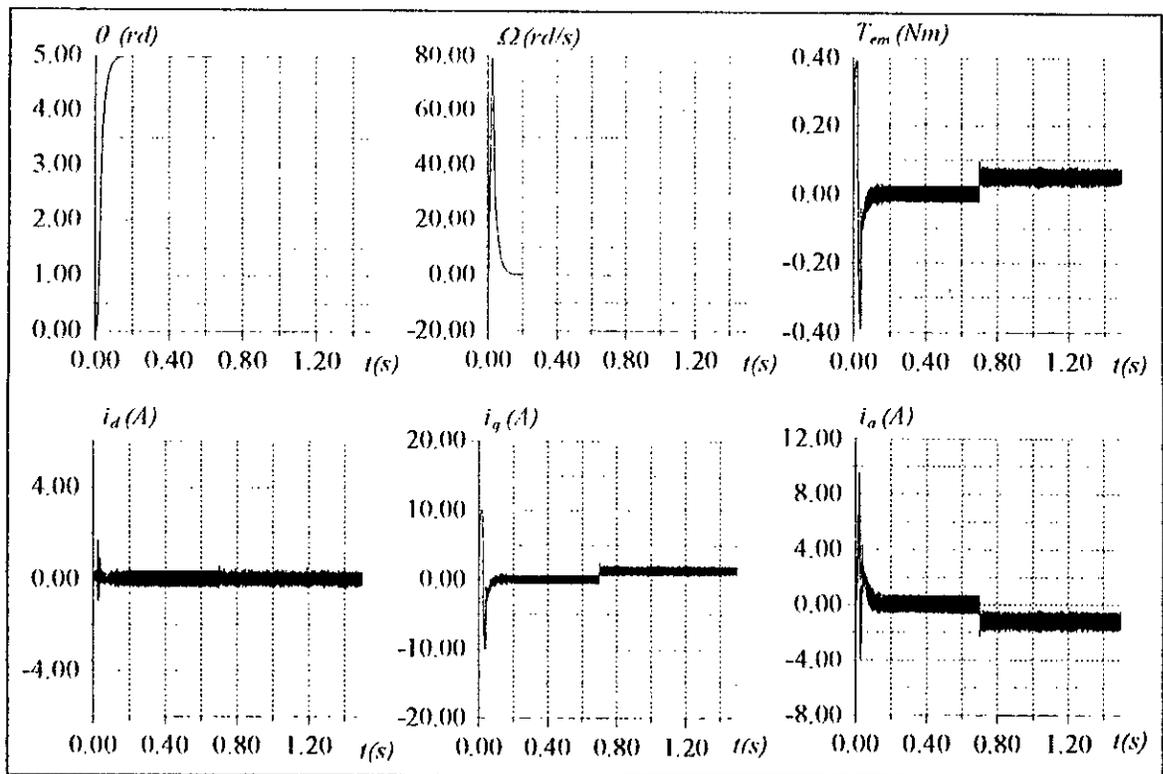


Figure IV.4.a : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variation de la charge.

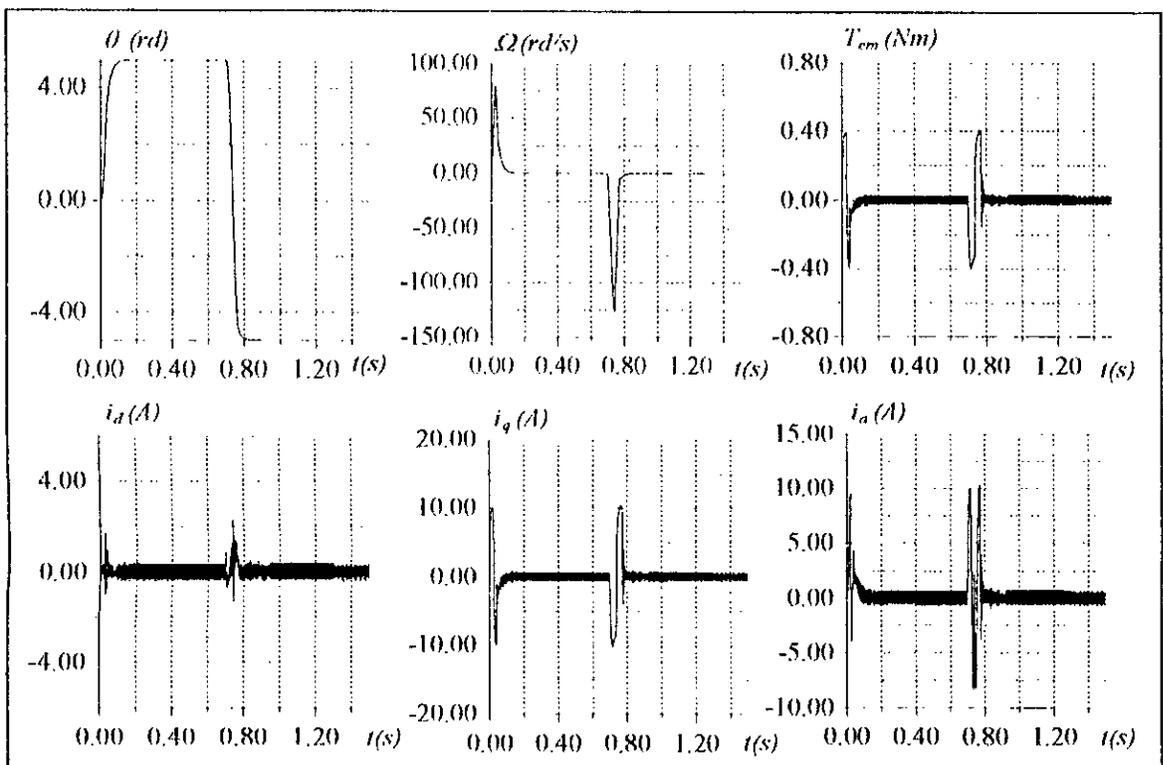


Figure IV.4.b : Comportement dynamique de la MSAP lors de l'inversion du positionnement.

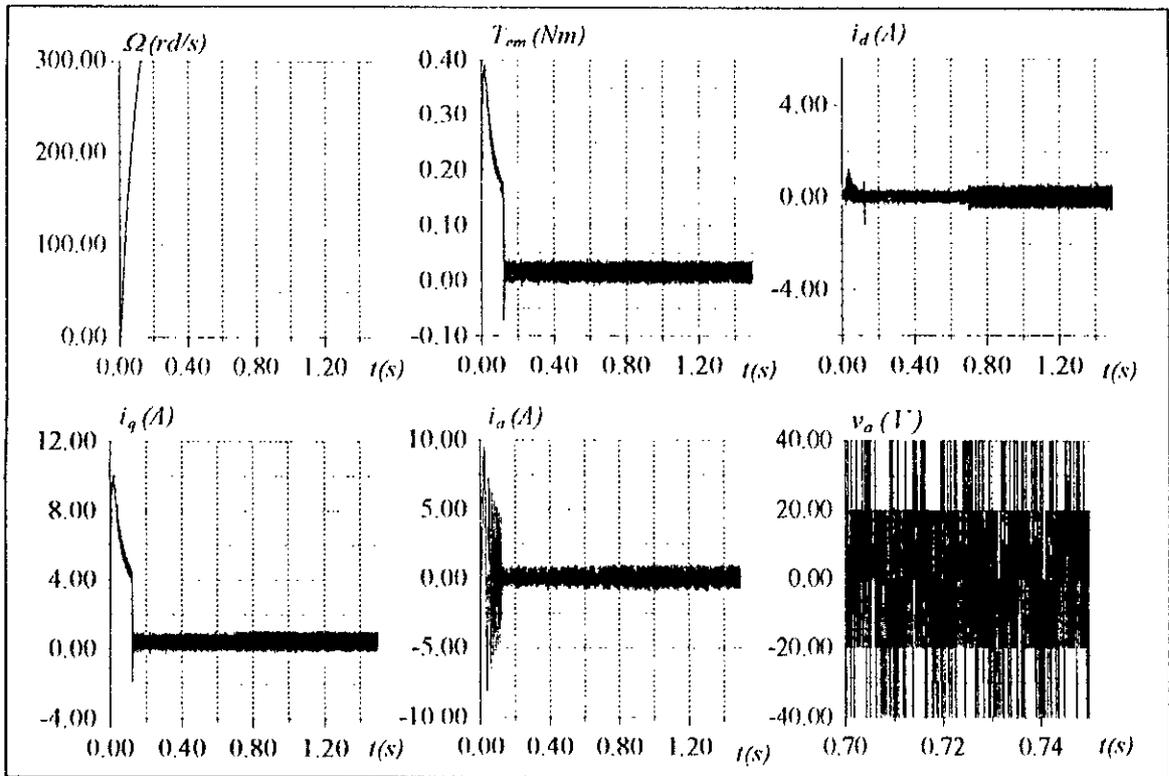


Figure IV.5.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variations paramétriques.

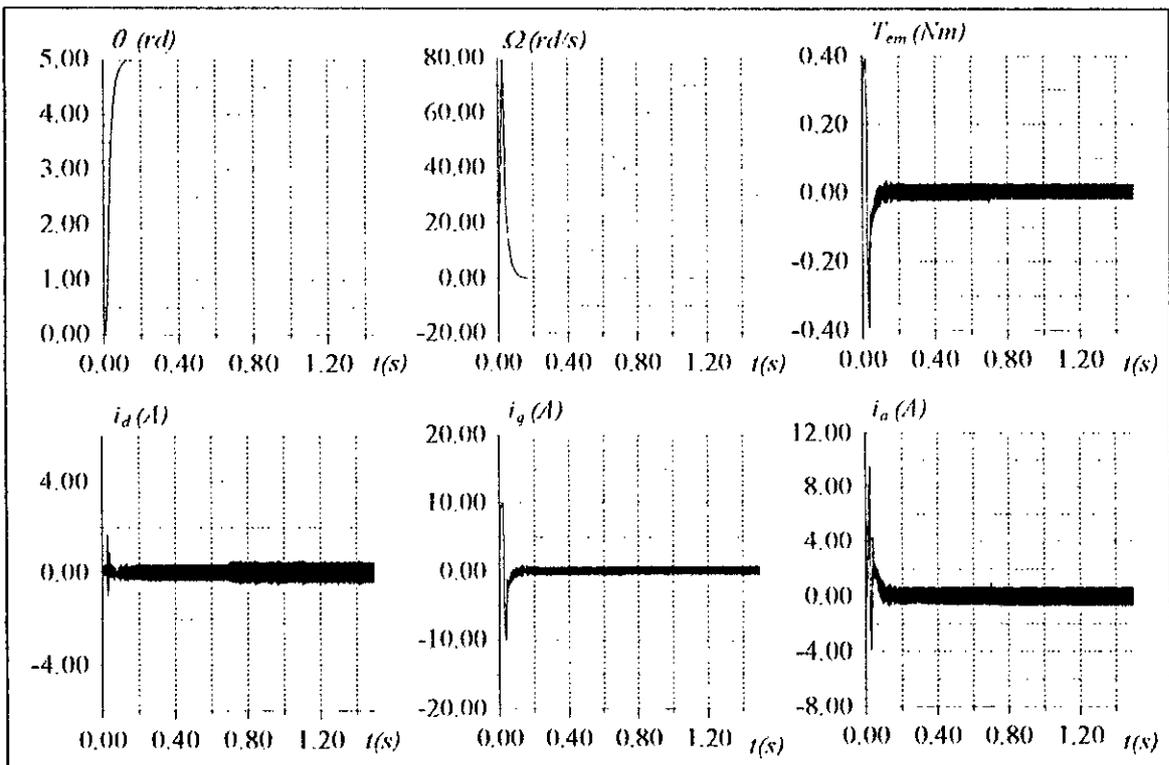


Figure IV.5.b : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variations paramétriques.

## IV.2. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE STABLE ETENDUE

La stratégie de commande présentée dans la section précédente nécessite la mesure de la dérivée de la vitesse. Dans cette section, est proposée une approche de commande floue adaptative n'exigeant pas la mesure de cette dernière et l'élaboration de la loi de commande est basée sur la théorie de stabilité de Lyapunov et la théorie d'approximation par les systèmes flous.

### IV.2.1. FORMULATION DU PROBLEME

Nous considérons de nouveau le système non linéaire donné par l'équation III.3, de plus nous supposons que la dérivée temporelle de  $F_i(X)$  vérifie la condition suivante [Lab-98] :

$$\left| \dot{F}_i(X) \right| \leq F_{i0} \|X\| \quad (IV.36)$$

Où  $F_{i0}$  est une constante positive connue.

Pour faciliter l'établissement de la loi de commande, nous introduisons les définitions suivantes :

- Le vecteur de l'erreur de poursuite

$$e_{i0} = [e_i \quad \dot{e}_i \quad \dots \quad e_i^{(n-1)}]^T \in \mathfrak{R}^m$$

avec  $e_i = x_{id} - x_i$

- l'erreur de poursuite filtrée :

$$s_i = \left( \frac{\partial}{\partial t} + \lambda \right)^{(n-1)} e_i \quad (IV.37)$$

qui peut être écrite sous la forme :

$$s_i = C_i e_{i0}$$

où :

$$C_i = [\lambda^{n-1} \quad (n-1)\lambda^{(n-2)} \quad \dots \quad 1]$$

- Le signal de référence

$$y_{ir}^{(n)} = x_{id}^{(n)} + C_{ir} e_{i0} \quad (IV.38)$$

avec :

$$C_{ir} = [0 \quad \lambda^{n-1} \quad (n-1)\lambda^{n-2} \quad \dots \quad (n-1)\lambda]$$

Alors que  $x_{id}^{(n)}$  est la n-ième dérivée de la référence  $x_{id}$ .

Pour synthétiser la loi de commande, les fonctions  $F_i(X)$  et  $G_i(X)$  sont remplacées par deux systèmes flous de la forme  $W(X)\theta$ , tel que :

$$F_i(X) = W_{f_i}(X)\theta_{f_i} + \varepsilon_{f_i} \quad (IV.39)$$

$$G_i(X) = W_{g_i}(X)\theta_{g_i} + \varepsilon_{g_i} \quad (IV.40)$$

Où  $\varepsilon_{f_i}$  et  $\varepsilon_{g_i}$  sont les erreurs de reconstruction des fonctions  $F_i(X)$  et  $G_i(X)$ , tel que :

$$\left| \varepsilon_{f_i} \right| \leq \bar{\varepsilon}_{f_i} \quad (IV.41)$$

$$\left| \varepsilon_{g_i} \right| \leq \bar{\varepsilon}_{g_i} \quad (IV.42)$$

Nous désignons l'estimée de la fonction  $F_i(X)$  par  $\hat{F}_i(X)$  et de  $G_i(X)$  par  $\hat{G}_i(X)$ , tel que :

$$\hat{F}_i(X) = W_{f_i}(X)\hat{\theta}_{f_i} \tag{IV.43}$$

$$\hat{G}_i(X) = W_{g_i}(X)\hat{\theta}_{g_i} \tag{IV.44}$$

Le problème de la commande floue adaptative se pose comme suit :

Pour le système non linéaire défini par l'équation III.3, déterminer les lois d'ajustement des paramètres des deux systèmes flous qui permettent d'estimer, en ligne, les fonctions  $F_i(X)$  et  $G_i(X)$  ainsi que la commande adéquate  $u$  tel que l'erreur de poursuite converge asymptotiquement vers zéro.

### IV.2.2. SYNTHÈSE DE LA COMMANDE

Notre but est de concevoir une commande de telle sorte que l'erreur de poursuite converge asymptotiquement vers zéro. Ainsi, cette commande est donnée par :

$$u_i = k_{id}s_i + \frac{1}{2}F_{i0}\|X\|s_i + W_{f_i}(X)\hat{\theta}_{f_i}y_r^{(n)} + W_{g_i}(X)\hat{\theta}_{g_i} + K_i \text{sign}(s_i) \tag{IV.45}$$

Où  $K_i$  est le terme du mode de glissement, il est donné par :

$$K_i = \bar{\varepsilon}_{f_i}|y_r^{(n)}| + \bar{\varepsilon}_{g_i} \tag{IV.46}$$

Les paramètres des systèmes flous sont ajustés par les lois d'adaptation suivantes :

$$\dot{\hat{\theta}}_{f_i} = \eta_{f_i} W_{f_i}^T(X) s_i y_r^{(n)} \tag{IV.47}$$

$$\dot{\hat{\theta}}_{g_i} = \eta_{g_i} W_{g_i}^T(X) s_i \tag{IV.48}$$

Le schéma de principe de la commande floue adaptative directe stable étendue est illustrée par la figure IV.6.

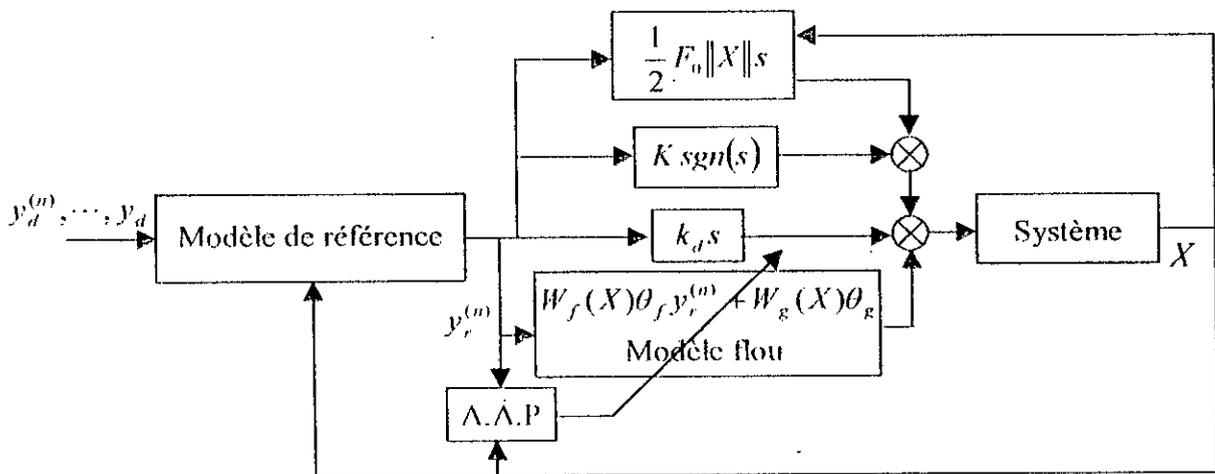


Figure IV.6 : Structure de la commande floue adaptative directe stable étendue.

### IV.2.3. ÉTUDE DE LA STABILITÉ

En utilisant la loi de commande IV.45 et le modèle dynamique du système non linéaire III.3, et sachant que  $y_r^{(n)} = y_i^{(n)} + \dot{s}_i$ , la dynamique de l'erreur est donnée par :

$$F_i \dot{s}_i = -k_{id}s_i - \frac{1}{2}F_{i0}\|X\|s_i - W_{f_i}(X)\tilde{\theta}_{f_i}y_r^{(n)} - W_{g_i}(X)\tilde{\theta}_{g_i} - K_i \text{sign}(s_i) + \varepsilon_{f_i}y_r^{(n)} + \varepsilon_{g_i} \tag{IV.49}$$

Où  $\tilde{\theta}_{f_i}$  et  $\tilde{\theta}_{g_i}$  sont les erreurs paramétriques, elles sont données par :

$$\tilde{\theta}_{f_i} = \hat{\theta}_{f_i} - \theta_{f_i} \text{ et } \tilde{\theta}_{g_i} = \hat{\theta}_{g_i} - \theta_{g_i}$$

Soit la fonction de Lyapunov suivante :

$$V = \frac{1}{2} s_i^2 F_i + \frac{1}{2} (\tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \tilde{\theta}_{f_i}) + \frac{1}{2} (\tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \tilde{\theta}_{g_i}) \quad (\text{IV.50})$$

En dérivant IV.50 par rapport au temps, nous obtenons :

$$\dot{V} = \frac{1}{2} s_i^2 \dot{F}_i + s_i F_i \dot{s}_i + \tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_{f_i} + \tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_{g_i} \quad (\text{IV.51})$$

En remplaçant IV.49 dans IV.51, nous aurons :

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{1}{2} s_i^2 \dot{F}_i - s_i^2 k_d - \frac{1}{2} s_i^2 F_{i0} \|X\| - s_i W_{f_i}(X) \tilde{\theta}_{f_i} y_{ir}^{(n)} - s_i W_{g_i}(X) \tilde{\theta}_{g_i} \\ & + \tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_{f_i} + s_i \varepsilon_{f_i} y_{ir}^{(n)} + s_i \varepsilon_{g_i} - s_i K_i \text{sign}(s_i) \end{aligned} \quad (\text{IV.52})$$

Pour faciliter la démonstration, nous faisons la décomposition suivante :

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= -s_i^2 k_d \\ \dot{V}_2 &= \frac{1}{2} s_i^2 \dot{F}_i - \frac{1}{2} s_i^2 F_{i0} \|X\| \\ \dot{V}_3 &= -s_i W_{f_i}(X) \tilde{\theta}_{f_i} y_{ir}^{(n)} + \tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_{f_i} - s_i W_{g_i}(X) \tilde{\theta}_{g_i} + \tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_{g_i} \\ \dot{V}_4 &= s_i \varepsilon_{f_i} y_{ir}^{(n)} + s_i \varepsilon_{g_i} - s_i K_i \text{sign}(s_i) \end{aligned}$$

Ainsi, l'expression de  $\dot{V}$  est mise sous la forme suivante :

$$\dot{V} = \dot{V}_1 + \dot{V}_2 + \dot{V}_3 + \dot{V}_4$$

Sachant que  $k_d$  est une constante positive, il vient :

$$\dot{V}_1 \leq 0$$

En utilisant la condition IV.35, nous aurons :

$$\dot{V}_2 \leq 0$$

Suivant les lois d'adaptation IV.47 et IV.48, nous obtenons :

$$\dot{V}_3 \leq 0$$

Selon l'expression du terme de mode de glissement IV.46, il vient :

$$\dot{V}_4 \leq 0$$

D'où, la dérivée temporelle de la fonction de Lyapunov vérifie :

$$\dot{V} \leq 0 \quad (\text{IV.53})$$

L'inégalité IV.53 implique que  $s$  converge asymptotiquement vers zéro et que tous les signaux du système sont bornés.

## IV.2.4. APPLICATION A LA MSAP

### IV.2.4.1. REGLAGE DE VITESSE

La figure IV.7 illustre schématiquement le principe de la commande floue adaptative stable étendue lors du réglage de vitesse et de position.

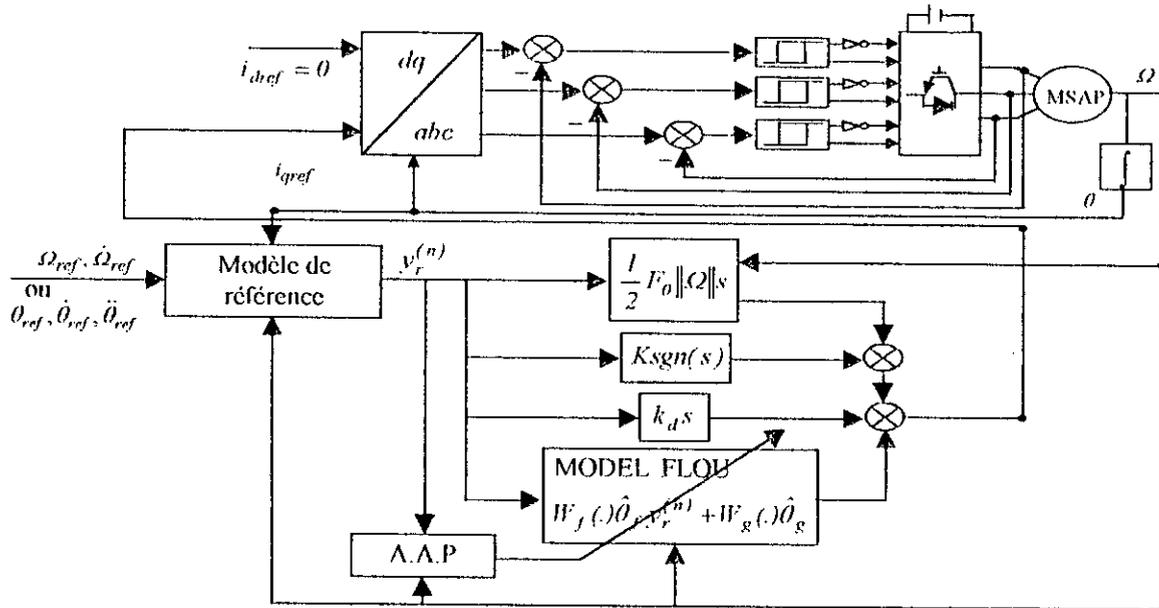


Figure IV.7 : Structure de réglage de vitesse/position par la méthode de commande floue adaptative directe stable étendue.

Afin d'appliquer la commande floue adaptative pour le réglage de vitesse de la machine synchrone à aimants permanents, nous considérons l'équation IV.24. L'implémentation de cette commande nécessite l'approximation des fonctions  $F(\Omega)$  et  $G(\Omega)$  par les systèmes flous, ainsi, cette approximation est donnée par :

$$\begin{aligned} F(\Omega) &= W_f(\Omega)\theta_f + \varepsilon_{f\Omega} \\ G(\Omega) &= W_g(\Omega)\theta_g + \varepsilon_{g\Omega} \end{aligned} \quad (\text{IV.54})$$

avec  $\varepsilon_{f\Omega}$  et  $\varepsilon_{g\Omega}$  sont les erreurs de reconstruction des fonctions  $F(\Omega)$  et  $G(\Omega)$ , tel que :

$$\begin{aligned} |\varepsilon_{f\Omega}| &\leq \bar{\varepsilon}_{f\Omega} \\ |\varepsilon_{g\Omega}| &\leq \bar{\varepsilon}_{g\Omega} \end{aligned}$$

Dans cette approximation, nous choisissons deux systèmes flous de Sugeno d'ordre un ayant l'entrée  $\Omega$ . Trois fonctions d'appartenance sont associées à cette entrée. Ainsi, nous avons trois règles pour chaque système flou.

Les fonctions estimées générées par les systèmes flous sont données par :

$$\begin{aligned} \hat{F}(\Omega) &= W_f(\Omega)\hat{\theta}_f \\ \hat{G}(\Omega) &= W_g(\Omega)\hat{\theta}_g \end{aligned} \quad (\text{IV.55})$$

Où  $\hat{\theta}_f$  et  $\hat{\theta}_g$  sont les paramètres internes des systèmes flous, ils sont ajustés par la loi d'adaptation suivante :

$$\begin{aligned}\dot{\hat{\theta}}_f &= \eta_{f\Omega} W_f^T(\Omega) s \dot{y}_r \\ \dot{\hat{\theta}}_g &= \eta_{g\Omega} W_g^T(\Omega) s\end{aligned}\quad (\text{IV.56})$$

Où  $\eta_{f\Omega}$  et  $\eta_{g\Omega}$  sont des constantes positives. Alors que,  $s$  et  $\dot{y}_r$  sont respectivement l'erreur et le signal de référence, ses expressions sont données par :

$$\begin{aligned}s &= \Omega_{ref} - \Omega \\ \dot{y}_r &= \dot{\Omega}_{ref}\end{aligned}$$

A partir des fonctions floues estimées, la commande  $i_{qref}$  a la forme suivante :

$$i_{qref} = k_{d\Omega} s + \frac{1}{2} F_{0,\Omega}^* \|\Omega\| s + W_f(\Omega) \hat{\theta}_f \dot{y}_r + W_g(\Omega) \hat{\theta}_g + K_{\Omega} \text{sgn}(s) \quad (\text{IV.57})$$

Où  $K_{\Omega}$  est le gain du terme de mode de glissement, son expression est donnée par :

$$K_{\Omega} = \bar{\varepsilon}_{f\Omega} |\dot{y}_r| + \bar{\varepsilon}_{g\Omega}$$

#### IV.2.4.2. REGLAGE DE POSITION

Le schéma de principe de cette commande est représenté à la figure IV.7.

Par le biais des systèmes flous, les fonctions  $F(\dot{\theta})$  et  $G(\dot{\theta})$  de l'équation IV.30 sont approximées de la manière suivante :

$$\begin{aligned}F(\dot{\theta}) &= W_f(\dot{\theta}) \theta_f + \varepsilon_{f\theta} \\ G(\dot{\theta}) &= W_g(\dot{\theta}) \theta_g + \varepsilon_{g\theta}\end{aligned}\quad (\text{IV.58})$$

avec  $\varepsilon_{f\theta}$  et  $\varepsilon_{g\theta}$  sont les erreurs de reconstruction des fonctions  $F(\dot{\theta})$  et  $G(\dot{\theta})$ , tel que :

$$\begin{aligned}|\varepsilon_{f\theta}| &\leq \bar{\varepsilon}_{f\theta} \\ |\varepsilon_{g\theta}| &\leq \bar{\varepsilon}_{g\theta}\end{aligned}$$

Dans notre application, deux systèmes flous de Sugeno d'ordre un à trois règles floues sont utilisés pour approximer les fonctions  $F(\dot{\theta})$  et  $G(\dot{\theta})$ .

Les systèmes flous génèrent les fonctions estimées  $\hat{F}(\dot{\theta})$  et  $\hat{G}(\dot{\theta})$ , tel que :

$$\begin{aligned}\hat{F}(\dot{\theta}) &= W_f(\dot{\theta}) \hat{\theta}_f \\ \hat{G}(\dot{\theta}) &= W_g(\dot{\theta}) \hat{\theta}_g\end{aligned}\quad (\text{IV.59})$$

Où  $\hat{\theta}_f$  et  $\hat{\theta}_g$  sont les paramètres internes de ces systèmes, ces paramètres sont ajustés par la loi d'adaptation suivante :

$$\begin{aligned}\dot{\hat{\theta}}_f &= \eta_{f\theta} W_f^T(\dot{\theta}) s \dot{y}_r \\ \dot{\hat{\theta}}_g &= \eta_{g\theta} W_g^T(\dot{\theta}) s\end{aligned}\quad (\text{IV.60})$$

Où  $s$  et  $\dot{y}_r$  sont respectivement l'erreur filtrée et le signal de référence, ils sont donnés par :

$$s = \dot{\theta}_{ref} - \dot{\theta} + \lambda(\theta_{ref} - \theta)$$

$$\ddot{y}_r = \ddot{\theta}_{ref} + \lambda(\dot{\theta}_{ref} - \dot{\theta})$$

Alors que,  $\eta_{f\Omega}$  et  $\eta_{g\Omega}$  sont des constantes positives.

A partir des fonctions floues estimées, le contrôleur fournit la commande  $i_{qref}$ , cette commande est donnée par :

$$i_{qref} = k_{a0}s + \frac{1}{2}F_{00}\|\dot{\theta}\|s + W_f(\dot{\theta})\hat{\theta}_f\ddot{y}_r + W_g(\dot{\theta})\hat{\theta}_g + K_n \operatorname{sgn}(s) \quad (IV.61)$$

Où  $K_n$  est le gain du terme de mode du glissement, il est donné par :

$$K_n = \bar{\varepsilon}_{f\Omega}|\dot{y}_r| + \bar{\varepsilon}_{g\Omega}$$

#### IV.2.5. SIMULATION NUMERIQUE

Dans cette section, nous présentons les résultats obtenus suite à la simulation de la technique de commande floue adaptative directe stable étendue appliquée à la machine synchrone à aimants permanents. Les valeurs des coefficients de réglage, imposant la dynamique désirée, sont regroupés dans les tableaux IV.2 et IV.3.

$\eta_{f\Omega}$	$\eta_{g\Omega}$	$k_{a0}$	$F_{00}$	$\bar{\varepsilon}_{f\Omega}$	$\bar{\varepsilon}_{g\Omega}$
0.05	0.05	1	0.05	0.01	0.01

Tableau IV.2 : Coefficients de réglage de vitesse.

$\eta_{f\theta}$	$\eta_{g\theta}$	$k_{a0}$	$F_{00}$	$\bar{\varepsilon}_{f\theta}$	$\bar{\varepsilon}_{g\theta}$	$\lambda$
50.1	50.1	10	10	0.1	0.1	70.8

Tableau IV.3 : Coefficients de réglage de position.

Vu la nature de la fonction «*sigm*», la commande est discontinue lorsque l'erreur filtrée  $s$  change de signe. Cela peut provoquer des commutations intempestives (chattering) de la commande, d'où la nécessité de remplacer la fonction «*sigm*» par une fonction continue au voisinage de l'origine ( $s = 0$ ). Dans notre application nous avons remplacé la fonction «*sigm*» par la fonction «*smooth*».

Les figures (IV.8.a et IV.8.b) illustrent respectivement les réponses obtenues lors du démarrage pour une consigne de vitesse de 300 rd/s avec variation de la charge et lors de l'inversion du sens de rotation. Les figures (IV.9.a et IV.9.b) donnent les réponses obtenues lors du positionnement. Nous notons des performances dynamiques et statiques forts intéressantes, le rejet de perturbation est efficace, le découplage des axes  $d$ - $q$  n'est pas affecté par le régime sévère appliqué à la machine. La chute de vitesse et celle de position est l'ordre de 0.076 % et 0.03 % respectivement. Les temps nécessaires à la compensation de celles-ci sont respectivement égal à 0.002 s et 0.016 s.

L'influence des variations paramétriques sur les performances du réglage est étudiée dans le but d'évaluer la robustesse de cette commande. Aussi, les mêmes tests sont appliqués à la MSAP. Suite à ces variations paramétriques, nous avons obtenu les résultats illustrés par les figures (IV.10.a et IV.10.b). Des résultats obtenus, nous pouvons conclure que la commande floue adaptative directe stable étendue présente une forte robustesse en présence des variations paramétriques et de perturbation. La dynamique de poursuite de la consigne ainsi que le découplage de la machine ne sont pas affectés par les variations paramétriques introduites sur le système, ce qui montre la capacité d'adaptation du schéma de commande proposé.

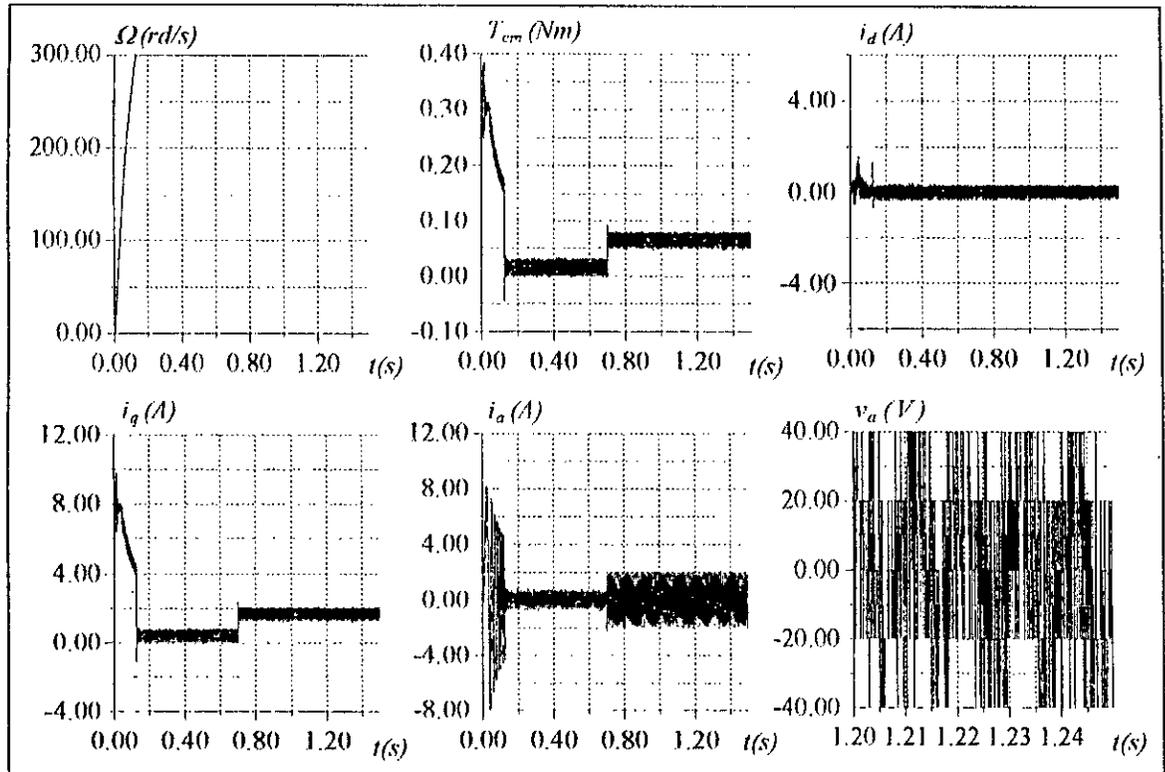


Figure IV.8.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variation de la charge.

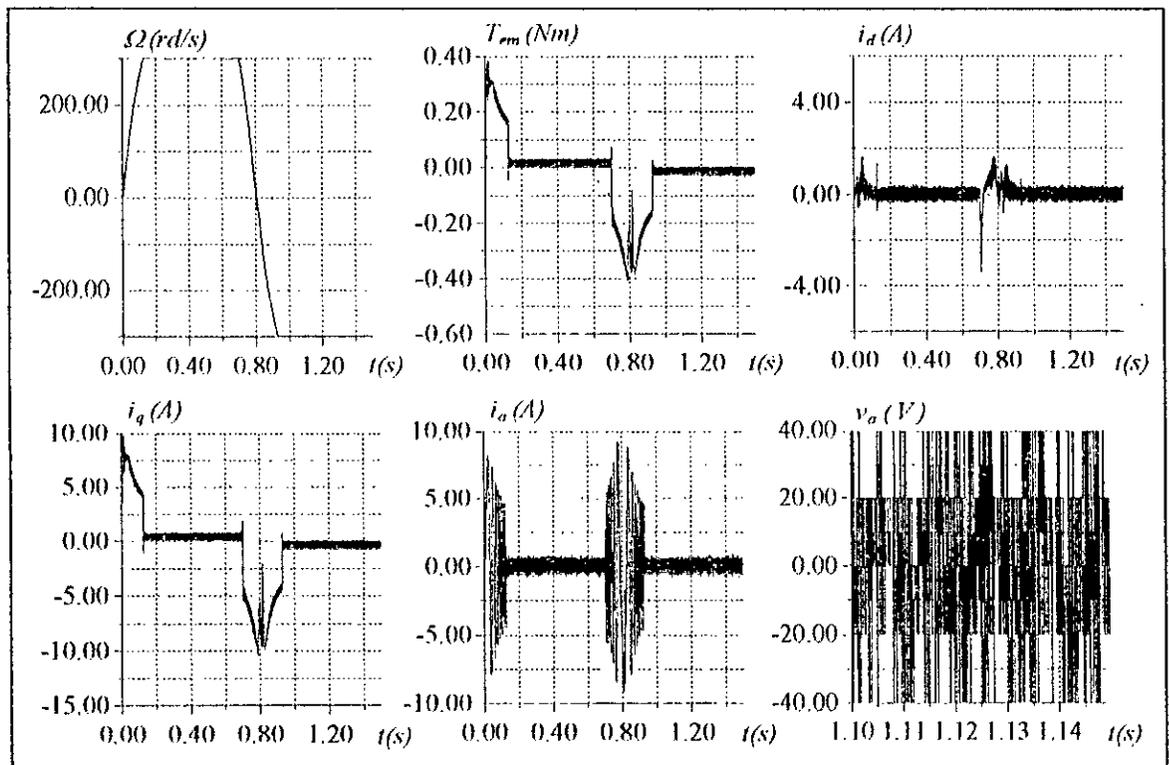


Figure IV.8.b : Comportement dynamique de la MSAP lors d'une inversion du sens de la marche.

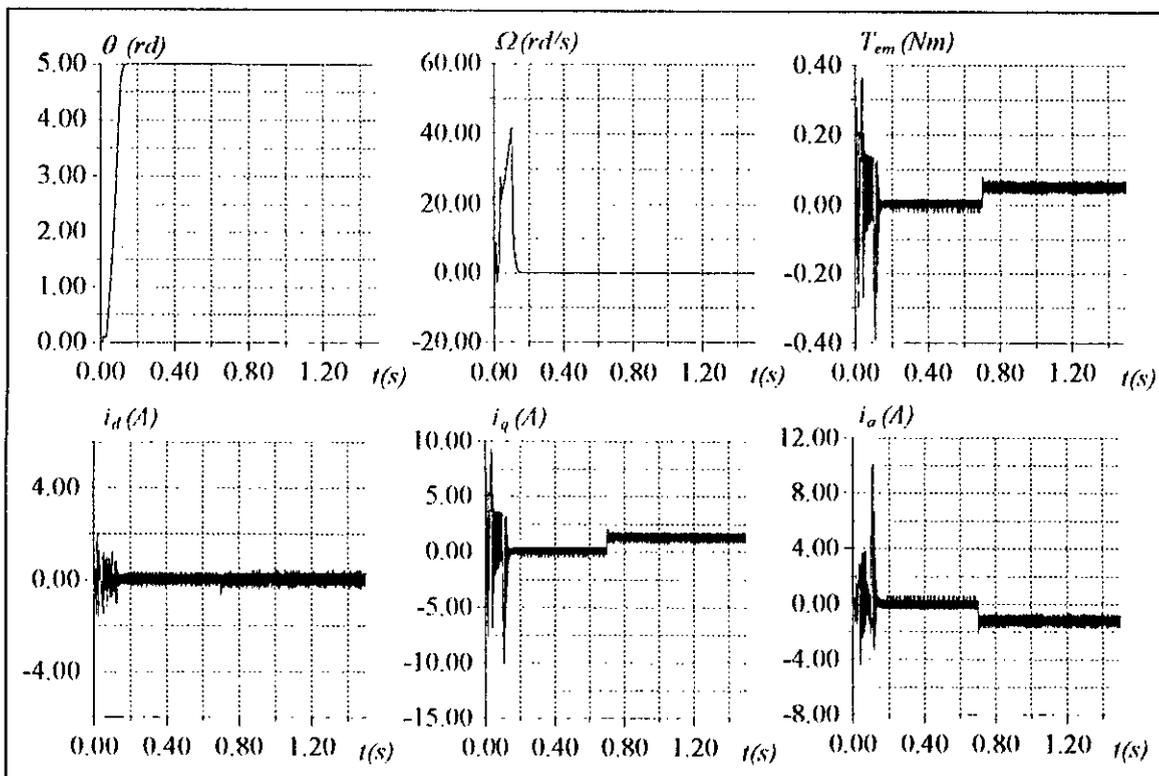


Figure IV.9.a : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variation de la charge.

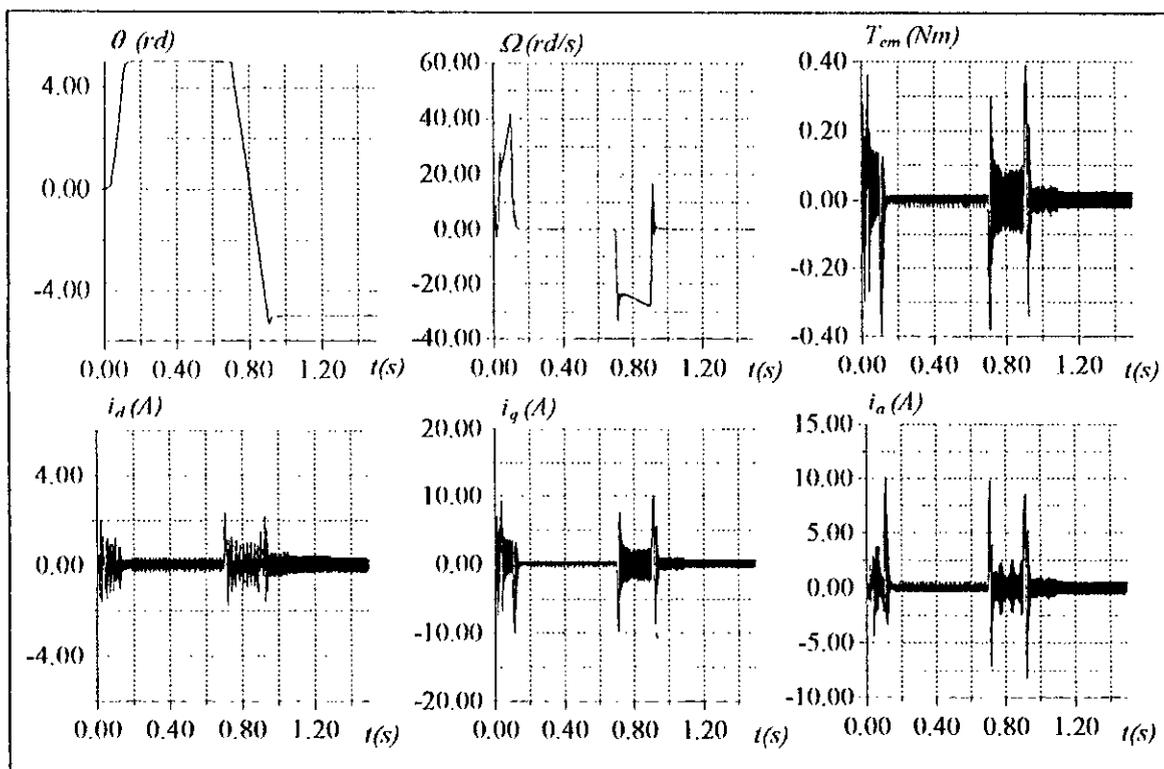


Figure IV.9.b : Comportement dynamique de la MSAP lors de l'inversion du positionnement.

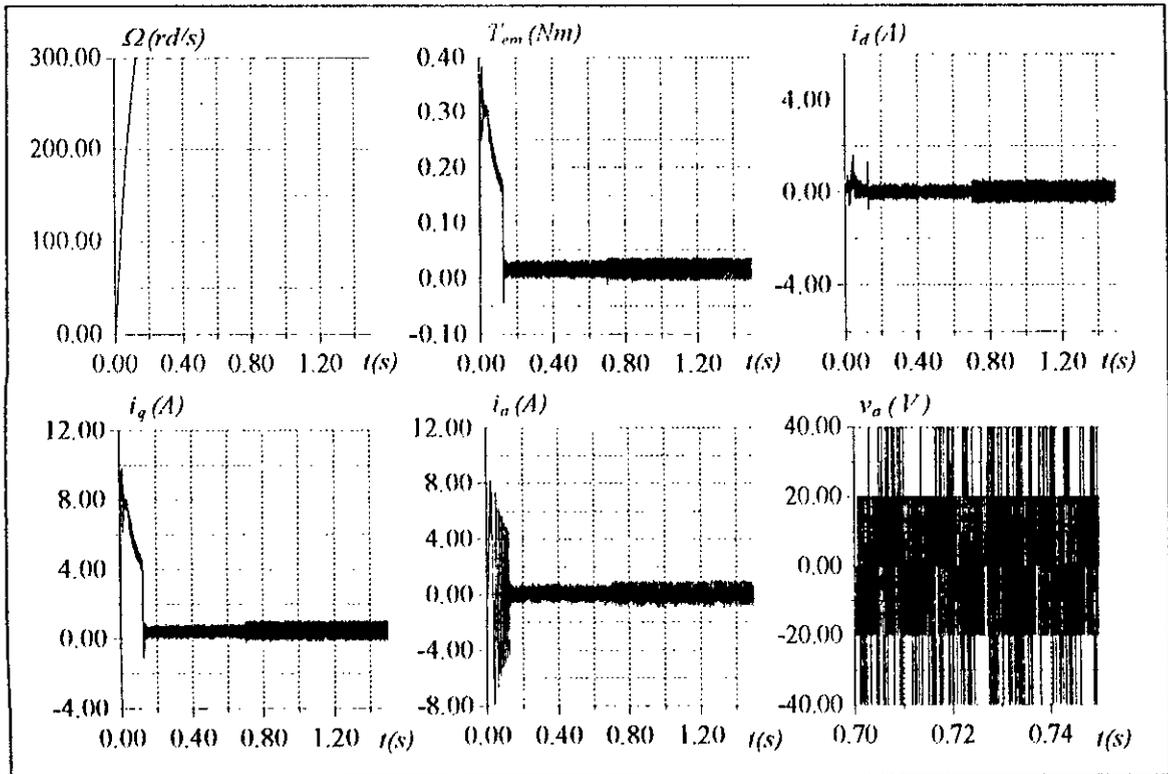


Figure IV.10.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variations paramétriques.

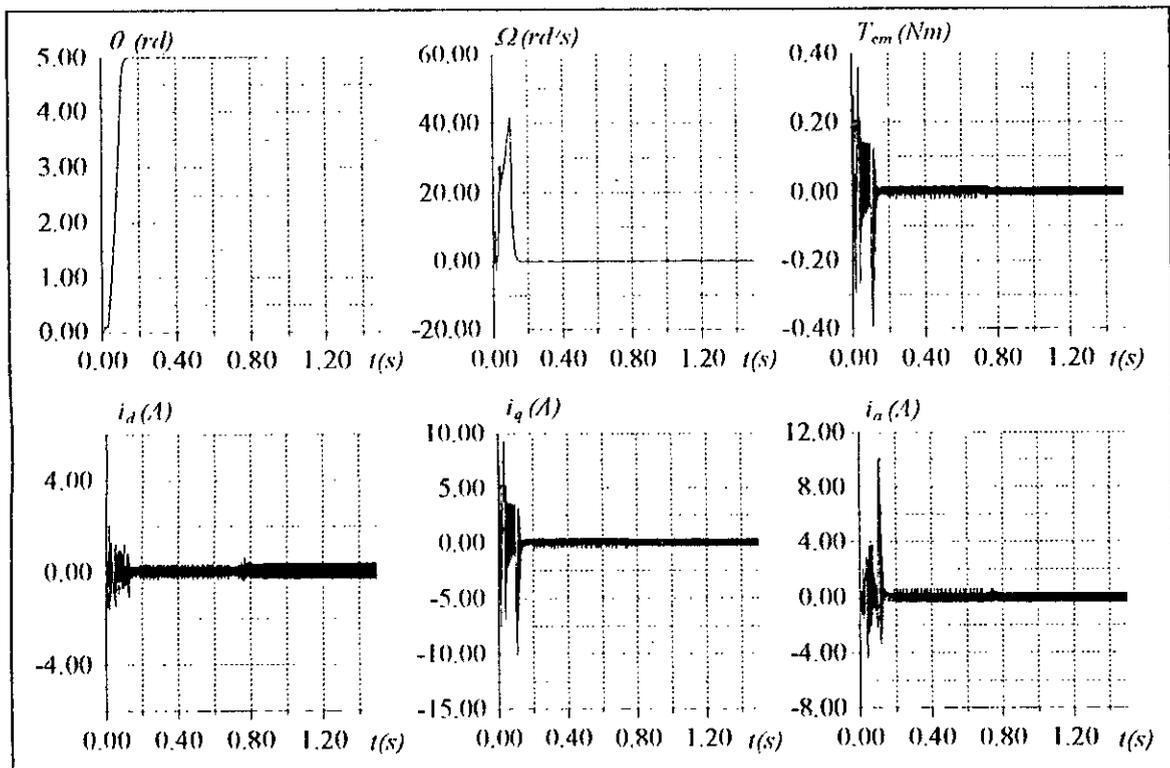


Figure IV.10.b : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variations paramétriques.

### IV.3. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE STABLE GENERALISEE

L'utilisation de la commande floue adaptative directe stable étendue nécessite la spécification de quelques paramètres dans la loi de commande. Pour pallier cette difficulté, un autre schéma de commande floue adaptative est synthétisé dans cette section, qui permet l'estimation en ligne de ces paramètres.

#### IV.3.1. STRUCTURE DE LA COMMANDE

Nous considérons encore le système non linéaire donné par l'équation III.3.

Le problème de la commande floue adaptative directe stable généralisée est de déterminer, en dehors de la loi de commande, la loi d'ajustement des bornes des erreurs de reconstruction  $\bar{\varepsilon}_{f_i}$  et  $\bar{\varepsilon}_{g_i}$  et, de la constante  $\hat{F}_{i0}$ . Pour cela, nous supposons que :

- La constante  $F_{i0}$  est inconnue
- Les erreurs de reconstruction vérifient :

$$\begin{aligned} |\varepsilon_{f_i}| &\leq \bar{\varepsilon}_{f_i} \\ |\varepsilon_{g_i}| &\leq \bar{\varepsilon}_{g_i} \end{aligned} \quad (IV.62)$$

Où  $\bar{\varepsilon}_{f_i}$  et  $\bar{\varepsilon}_{g_i}$  sont inconnues.

La commande appliquée au système III.3, utilisant les fonctions floues estimées, est calculée selon la relation suivante [Lab-98] :

$$u_i = k_{id} s_i + \frac{1}{2} \hat{F}_{i0} \|X\| |s_i| + W_{f_i}(X) \hat{\theta}_{f_i} y_{ir}^{(n)} + W_{g_i}(X) \hat{\theta}_{g_i} + \hat{\varepsilon}_{f_i} |y_{ir}^{(n)}| \text{sign}(s_i) + \hat{\varepsilon}_{g_i} \text{sign}(s_i) \quad (IV.63)$$

Où les paramètres  $\hat{\varepsilon}_{f_i}$ ,  $\hat{\varepsilon}_{g_i}$  et  $\hat{F}_{i0}$  sont des paramètres ajustés par les lois d'adaptations données ci-dessous :

$$\dot{\hat{F}}_{i0} = \eta_i \|X\| |s_i| \quad (IV.64)$$

$$\dot{\hat{\varepsilon}}_{f_i} = \eta_i |y_{ir}^{(n)}| |s_i| \quad (IV.65)$$

$$\dot{\hat{\varepsilon}}_{g_i} = \eta_i |s_i| \quad (IV.66)$$

Où  $\eta_i$  est une constante positive contrôlant la vitesse d'adaptation de ces coefficients.

Les paramètres des modèles flous sont ajustés par une loi d'adaptation donnée par les équations :

$$\dot{\hat{\theta}}_{f_i} = \eta_{f_i} W_{f_i}^T(X) s_i y_{ir}^{(n)} \quad (IV.67)$$

$$\dot{\hat{\theta}}_{g_i} = \eta_{g_i} W_{g_i}^T(X) s_i \quad (IV.68)$$

avec  $\eta_{f_i}$  et  $\eta_{g_i}$  sont des constantes positives.

L'architecture de la commande floue proposée est schématisée sur la figure IV.11.

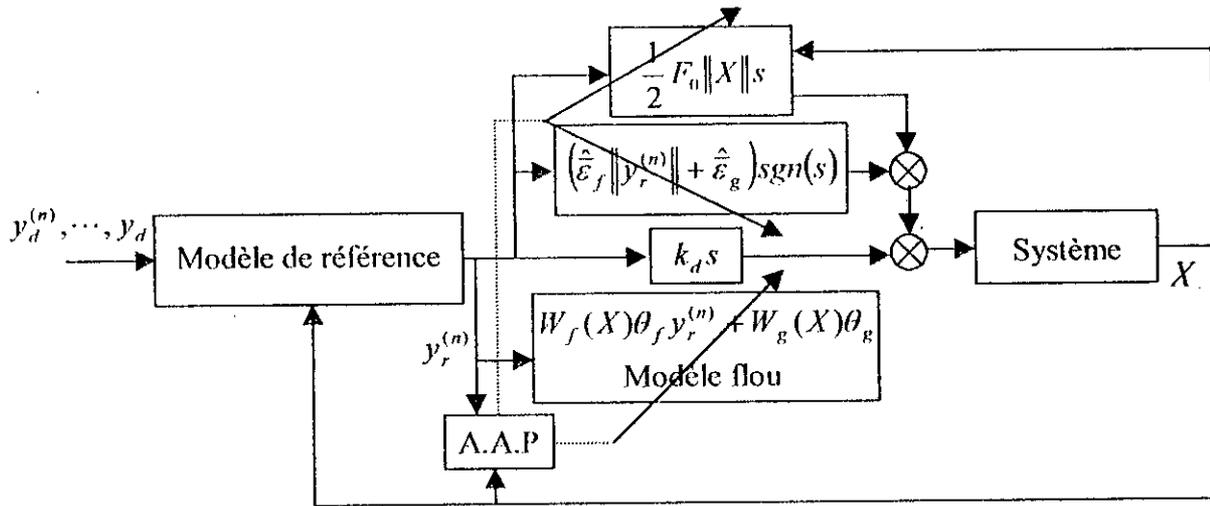


Figure IV.11 : Structure de la commande floue adaptative directe stable généralisée.

### IV.3.2. ETUDE DE LA STABILITE

En utilisant la loi de commande IV.63 et le modèle dynamique du système III.3, la dynamique de l'erreur filtrée  $s_i$  devient :

$$F_i \dot{s}_i = -k_{id} s_i - \frac{1}{2} \hat{F}_{i0} \|X\| s_i - W_{f_i}(X) \tilde{\theta}_{f_i} y_{ir}^{(n)} - W_{g_i}(X) \tilde{\theta}_{g_i} - (\hat{\epsilon}_{f_i} |y_{ir}^{(n)}| + \hat{\epsilon}_{g_i}) \text{sign}(s_i) + \epsilon_{f_i} y_{ir}^{(n)} + \epsilon_{g_i} \quad (IV.69)$$

Dans le but de démontrer la stabilité du système bouclé, nous choisissons la fonction de Lyapunov Suivante :

$$V = \frac{1}{2} s_i^2 F_i + \frac{1}{2} (\tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \tilde{\theta}_{f_i}) + \frac{1}{2} (\tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \tilde{\theta}_{g_i}) + \frac{1}{2} \eta_i^{-1} \tilde{F}_{i0}^2 + \frac{1}{2} \eta_i^{-1} \tilde{\epsilon}_{f_i}^2 + \frac{1}{2} \eta_i^{-1} \tilde{\epsilon}_{g_i}^2 \quad (IV.70)$$

Où  $\tilde{\theta}_{f_i}$  et  $\tilde{\theta}_{g_i}$  sont les erreurs paramétriques, elles sont données par :

$$\tilde{\theta}_{f_i} = \hat{\theta}_{f_i} - \theta_{f_i} \text{ et } \tilde{\theta}_{g_i} = \hat{\theta}_{g_i} - \theta_{g_i}$$

Alors que :

$$\tilde{F}_{i0} = \hat{F}_{i0} - F_{i0}, \tilde{\epsilon}_{f_i} = \hat{\epsilon}_{f_i} - \bar{\epsilon}_{f_i} \text{ et } \tilde{\epsilon}_{g_i} = \hat{\epsilon}_{g_i} - \bar{\epsilon}_{g_i}$$

Après dérivation de la fonction  $V$ , nous obtenons :

$$\dot{V} = \frac{1}{2} s_i^2 \dot{F}_i + \dot{s}_i F_i s_i + \tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_{f_i} + \tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_{g_i} + \eta_i^{-1} \tilde{F}_{i0} \dot{\tilde{F}}_{i0} + \eta_i^{-1} \tilde{\epsilon}_{f_i} \dot{\tilde{\epsilon}}_{f_i} + \eta_i^{-1} \tilde{\epsilon}_{g_i} \dot{\tilde{\epsilon}}_{g_i} \quad (IV.71)$$

En remplaçant IV.69 dans IV.71, il vient :

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{1}{2} s_i^2 \dot{F}_i - s_i^2 k_{id} - \frac{1}{2} s_i^2 \hat{F}_{i0} \|X\| - s_i W_{f_i}(X) \tilde{\theta}_{f_i} y_{ir}^{(n)} - s_i W_{g_i}(X) \tilde{\theta}_{g_i} + \tilde{\theta}_{f_i}^T \eta_{f_i}^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_{f_i} + \tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \dot{\tilde{\theta}}_{g_i} \\ & + s_i \epsilon_{f_i} y_{ir}^{(n)} + s_i \epsilon_{g_i} - s_i (\hat{\epsilon}_{f_i} |y_{ir}^{(n)}| + \hat{\epsilon}_{g_i}) \text{sign}(s_i) + \eta_i^{-1} \tilde{F}_{i0} \dot{\tilde{F}}_{i0} + \eta_i^{-1} \tilde{\epsilon}_{f_i} \dot{\tilde{\epsilon}}_{f_i} + \eta_i^{-1} \tilde{\epsilon}_{g_i} \dot{\tilde{\epsilon}}_{g_i} \end{aligned} \quad (IV.72)$$

Pour faciliter la démonstration, nous faisons la décomposition suivante :

$$\dot{V} = \dot{V}_1 + \dot{V}_2 + \dot{V}_3 + \dot{V}_4$$

avec :

$$\dot{V}_1 = -s_i^2 k_{id}$$

$$\dot{V}_2 = \frac{1}{2} s_i^2 \dot{\hat{F}}_i - \frac{1}{2} s_i^2 \hat{F}_{i0} \|X\| + \eta_i^{-1} \tilde{\hat{F}}_{i0} \dot{\hat{F}}_{i0}$$

$$\dot{V}_3 = -s_i W_f(X) \tilde{\theta}_f y_r^{(n)} + \tilde{\theta}_f^T \eta_f^{-1} \dot{\hat{\theta}}_f - s_i W_{g_i}(X) \tilde{\theta}_{g_i} + \tilde{\theta}_{g_i}^T \eta_{g_i}^{-1} \dot{\hat{\theta}}_{g_i}$$

$$\dot{V}_4 = s_i \varepsilon_{f_i} y_r^{(n)} + s_i \varepsilon_{g_i} - s_i (\hat{\varepsilon}_{f_i} |y_r^{(n)}| + \hat{\varepsilon}_{g_i}) \text{sign}(s_i) + \eta_i^{-1} \tilde{\varepsilon}_{f_i} \dot{\hat{\varepsilon}}_{f_i} + \eta_i^{-1} \tilde{\varepsilon}_{g_i} \dot{\hat{\varepsilon}}_{g_i}$$

Sachant que  $k_{id}$  est une constante positive, il vient :

$$\dot{V}_1 \leq 0$$

Selon la loi d'adaptation IV.64, nous aurons :

$$\dot{V}_2 \leq 0$$

En remplaçant les équations IV.67 et IV.68 dans l'expression de  $\dot{V}_3$ , nous obtenons :

$$\dot{V}_3 \leq 0$$

En utilisant les lois d'adaptations IV.65 et IV.66, il s'en suit :

$$\dot{V}_4 \leq 0$$

d'où :

$$\dot{V} \leq 0 \tag{IV.73}$$

Par conséquent,  $s$  converge asymptotiquement vers zéro et que tous les signaux du système sont bornés.

### IV.3.3. APPLICATION A LA MSAP

#### IV.3.3.1. REGLAGE DE VITESSE

La figure IV.12 illustre schématiquement le principe de cette commande.

De la même manière que dans la technique de commande floue adaptative stable étendue, la commande floue adaptative directe stable généralisée consiste à estimer les fonctions  $F(\Omega)$  et  $G(\Omega)$  de l'équation IV.24 par les systèmes flous de la forme  $W(\Omega)\theta_i$ , tel que :

$$\begin{aligned} F(\Omega) &= W_f(\Omega)\theta_f + \varepsilon_{f\Omega} \\ G(\Omega) &= W_g(\Omega)\theta_g + \varepsilon_{g\Omega} \end{aligned} \tag{IV.74}$$

Où  $\varepsilon_{f\Omega}$  et  $\varepsilon_{g\Omega}$  sont les erreurs de reconstruction des fonctions  $F(\Omega)$  et  $G(\Omega)$ , elles vérifient :

$$\begin{aligned} \|\varepsilon_{f\Omega}\| &\leq \bar{\varepsilon}_{f\Omega} \\ \|\varepsilon_{g\Omega}\| &\leq \bar{\varepsilon}_{g\Omega} \end{aligned}$$

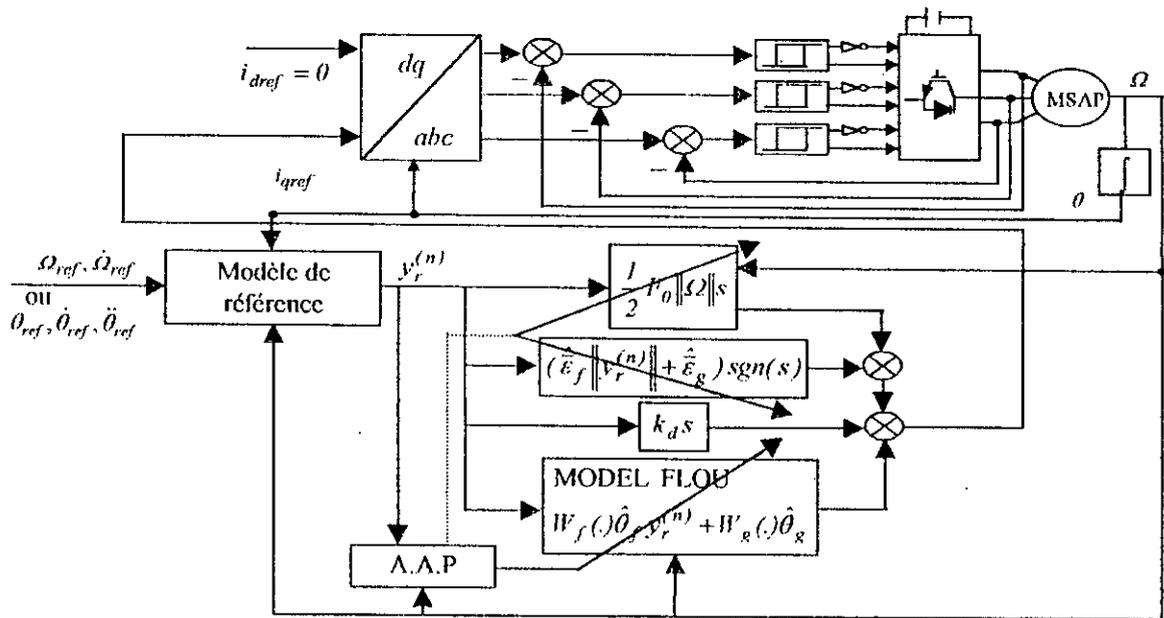


Figure IV.12 : Structure de réglage de vitesse position par la méthode de commande floue adaptative directe stable généralisée.

Les bornes  $\bar{\varepsilon}_{f\Omega}$  et  $\bar{\varepsilon}_{g\Omega}$  sont ajustées par la loi d'adaptation suivante :

$$\begin{aligned} \dot{\bar{\varepsilon}}_{f\Omega} &= \eta_{\Omega} \|\dot{y}_r\| \|s\| \\ \dot{\bar{\varepsilon}}_{g\Omega} &= \eta_{\Omega} \|s\| \end{aligned} \quad (\text{IV.75})$$

Où  $\eta_{\Omega}$  est une constante positive, alors que  $s$  et  $\dot{y}_r$  sont respectivement l'erreur et le signal de référence, leurs expressions sont données par :

$$\begin{aligned} s &= \Omega_{ref} - \Omega \\ \dot{y}_r &= \dot{\Omega}_{ref} \end{aligned}$$

La constante  $\hat{F}_{0\Omega}$  est ajustée par la loi d'adaptation :

$$\dot{\hat{F}}_{0\Omega} = \eta_{\Omega} \|\Omega\| \|s\| \quad (\text{IV.76})$$

Les paramètres internes des systèmes flous sont ajustés tels que :

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\theta}}_f &= \eta_{f\Omega} W_f^T(\Omega) s \dot{y}_r \\ \dot{\hat{\theta}}_g &= \eta_{g\Omega} W_g^T(\Omega) s \end{aligned} \quad (\text{IV.77})$$

Où  $\eta_{f\Omega}$  et  $\eta_{g\Omega}$  sont des constantes positives.

A partir des fonctions floues estimées, la commande  $i_{qref}$  est exprimée par :

$$i_{qref} = k_{d\Omega} s + \frac{1}{2} \hat{F}_{0\Omega} \|\Omega\| \|s\| + W_f(\Omega) \hat{\theta}_f \dot{y}_r + W_g(\Omega) \hat{\theta}_g + (\bar{\varepsilon}_{f\Omega} \|\dot{y}_r\| + \bar{\varepsilon}_{g\Omega}) \text{sgn}(s) \quad (\text{IV.78})$$

#### IV.3.3.2. REGLAGE DE POSITION

L'architecture de cette commande est schématisée sur la figure IV.12.

Comme pour le cas de la technique précédente, les fonctions floues  $F(\hat{\theta})$  et  $G(\hat{\theta})$  de l'équation IV.30 sont approximées chacune par un système flou de Sugeno d'ordre un ayant comme entrée  $\hat{\theta}$ .

Dans ce cas, les erreurs de reconstruction vérifient les inégalités :

$$\|\mathcal{E}_{f0}\| \leq \bar{\mathcal{E}}_{f0}$$

$$\|\mathcal{E}_{g0}\| \leq \bar{\mathcal{E}}_{g0}$$

Où les bornes  $\bar{\mathcal{E}}_{f0}$  et  $\bar{\mathcal{E}}_{g0}$  sont inconnues, aussi elles sont ajustées par les lois d'adaptation :

$$\begin{aligned} \dot{\bar{\mathcal{E}}}_{f0} &= \eta_o \|\ddot{y}_r\| \|s\| \\ \dot{\bar{\mathcal{E}}}_{g0} &= \eta_o \|s\| \end{aligned} \quad (IV.79)$$

Les paramètres internes de ces systèmes flous  $\hat{\theta}_f$  et  $\hat{\theta}_g$  sont adaptés tels que :

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\theta}}_f &= \eta_{f0} W_f^T(\hat{\theta}) s \ddot{y}_r \\ \dot{\hat{\theta}}_g &= \eta_{g0} W_g^T(\hat{\theta}) s \end{aligned} \quad (IV.80)$$

Où  $s$  et  $\ddot{y}_r$  sont respectivement l'erreur filtrée et le signal de référence, lesquels sont donnés par :

$$s = \dot{\theta}_{ref} - \dot{\theta} + \lambda(\theta_{ref} - \theta)$$

$$\ddot{y}_r = \ddot{\theta}_{ref} + \lambda(\dot{\theta}_{ref} - \dot{\theta})$$

Alors que,  $\eta_{f0}$  et  $\eta_{g0}$  sont des constantes positives.

La constante  $\hat{F}_{o0}$  est ajustée par la loi suivante :

$$\dot{\hat{F}}_{o0} = \eta_{\Omega} \|\hat{\theta}\| \|s\| \quad (IV.81)$$

La commande  $i_{qref}$ , utilisant les fonctions floues estimées, est calculée selon la relation suivante :

$$i_{qref} = k_{d0} s + \frac{1}{2} \hat{F}_{o0} \|\hat{\theta}\| \|s\| + W_f(\hat{\theta}) \hat{\theta}_f \ddot{y}_r + W_g(\hat{\theta}) \hat{\theta}_g + (\hat{\mathcal{E}}_{f0} \|\ddot{y}_r\| + \hat{\mathcal{E}}_{g0}) \text{sign}(s) \quad (IV.82)$$

#### IV.3.4. SIMULATION NUMERIQUE

Dans cette section, nous présentons les résultats de la simulation de la commande floue adaptative directe stable généralisée appliquée au réglage de vitesse et de position de la machine synchrone à aimants permanents. Les valeurs des coefficients de réglage, imposant la dynamique désirée, sont regroupés dans les tableaux IV.4 et IV.5.

$\eta_{f\Omega}$	$\eta_{g\Omega}$	$\eta_{\Omega}$	$k_{d\Omega}$
50	5	0.01	1

Tableau IV.4 : Coefficients de réglage de vitesse.

$\eta_{f0}$	$\eta_{g0}$	$\eta_o$	$k_{d0}$	$\lambda$
10	10	0.01	1	70.8

Tableau IV.5 : Coefficients de réglage de position.

Vu la nature de la fonction «*sign*», la commande est discontinuée lorsque l'erreur filtrée  $s$  change de signe. Ce qui peut provoquer des effets indésirables tels que le phénomène de chattering. Pour surmonter ce problème, nous avons remplacé la fonction «*sign*» par la fonction «*smooth*».

Le comportement de la MSAP lors du réglage de vitesse ou de position est respectivement donné par les figures (IV.13.a et IV.13.b) et les figures (IV.14.a et IV.14.b). A travers ces résultats, nous relevons une très bonne poursuite des consignes, le rejet de perturbation est efficace, le découplage des axes  $d$ - $q$  est maintenu et n'est pas affecté par le régime sévère appliqué à la machine. La chute de vitesse et celle de position ont respectivement pour valeur 0.083 % et 0.024 %. Les temps de réaction, nécessaires à l'élimination de l'effet de perturbation, sont respectivement égal à 0.005 s et 0.016 s.

Pour tester la robustesse du schéma de commande proposé en présence d'incertitudes paramétriques, nous avons imposé les mêmes variations paramétriques que dans les essais précédents. Les figures (IV.15.a et IV.15.b) montrent les réponses obtenues. Nous constatons des performances satisfaisantes. Ce qui confirme la robustesse du schéma de commande adopté.

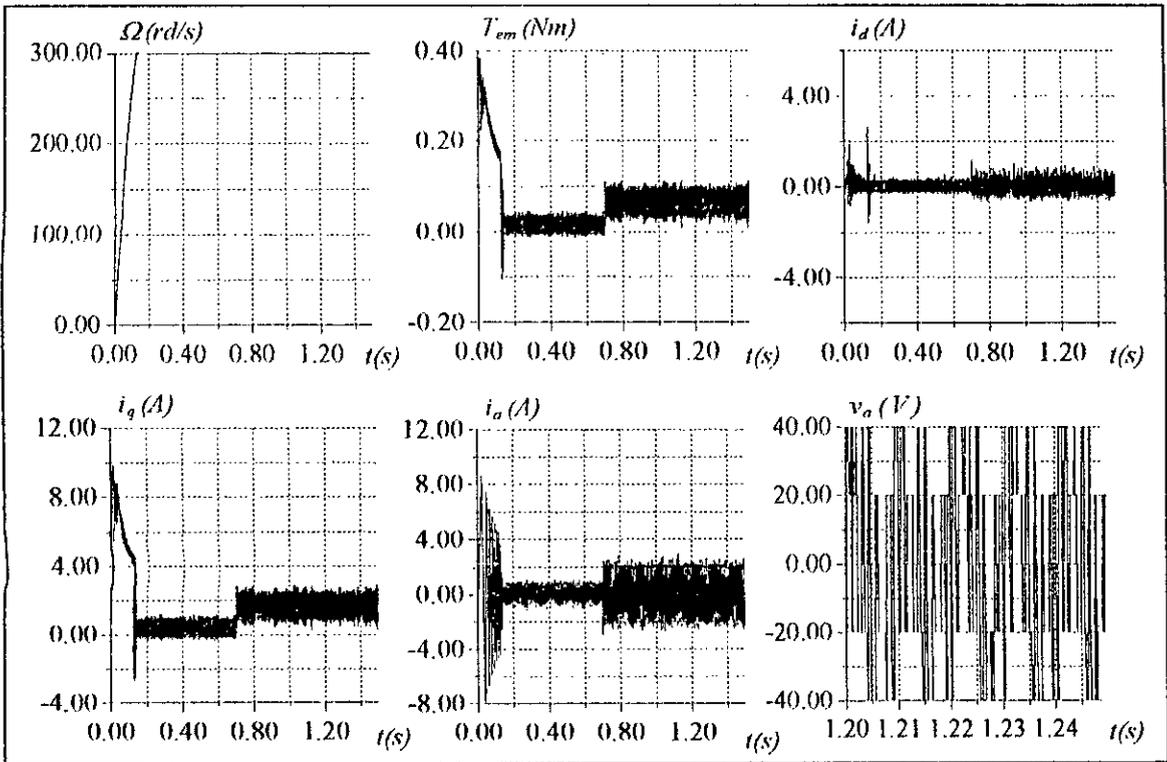


Figure IV.13.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variation de la charge.

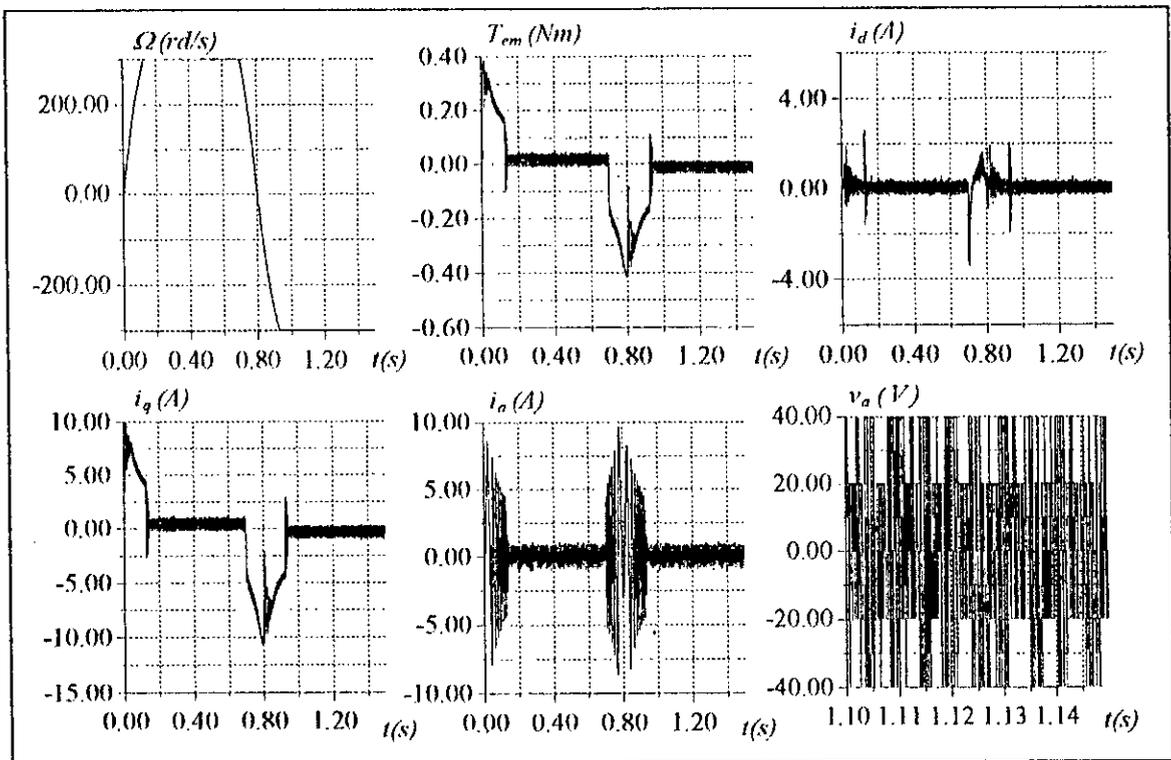


Figure IV.13.b : Comportement dynamique de la MSAP lors d'une inversion du sens de la marche.

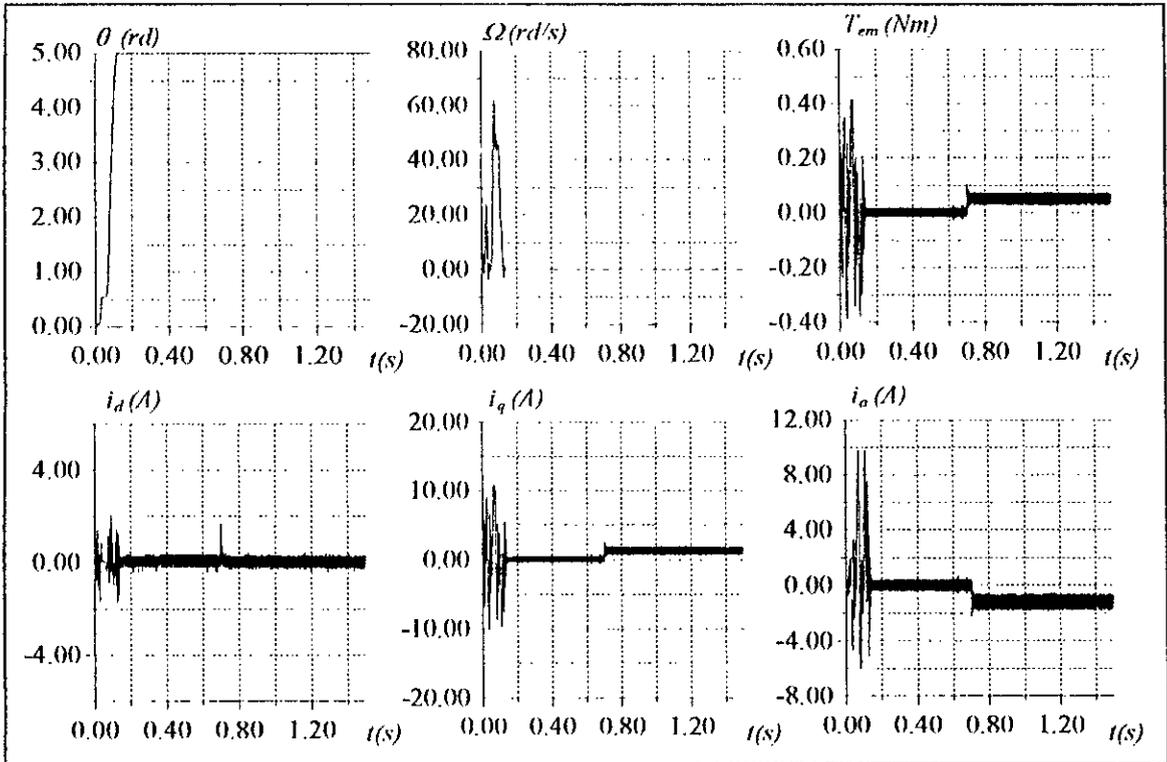


Figure IV.14.a : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variation de la charge.

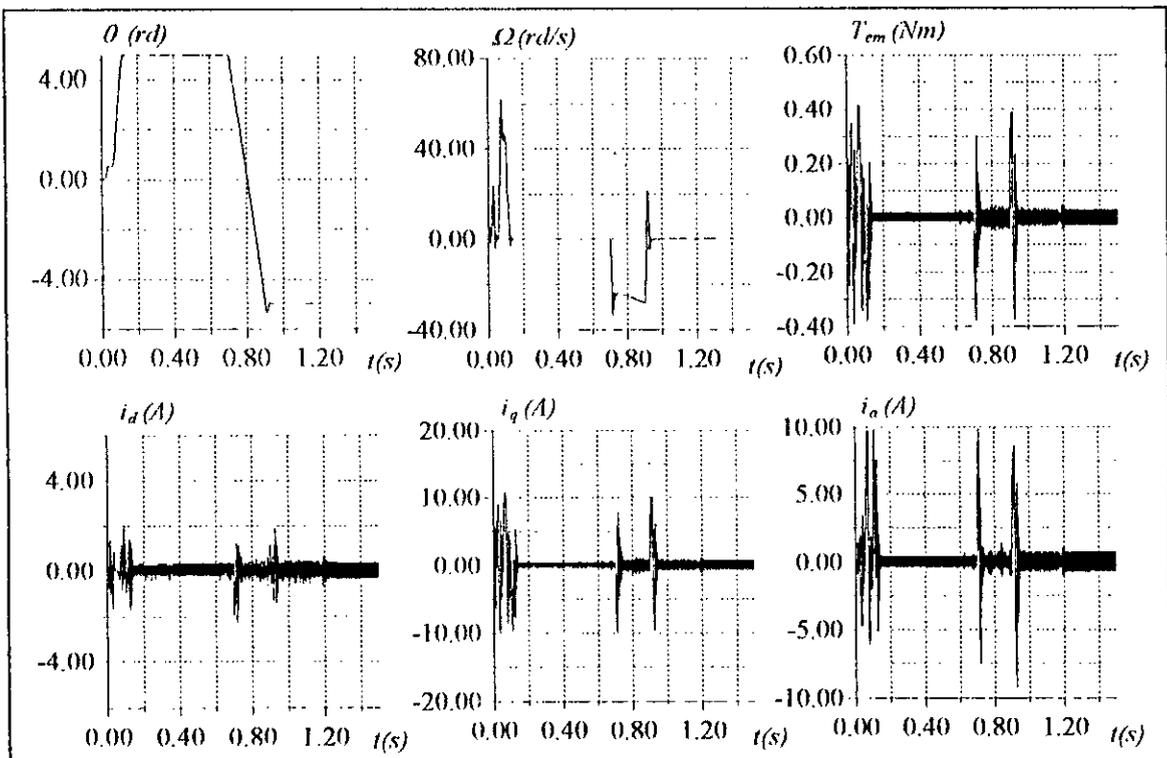


Figure IV.14.b : Comportement dynamique de la MSAP lors de l'inversion du positionnement.

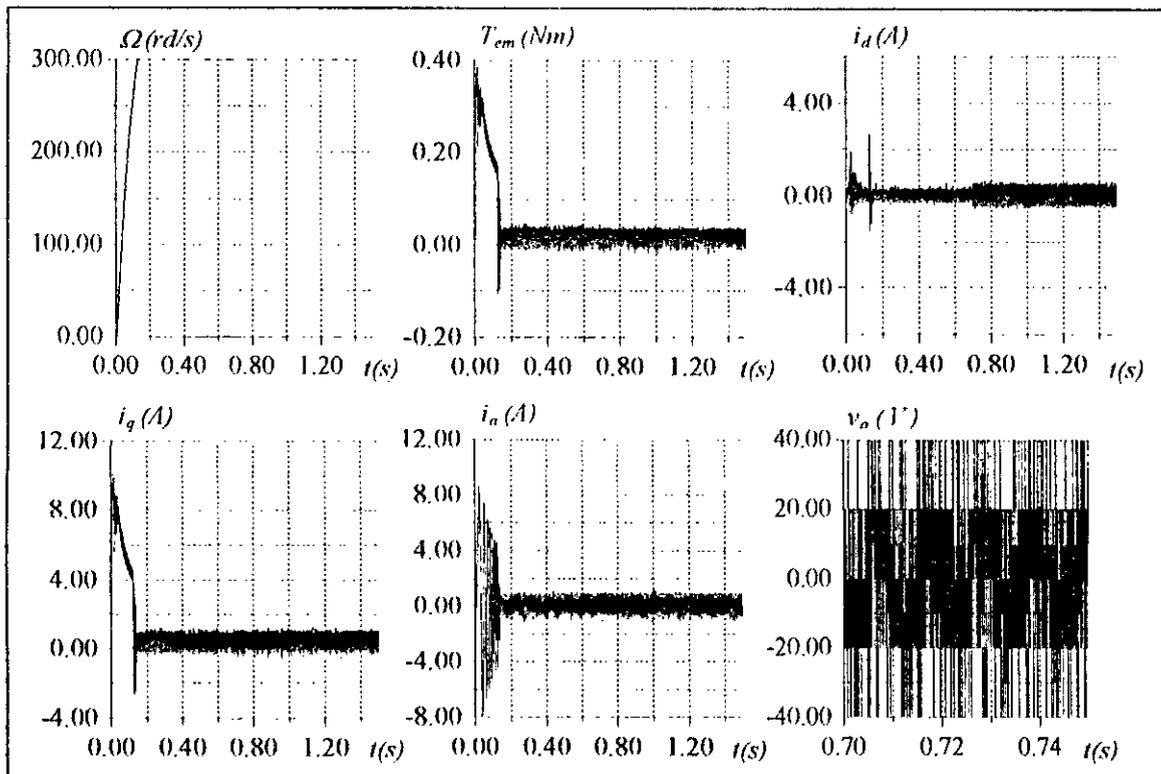


Figure IV.15.a : Comportement dynamique de la MSAP lors d'un démarrage avec variations paramétriques.

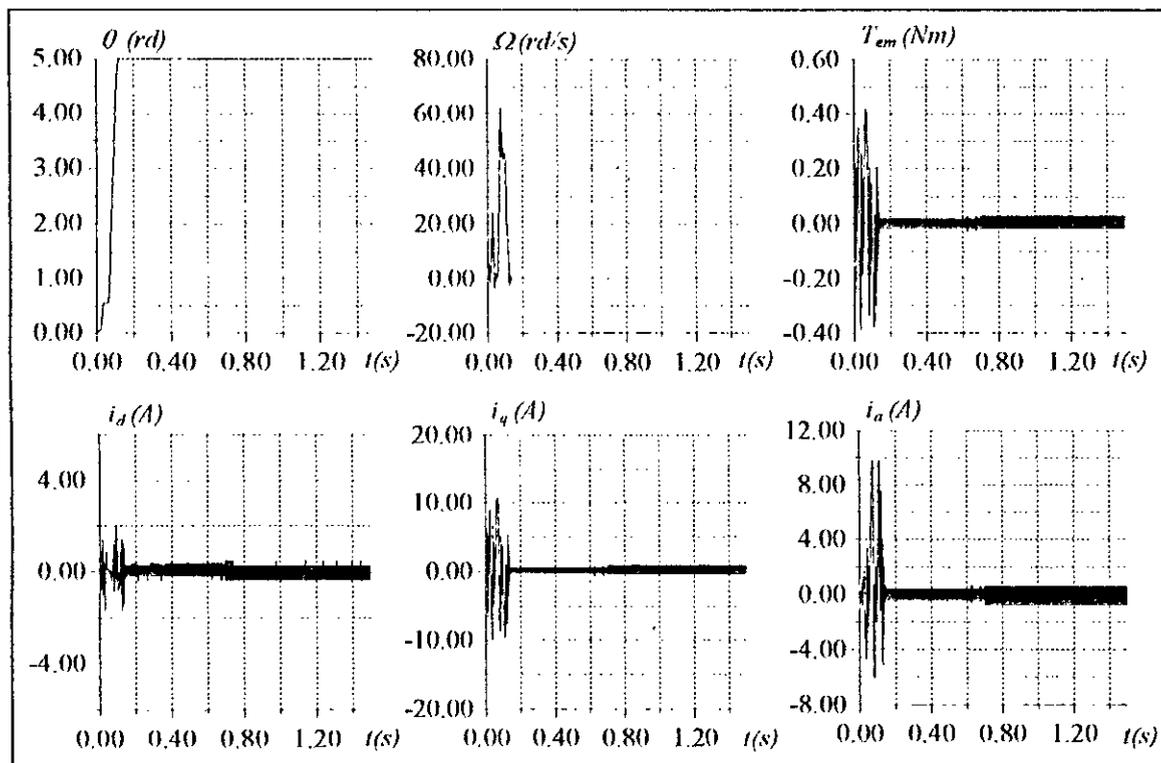


Figure IV.15.b : Comportement dynamique de la MSAP lors du positionnement avec variations paramétriques.

#### IV.4. CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons présenté et appliqué trois techniques de commande floues adaptatives directes, dans le but de régler la vitesse et la position de la machine synchrone à aimants permanents.

Ayant des structures faciles à implémenter, les trois lois de commande n'exigent aucune information structurelle ou paramétrique sur le modèle dynamique de la machine synchrone à aimants permanents. Les systèmes flous interviennent pour l'approximation des fonctions non linéaires, ces dernières sont déterminées par un auto-apprentissage ou auto-adaptation selon des lois qui assurent la stabilité globale du système. Les trois techniques de commande, font intervenir un terme des modes de glissement, lequel a pour rôle de compenser les effets des erreurs de reconstruction. La théorie de l'approximation et celles de Lyapunov sont mises en contribution pour établir une loi d'adaptation paramétrique assurant la bornitude de tous les signaux du système et de l'erreur des paramètres des systèmes flous.

L'implémentation de la commande floue adaptative directe linéarisante, ne nécessite pas la connaissance du modèle dynamique du système à régler, contrairement à la commande linéarisante classique, où l'utilisation de tel algorithme exige une connaissance exacte du modèle du système à régler. Néanmoins, l'implémentation de la commande floue adaptative linéarisante, nécessite une mesure de la dérivée de la vitesse de la machine, cette dernière est calculée numériquement, mais ceci n'est pas souhaitable, dans le cas des mesures bruitées. Pour surmonter ce problème, nous avons recours à la commande floue adaptative directe stable étendue, qui donne les mêmes résultats. Cependant, certains paramètres de synthèse, telles que les bornes des erreurs de reconstruction, doivent être spécifiés. Ainsi, pour pallier à cet inconvénient, une dernière technique de commande a été proposée sous le nom de commande floue adaptative directe stable généralisée. Cette technique est plus générale que la deuxième car, elle se passe de la spécification des bornes des erreurs de reconstruction.

A la lumière des réponses enregistrées, les différentes techniques adoptées présentent de bonnes performances. En effet, les multiples tests effectués sur le modèle de la machine synchrone à aimants permanents, nous ont permis de juger positivement la stabilité et l'efficacité de ces algorithmes.

# CONCLUSION GENERALE

**D**ANS ce travail, nous nous sommes intéressés à la commande par les systèmes flous de la machine synchrone à aimants permanents, alimentée par onduleur de tension, contrôlé par la technique de modulation de largeur d'impulsion. Ainsi, nous avons développé une commande floue basée sur le mode de raisonnement de Mamdani et celle basée sur le mode de raisonnement de Sugeno et plusieurs techniques de commande floues adaptatives directes et indirectes.

Nous avons tous d'abord commencé par la formulation mathématique des systèmes flous utilisant le modèle de Mamdani et celui de Sugeno. Le premier modèle est mieux adapté à représenter une description linguistique du comportement que doit réaliser le régulateur. Tandis que le modèle de Sugeno est souhaitable pour une identification et une approximation de fonctions inconnues et/ou variables, ce qui est intéressant dès qu'on savait que la sortie due à ce type de modèle possède une expression linéaire en terme des paramètres des conséquences des règles floues. En effet, cela permet de faciliter l'exploitation de la propriété d'approximateur universel dont sont dotés certaines classes de ces systèmes.

Les résultats obtenus lors de l'application du régulateur flou de Mamdani à sept classes ont montré un comportement satisfaisant et des performances élevées, mais présente l'inconvénient de nécessiter un temps de calcul relativement grand, pour la détermination de la loi de commande. L'utilisation des régulateurs flous de Sugeno à trois classes a permis de surmonter ce problème. Les conséquences des règles floues de Sugeno sont considérées comme un polynôme d'ordre un des entrées, lesquelles sont seulement définies par trois ensembles flous. Les paramètres des prémisses et des conclusions des règles floues de Sugeno sont déterminés en se basant sur les données entrée-sortie fournies par les régulateurs flous, synthétisées en utilisant le mode de raisonnement de Mamdani, où chaque variable linguistique d'entrée et de sortie est décrite par sept fonctions d'appartenance du type triangulaire. L'approche par le filtre de Kalman étendu a permis de déterminer le vecteur des paramètres des règles floues afin que la sortie du régulateur flou de Sugeno approche le mieux que possible la sortie du régulateur flou de Mamdani. L'avantage essentiel présenté par le régulateur flou de Sugeno réside dans le fait qu'il est construit uniquement autour de trois fonctions d'appartenance et l'ensemble des règles servant à induire la commande est neuf de plus, l'étape de défuzzification est éliminée. Tout ceci conduit à un algorithme très réduit, pour le calcul de la commande, par rapport à celui de Mamdani à sept classes.

Dans la deuxième partie nous nous sommes penchés sur la synthèse de la commande floue adaptative. En premier lieu nous avons développé cinq stratégies de commande floues adaptatives indirectes. Les trois premières approches de commande, à savoir l'approche basée sur l'identification inverse, celle basée sur l'identification directe et la commande floue adaptative indirecte linéarisante, sont à structure décentralisée où le régulateur est un système flou dont les règles sont la recopie de celles du modèle flou. De plus, ces trois méthodes nécessitent la connaissance de la dérivée de la vitesse réelle de la machine. Cette dernière est calculée numériquement, ce qui peut être néfaste dans le cas des mesures bruitées. Pour pallier à cet inconvénient, nous avons proposé deux autres techniques, la première est basée sur la minimisation de l'erreur d'état. Tandis que la deuxième est basée sur la minimisation de l'erreur filtrée. Pour ces deux techniques de commande, la théorie de l'approximation

et celle de Lyapunov sont exploitées pour établir une loi d'adaptation paramétrique assurant la bornitude de l'erreur de poursuite et des paramètres des systèmes flous.

En second lieu, nous avons proposé trois techniques de commande floues adaptative directes. Pour ces techniques, les systèmes flous sont utilisés pour approximer le modèle du système à régler. Afin de compenser les effets des erreurs de reconstruction, nous avons introduit un terme du mode de glissement dans la loi de commande. La commande floue adaptative directe linéarisante était la première stratégie proposée. Cette approche nécessite la mesure de la dérivée de la vitesse de la machine. Pour éviter ceci la commande floue adaptative directe stable étendue a été proposée. Néanmoins, cette dernière exige la spécification de certains paramètres et des bornes de l'erreur de reconstruction. Pour surmonter ce problème nous avons proposé la commande floue adaptative directe stable généralisée. Dans cette approche le problème des bornes de l'erreur de reconstruction est résolu par la modification de la loi de commande. Pour les commandes floues adaptatives directes, la théorie de l'approximation et celles de Lyapunov sont mises en contribution pour établir une loi d'adaptation paramétrique assurant la bornitude de tous les signaux du système et de l'erreur des paramètres des systèmes flous.

Les résultats de simulation obtenus par l'utilisation des techniques floues adaptatives adoptées ont montré l'efficacité des systèmes flous utilisés dans la commande et la robustesse de ces techniques vis-à-vis des variations paramétriques du système.

Notre travail, loin d'être achevé, pourra être prolongé dans plusieurs directions, en particulier :

- L'application de ces techniques de commande à la machine synchrone à aimants permanents à pôles saillants en utilisant les autres types de contrôle tels que, la commande à facteur de puissance unité ou à tension statorique constante.
- L'association d'observateurs non linéaires aux techniques de commande proposées. Ces observateurs sont utilisés pour estimer la dérivée de la vitesse.
- Utilisation des algorithmes génétiques pour l'optimisation des systèmes flous.

# ANNEXE

## PARAMETRES DE LA MACHINE

La machine synchrone à aimants permanents utilisée dans notre travail est une machine à aimants montés en surface ayant les paramètres suivants [Bou-98] :

<i>Couple nominale</i>	<i>0.05 N.m</i>
<i>Vitesse nominale</i>	<i>300 rd/s</i>
<i>Courant nominal</i>	<i>3.4 A</i>
<i>Inductance statorique</i>	<i>0.0121 m.H</i>
<i>Résistance statorique</i>	<i>3.4 <math>\Omega</math></i>
<i>Flux des aimants</i>	<i>0.013 Wb</i>
<i>Moment d'inertie</i>	<i>0.0001 kg.m<sup>2</sup></i>
<i>Coefficient de frottements visqueux</i>	<i>0.00005 k.m<sup>2</sup>/s</i>
<i>Tension continue</i>	<i>70 V</i>

# REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [Ast-89] K. J. Aström, H. Wittenmark, *Adaptive control*. Addison-Wesley, reading, MA, 1989.
- [Bar-82] F. Barret, *Régimes transitoires des machines tournantes*, Edition eyrolles, 1982.
- [Bar-96] J. P. Barrat, "Exemple d'application de la logique : Commande de la température d'un four pilot." *Techniques de l'ingénieur, Mesures et contrôle*, R 7428, 1996.
- [Bet-98] F. Betin, D. Pinchon, A. Jaafari, "Robust speed control of a stepping motor drive using fuzzy logic," *Proc. of the 1998 IEEE International Conference on Control Applications*, Trieste, Italy, pp.948-952, 1-4 September, 1998.
- [Bos-87] B. K. Bose, "A high performance inverter-fed drive system of an interior permanent magnet synchronous machine," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, Vol. 3, No. 6, Nov./Dec., 1987.
- [Bou-93] B. Bouchon-Meunier, *Logique floue*, PUF, 1993.
- [Bou-97] E. Bouhassoun, M. O. Mahmoudi, M. S. Boucherit, "Etude et comparaison de trois techniques de commande d'une machine synchrone à aimants permanents avec pilotage vectoriel," *Journal of IEFA*, Vol. 1, No. 1, Batna, Janvier, 1997.
- [Bou-98] E. Bouhassoun, "Contribution à la commande par mode de glissement d'une machine synchrone à aimants permanents avec pilotage vectoriel," *Thèse de Magister*, ENP, 1998.
- [Buc-89] J. J. Buckley, H. Ying, "Fuzzy controller theory: limit theorems for linear fuzzy control rules," *Automatica*, pp. 469-472, 1989.
- [Büh-87] H. Bühler, *Conception de système automatique*, Presses Polytechniques Romandes, 1987.
- [Büh-94] H. Bühler, *Le réglage par logique floue*. Presses Polytechniques Romandes, 1994.
- [Buy-89] H. Buyse, T. Canon, F. Labrique, "Digital field oriented control of a PM synchronous actuator without current sensors," *Proc. of the third EPF*, Aachen, pp.1067-1072, October, 1989.
- [Gha-96] M. B. Ghalia, "Nonlinear modeling of uncertain dynamical systems using fuzzy set concepts," *Proc. of the 35th Conference on Decision and Control*, Kobe, Japan, pp.418-423, December 1996.
- [Che-99] H. Chekireb, A. Farah, "Réglage flou par la méthode de Sugeno du flux et de la vitesse d'une machine asynchrone," *Conférence Internationale SSA2'99*, Blida, 1999.
- [Gho96] S. Ghozzi, M. gossa, M. Boussak, A. Chaari, M. Jemli, "Application de la logique floue pour la commande vectorielle des machines asynchrones," *J.T.E.A.'96 16èmes journées Tunisiennes d'Electrotechnique et d'Automatique*, pp. 177-181, 1996.
- [Goo-84] G. C. Goodwin, K. S. Sin, *Adaptive Filtering prediction and control*. Englewood Cliffs, NJ : Prentice Hall, 1984.
- [Gre-97] G. Grellet, G. Clerc, *Actionneurs électriques*, Edition eyrolles, 1997.
- [Gue-95] L. Guenfaf, "Etude de différentes stratégies de commande adaptative : application à un robot manipulateur," *Thèse de Magister*, ENP, 1995.

- [Hen-97] M. M. Heniche, "Sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels et des systèmes flous pour la linéarisation et la commande de processus chimiques non linéaires," *Thèse de Magister*, ENP, 1997
- [Jan-92] J. S. R. Jang, "Self-learning fuzzy controller based on temporal backpropagation," *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 3, pp.714-423, Sept., 1992.
- [Jan-93] J. R. Jang, "Adaptive-network-based Fuzzy inference system," *IEEE Trans. on System*, Vol.23, No. 3, pp.665-684, May/June, 1993.
- [Jan-95] JR. Jang, C. Sun, "Neuro-fuzzy modeling and control," *Proc. of IEEE*, Vol.83, No.3, pp. 378-406, March, 1995.
- [Kau-96] A. Kaufmann, "Introduction à la logique floue," *Techniques de l'ingénieur, Mesures et contrôle*, R 7032, 1996.
- [Ket-92] R. Ketata, "Méthodologie de régulation numérique incluant la logique floue," *Thèse de Doctorat*, No. 199, INSA, Toulouse, 1992.
- [Kha-96] H. K. Khalil, "Adaptive output feedback control of nonlinear systems represented by input-output models," *IEEE Trans. on Auto. Control*, Vol.41, No.2, pp.177-188 February, 1996.
- [Kos-92] B. Kosko, *Neural networks and fuzzy systems: A dynamical systems approach*. Englewood Cliffs, NJ : Prentice Hall, 1992.
- [Lab-97] S. Labiod, M. Loudini, M. S. Boucherit, H. Chekireb, "Commande floue adaptative d'un robot PUMA," *Actes des 2èmes journées scientifiques et techniques de l'I.N.H.(JSST'97)*, vol. 3, pp.373-376, Boumerdas, 5 & 6 Mai, 1997.
- [Lab-98] S. Labiod, "Commande adaptative par les systèmes flous ; application aux robots manipulateurs," *Thèse de Magister*, ENP, 1998.
- [Lai-96] M. Lai, M. Nakano, G. Hsieh, "Application of fuzzy logic in the phase-locked loop speed control of induction motor drive," *IEEE Trans. on Ind. Elec.*, Vol. 43, No. 6, pp.630-638, December, 1996.
- [Lan-86] I. D. Landau, L. Dugard, *Commande adaptative : Aspects pratique et théorique*, Masson, 1986.
- [Lan-79] I. D. Landau, *Adaptive control, the model reference approach*, Marcel, Decker, Newyork, 1979.
- [Lee-90] C. C. Lee, "Fuzzy logic in control systems: Logic controller-Part I and Part II," *IEEE Trans. on System*, Vol.20, No.2, pp.404-414, March/April, 1990.
- [Leo-90] W. Leonhnard, *Control of electric drives*, New York, Spring Verlag, 1990.
- [Leu-96] F. H. F. Leung, L. K. Wong, P. K. S. Tam, "Fuzzy model controller for inverted pendulum," *Electronics Letters*, Vol. 32, No. 2, pp.1683-1685, August, 1996.
- [Lia-95] C. M. Liaw, S. Y. Cheng, "Fuzzy Two-degrees-of-freedom speed controller for motor drives," *IEEE Trans. on Indu. Elec.*, Vol.42, No.2, pp.209-216, April, 1995.
- [Liu-88] T. H. Liu, C. M. Young, C. H. Liu, "Microprocessor based controller and design and simulation for a permanent magnet synchronous drive," *IEEE Trans. Indu. Elec.*, Vol. 5, No. 4, pp.516-523 November, 1988.
- [Liu-96] W. H. E. Liu, W. Zhong, "A fuzzy set method for fault location identification in power distribution systems," *Proc. Of the 35th Conference on decision and Control*, Kobe, Japan, pp.2208-2212, December 1996.

- [Lou-97] M. Loudini, "Modélisation, analyse et méthodologies de commande linguistique floue d'un bras manipulateur de robot flexible," *Thèse de Magister*, ENP, 1997.
- [Mah-96] M. O. Mahmoudi, E. Bouhassoun, B. Hemissi, "Commande vectorielle de la machine synchrone à aimants permanents alimentée en tension," *COMAI '96*, Vol. 3, Tlemcen, Décembre, 1996.
- [Mam-77] E. H. Mamdani, "Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic synthesis," *IEEE Trans. Computers*, Vol. 26, No. 12, pp.1182-1191, December., 1977.
- [Mat-97] P. Mattavelli, "General-purpose fuzzy controller for DC-DC converters," *IEEE Trans. on Power Elec.*, Vol.12, No.1, pp.79-86, January, 19997.
- [Men-95] J. M. Mendel, "Fuzzy systems for engineering : A tutorial," *Proc. IEEE*, Vol. 83, No. 3, pp.347-377, March., 1995.
- [Mir-94-a] S. A. Mir, M. E. Elbuluk, D. S. Zinger, "Fuzzy implementation of direct self control of induction machines," *IEEE Trans. on Indus. Appl.*, Vol.30, No.3, pp.729-735, May/June, 1994.
- [Mir-94-b] S. A. Mir, D. S. Zinger, M. E. Elbuluk, "Fuzzy controller for inverter fed induction machines," *IEEE Trans. on Indus. Appl.*, Vol.30, No.1, January/February, 1994.
- [Mor-90] S. Morimoto, Y. Takida, T. Takao, "Current phase control methods for permanent magnet synchronous," *Trans. Pow. Elec.*, Vol. 5, No. 2, pp. 133-139, April, 1990.
- [Ord-96] R. Ordóñez, J. T. Spooner, K. M. Passino, "Stable multi-output adaptive fuzzy control ," *Proc. of the 35<sup>th</sup> Conference on Decision and Control*, Kobe, Japan, pp.610-615, December, 1996
- [Pil-88] P. Pilly, R. Krishnan, " Modeling of permanent magnet motor drive," *IEEE Trans. Ind. Elec.*, Vol. 35, No. 4, November, 1988.
- [Pil-89] P. Pilly, R. Krishnan, " Modeling simulation and analysis of permanent magnet motors drives," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, Vol. 25, No. 2, pp.265-273, March/April, 1989.
- [Pil-90] P. Pilly, R. Krishnan, " Control characteristics and speed controller design of high performance permanent magnet motor," *IEEE Trans. Pow. Elec.*, Vol. 5, April, 1990.
- [Pol-96] M. M. Polycarpou, "Stable adaptive neural control scheme for nonlinear systems," *IEEE Trans. On Auto. Control*, Vol.41, No.3, pp.447-451, March, 1996.
- [Rek-91] T. Rekioua, "Contribution à la modélisation et la commande vectorielle des machines synchrones à aimants permanents," *Thèse de Doctorat, INPL*, 1991.
- [Rob-92] B. Robyns, "Commande des moteurs synchrones et asynchrones," *Séminaire sur les entraînements à vitesse variable*, Rabat, avril, 1992.
- [Rob-93] B. Robyns, "Commandes numériques évoluées des actionneurs à courant alternatif," *Thèse de doctorat, Université catholique de Louvain*, Décembre, 1993.
- [Sch-95] H. Scholten, *Logique floue et régulation PID : Théorie et pratique de la régulation active avec interface à réaliser soi-même et programme d'expérimentation Publitronic*, 1995.
- [Seg-81] G. Segulier, G. Lesenne, P. Notelet, *Introduction à l'électrotechnique approfondie*, TEC et DOC, 1981.
- [Seg-89] G. Segulier, F. Labrique, *Les convertisseurs de l'électronique de puissance : La conversion continue alternatif*, Technique de Documentation, Lavoisier, 1989.
- [Slo-88] J. E. Slotine, "Adaptive Manipulator control : A case Study," *IEEE Trans. on Auto. Control*, Vol.33, No.11, pp.995-1003, November, 1988.

- [Slo-91] J. J. E. Slotine, W. Li, *Applied nonlinear control*. Englewood Cliffs, NJ : Prentice Hall, 1991.
- [Sou-95] G. C. D. Sousa, B. K. Bose, J. G. Cleland, "Fuzzy logic based on-line efficiency optimization control of an indirect vector-controller induction motor drive," *IEEE Trans. on Ind. Elec.*, Vol.42, No.2, pp.192-198, April, 1995.
- [Spo-95-a] J. T. Spooner, K. M. Passino, "Stable indirect adaptive control using fuzzy systems and neural networks," *Proc. of the 34<sup>th</sup> Conference on Decision & Control*, New Orleans, pp.243-248, December, 1995.
- [Spo-95-b] J. T. Spooner, K. M. Passino, "Stable direct adaptive control using fuzzy systems and neural networks," *Proc. of the 34<sup>th</sup> Conference on Decision & Control*, New Orleans, pp.243-248, December, 1995.
- [Sug-85] M. Sugeno, G. T. Kang, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern*, Vol. 15, pp.116-132, 1985.
- [Sug-88] M. Sugeno, G. T. Kang, "Structure identification of fuzzy model," *Fuzzy sets and Systems*, Vol. 28, pp.15-33, 1988.
- [Sur-96] H. Surmann, "Genetic optimization of a fuzzy systems for charging batteries," *IEEE Trans. on Ind., Elec.*, Vol.43, No.5, pp.541-548, October, 1996.
- [Tak-88] Y. Takida, T. Hirasu, "Current phase control methods for permanent synchronous motors," in *IEEE Power Electronics Specialists Conf. Rec.*, pp.409-414, April, 1988.
- [Tho-87] J. M. Thomas, "Flux-weakening regime operation of an interior permanent magnet synchronous motor drive," *IEEE, Trans. Ind. Appl.*, Vol. IA-23, July/August, 1987.
- [Tho-94] J. M. Thomas, "Motion control with permanent magnet AC machine," *Proc. of the IEEE*, Vol. 82, No. 8, pp.1241-1252, August, 1994.
- [Tid-99] Z. Tidjani, "Commande décentralisée floue appliquée aux robots manipulateurs," *Thèse de Magister*, ENP, 1999.
- [Tle-99] A. Tlemçani, H. Chekireb, M. S. Boucherit, "Le RLF de Sugeno, copie du RLF de Mamdani: Application à la commande d'une machine synchrone à aimants permanents," *Conférence Nationale SNAS'99*, Annaba, 9-10 Novembre, 1999.
- [Tre-95] A. Trebi-Ollennu, B. A. White, "Robust output tracking for MIMO nonlinear systems an adaptive fuzzy systems approach," *Proce. of the 34<sup>th</sup> Conference on Decision & Control*, New Orleans, pp. 273-278, December, 1995.
- [Tza-90] S. Tzafestas, N. P. Papanikolopoulos, "Incremental fuzzy expert PID control," *IEEE Trans. on Ind., Elec.*, Vol.37, No.5, pp.365-371, October, 1990.
- [Vas-90] P. Vas, *Vector control of Ac machine*, Clarendon press Oxford : USA, 1990.
- [Wan-92] L. X. Wang, J. M. Mendel, "Back-propagation fuzzy systems as nonlinear dynamic system identifiers," *Proc. IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, pp. 1409-1418, San Diego, CA, 1992.
- [Wan-95] L. Wang, "Design and analysis of fuzzy identifiers of nonlinear dynamic systems," *IEEE Trans. on Auto. Control*, Vol.40, No.1, pp. 11-23, January, 1995.
- [Wat-97] M. Watheq El Kharachi, M. Sheirah, "Fuzzy logic controllers: A comparative study," *Proc. IFAC/IFIP/IMACS Conference*, pp.209-215, Belfort, France, May, 1997.
- [Zad-65] L. Zadeh, "Fuzzy sets," *Information and Control*, Vol. 8, 1965.