



N° d'ordre :

UNIVERSITE DE M'SILA

FACULTE DES SCIENCES ET DES SCIENCES DE L'INGENIEUR

Département d'Electronique

MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de Magister

Spécialité : Génie Electronique

Option : Contrôle

Par

MALIKA FODIL

SUJET

COMMANDE ADAPTATIVE PAR LOGIQUE FLOUE DE LA MACHINE ASYNCHRONE

Soutenue publiquement le Devant le jury composé de :

M.S. BOUCHERIT	Prof. Ecole Nationale Polytechnique d'Alger	Président
D. BOUKHETALA	Prof. Ecole Nationale Polytechnique d'Alger	Rapporteur
F. BOUDJEMA	Prof. Ecole Nationale Polytechnique d'Alger	Examineur
S. CHAOUCHE	Dr. Université de M'sila	Examineur
S. BARKATI	C.C. Université de M'sila	Invité

Ce mémoire est réalisé au Laboratoire des Signaux et Systèmes de l'Université de M'Sila en collaboration avec le Laboratoire de Commande des Processus de l'Ecole Nationale Polytechnique

الملخص:

الماكينة غير المتزامنة التي ببنيتها البسيطة حققت النجاح في المجال الصناعي، تصبح معقدة عندما يتعلق الأمر بدراسة نظام تحكم فعال فيها. بعد ظهور الأنظمة الغامضة حظيت باهتمام الباحثين وذلك لقدرتها على معالجة الغموض والتعقيد. إذا كانت الأنظمة الديناميكية المتغيرة تفرض تعديل وسائط المضبط مع اعتبار أن قاعدة قوانين التحكم صعبة البناء فقد لجأ الباحثون إلى تقنيات التحكم التلاؤمي. ونتيجة لما سبق فإن التركيب بين دراسة التلاؤمية و الارتياح سمح باشتقاق أنظمة الضبط الغامضة المتلائمة. في هذا السياق، تم اقتراح العديد من مخططات التحكم الغامض المتلائم المباشر وغير المباشر أين نجد دراسة التوازن مبنية على تقريب ليابونوف. ومن خلال النتائج المتوصل إليها فإن مختلف تقنيات التحكم بالمنطق الغامض التلاؤمي برهنت على فعاليتها و صلابتها بوجود تغير الوسائط. كلمات مفتاحية: الماكينة غير المتزامنة، الأنظمة الغامضة، تحكم غامض، تحكم تلاؤمي، قانون تلاؤمي غامض، دراسة تحليلية للاستقرار، دالة ليابونوف .

Résumé :

La machine asynchrone, dont la structure simple fait le succès industriel, devient redoutablement complexe lorsqu'il s'agit d'en étudier une commande performante. Le recours à la commande par la logique floue trouve un intérêt important auprès des chercheurs, vu sa capacité de traiter l'imprécis, l'incertain et le vague.

Si les systèmes dynamiques variables imposent l'ajustement des paramètres du contrôleur et si la base de règles de commande est difficile à construire, les chercheurs ont introduit les techniques de commande adaptatives.

Par conséquent, la combinaison de l'étude de l'adaptativité et de l'incertitude a permis de dériver les contrôleurs flous adaptatifs.

Dans ce contexte, nous avons utilisé plusieurs schémas de commande floue adaptative, à savoir: la commande floue adaptative directe et indirecte ou l'étude de la stabilité est fondé sur l'approche de Lyapunov.

A travers les résultats obtenus, les différentes techniques de commande par la logique floue ont prouvés une grande efficacité et une bonne robustesse en présence des variations paramétriques et de perturbations.

Mots clés : Machine asynchrone, Systèmes flous, Commande par logique floue, Commande adaptative, lois adaptative floue, analyse de stabilité, fonction de Lyapunov.

Abstract:

The asynchronous machine, of which the simple structure makes industrial success, becomes terribly complex when it is a question of studying a powerful control of it. During the last decades the fuzzy logic control became a very important field of investigation and a lot of researchers are focused on.

If the variable dynamic systems impose the adjustment of the parameters of the controller and if the base of rules of order is difficult to build, the introduced of the adaptive techniques of control is necessary.

Consequently, the combination of the study of adaptivity and uncertainty made it possible to derive the adaptive fuzzy controllers.

In this context, several diagrams of adaptive fuzzy controller were proposed, namely: the direct and indirect adaptive order fuzzy or the study of stability is based on the Lyapunov stability theory.

With through the obtained results, the various techniques of control by fuzzy logic proved a great effectiveness and a strong robustness in the presence of parameter variations and disturbances.

Key words: Asynchronous machine, fuzzy Systems, fuzzy control, adaptive control, fuzzy adaptive law, Stability analysis, Lyapunov function.

REMERCIEMENTS

Mes remerciements les plus chaleureux et plus sincères sont adressés à Monsieur D. Boukhetala, professeur à L'ENP, pour ses précieux conseils, ses encouragements tout au long de ce travail, du choix du sujet, aux corrections ultimes.

Ma reconnaissance est toute acquise à Monsieur S. Barkati chargé de cours à l'université de M'sila, qui m'a donné les bases de mon travail, l'a orienté et l'a suivi avec attention et patience.

Mes vifs remerciements sont adressés à Monsieur M.S. Boucherit professeur à L'ENP pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant la présidence du jury de ce mémoire.

Je suis également reconnaissant à Monsieur F. Boudjema professeur à L'ENP pour m'avoir consacré une partie de leur temps en examinant ce manuscrit.

Que Melle S. Chaouche docteur à l'université de M'sila, soit vivement remerciée pour l'intérêt d'accepter d'examiner ce travail.

Je ne saurais oublier d'exprimer ma gratitude à ma mère et à mon mari pour leurs encouragements et leur soutien moral.

Liste des symboles

MAS	Machine asynchrone
FLC	Fuzzy logic control
FNN	Fuzzy neural network
ANFIS	adaptive neural fuzzy based inference system
A.A.P	Algorithme d'adaptation paramétrique
s,r	Indice correspondants au stator et au rotor
a,b,c	Indice correspondants aux trois phases a ,b,c
d,q	Axe correspondants au référentiel lié au champ tournant
L_s, L_r	Inductance cyclique statorique et rotorique par phase
M	Inductance mutuelle cyclique
R_s, R_r	Résistances d'enroulements statorique, et rotorique par phase
$Tr=L_r/R_r$	Constante du temps rotorique
$\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_r L_s}$	Coefficient de dispersion
f	Coefficient de frottement
P	Nombre de paires de pôles
C_{em}	Couple électromagnétique
J	Moment d'inertie du moteur
θ_s, θ_r	Angles électriques statorique et rotorique
ω_s, ω_r	Pulsations électriques statorique et rotorique
Ω	Vitesse mécanique du rotor
ϕ_s, ϕ_r	Flux statorique et rotorique
V	Tension
I	Courant
C_r	Couple de charge
μ	Fonction d'appartenance

e	Erreur
Δe	Variation de l'erreur
u	La commande
Δu	Variation de la commande
$G_u, G_{\Delta u}$	Gain de normalisation de la commande et sa Variation
Gain1	Gain d'adaptation pour le régulateur flou de vitesse
Gain2	Gain d'adaptation pour le régulateur flou de flux
R_k	Règle floue
x	Variable d'état
$y_d^{(n)}$	Signal de référence
$\hat{u}$	La commande approximé par un système flou de Sugeno
$p(t)$	Gain de l'algorithme d'estimation
Γ	Matrice des gains d'adaptation
u_{gl}	Terme du mode de glissement
S	Erreur filtrée
V	Fonction de Lyapunov
θ_f, θ_g	Paramètres des prémisses et des conséquences
$\tilde{\theta}$	Erreur paramétrique
$W(\cdot)$	Matrice de fonctions floues de base
$\varepsilon_f, \varepsilon_g$	Erreurs de reconstruction
$\bar{\varepsilon}_f, \bar{\varepsilon}_g$	Bornes des erreurs de reconstruction
K	Gain du terme du mode de glissement
η, λ	Gains d'adaptations constants

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE.....	01
-----------------------------------	-----------

CHAPITRE I

MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE

INTRODUCTION.....	04
I.1. MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE TRIPHASE.....	04
I.1.1. DESCRIPTION DE LA MACHINE ASYNCHRONE TRIPHASE.....	04
I.1.2. PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT D'UN MOTEUR ASYNCHRONE.....	05
I.1.3. HYPOTHESES SIMPLIFICATRICES.....	06
I.1.4. MODELE DE LA MACHINE ASYNCHRONE.....	07
I.1.4.1. Transformation de Park.....	09
I.1.4.2. Définition des différents référentiels.....	12
I.1.4.3. Représentation d'état du système.....	13
I.2. RESULTATS DE SIMULATION.....	14
I.3. ASSOCIATION ONDULEUR-MACHINE ASYNCHRONE.....	16
I.3.1. MODELISATION DE L'ONDULEUR DE TENSION.....	16
I.3.2. RINCIPE DES STRATEGIES DE COMMANDE.....	17
I.3.2.1. Commande en tension MLI.....	17
I.3.2.2. Commande des courants par hystérésis.....	18
I.4. RESULTATS DE SIMULATION.....	18
I.5. CONCLUSION.....	19

CHAPITRE II

COMMANDE PAR LA LOGIQUE FLOUE DE LA MACHINE ASYNCHRONE TRIPHASEE

INTRODUCTION.....	20
II.1. RAPPELS DES PRINCIPES DE LA LOGIQUE FLOUE.....	21
II.1.1. ENSEMBLES FLOUS	22
II.1.2. VARIABLE LINGUISTIQUE	23
II.1.3. OPERATIONS SUR LES ENSEMBLES FLOUS	24
II.1.4. FONCTION D'APPARTENANCE.....	25
II.2. RAISONNEMENT FLOU.....	26
II.2.1. IMPLICATION FLOUE.....	27
II.2.2. MODUS PONENS GENERALISE	27
II.3. REGLAGE ET COMMANDE PAR LA LOGIQUE FLOUE	28
II.3.1. REGLATEUR FLOU.....	28
II.3.1.1. base de règles	29
II.3.1.2. moteur d'inférence.....	29
II.3.1.3. interface de fuzzification.....	30
II.3.1.4. interface de défuzzification.....	31
II.4. APPLICATION DE LA LOGIQUE FLOUE A LA COMMANDE DE LA	32
MAS.....	
II.4.1. REGULATEUR DE TYPE MAMDANI.....	32
II.4.1.1. Synthèse du régulateur.....	32
II.4.2. REGULATEUR DE LA VITESSE	34
II.4.2.1. Régulateur flou à trois ensembles.....	37
II.4.2.2. Résultats de simulation.....	38
II.5.2.3. Régulateur flou à sept ensembles.....	40
II.5.2.4. Résultats de Simulation.....	41
II.4.3. REGULATEUR FLOU A GAIN ADAPTATIF	43
II.4.3.1. Description du régulateur flou a gain de commande adaptatif.....	43
II.4.3.2. Développement de la table de décision.....	44
II.4.3.3. Résultats de simulation.....	46
II.4.4. REGULATEUR DE TYPE SUGENO.....	49
II.4.4.1. conception d'un FLC.....	50
II.4.4.2. algorithme d'apprentissage.....	53
II.4.4.3. Résultats de simulation.....	57
II.4.5. Robustesse.....	59
II.5. CONCLUSION.....	59

CHAPITRE III

COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE INDIRECTE

INTRODUCTION.....	61
III.1. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE BASEE SUR L'IDENTIFICATION	62
INVERSE.....	
III.1.1. Estimation des paramètres du modèle.....	62
III.1.2. Calcul de la commande.....	64
III.1.3. Application à la machine asynchrone.....	65
III.1.4. Résultats de simulation.....	67
III.2. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE BASEE SUR L'IDENTIFICATION	
DIRECTE.....	71
III.2.1. Estimation des paramètres du modèle flou.....	71
III.2.2. Calcul de la commande.....	72
III.2.3. Application à la machine asynchrone.....	74
III.2.4. Résultats de simulation.....	77
III.3. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE INDIRECTE LINEARISANTE.....	80
III. 3.1. Identification du système à régler par les systèmes flous.....	80
III.3.2. Calcul de la commande.....	81
III.3.3. Application à la machine asynchrone.....	82
III.3.4. Résultats de simulation.....	84
III.4. CONCLUSION.....	86

CHAPITRE IV

COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE

INTRODUCTION.....	88
IV.1. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE LINEARISANTE.....	88
IV.1.1. Formulation du problème.....	88

IV.1.2. Synthèse de la commande.....	89
IV.1.3. Etude de la stabilité.....	91
IV.1.4. Application à la machine asynchrone.....	93
IV.1.5. Résultats de simulation.....	95
IV.2. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE STABLE ETENDUE.....	98
IV.2.1. Structure de la commande.....	98
IV.2.2. Synthèse de la commande.....	99
IV.2.3. Etude de la stabilité.....	101
IV.2.4. Application à la machine asynchrone.....	103
IV.2.5. Résultats de simulation.....	105
IV.3. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE STABLE GENERALISEE.....	108
IV.3.1. Structure de la commande.....	108
IV.3.2. Etude de la stabilité.....	109
IV.3.3. Application à la machine asynchrone.....	111
IV.3.4. Résultats de simulation.....	112
IV.4. CONCLUSION.....	115
CONCLUSION GENERALE.....	116
ANNEXE.....	119
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	120

INTRODUCTION GENERALE

L'utilisation pragmatique des développements scientifiques a conduit à l'apparition des procédés industriels modernes à entraînement électrique à vitesse variable. Son fonctionnement optimal et ses caractéristiques de réglage influent directement sur le coût et la qualité de la production. Dans ce contexte les industriels optent actuellement pour les ensembles convertisseur statique- moteur asynchrone à cage d'écureuil en raison, d'une part, de leur robustesse et de leur faible coût et d'autre part de la disponibilité des convertisseurs statiques ayant des fréquences de commutation très élevées et des moyens de traitement de signal très sophistiqués. Ces technologies permettent l'implantation des stratégies de commande assez complexes.

De nos jours, un grand nombre de publication a été dédié au problème de commande des systèmes non linéaires [ISI-89], [SLO-91]. La commande des systèmes complexes se heurte à plusieurs difficultés. Celles-ci ont été classées en trois catégories à savoir: la présence des non linéarités, les incertitudes et la complexité de calcul. Ce qui exige des régulateurs intelligents ayant de grandes capacités d'apprentissage et de prise de décisions dans des environnements incertains [MEN-02]. Puisque les régulateurs classiques exigent une parfaite connaissance du modèle du système à régler, ce qui ne donne pas une grande performance du réglage, surtout en présence des erreurs de modélisation et /ou des variations paramétriques du système.

En effet, l'analyse de l'aspect structurel et fonctionnel des systèmes naturels, en particulier les systèmes biologiques et les mécanismes de la pensée humaine a permis de développer des approches théoriques pour l'analyse des systèmes. Pour résoudre les problèmes de décision (commande) ou pour décrire le comportement dynamique du système inconnu ou mal défini, une approche linguistique floue est utilisée par une condition de type (SI – ALORS) basée sur l'imitation des aspects approximatifs qualitatifs du raisonnement humain qui est plus connue sous le vocable de la logique floue [SUG-85b],[SUG-88]. Cette théorie est introduite pour la première fois par le professeur Lotfi A. Zadeh en 1965 par la publication d'un article sur les ensembles flous et la théorie des possibilités qui représentent et utilisent des connaissances imprécises, vagues et incertaines [ZAD-65].

La première application de la logique floue en commande des systèmes est due à E.H. Mamdani et A. Assilian en 1974 [MAM-74],[MAM-77] suivi par de nombreuses publications étudiées par des chercheurs spécialisés en commande floue dans différents domaines d'applications [PRO-78], [SUG-85a], [SEL-90],[WAN-94], [PAS-98].

La technique de commande floue est souvent présentée comme une technique robuste capable de compenser quasi naturellement les incertitudes et/ou le manque des connaissances précises quant au processus à commander. Les régulateurs flous sont construits à partir des connaissances linguistiques fournies par un expert. Si le besoin pour les systèmes dynamiques variant dans le temps nécessite l'ajustement des paramètres de la loi de commande ou si la base de règles est difficile à construire, les techniques de commande adaptatives s'imposent [SAS-89a],[SAS-89b],[SLO-91],[KRS-95],[KOK-01],[LAB-04]. Dans ces techniques la propriété d'approximation universelle des systèmes flous est exploitée. La synthèse des lois de commande adaptatives est souvent basée sur la théorie de Lyapunov afin d'assurer la stabilité du système global.

La phase d'acquisition des connaissances est la plus difficile dans la majorité des applications de la logique floue. Ce qui a orienté la recherche vers l'élaboration des méthodes systématiques et optimales pour l'extraction automatique des connaissances. La détermination des paramètres optimaux (base de connaissances floues) peut être formulé comme un problème d'optimisation où le meilleur modèle est celui qui répond le mieux à la minimisation d'un critère de performances désirées.

Dans la plupart des travaux concernant la commande floue de la machine asynchrone, les lois de commande sont à paramètres fixes [GUI-96],[HEW-96],[ARI-00]. Ces techniques de commande ont montré leurs limites lors des variations paramétriques du système. Pour remédier à cet inconvénient, nous proposons dans ce mémoire plusieurs approches de commande adaptative à base de systèmes flous que nous avons appliqué à la machine asynchrone.

Ce mémoire est organisé en quatre chapitres :

Le premier chapitre est consacré à la modélisation de la machine asynchrone triphasée. En utilisant la transformation de Park. L'association de la machine à un onduleur de tension commandé en courant par la technique d'hystérésis est mise en évidence.

Dans la seconde, nous donnons les notions de base sur la logique floue juste nécessaires pour notre application, une logique qui permet de traiter mathématiquement des données incertaines et imprécises. Dans un premier lieu, un régulateur flou à gains fixes est synthétisé en utilisant trois puis sept fonctions d'appartenance pour chaque variables d'entrée et de sortie. Afin d'améliorer les performances, un bloc d'adaptation du gain de commande est ajouté. Un régulateur flou de type Sugeno est ensuite utilisé pour réduire le nombre de règles.

Le troisième chapitre présente le développement de la commande floue adaptative stable indirecte avec trois techniques de commande ont été proposées. La première est basée sur l'identification inverse .tandis que la seconde repose sur l'identification de la dynamique directe, et la troisième est la commande adaptative indirecte linéarisante. L'élaboration de ce type de commande s'effectue en deux étapes. La première consiste à estimer les paramètres du modèle flou, dans la seconde, la commande appliquer au système est fournie par un régulateur flou.

Le dernier chapitre est consacré à la commande floue adaptative stable directe, avec trois méthodes qui sont : la commande floue adaptative directe linéarisante, la commande floue adaptative directe stable étendue, et enfin la commande floue adaptative directe stable généralisée. 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 la convergence asymptotique vers zéro de l'erreur de poursuite.

Une conclusion générale de cette étude de développement est enfin présentée suivi par des perspectives pour la continuité de ce travail.

MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE

INTRODUCTION

L'utilisation des machines électriques est l'objet d'une évolution très rapide, les moteurs à courant alternatif ont tendance à remplacer les moteurs à courant continu dans de nombreuses applications en raison de l'handicap du collecteur mécanique, de l'évolution de la conception des machines à courant alternative et de leur association à des commande électroniques performantes.

Le développement de l'entraînement électrique est étroitement lié à la modélisation de la machine électrique qui est la phase la plus primordiale. La modélisation donc permet de prévoir des comportements de la machine plus variés que ceux de l'observation expérimentale et de concevoir des systèmes de commande performante.

Pour obtenir le modèle d'un système, trois tâches doivent être accomplies : choisir le modèle, déterminer ses paramètres et enfin vérifier sa validité [ABD-97].

Mathématiquement, les machines asynchrones sont représentées sous forme de fonction de transfert ou encore sous forme d'équation différentielles à coefficients fonctions périodiques du temps. La résolution de tel système nécessite souvent un calcul important et difficile, l'utilisation de la transformation de Park, qui est un changement convenable des variables, permet de contourner cette difficulté.

I.1. MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE TRIPHASE

I.1.1. DESCRIPTION DE LA MACHINE ASYNCHRONE TRIPHASE

Le moteur asynchrone triphasé se présente par un circuit magnétique statorique qui accueille dans ses encoches l'enroulement statorique triphasé bobiné en fil de cuivre isolé,

alimentés par des tensions sinusoïdales. A l'intérieur de ce circuit magnétique qui se présente comme un cylindre creux, séparé par un entrefer, tourne le circuit magnétique rotorique qui accueille dans ses encoches des enroulements rotorique triphasé en aluminium ou en cuivre. L'alimentation des enroulements du rotor, soit le rotor en court circuit, ou aucune liaison galvanique n'est opérée soit un rotor bobiné ou les enroulements du rotor sont branchés sur des résistances ou encore sur une source de tension figure (I.1) [LES-81], [VAS-90], [CAR-95],[LEO-96], [ABD-97].

Les moteurs asynchrones à rotor en court circuit consomment plus de 40% de l'énergie électrique produite. Ils sont largement utilisés grâce à plusieurs avantages qu'ils présentent par rapport à d'autres types de moteurs, [ABD-97].

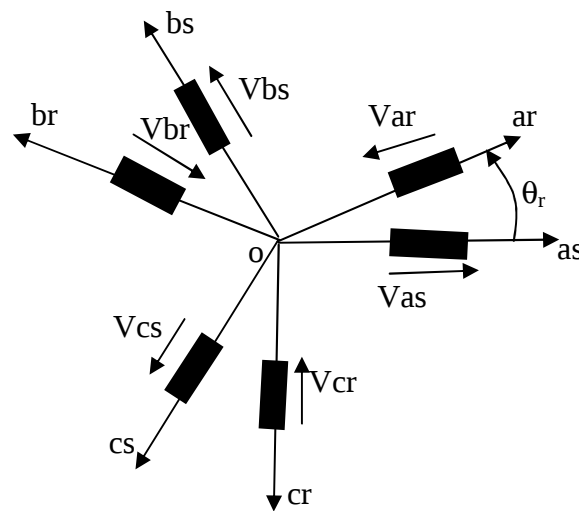


Figure (I.1) : Représentation des enroulements de la machine asynchrone triphasée.

I.1.2. PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT D'UN MOTEUR ASYNCHRONE

Admettons qu'un stator formé de trois bobines avec des axes décalés de 120° et alimentées par un réseau triphasé équilibré, crée dans l'entrefer du moteur un champ magnétique tournant à la vitesse de synchronisme $\Omega_s = \frac{\omega_s}{p}$.

Un rotor en court circuit, balayé par ce champ tournant, est traversé par des courants induits (courant de Foucault). Le rotor donc soumis à des forces électromagnétiques de Laplace, l'ensemble de ces forces crée un couple moteur qui entraîne le rotor en rotation.

Le rotor tourne dans le même sens que le champ tournant, mais sa vitesse de rotation est nécessairement inférieure à celle du champ tournant ($\Omega_s > \Omega$)

La vitesse relative de l'onde par rapport au stator est donnée par $\Omega = \Omega_s - \Omega_r$ avec

$$\Omega_s = 2\pi N_s = \frac{2\pi f}{p} = \frac{\omega_s}{p}$$

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

Avec

- Ω : Vitesse angulaire du champ magnétique
- N_s : Fréquence de synchronisme du champ tournant
- Ω_s : Vitesse angulaire du stator
- Ω_r : Vitesse angulaire du rotor
- P : Nombre de paires de pôles

En effet, si les deux fréquences de rotation étaient égales, il n'y aurait plus création de courant induits dans le rotor et donc plus de couple moteur, ceci résulte de la loi de lenz qui énonce que la F.E.M induite s'oppose toujours par ses effets à la cause qui lui donne naissance.

I.1.3. HYPOTHESES SIMPLIFICATRICES

La modélisation de la machine asynchrone s'appuie sur un certain nombre d'hypothèse :

- la parfaite symétrie de la machine ;
- l'absence de saturation et des pertes dans le circuit magnétique (hystérésis et courant de Foucault sont négligeables) ;
- les résistances des enroulements ne varient pas en fonction de la température du fonctionnement et on néglige également l'effet de peau ;
- l'alimentation est réalisée par un système de tensions triphasées symétriques ;
- la cage est assimilée à un bobinage triphasé en court circuit de même nombre ;
- la densité du courant peut être considérée comme uniforme dans la section des conducteurs élémentaires.

Ainsi ; parmi les conséquences importantes de ces hypothèses on peut citer :

- l'additivité des flux ;
- la constante des inductances propres ;

- la loi de variation sinusoïdale des inductances mutuelle entre les enroulements statoriques et rotoriques en fonction de l'angle entre leurs axes magnétiques.

I.1.4. MODELE DE LA MACHINE ASYNCHRONE

Le choix d'un modèle de représentation qu'il soit formel ou issu d'une identification se fait toujours en fonction du type de commande à réaliser

EQUATION DE FARADAY :

La loi de Faraday permet d'écrire

$$V = Ri + \frac{d\phi}{dt} \quad (I.1)$$

Pour les trois phases statoriques on résume cette écriture matricielle condensée sous la forme :

$$[V_{abcs}] = [R_s][i_{abcs}] + \frac{d}{dt}[\phi_{abcs}]$$

$$\begin{bmatrix} V_{as} \\ V_{bs} \\ V_{cs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{as} \\ \phi_{bs} \\ \phi_{cs} \end{bmatrix} \quad (I.2)$$

La résistance statorique R_s étant la même pour les trois phases.

De même pour le rotor

$$[V_{abcr}] = [R_r][i_{abcr}] + \frac{d}{dt}[\phi_{abcr}]$$

$$\begin{bmatrix} V_{ar} \\ V_{br} \\ V_{cr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ar} \\ i_{br} \\ i_{cr} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{ar} \\ \phi_{br} \\ \phi_{cr} \end{bmatrix} \quad (I.3)$$

Avec V, i, ϕ sont respectivement la tension, le courant et le flux. R_s et R_r sont respectivement la résistance du stator et du rotor.

Si le rotor étant en court circuit, ses tensions sont nulles. Chaque flux comporte une interaction avec les courants de toutes les phases y compris le sien (notion de flux/inductance propre).

Pour la phase statorique on a

$$\phi_{as} = l_s i_{as} + m_s i_{bs} + m_s i_{cs} + m_1 i_{ar} + m_3 i_{br} + m_2 i_{cr}$$

Sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} \phi_{as} \\ \phi_{bs} \\ \phi_{cs} \\ \dots \\ \phi_{ar} \\ \phi_{br} \\ \phi_{cr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_s & m_s & m_s & . & m_1 & m_3 & m_2 \\ m_s & l_s & m_s & . & m_2 & m_1 & m_3 \\ m_s & m_s & l_s & . & m_3 & m_2 & m_1 \\ \dots & \dots & \dots & . & \dots & \dots & \dots \\ m_1 & m_2 & m_3 & . & l_r & m_r & m_r \\ m_3 & m_1 & m_2 & . & m_r & l_r & m_r \\ m_2 & m_3 & m_1 & . & m_r & m_r & l_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \\ \dots \\ i_{ar} \\ i_{br} \\ i_{cr} \end{bmatrix} \quad (I.4)$$

Tel que

$$\begin{cases} m_1 = m_{sr} \cos \theta \\ m_2 = m_{sr} \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ m_3 = m_{sr} \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \end{cases}$$

avec

l_s : L'inductance propre d'une phase statorique

l_r : L'inductance propre d'une phase rotorique

m_s : L'inductance mutuelle entre deux phases statorique

m_r : L'inductance mutuelle entre deux phases rotorique

m_{sr} : L'inductance mutuelle maximale entre une phase statorique et une phase rotorique

L'équation (I.4) ainsi obtenue est à coefficients variables entraînant la complexité de résolution du modèle défini par (I.2) et (I.3) cela conduira à l'usage de la transformation de Park qui permettra de rendre constant ces paramètres.

I.1.4.1. Transformation de Park

Le passage d'un système triphasé vers un système biphasé (α, β) fait appel à une matrice normée B qui est souvent utilisée pour des raisons de symétrie de transformation directe et inverse. Cette transformation appelée transformation de Clark, son application aux équations de la machine asynchrone est donnée comme suit :

$$B[V_{abcs}] = [V_{\alpha\beta s}] = B \left\{ R_s [i_{abcs}] + \frac{d}{dt} [\phi_{abcs}] \right\}$$

$$[V_{\alpha\beta s}] = R_s [i_{\alpha\beta s}] + \frac{d}{dt} [\phi_{\alpha\beta s}] \quad (I.5)$$

Avec

$$B = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & -\frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix}$$

On a réduit le système de trois équations à un système de deux équations, de même pour le rotor :

$$[V_{\alpha\beta r}] = R_r [i_{\alpha\beta r}] + \frac{d}{dt} [\phi_{\alpha\beta r}] \quad (I.6)$$

Ainsi pour l'écriture des flux en fonction des courants. L'intérêt pour les flux, c'est que les matrices 3×3 des inductances vont être réduites à des matrices 2×2 . On a alors l'apparition des inductances cycliques suivantes :

$$L_s = l_s - m_s$$

$$L_r = l_r - m_r$$

$$M = \frac{3}{2} m_{sr}$$

Ce qui conduit à l'équation suivante :

$$\begin{bmatrix} \phi_{\alpha\beta s} \\ \dots \\ \phi_{\alpha\beta r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & \cdot & M \cdot p(\theta) \\ 0 & L_s & \cdot & \\ \dots & \dots & \cdot & \dots \\ \cdot & \cdot & L_r & 0 \\ M \cdot p(-\theta) & \cdot & 0 & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{\alpha\beta s} \\ i_{\alpha\beta r} \end{bmatrix} \quad (I.7)$$

Où la matrice $p(\theta)$ est la matrice de rotation $p(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}$

On dispose a présent d'une modélisation de la machine asynchrone dans deux repères séparés. Les grandeurs statoriques sont exprimées dans le repère (α, β) stator et les grandeurs rotoriques le sont dans le repère (α, β) rotor. Il faut exprimer toute la modélisation dans un repère commun.

On choisit alors de transformer les grandeurs statoriques et rotoriques vers un repère commun dit dq et ceci à l'aide de deux transformations dans le plan qui sont des rotations. C'est la transformation de Clark suivie d'une rotation qui constitue la transformation de Park.

La transformation de Park c'est le passage d'un repère (α, β) qui est toujours fixe par rapport au repère (a b c) vers un repère (d q) qui est mobile. Il forme un angle par rapport au repère (α, β) appelé angle de transformation de Park ou angle de Park.

Prenons l'angle de transformation statorique respectivement rotorique θ_s (resp θ_r).

Les repères de la transformation de Park des grandeurs statoriques et celles rotoriques doivent coïncider pour simplifier les équations de tensions. Ceci se fait en liant les angles θ_s et θ_r par la relation :

$$\theta_s = \theta + \theta_r$$

Les grandeurs statorique et rotorique sont transformées

$$[x_{\alpha\beta s}] = p(\theta_s)[x_{dqs}]$$

$$[x_{\alpha\beta r}] = p(\theta_r)[x_{dqr}]$$

Donc les équations aux tensions deviennent :

$$[V_{dqs}] = R_s [i_{dqs}] + \dot{\theta}_s p\left(\frac{\pi}{2}\right)[\phi_{dqs}] + \frac{d}{dt}[\phi_{dqs}] \quad (\text{I.8})$$

$$[V_{dqr}] = R_r [i_{dqr}] + \dot{\theta}_r p\left(\frac{\pi}{2}\right)[\phi_{dqr}] + \frac{d}{dt}[\phi_{dqr}] \quad (\text{I.9})$$

Où $\dot{\theta}_s$ et $\dot{\theta}_r$ sont les dérivées des angles de transformations de Park des grandeurs statorique et rotorique respectivement.

Cependant, c'est au niveau de l'écriture des flux que ça devient intéressant :

$$\begin{bmatrix} \phi_{dqs} \\ \phi_{dqr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & . & M & 0 \\ 0 & L_s & . & 0 & M \\ \dots & \dots & . & \dots & \dots \\ M & 0 & . & L_r & 0 \\ 0 & M & . & 0 & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{dqs} \\ i_{dqr} \end{bmatrix} \quad (\text{I.10})$$

En effet, les sous matrices sont maintenant diagonales et ne dépendent plus de θ (angles entre stator et rotor). Les équations des flux deviennent :

$$\begin{cases} \phi_{ds} = L_s i_{ds} + M i_{dr} \\ \phi_{qs} = L_s i_{qs} + M i_{qr} \\ \phi_{dr} = M i_{ds} + L_r i_{dr} \\ \phi_{qr} = M i_{qs} + L_r i_{qr} \end{cases} \quad (\text{I.11})$$

Les équations des tensions :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s i_{ds} - \dot{\theta}_s \phi_{qs} + \frac{d\phi_{ds}}{dt} \\ V_{qs} = R_s i_{qs} + \dot{\theta}_s \phi_{ds} + \frac{d\phi_{qs}}{dt} \\ V_{dr} = R_r i_{dr} - \dot{\theta}_r \phi_{qr} + \frac{d\phi_{dr}}{dt} \\ V_{qr} = R_r i_{qr} + \dot{\theta}_r \phi_{dr} + \frac{d\phi_{qr}}{dt} \end{cases} \quad (I.12)$$

L'expression du couple électromagnétique et celle du mouvement pour une machine asynchrone multipolaire s'écrit comme suite :

$$\begin{aligned} C_{em} &= p(\phi_{ds} i_{qs} - \phi_{qs} i_{ds}) \\ C_{em} &= p(\phi_{qr} i_{dr} - \phi_{dr} i_{qr}) \\ C_{em} &= pM(i_{qs} i_{dr} - i_{ds} i_{qr}) \\ C_{em} &= \frac{pM}{L_r}(\phi_{dr} i_{qs} - \phi_{qr} i_{ds}) \end{aligned} \quad (I.13)$$

Ces équations sont utilisées suivant le vecteur d'état choisi.

$$\begin{aligned} J \frac{d\Omega}{dt} &= C_{em} - C_r - f\Omega \\ \Omega &= \frac{\omega}{p} \quad d\Omega = \frac{1}{p} \frac{d\omega}{dt} \end{aligned} \quad (I.14)$$

Avec

C_{em} : Le couple électromagnétique

C_r : Le couple de charge

J : Moment d'inertie du moteur

P : Nombre de paires de pôles

Ω : Vitesse mécanique du rotor

f : Coefficient de frottement

I.1.4.2. Définition des différents référentiels

Il existe différentes possibilités pour le choix de l'orientation du repère d'axes d,q qui dépend généralement des objectifs de l'application.

a) Référentiel fixe par rapport au stator

Il se traduit par les conditions :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = 0, \quad \frac{d\theta_r}{dt} = \omega_r \quad (\text{I.15})$$

Les équations électriques prennent la forme :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d\phi_{ds}}{dt} \\ V_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\phi_{qs}}{dt} \\ V_{dr} = R_r i_{dr} + \frac{d\phi_{dr}}{dt} + \omega_r \phi_{qr} \\ V_{qr} = R_r i_{qr} + \frac{d\phi_{qr}}{dt} - \omega_r \phi_{dr} \end{array} \right. \quad (\text{I.16})$$

Ce référentiel sera choisi en vue d'étudier les variations des grandeurs statoriques.

b) Référentiel fixe par rapport au rotor

Il se traduit par les conditions :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega, \quad \frac{d\theta_r}{dt} = 0 \quad (\text{I.17})$$

Les équations électriques prennent la forme :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d\phi_{ds}}{dt} - \omega \phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\phi_{qs}}{dt} + \omega \phi_{ds} \\ V_{dr} = R_r i_{dr} + \frac{d\phi_{dr}}{dt} \\ V_{qr} = R_r i_{qr} + \frac{d\phi_{qr}}{dt} \end{array} \right. \quad (\text{I.18})$$

Ce référentiel sera intéressant dans l'étude des variations des grandeurs rotoriques.

c) Référentiel fixe par rapport au champ tournant

Il se traduit par les conditions:

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s, \quad \frac{d\theta_r}{dt} = \omega_s - \omega = \omega_r \quad (\text{I.19})$$

Les équations électriques prennent la forme :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d\phi_{ds}}{dt} - \omega_s \phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\phi_{qs}}{dt} + \omega_s \phi_{ds} \\ V_{dr} = R_r i_{dr} + \frac{d\phi_{dr}}{dt} - \omega_r \phi_{qr} \\ V_{qr} = R_r i_{qr} + \frac{d\phi_{qr}}{dt} + \omega_r \phi_{dr} \end{cases} \quad (\text{I.20})$$

Ce référentiel est le seul qui n'introduise pas de simplifications dans la transformation de l'équation (I.12). Mais il est souvent utilisé dans les problèmes de commande.

I.1.4.3. Représentation d'état du système

La représentation d'état dépend du repère et des variables d'état considérées. Pour une machine asynchrone triphasée alimentée en tension, les tensions statorique (V_{ds}, V_{qs}) et la vitesse du champ tournant (ω_s) sont considérées comme variables de commande, le couple résistant (C_r) comme perturbation, les courants statoriques, les flux rotoriques et la vitesse mécanique ($i_{ds}, i_{qs}, \phi_{dr}, \phi_{qr}, \Omega$) comme variables d'état et le référentiel choisi est celui du champ tournant. Après arrangement des équations (I.11) et (I.20) il vient :

- Les équations électriques

$$\frac{dX}{dt} = AX + BU \quad (\text{I.21})$$

$$X = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \phi_{dr} \\ \phi_{qr} \end{bmatrix} \quad U = \begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma L_s} \left(R_s + \frac{M^2}{L_r T_r} \right) & \omega_s & \frac{M}{\sigma L_s L_r T_r} & \frac{M}{\sigma L_s L_r} \omega \\ -\omega_s & -\frac{1}{\sigma L_s} \left(R_s + \frac{M^2}{L_r T_r} \right) & -\frac{M}{\sigma L_s L_r} \omega & \frac{M}{\sigma L_s L_r T_r} \\ \frac{M}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & \omega_r \\ 0 & \frac{M}{T_r} & -\omega_r & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \quad (\text{I.22})$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (I.23)$$

Avec $\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}$: Coefficient de dispersion.

$T_r = \frac{L_r}{R_r}$: Constante du temps rotorique

- **Les équations mécaniques**

Les équations du couple et celle du mouvement sont définies comme suit :

$$\begin{cases} C_{em} = \frac{pM}{L_r} (\phi_{dr} i_{qs} - \phi_{qr} i_{ds}) \\ J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_r - f\Omega \end{cases} \quad (I.24)$$

I.2. RESULTATS DE SIMULATION

La figure (I.2) montre l'évolution de la vitesse (Ω), du couple électromagnétique (C_{em}), du courant statorique d'une phase (i_{as}), (i_{qs}), ainsi que les flux rotoriques (ϕ_{dr} , ϕ_{qr}) lors d'un démarrage de la machine suivis d'une application du couple de charge.

Au démarrage nous remarquons que la vitesse oscille légèrement (régime transitoire) et cela est dû à l'inertie des masses tournantes ensuite la vitesse atteint son régime permanent après un temps de 0.25s.

La courbe du couple (C_{em}) présente aux premiers instants du démarrage des pulsations très importantes, ce couple pulsant est transmis à la partie mécanique avant qu'il se stabilise à une valeur qui compense les pertes par frottements et ventilation, après avoir atteint le régime permanent la machine est sollicitée par une charge perturbatrice de 10Nm durant un intervalle de temps de 0.5 s.

Nous remarquons que lors de l'application de perturbation de charge, le couple électromagnétique compense cette sollicitation avec une réponse quasiment instantanée. Alors

que, la vitesse présente une décroissance qui se traduit par un glissement. On remarque également que les flux rotoriques subissent une croissance significative.

Au démarrage la machine asynchrone soumise à la pleine tension est analogue à un transformateur statique, aux premiers instants, le courant (i_{as}) présente des dépassements excessifs (faible f.c.e.m et faible vitesse) mais qui disparaissent rapidement après quelques pulsations pour donner lieu à une forme sinusoïdale et amplitude constante.

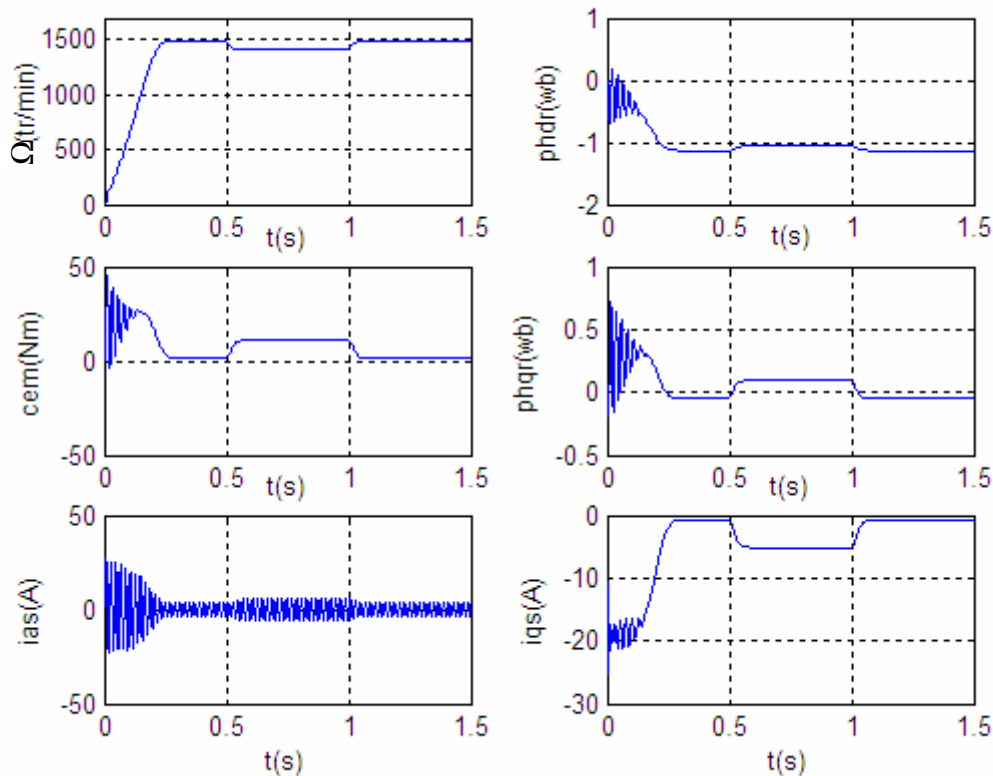


Figure (1.2) : Démarrage en pleine tension suivi par l'application d'un couple résistant ($C_r=10Nm$) à l'intervalle de temps $t= [0.5 ,1]$ s.

I.3. ASSOCIATION ONDULEUR-MACHINE ASYNCHRONE

Le réglage de la vitesse du rotor de la machine asynchrone se réalise par une tension d'amplitude et de fréquence réglables, pour cela, il faut alimenter la machine asynchrone par un onduleur de tension commandé en courant par la technique d'hystérésis.

I.3.1. MODELISATION DE L'ONDULEUR DE TENSION

Les onduleurs de tension sont des convertisseurs statiques continus alternatifs permettant de fournir une tension alternative d'amplitude et de fréquence réglables à partir d'une source de tension continue.

La figure (I.3) représente le schéma principe de l'onduleur, il est composé d'un pont de trois phase avec six transistors shuntés en antiparallèle par des diodes de récupération ($D_1, D_2, D_3, D'_1, D'_2, D'_3$). Les semi conducteurs sont considérés comme des interrupteurs idéaux (le temps de commutation, la chute de tension à l'état passant et le courant à l'état bloqué sont nuls).

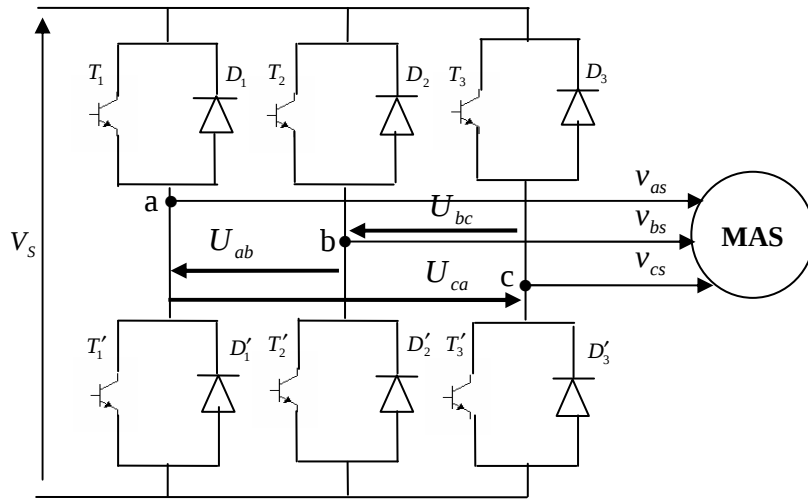


Figure (I.3) : Schéma de principe de l'onduleur de tension

Chaque bras est formé de deux interrupteurs de commandes complémentaires définis par une fonction de connexion donnée comme suit :

$$f_{c1} + f_{c2} = 1 \quad (I.25)$$

Avec :

f_{c1} : Fonction de connexion de la phase a

Ce convertisseur se caractérise par un modèle ne possédant que deux tensions modulées (la troisième étant implicitement déterminée par connaissance de deux autres)

$$\begin{aligned} U_{ab} &= (f_{11} + f_{12})V_s \\ U_{bc} &= (f_{12} + f_{13})V_s \end{aligned} \quad (I.26)$$

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

$$v_{as} + v_{bs} + v_{cs} = 0$$

Suivant ces équations on obtient les tensions simples comme suit, [CAR-95], [BOU-04]:

$$\begin{cases} v_{as} = V_s \left(\frac{2f_{11} - f_{12} - f_{13}}{3} \right) \\ v_{bs} = V_s \left(\frac{-f_{11} + 2f_{12} - f_{13}}{3} \right) \\ v_{cs} = V_s \left(\frac{-f_{11} - f_{12} + 2f_{13}}{3} \right) \end{cases} \quad (I.27)$$

Avec V_s la tension d'alimentation continue de l'onduleur.

Pour la génération des signaux logiques f_{11} , f_{12} , f_{13} , celles-ci dépendent de la stratégies de commande de l'onduleur.

I.3.2. PRINCIPE DES STRATEGIES DE COMMANDE

Le principe de la stratégie de commande de l'onduleur est base sur le réglage des durées d'ouverture et de fermeture des interrupteurs. Si les commandes sont des tensions, l'onduleur est commandé par la technique triangulo-sinusoidale. Si n'est pas le cas, les commandes sont les courants, on utilise un comparateur à hystérésis (stratégie delta) [BOS-86], [SEG-94], [GRE-97].

I.3.2.1. Commande en tension MLI

Dans cette stratégie, les instants de commande des interrupteurs sont déterminés par l'intersection d'une onde porteuse avec une onde de référence. la fréquence de commutation des interrupteurs est fixée par la porteuse. Celle-ci représente la tension sinusoïdale désirée de fréquence f .

I.3.2.2. Commande des courants par hystérésis

Dans cette stratégies, le contrôle des courants par hystérésis se fait par la commande des interrupteurs de l'onduleur de sorte que les variations du courant dans chaque phase du moteur soit limité dans une bande d'hystérésis c'est à dire une comparaison permanente entre les courants réels et les courants de référence (figure (I.4)).

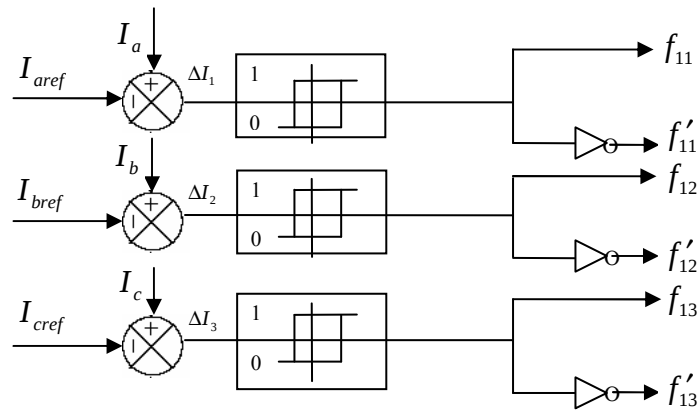


Figure (I.4) : Principe de réglage par hystérésis.

I.4. RESULTATS DE SIMULATION

Les résultats de simulation de la figure (I.5) présentent le démarrage de la machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension. Après que le régime permanent est atteint nous avons appliqué une perturbation de charge ($C_r=10\text{Nm}$) durant un l'intervalle de temps de 1.5s.

On remarque que la vitesse atteint le régime permanent après un temps de 1.9s avec des petites oscillations, alors que le couple électromagnétique présente des ondulations importantes lors du régime transitoire.

Une fois le régime permanent est atteint, on applique une charge perturbatrice à l'instant $t=2.5\text{s}$. On remarque que le couple électromagnétique augmente afin de compenser cette perturbation. Alors que la vitesse subisse une chute significative.

Les allures des courants statoriques présentent au démarrage des pulsations importantes qui disparaissent après que le régime permanent est atteint pour avoir une forme sinusoïdale et une amplitude constante.

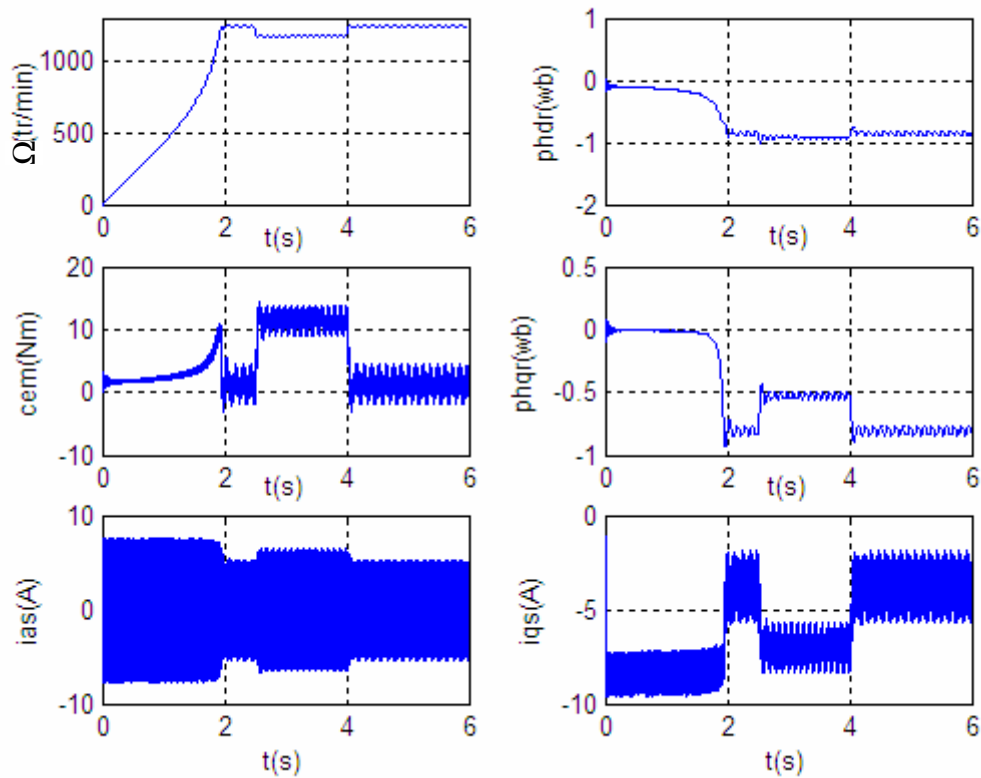


Figure (I.5) : Association onduleur-machine avec application d'un couple résistant ($C_r = 10\text{Nm}$) à l'intervalle de temps $[2.5, 4]$ s.

I.5. CONCLUSION

Dans ce premier chapitre nous nous sommes intéressés à l'établissement du modèle de la machine asynchrone associée à un onduleur de tension commandé en courant par hystérésis. Pour réduire la complexité du modèle, nous avons opté pour l'application de la transformation de Park qui transforme la machine triphasée en une machine biphasée équivalente. Cette transformation a permis une réduction notable de la complexité de la résolution des équations différentielles du système.

Pour améliorer le comportement dynamique de la machine lorsqu'elle est soumise à des perturbations, la suite du travail sera consacrée à la régulation de la vitesse de rotation de la machine en utilisant la technique de la commande par la logique floue.

COMMANDE PAR LA LOGIQUE FLOUE DE LA MACHINE ASYNCHRONE TRIPHASEE

INTRODUCTION

Depuis l'apparition du formalisme de la logique floue, la philosophie de commande mal définie ou complètement inconnue qui ne peut pas être modélisée soigneusement d'une manière mathématique, a connue un changement radical. Ceci est du au fait que la loi de commande conventionnelles sont remplacées par une série de règles linguistiques de type [SUG-85b], [SUG-88] :

SI (condition) ALORS (action)

Son but est, comme en automatique classique, de traiter des problèmes de commande de processus c'est-à-dire de gérer un processus en fonction d'une consigne donnée, par action sur les variables qui décrivent le processus, mais son approche est différente de celle de l'automatique classique. Elle se sert le plus souvent des connaissances des experts ou d'opérateurs qualifiés travaillant sur le processus [MEU-95].

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 l'être humain [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].

La théorie de la logique floue établie par Zadeh [ZAD-65] au milieu des années soixante à l'université de Berkeley en Californie a été le point de départ des recherches étendues dans

divers domaines de l'ingénierie, avec l'application des algorithmes flous, en raison de la simplicité, de leur mise au point et de la non nécessité de la modélisation du processus.

La commande est l'une des principaux domaines d'application de la logique floue. En effet, le premier contact entre cette nouvelle théorie et la commande a été établi au début des années 70.

C'est en 1974, que le premier régulateur flou a été conçu par E.Mamdani [MAM-74], qui était inspiré de l'article de Zadeh [ZAD-73].

La commande floue produit un moyen efficace pour convertir la commande linguistique issu des connaissances d'un expert en un algorithme de commande automatique. Le régulateur flou est utilisé pour la commande des systèmes complexes ou mal définis et ceci sans avoir de données précises ou de modèles pour les représenter. En effet la commande floue est pratique dans le cas où le modèle mathématique du processus est à obtenir ou bien ne peut pas être obtenu sous forme d'équation préétablie. D'un autre côté la commande floue est une technique à coût bas et facile à implémenter.

Le but de ce chapitre est de représenter 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 de la machine asynchrone triphasée.

II.1. RAPPELS DES PRINCIPES DE LA LOGIQUE FLOUE

Les systèmes réels sont généralement non linéaires. Leurs modèles sont exprimés sous forme d'un produit de fonctions non linéaire connues à l'aide de paramètres (constants et/ou lentement variables) inconnus. Malheureusement, il est souvent difficile, voire impossible de décrire tous les phénomènes mis en jeu dans un système à partir de fonctions non linéaires connues, notamment pour un système physique complexe. Une solution à ce problème peut être envisagée à partir d'une représentation de la dynamique du système non linéaire par un système flou où les relations entre les entrées, les sorties et les états sont exprimées par des règles floues de type « SI-ALORS » [SUG-85a].

Les systèmes flous sont des systèmes à base de connaissances construits à partir des opérateurs de la logique floue. Cette logique est basée sur l'imitation des aspects approximatifs et qualitatifs du raisonnement humain. Cette théorie était mal perçue à l'époque du fait que le

mode de penser était plus strict et technique. De plus, le terme choisi « flou » n'a pas contribué à rendre son acceptation facile.

La première application de la logique floue en commande des processus revient à E.H. Mamdani et A.Assilian en 1974 [MAM-74]. Depuis cette technique a connu un développement croissant, qui s'est manifestait par la publication de nombreux ouvrages et papier [PRO-78], [SUG-85a], [SEL-90], [WAN-94], [PAS-98]. La technique de commande floue est souvent présentée comme une technique robuste capable de compenser quasi naturellement les incertitudes et / ou le manque de connaissances précises quant au processus à commander. Dans la majorité des applications des régulateurs flous, ce dernier est construit à partir de connaissances linguistiques fournies par un expert.

II.1.1. ENSEMBLES FLOUS

La notion d'ensembles flous permet de traiter les situations intermédiaires. Les valeurs approximatives et les catégories aux limites mal définies, qui sont très souvent rencontrées dans le monde physiques c.à.d ne possèdent pas de critères d'appartenance bien définis [MEN-95]. Les ensembles flous sont une généralisation des ensembles nets, sont caractérisés par des fonctions d'appartenance.

- un ensemble net ou classique A de X est une collection d'éléments de l'univers de discours caractérisé par une fonction d'appartenance μ_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-95], [KAN-96] (figure II.1.a).

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

- un ensemble flou A est défini sur un univers de discours X, par une fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ qui prend ces valeurs dans l'intervalle [0,1] (figure (II.1.b)).

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

Cette fonction donne le degré d'appartenance de chaque élément $x \in X$ à A. En effet, un élément de l'univers de discours peut être entièrement ou partiellement membre de l'ensemble A. cet ensemble flou peut être représenté comme un ensemble de paires ordonnées: [JAN-95].

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

On adopte à cette notation d'autre représentation si X est discret ou continu [MEU-95] :

$$A = \sum_{x \in X} \mu_A(x) / x \quad \text{SI } X \text{ est discret} \quad (\text{II.4})$$

$$A = \int_x \mu_A(x) / x \quad \text{SI } X \text{ est continu} \quad (\text{II.5})$$

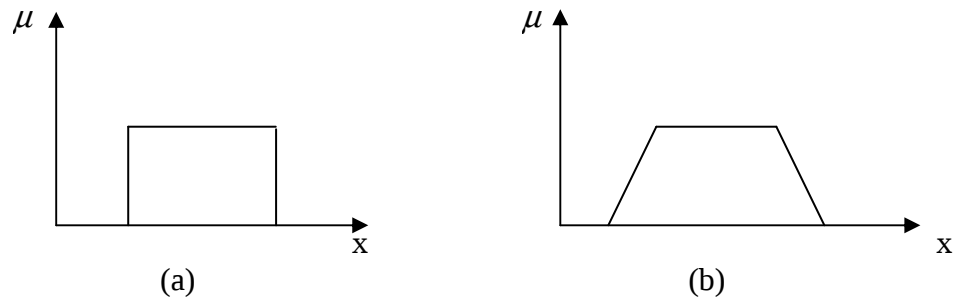


Figure (II.1) : Fonction d'appartenance : (a) logique classique : (b) logique floue

II.1.2. VARIABLES LINGUISTIQUES

Les variables linguistiques sont des variables dont les valeurs sont des mots ou des phrases exprimés en langage naturel et non pas des nombres. Elles servent à modéliser les connaissances imprécises ou vagues sur une variable dont la valeur précise peut être inconnue [MEU-95], [PAS-98].

Une variable linguistique x est généralement caractérisée par un triplet $\{x, T(x), X\}$ où x désigne le nom de la variable, X son univers de discours, et $T(x)$ son ensemble de valeurs linguistique. Par exemple, si la vitesse est considérée comme variable linguistique définie dans un domaine $X = [-100, 100]$, ses valeurs linguistiques peuvent être définies comme suit :

$$T(\text{vitesse}) = \{\text{Négative grande (NG), Négative petite (NP), Environ zéro (ZE), positive petite (PP), positive grande (PG)}\}$$

Ces valeurs linguistiques sont considérées comme des ensembles flous dont les fonctions d'appartenance sont montrées en figure (II.2).

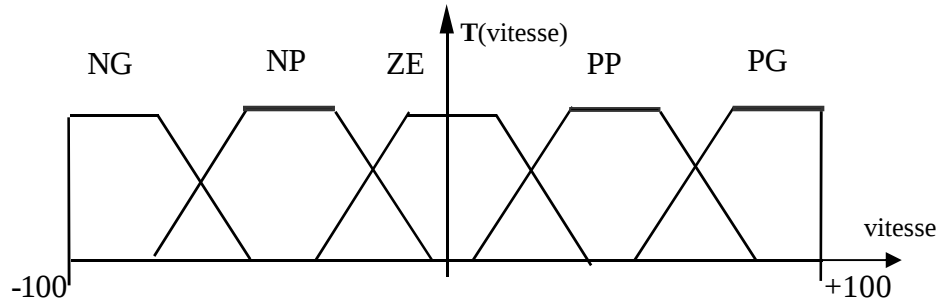


Figure (II.2) : Fonctions d'appartenance de $T(\text{vitesse}) = \{NG, NP, ZE, PP, PG\}$

II.1.3. OPERATIONS SUR LES ENSEMBLES FLOUS

La caractérisation des ensembles flous par les fonctions d'appartenance a permis une extension de certaines opérations définies sur les ensembles classiques au cas flou.

Soient A et B deux ensembles flous définis dans l'univers de discours X ayant respectivement μ_A et μ_B comme fonction d'appartenance [MEU-95], [PAS-98].

- UNION FLOUE (DISJONCTION) :

L'union de deux ensembles flous A et B de X est un ensemble flou $(A \cup B)$ de fonction d'appartenance

$$\forall x \in X : \mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) \oplus \mu_B(x) \quad (\text{II.6})$$

Le symbole « $\oplus$ » représente la co-norme triangulaire [PAS-98]. La co-norme triangulaire est le plus grand des degrés avec lesquels il appartient à A et à B, qui est la plus utilisée dans le domaine de la commande :

$$\mu_A(x) \oplus \mu_B(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (\text{II.7})$$

- L'INTERSECTION FLOU (CONJONCTION) :

L'intersection de deux ensembles flous A et B de X est un ensemble flou $(A \cap B)$ de fonction d'appartenance :

$$\forall x \in X : \mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) * \mu_B(x) \quad (\text{II.8})$$

Le symbole « $*$ » représente la norme triangulaire [PAS-98]. La norme triangulaire caractérise le plus petit des degrés avec lesquels il appartient à A et à B. Les normes les plus utilisées dans le domaine de la commande sont:

$$\mu_A(x) * \mu_B(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (\text{II.9})$$

$$\mu_A(x) * \mu_B(x) = \mu_A(x) \times \mu_B(x) \quad (\text{II.10})$$

- **PRODUIT CARTESIEN :**

Soient des ensembles flous $A_1, A_2, \dots, A_n$ respectivement définis sur les univers de discours $X_1, X_2, \dots, X_n$, leur produit cartésien est un ensemble flou, désigné par $A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n$

Défini sur l'espace produit $X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n$ ayant pour fonction d'appartenance :

$$\mu_{A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n}(x_1, x_2, \dots, x_n) = \min(\mu_{A_1}(x_1), \mu_{A_2}(x_2), \dots, \mu_{A_n}(x_n)) \quad (\text{II.11})$$

- **RELATION FLOUE :**

Une relation floue représente le degré de présence ou d'absence d'association entre les éléments de deux ou de plusieurs ensembles flous.

Une relation floue d'ordre n est un ensemble flou dans l'espace $X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n$, elle est caractérisée par la fonction d'appartenance $\mu_R(x_1, x_2, \dots, x_n) \in [0, 1]$

ou $x_1, x_2, \dots, x_n \in X_1, X_2, \dots, X_n$ respectivement la relation est définie par :

$$R_{x_1 \times x_2 \times \dots \times x_n} = \{((x_1, x_2, \dots, x_n), \mu_R(x_1, x_2, \dots, x_n)) / (x_1, x_2, \dots, x_n) \in X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n\} \quad (\text{II.12})$$

- **COMPOSITION DES RELATIONS FLOUES :**

Soient R et S deux relations floues définies respectivement sur $X \times Y$ et $Y \times Z$. La composition de ces deux règles est une relation floue dénotée par $R \circ S$ sur $X \times Z$ de fonction d'appartenance définie par :

$$\mu_{R \circ S}(x, z) = \{(x, z), \sup_{y \in Y} (\mu_R(x, y) * \mu_S(y, z))\} \quad (\text{II.13})$$

II.1.4. FONCTION D'APPARTENANCE

Pour le traitement numérique en logique floue, il est nécessaire d'associer pour chaque valeur de la variable linguistique une fonction d'appartenance qui prend différentes formes suivantes (figure II.3), [BUH-94], [JAN-95], [PAS-98] :

- fonction triangulaire : elle est définie par trois paramètres $\{a,b,c\}$:

$$\mu(x) = \max \left[\min \left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{d-c} \right), 0 \right] \quad (\text{II.14})$$

- fonction trapézoïde : elle est définie par quatre paramètres $\{a,b,c,d\}$:

$$\mu(x) = \max \left[\min \left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c} \right), 0 \right] \quad (\text{II.15})$$

- fonction gaussienne : elle est définie par deux paramètres $\{m,\sigma\}$

$$\mu(x) = \exp \left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2} \right) \quad (\text{II.16})$$

- fonction sigmoïdale : elle est définie par deux paramètres $\{a,c\}$

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \exp(a(x-c))} \quad (\text{II.17})$$

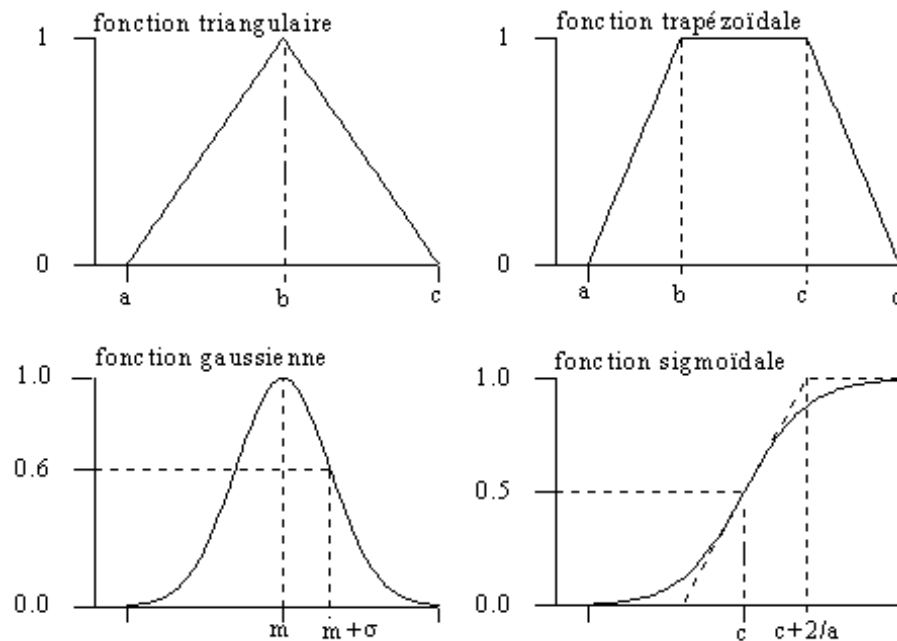


Figure (II.3) : Forme des fonctions d'appartenance usuelles.

II.2. RAISONNEMENT FLOU

Le mode naturel est trop complexe. Ces mesures sont soumises à des imprécisions, vagues et éventuellement incertaines. Le raisonnement de ces connaissances en logique classique ne suffit pas, on fait appel à un raisonnement flou.

II.2.1. IMPLICATION FLOUE

L'implication floue est un opérateur qui permet d'évaluer le degré de vérité d'une règle de la forme :

SI x est A ALORS y est B

A partir des valeurs de la prémisse d'une part, et de celle de la conclusion d'autre part. Ce degré de vérité est évalué à partir des degrés d'appartenance de x de A et y de B comme suit [MEU-95], [PAS-98] :

$$\mu_R(x,y)=\text{imp}(\mu_A(x), \mu_B(y)) \quad (\text{II.18})$$

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

- implication de Mamdani : $\mu_R(x,y)=\min(\mu_A(x), \mu_B(y))$ (II.19)

- implication de Larsen : $\mu_R(x,y)=\mu_A(x) \times \mu_B(y)$ (II.20)

II.2.2. MODUS PONENS GENERALISE

Il existe deux règles d'inférence importantes utilisées en logique floue : le modus ponens généralisé et le modus tollens généralisé qui sont une extension des règles d'inférence appliquées en logique classique : modus ponens et le modus tollens [MEU-95], [PAS-98] exprimés comme suit :

	Modus ponens	Modus ponens généralisé
Fait :	x est A	x est A'
Règle :	SI x est A ALORS y est B	SI x est A ALORS y est B
Conclusion :	y est B	y est B'
	Modus tollens	Modus tollens généralisé
Fait :	y n'est pas B	y est B'
Règle :	SI x est A ALORS y est B	SI x est A ALORS y est B
Conclusion :	x n'est pas B	x est A'

A partir de la règle « SI A ALORS B » et du fait « A' », on déduit un nouveau fait « B' » qui est caractérisé par un ensemble flou dont la fonction d'appartenance est donnée par :

$$\mu_B'(y) = \sup (\mu_A'(x) * \mu_R(x,y)) \quad (II.21)$$

Les fonctions d'appartenance $\mu_A'(x)$ et $\mu_R(x,y)$ caractérisent respectivement le fait « A' » et la régle R_k .

II.3. REGLAGE ET COMMANDE PAR LA LOGIQUE FLOUE

La commande floue est un domaine d'application de la théorie des ensembles flous qui a été proposé par L.A. Zadeh puis son principe a été appliqué par Mamdani et Assilian sur la commande des processus industriels.

Son but est de traiter des problèmes de commande de processus. Elle se diffère cependant sur les points suivants : [BUH-94], [MEU-95], [PAS698].

- La connaissance mathématique de la fonction du processus n'est pas nécessaire ;
- La maîtrise du système à régler avec un comportement complexe (fortement non linéaire et difficile à modéliser) ;
- Piloter un processus en utilisant les connaissances et l'expérience d'un opérateur humain qualifié « expert » ;
- 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.3.1. REGULATEUR FLOU

Un régulateur flou est un système à base de connaissance particulière composé de quatre modules principaux à savoir : la base de règle, la fuzzification, le moteur d'inférence et la défuzzification comme il est montré par la figure (1.4): [BUH-94], [MEU-95], [JAN-95], [PAS-98].

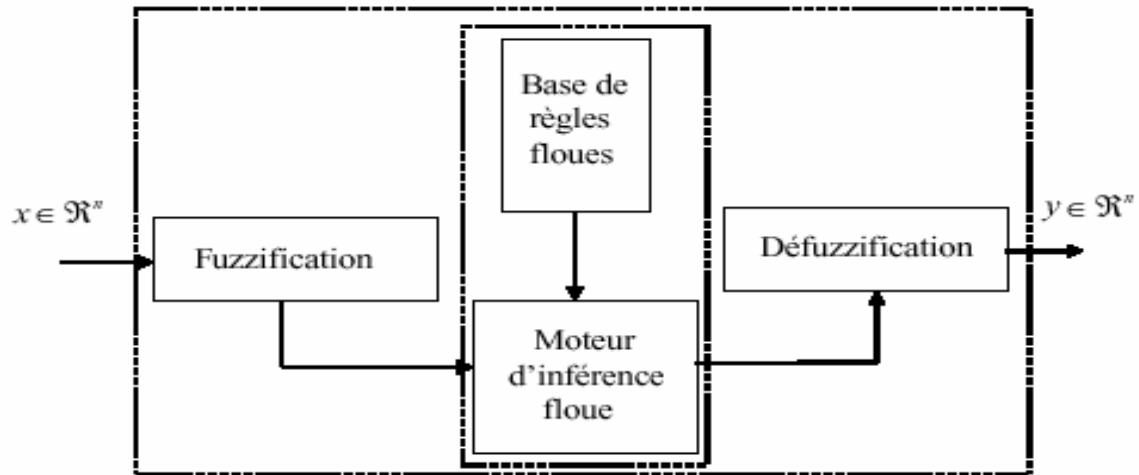


Figure (II.4) : Schéma synoptique d'un régulateur flou

II.3.1.1. Base de règles

La base de règles floues, ou base de connaissances, contient des règles floues décrivant le comportement du système, elle est le cœur du système entier dans le sens où tous les autres composants sont utilisés pour interpréter et combiner ces règles afin de former le système final.

Ces règles peuvent être fournies par un expert ou peuvent être extraites de données numériques. Dans les deux cas, les règles prennent la forme « SI prémisse ALORS conclusion », à titre d'exemple :

$$R_1^k : \text{SI } x_1 \text{ est } A_1^k \text{ et } \dots \text{ et } x_n \text{ est } A_n^k \text{ ALORS } y \text{ est } B^k$$

Ou sous forme de Sugeno

$$R_1^k : \text{SI } x_1 \text{ est } A_1^k \text{ et } \dots \text{ et } x_n \text{ est } A_n^k \text{ ALORS } y_k = f_k(x)$$

Avec : $k=1,2,\dots, M$; A_i^k et B_k sont des ensembles flous dans $X_i \subset \mathfrak{R}$ et $y \subset \mathfrak{R}$ respectivement ; $x=[x_1, x_2, \dots, x_n] \in X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n$ et $y \in Y$
 x et y sont des variables linguistiques

$$f_k(x) = a_{k,0} + a_{k,1}x_1 + a_{k,2}x_2 + \dots + a_{k,n}x_n \quad (\text{polynôme})$$

Avec $(a_{k,0}, a_{k,1}, a_{k,2}, \dots, a_{k,n})$ variables

II.3.1.2. Moteur d'inférence

Le moteur d'inférence floue transforme, à l'aide des techniques de raisonnement flou, la partie floue issue de la fuzzification en une nouvelle partie floue. En fait, le moteur d'inférence combine les règles floues, en utilisant le principe de la logique floue, pour effectuer une transformation à partir des ensembles flous dans l'espace d'entrée vers des ensembles flous dans l'espace de sortie.

Pour le réglage par logique floue, on utilise en générale une des méthodes suivantes :

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

La méthode d'inférence max-min est réalisée, 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 est réalisée par la formation du minimum. Enfin l'opérateur « OU » qui lie les différentes règles est réalisé par la formation du maximum [MEU-95].

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

La méthode d'inférence max-produit est réalisée, au niveau de la condition, l'opérateur « ET » par la formation du produit. La condition 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 [MEU-95], [PAS-98].

- **Méthode de Sugeno**

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

II.3.1.3. Interface de fuzzification

La fuzzification transforme la grandeur physique d'entrée en une grandeur floue, utilisée pour activer les règles qui sont exprimées par des variables linguistiques associées à des ensembles flous. Il existe deux types de fuzzificateur généralement utilisés à savoir : La fuzzification singleton et la fuzzification non-singleton.

II.3.1.4. Interface de défuzzification

La sortie issue de l'inférence est une grandeur floue. Donc pour pouvoir définir la loi de commande, le régulateur flou doit être accompagné d'une procédure de défuzzification jouant le rôle de convertisseur de la commande floue en valeur physique nécessaire pour l'état du processus.

Plusieurs stratégies de défuzzification existent, les plus utilisées sont [BUH-94] :

- méthode du maximum ;
- méthode de la moyenne des maximas ;
- méthode du centre de gravité ;
- méthode de hauteurs pondérées.

- **Méthode du maxima**

Dans ce cas le défuzzificateur représente la valeur maximale de la fonction d'appartenance résultante issue de l'inférence. Cependant, cette méthode représente des inconvénients lorsqu'il y a plusieurs valeurs pour lesquelles la fonction d'appartenance résultante est maximale.

- **Méthode de la moyenne des maximas**

Le défuzzificateur examine l'ensemble flou qui détermine les valeurs pour lesquelles la fonction d'appartenance est maximale, ensuite se fait le calcul de la moyenne des ces valeurs comme résultat de défuzzification.

- **Méthode du centre de gravité**

Le défuzzificateur détermine le centre de gravité $\bar{y}$ et utilise cette valeur comme sortie du système flou. Ceci est donné par :

$$\bar{y} = \frac{\int y \mu_B(y) dy}{\int \mu_B(y) dy} \quad (\text{II.22})$$

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

Il est à noter que cette méthode est généralement difficile à calculer. De ce fait, cette méthode est la plus coûteuse en termes de temps de calcul.

- **Méthode des hauteurs pondérées**

Le défuzzificateur d'abord évalue $\mu_B^k(y)$ en $\bar{y}^k$ et calcul ensuite la sortie du système flou par :

$$y = \frac{\sum_{k=1}^M \mu_B^k(\bar{y}) \bar{y}^k}{\sum_{k=1}^M \mu_B^k(\bar{y})} \quad (\text{II.23})$$

Où : $\bar{y}^k$ dénote le centre de gravité de l'ensemble flou B^k

L'équation ci-dessus est facile à utiliser. Cependant, son inconvénient réside dans le fait qu'elle n'utilise pas la forme entière de la fonction d'appartenance. Elle n'utilise que le centre $\bar{y}^k$ du support de la fonction d'appartenance de la conclusion, et ceci sans tenir compte du fait que la fonction d'appartenance soit étroite ou large.

II.4. APPLICATION DE LA LOGIQUE FLOUE A LA COMMANDE DE LA MAS

Dans cette section, nous présentons deux types de régulateurs flous pour le réglage de la vitesse d'une MAS à savoir : Le régulateur de type Mamdani et le régulateur de type Sugeno.

II.4.1. REGULATEUR DE TYPE MAMDANI

En 1974, E.H. Mamdani est le premier qui a appliqué la technique de réglage par la logique floue utilisant le premier régulateur flou, celle-ci est construite d'un organe de décision utilisant des règles subjectives et imprécises données par des experts qui connaissent bien le système.

II.4.1.1. Synthèse du régulateur

La majorité des régulateurs utilisent le schéma simple proposé par Mamdani [MAM-77] pour les systèmes MIMO mono-entrée/ mono-sortie. Ce schéma est représenté par la figure (II.5) suivante :

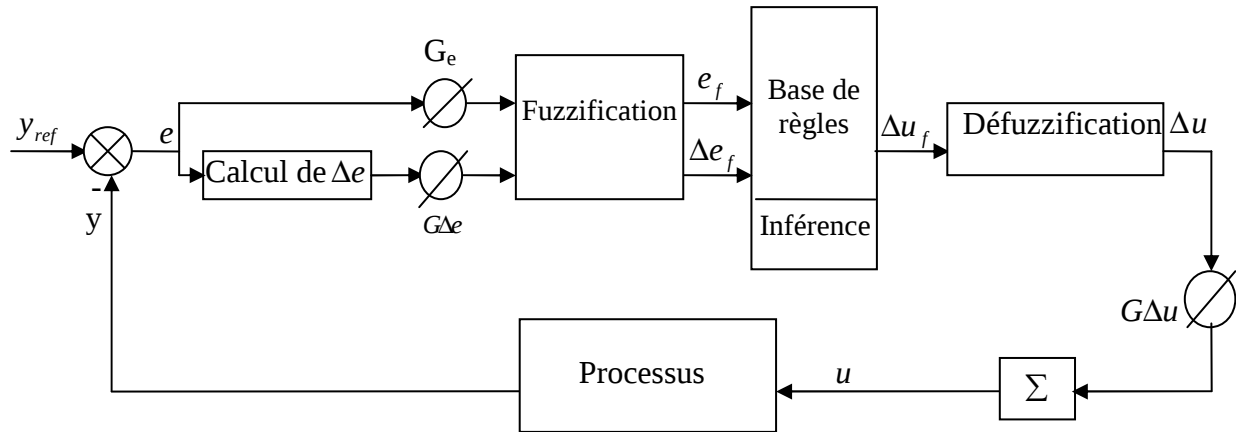


Figure (II.5) : Schéma bloc de régulation par régulateur flou.

D'après ce schéma le système est composé :

- d'un bloc de fuzzification utilisé pour convertir l'erreur et sa variation en valeur floues ;
- des règles du régulateur flou ;
- d'un bloc de défuzzification utilisé pour convertir la variation de la commande floue en valeur numérique ;
- d'un bloc intégrateur.

Les méthodes choisies pour le succès des algorithmes flous permettent de formuler un ensemble de décisions en termes linguistiques, utilisant les ensembles flous pour décrire l'amplitude de l'erreur, de sa variation et de la commande appropriée. En combinant ces règles, on peut dresser des tables de décisions permettant de donner les valeurs de la sortie du régulateur correspondant aux situations d'intérêt.

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 [NAG-92], [CAO-96], [MOH-00], [YAI-03].

La configuration d'un système flou multi-entrées multi-sorties de type Mamdani permet de représenter une relation non linéaire entre un ensemble d'entrée, noté, $x = [x_1, \dots, x_n]^T \in X \subseteq \mathfrak{R}^n$, et une sortie $y \in \mathfrak{R}$, avec $X = X_1 \times \dots \times X_n$ et $X_i \in \mathfrak{R}$.

Cette relation est décrite par un ensemble de règles floues de la forme suivante [WAN-94], [LAB-04] :

R_K : SI x_1 est F_1^K et.....et x_n est F_n^K ALORS y est B^K ($K=1, \dots, M$)

Où $F_i^K \in \{F_i^1, \dots, F_i^{m_i}\}$; avec F_i^j , $j=1, \dots, m_i$, $i=1, \dots, n$ sont des ensembles flous définis sur X_i , B^K des ensembles flous définis dans $\mathfrak{R}$, et $M = \prod_{i=1}^n m_i$ est le nombre total des règles du système flou, i.e. la base de connaissance comporte toutes les combinaisons possibles des ensembles flous des variables d'entrée.

Si on choisit la fuzzification singleton et on considère le connecteur « ET » comme le produit algébrique, le degré de vérité ou d'activation de chaque règle est donné par [WAN-94] :

$$\mu_K(x) = \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^K}(x_i) ; \mu_{F_i^K} \in \{ \mu_{F_i^1}, \dots, \mu_{F_i^{m_i}} \} \quad (\text{II.24})$$

Avec $\mu_{F_i^K}(x_i)$ la fonction d'appartenance associée à l'ensemble flou F_i^j .

En utilisant la méthode de défuzzification du centre de gravité, la sortie finale du système flou est donnée par [WAN-94], [PAS-98] :

$$y = \frac{\sum_{K=1}^M \mu_K y^-}{\sum_{K=1}^M \mu_K} \quad (\text{II.25})$$

Les avantages du système flou de Mamdani peuvent être résumés par les points suivants:

- 1- La simplicité dans la représentation des règles floues : Dans ce type de système les conséquences aussi bien que les prémisses des règles flous prennent la forme d'ensembles flous, ce qui les rend facile à interpréter.
- 2- La flexibilité dans l'implémentation : Ceci est dû à la liberté dans le choix des formes d'implication floues, du fuzzificateur et du défuzzificateur.

Le principal inconvénient de ce type de système est le nombre élevé de règles floues surtout lorsque le système est non linéaire et complexe.

II.4.2 REGULATEUR DE LA VITESSE

Pour le réglage de la vitesse d'un moteur asynchrone, on utilise une structure à deux régulateurs de même type (régulateur de type Mamdani), ces régulateurs sont le régulateur flou de vitesse et le régulateur flou de flux.

Les sorties des deux régulateurs sont les courants statoriques de référence suivant l'axe q et d (i_{qsref}, i_{dsref}), et après la transformation inverse de Park on aboutit aux courants réels statoriques qui donnent la vitesse réelle du moteur.

La structure globale de cette commande est représentée par la figure (II.6).

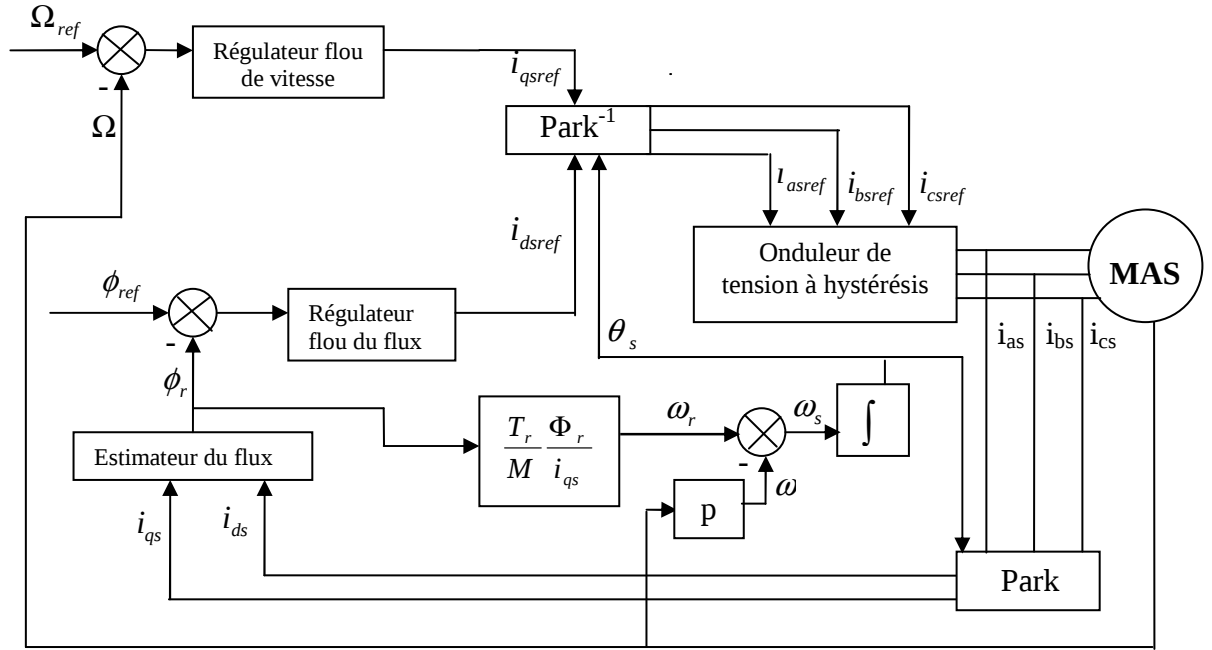


Figure (II.6) : Structure globale du réglage de vitesse par la logique floue de la MAS

Les deux régulateurs possèdent des fonctions d'appartenance identiques, la différence réside dans les gains de normalisation (facteurs d'échelle).

Le calcul de la commande pour les deux régulateurs est le même. Il se déroule comme suit:

- 1- échantillonner la sortie
- 2- calculer l'erreur notée par e_i :

$$e_i = \text{consigne} - \text{sortie} \quad (\text{II.26})$$

- 3- calculer la variation de cette erreur notée par Δe_i :

$$\Delta e_i = e_i - e_{i-1} \quad (\text{II.27})$$

Où : e_{i-1} est l'erreur à l'instant précédent.

- 4- calculer les valeurs de normalisation de e_i et Δe_i par :

$$\begin{aligned} X_{e_i} &= G_e e_i \\ X_{\Delta e_i} &= G_{\Delta e} \Delta e_i \end{aligned} \quad (\text{II.28})$$

Où : G_e et $G_{\Delta e}$ représentent les facteurs d'échelle (normalisation), on fait varier ces facteurs jusqu'à ce qu'on trouve un phénomène transitoire de réglage convenable. En effet, ces derniers ont un grand effet sur les performances de la commande.

5- calculer la variation de la commande Δu_i

Pour cela on parcourt les étapes suivantes :

5.1- fuzzification :

Calculer les degrés d'appartenance de e_i et Δe_i pour les différentes classes à l'aide de leurs fonctions d'appartenance.

5.2- inférence floue :

Calculer les fonctions d'appartenance résultante de la variable linguistique Δu_i à Chacune de ces classes.

5.3- défuzzification:

Par cette étape se fait retour aux grandeurs de sorties réelles. Il s'agit de calculer, à partir des degrés d'appartenance à tous les ensembles flous de la variable de sortie, l'abscisse qui correspond à la valeur de cette sortie. Différentes méthodes sont utilisées, parmi eux la méthode du centre de gravite de la fonction d'appartenance résultante de l'inférence correspond à la valeur de sortie du régulateur est:

$$\Delta u_k = \frac{\sum_{k=1}^3 u_k r_k}{\sum_{k=1}^3 \mu_k} \quad (\text{II.29})$$

avec: μ_k : degré d'activation de la k^{eme} regle

r_k : L'abscisse du centre de gravite de la k^{eme} classe

5- calculer la sortie physique de la commande par:

$$u_k = u_{k-1} + G_{\Delta u} \Delta u_k \quad (\text{II.30})$$

Où

$G_{\Delta u}$: Gain associé à la commande u_k

Δu_k : Variation de la commande

Dans cette partie, nous allons nous intéresser à la conception d'un régulateur flou pour la commande de la vitesse d'un moteur asynchrone. Comme mentionné précédemment dans la

théorie de la logique floue, le nombre de combinaison et de variantes est quasiment infini. Devant ce large éventail, notre choix sera d'abord imposé par la simplicité de mise en oeuvre.

Nous recherchons un régulateur flou que l'on peut implanter au sein de ce type de commande.

Une des contraintes est la limitation du temps de calcul tout en conservant les propriétés du régulateur flou.

Compte tenu de ce qui vient d'être dit, nous avons retenu pour le régulateur:

- un nombre limité à trois ou sept ensembles flous pour chaque variable;
- des variables d'entrée dont les fonctions d'appartenance des ensembles flous sont de formes triangulaires;
- des singletons pour les fonctions d'appartenance de la variable de sortie;
- des gains variables à l'entrée et à la sortie du régulateur permettant d'ajuster son fonctionnement et de varier sa plage de sensibilité.

II.4.2.1 Régulateur à trois ensembles flous

Le régulateur admet pour les variables d'entrée et la variable de sortie trois ensembles flous NG (Négatif grand) ZE (Environ zéro) et PG (Positif grand) comme c'est montré par la figure (II.7):

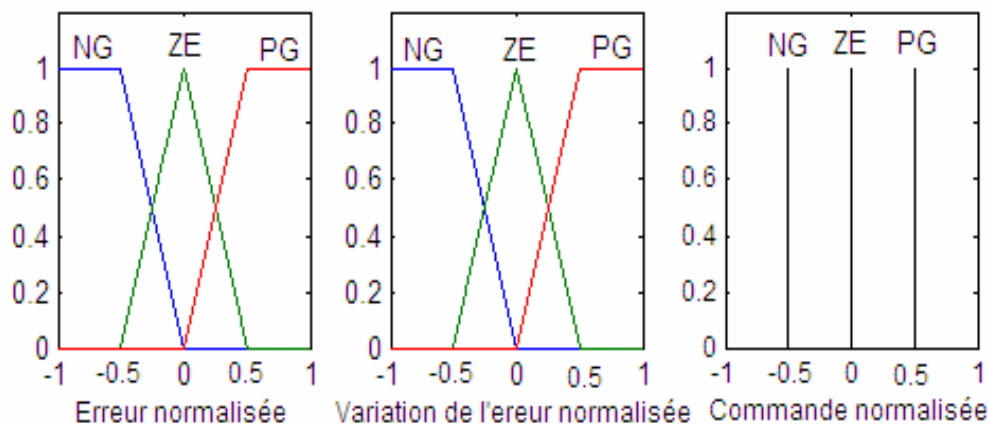


Figure (II.7): Fonction d'appartenance des différentes variables linguistiques.

Les règles floues relient le signal de sortie avec les signaux d'entrées par des conditions linguistiques et l'établissement de ces règles sont généralement basés sur l'expérience de l'opérateur et / ou du savoir-faire de l'ingénieur en régulation et commande.

L'évaluation des règles floues étant une opération déterministe, il est tout à fait envisageable de mettre sous forme de tableau (II.1) ce régulateur.

Δe \ e	NG	ZE	PG
NG	NG	NG	ZE
ZE	NG	ZE	PG
PG	ZE	PG	PG

Tableau (II.1) : Base de règle

Les valeurs contenues dans ces cellules ont été déterminées de façon logique en étudiant toutes les combinaisons possibles des variables d'entrée.

Par exemple, il est clair 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 zéro et sa variation aussi, il en sera de même de la commande. Si l'erreur est environ zéro et sa variation est fortement négative ou si l'erreur est fortement négative et sa variation est environ zéro, le signal de commande doit être fortement négatif.

II.4.2.2. Résultats de simulation

Afin de valider la méthode de commande floue avec trois fonctions d'appartenance pour chaque variables d'entrées et de sortie appliquée à une machine asynchrone triphasée soumis à une perturbation de couple de 10Nm puis une inversion du sens de marche de -1000tr/min à 1000tr/min. les figures (II.8.a) et (II.8.b) illustrent les courbes de vitesse, le couple et les flux rotoriques ainsi que les courants statoriques suivant les deux axes (d q), pour une durée de perturbation de 0.5s.

D'après les résultats de simulation obtenus, on constate que la vitesse suit sa valeur de référence sans dépassement et l'application d'un couple résistant n'affecte guère la vitesse de rotation souhaitée.

Le flux rotorique est installé, il suit sa valeur de référence suivant l'axe (d) avec une composante en quadrature (q) nulle.

L'application du couple résistant conduit à une augmentation du couple électromagnétique développé ainsi que le courant statorique qui a un comportement sinusoïdal.

L'analyse des résultats montre que les performances de poursuite de la consigne sont satisfaisantes ; un rejet total de la perturbation et un démarrage sans dépassement au bout de 0.25s.

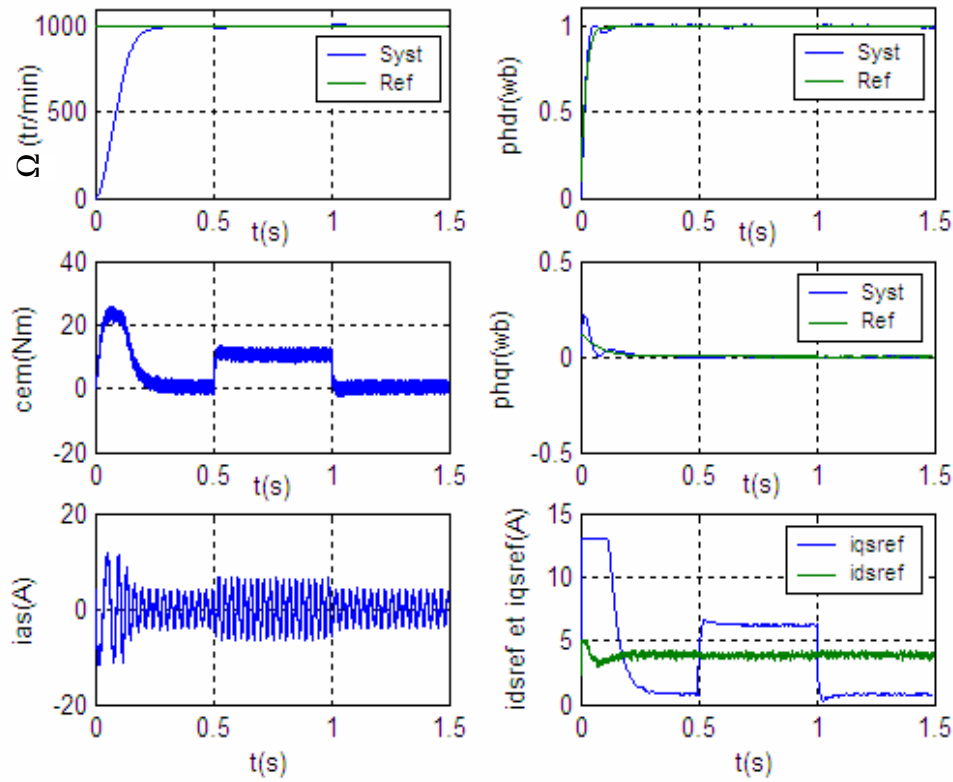


Figure (II.8.a) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variation de la charge

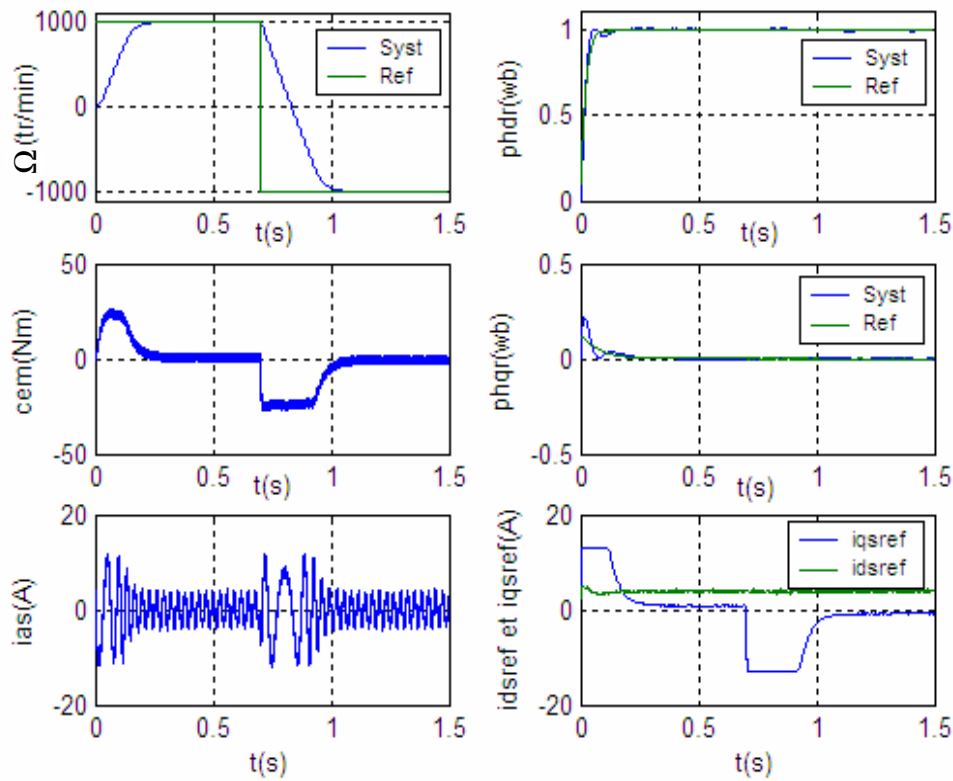


Figure (II.8.b) : Comportement dynamique de la MAS lors d'une inversion du sens de la marche.

II.4.2.3. Régulateur à sept ensembles flous

Dans le cas du régulateur à trois ensembles flous, les réglages se font surtout par l'action sur les facteurs d'échelle et à la sortie du régulateur. Par contre, si on passe à un nombre plus important d'ensembles flous, sept par exemple, un choix plus large s'offre notamment sur la matrice d'inférence et la répartition des fonctions d'appartenance. Bühler [BUH-94] insiste bien sur le fait que ce n'est pas le choix des opérateurs pour réaliser l'inférence qui est important mais plutôt la matrice d'inférence elle-même et surtout, la répartition des fonctions d'appartenance sur l'univers de discours. On peut en effet obtenir des caractéristiques non linéaires très prononcées. Cependant l'optimisation pour une application donnée peut être longue et fastidieuse. Il convient de ne faire varier que la forme ou la distribution des fonctions d'appartenance, soit des variables d'entrée, soit de la sortie, sinon on peut aboutir à une certaine compensation des régulateurs envisagés.

Nous avons utilisé dans cette partie une répartition uniforme des fonctions d'appartenance sur l'univers de discours des entrées et de la sortie, Les fonctions sont symétriques par rapport à zéro comme montré à la figure (II.9):

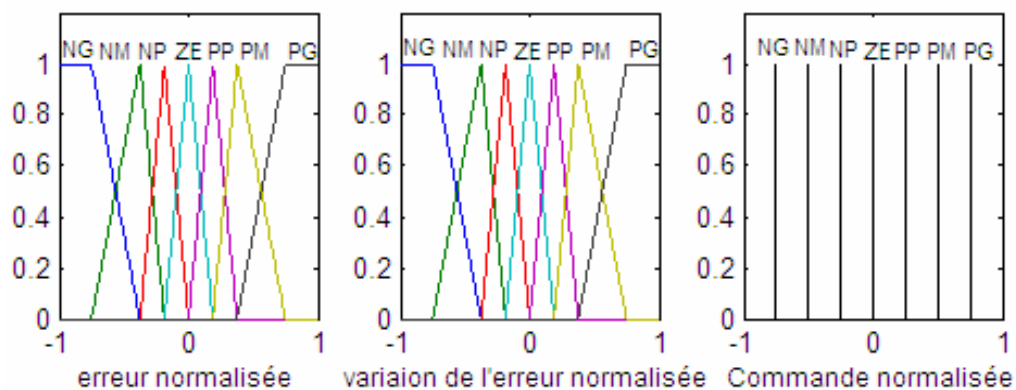


Figure (II.9) : Fonctions d'appartenance des différentes variables linguistiques

En utilisant les directives de synthèse de règles données dans la section précédente. La matrice d'inférence obtenue sera décrite par le tableau (II.2) suivant:

Δe \ e	NG	NM	NP	ZE	PP	PM	PG
NG	NG	NG	NG	NG	NM	NP	ZE
NM	NG	NG	NG	NM	NP	ZE	PP
NP	NG	NG	NM	NP	ZE	PP	PM
ZE	NG	NM	NP	ZE	PP	PM	PG
PP	NM	NP	ZE	PP	PM	PG	PG
PM	NP	ZE	PP	PM	PG	PG	PG
PG	ZE	PP	PM	PG	PG	PG	PG

Tableau (II.2) : Base de règles

Les ensembles flous sont notés comme suit:

- NG : Négatif grand
- NM : Négatif moyen
- NP : Négatif petit
- ZE : Environ zéro
- PP : Positif petit
- PM : Positif moyen
- PG : Positif grand

II.4.2.4. Résultats de simulation

Dans cette partie, nous simulons le comportement dynamique de la machine asynchrone lors d'un démarrage pour une consigne de 1000 tr/min avec variation de charge et puis lors d'une inversion du sens de marche de 1000 tr/min à -1000 tr/min avec le régulateur flou de type Mamdani à sept ensembles flous de formes triangulaires appliqués aux variables d'entrées et des singletons pour la variable de sortie. Il apparaît, suite aux différents résultats présentés aux figures (II.10.a) et (II.10.b), que les performances de poursuite de la consigne sont satisfaisantes et le rejet de la perturbation est très rapide.

On remarque, que les résultats sont identiques à ceux obtenus par un régulateur à trois ensembles flous. De ce fait, il est judicieux de travailler uniquement avec trois ensembles flous pour réduire la taille du régulateur et par conséquent le temps de calcul.

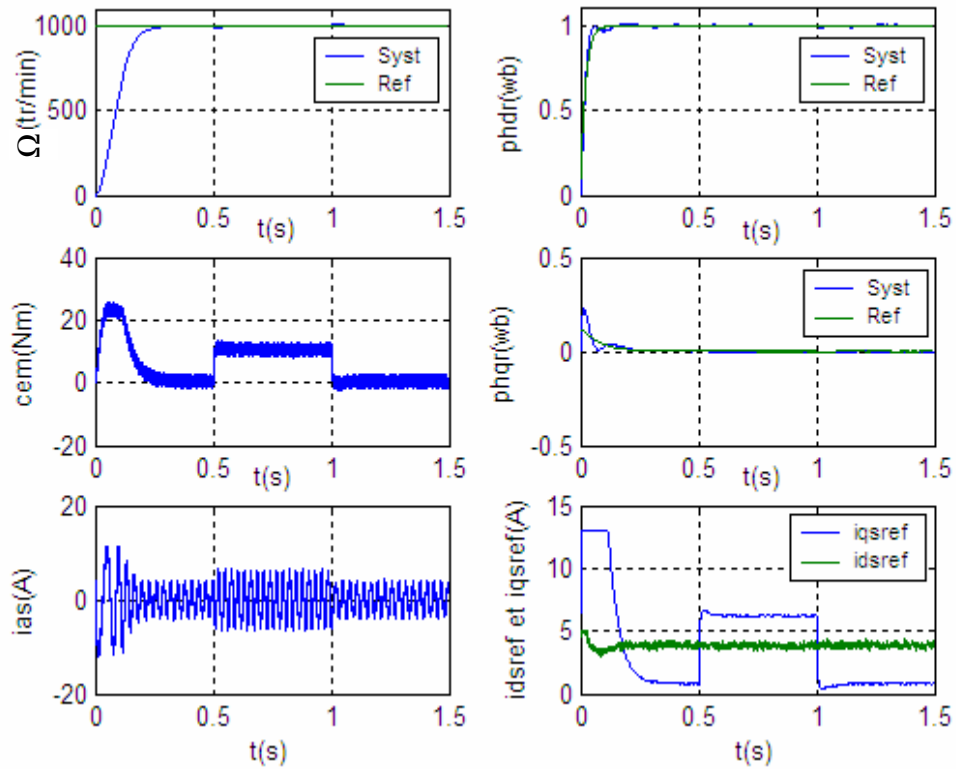


Figure (II.10.a) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variation de la charge

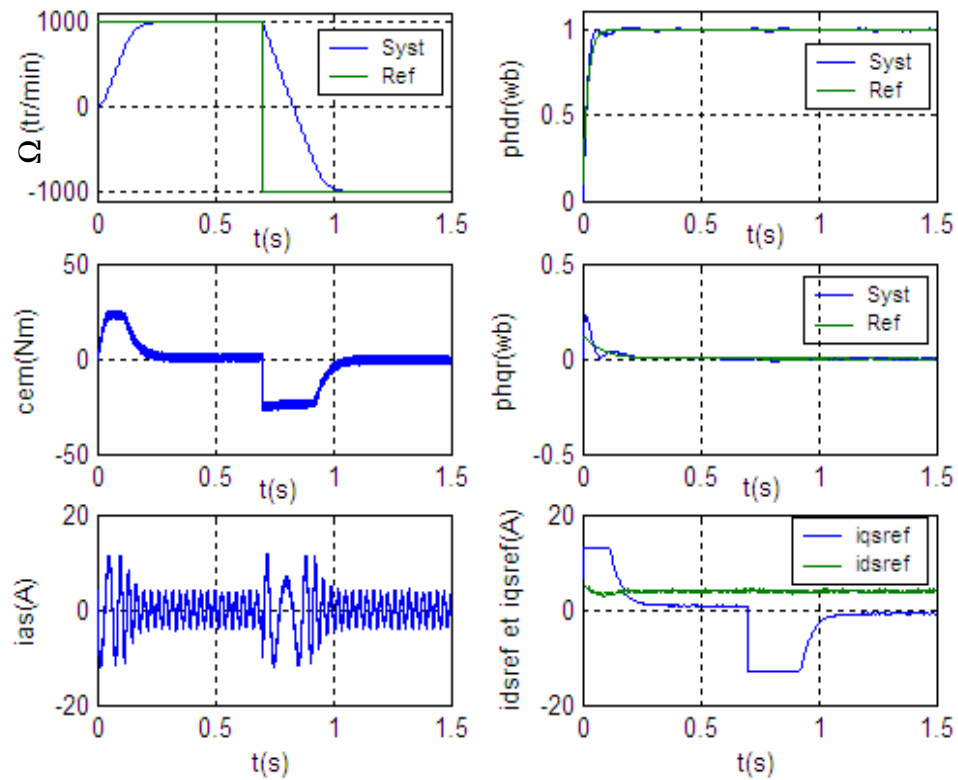


Figure (II.10.b) : Comportement dynamique de la MAS lors d'une inversion du sens de la marche.

II.4.3. REGULATEUR FLOU A GAIN ADAPTATIF

Dans la plupart des études effectuées sur la régulation floue, le gain associé à la sortie de la commande est constant et le plus faible possible dans le but d'éviter le problème d'instabilité. Cela augmente, en général, considérablement le temps de réponse du système.

Pour résoudre ce problème, on considère le gain de sortie comme étant une variable floue. Une table de décision pour le gain est nécessaire pour augmenter les performances dynamiques du système [BEN-04].

II.4.3.1. Description du régulateur flou à gain de commande adaptatif

Le schéma de la commande floue à gain adaptatif est représenté par la figure (II.11). En prenant comme variables d'entrée l'erreur et sa variation :

$$\begin{cases} e(k) = y_{ref}(k) - y(k) \\ \Delta e(k) = e(k) - e(k-1) \end{cases} \quad (II.31)$$

L'erreur et sa variation sont normalisées dans un univers de discours.

$$\text{Avec :} \quad \begin{cases} e_i(k) = G_e \cdot e(k) \\ \Delta e_i(k) = G_{\Delta e} \cdot \Delta e(k) \end{cases} \quad (II.32)$$

Où $G_e, G_{\Delta e}$ représente des gains constants, ils jouent un rôle extrêmement important, en effet, ce sont ces derniers qui fixeront les performances de la commande. La variable de sortie est normalisée dans le même univers de discours.

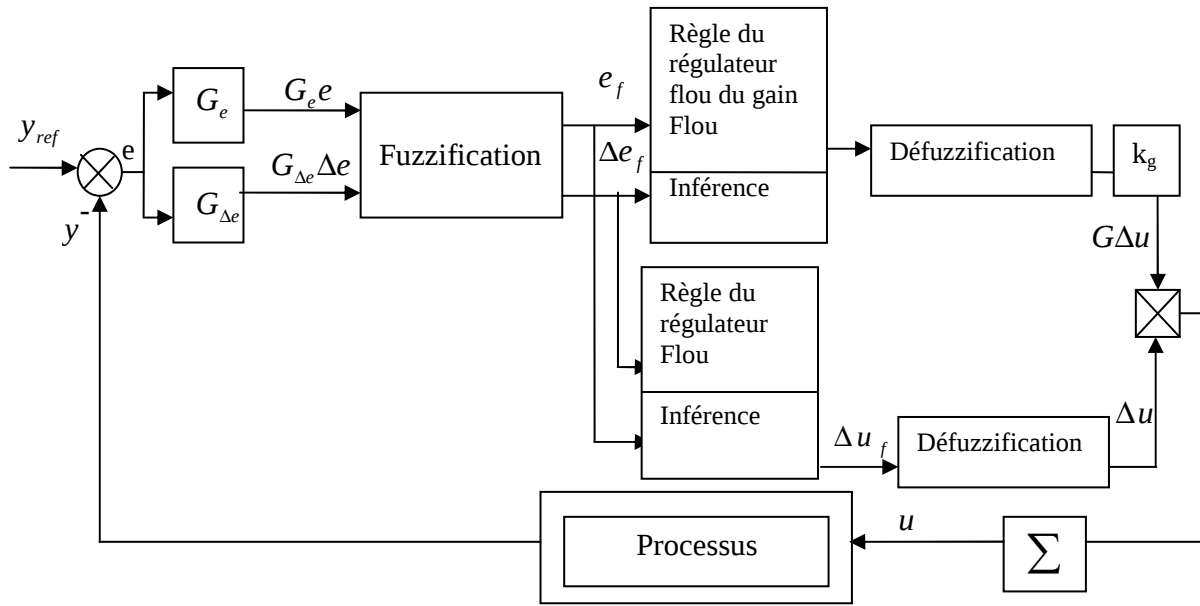


Figure (II.11) : Schéma d'un régulateur flou avec gain adaptatif flou.

II.4.3.2. Développement de la table de décision

A partir de la table de décision de la commande, la variation de la commande entre les instants t_k et t_{k+1} est donnée par :

$$U_{k+1} = U_k + G_{\Delta U_{k+1}} * \Delta U_{k+1} \quad (\text{II.33})$$

L'intérêt d'avoir un gain variable est :

- d'assurer une bonne stabilité du système.
- D'adapter l'algorithme flou à chaque situation du système.

Pour se faire, il faut considérer le gain comme étant une variable floue dont il faut définir les différents ensembles flous. Ceci nous amène à définir une table de décision pour le gain basée sur l'erreur et la variation de l'erreur.

Sachant que le développement des règles de décision se fait sur la base de l'expérience. Nous constatons d'après les résultats obtenus précédemment que la table de décision sur la commande donne de bons résultats du point de vue raisonnement flou. Pour l'améliorer, nous donnons un gain proportionnel au module de la décision de la commande.

C'est pourquoi, on fait correspondre pour chaque ensemble flou de la commande, l'ensemble flou du gain, de même genre mais toujours strictement positive [BEN-04].

ΔU	$G\Delta U$
PTP-ZE-NTP	PTP
PP-NP	PP
PM-NM	PM
PG-NG	PG
PTG-NTG	PTG

Tableau (II.3) : Table de relation entre la variation de la commande et son gain

Nous avons choisi les ensembles flous du gain adaptatif dont la fonction d'appartenance correspondante est représentée comme suit :

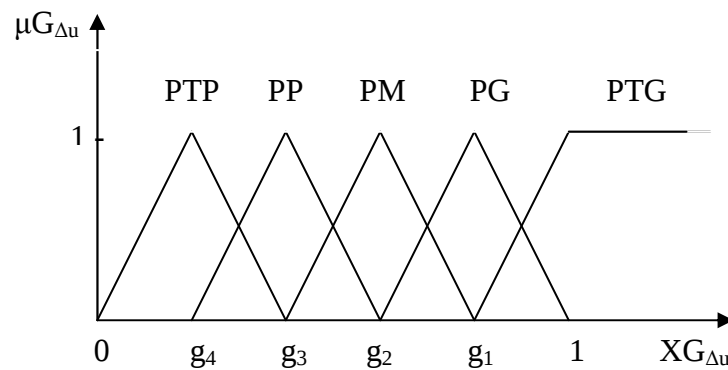


Figure (II.12) : Fonction d'appartenance du gain de la commande

La matrice de décision sur le gain de la commande est représentée comme suit :

Δe \ e	NG	NM	NP	ZE	PP	PM	PG
NG	PTG	PTG	PG	PM	PP	PTP	PTP
NM	PTG	PG	PM	PP	PTP	PTP	PTP
NP	PG	PM	PP	PTP	PTP	PTP	PP
ZE	PM	PP	PTP	PTP	PTP	PP	PM
PP	PP	PTP	PTP	PTP	PP	PM	PG
PM	PTP	PTP	PTP	PP	PM	PG	PTG
PG	PTP	PTP	PP	PM	PG	TG	PTG

Tableau (II.4) : Matrice de décision sur le gain de la commande

II.4.3.3. Résultats de simulation

Les simulations utilisées dans cette partie permettent de mettre en évidence les performances que l'on peut espérer obtenir pour le réglage de vitesse d'un moteur asynchrone commandé au moyen d'un régulateur flou à gain adaptatif afin d'assurer la stabilité et l'adapter à chaque situation du système.

Sur les figures (II.13.a) et (II.13.b), nous donnons les résultats de simulation concernant le réglage de vitesse lors d'une application d'un couple de charge de 10 Nm, ainsi lors d'une inversion du sens de marche, les performances du réglage sont satisfaisantes, la vitesse suit parfaitement sa référence, un rejet très rapide de la perturbation et l'inversion du sens de rotation s'effectue au bout 0.2s sans dépassement.

Il est à signaler que le flux rotorique suivant l'axe (d) diminue légèrement de sa valeur de référence puis revient pendant que le régime permanent est établi, de même pour le courant statorique qui présente une pointe importante lors du changement du sens de marche, mais ce dernier s'installe à zéro dans le régime permanent.

Nous remarquons d'après les figures des gains, que l'utilisation des gains adaptatifs prend des valeurs importantes lors de changement de consigne puis ils se stabilisent à des valeurs relativement faibles tout au long du régime permanent, ce qui montre que l'adaptation des gains assure la stabilité du système, surtout en présence des perturbations.

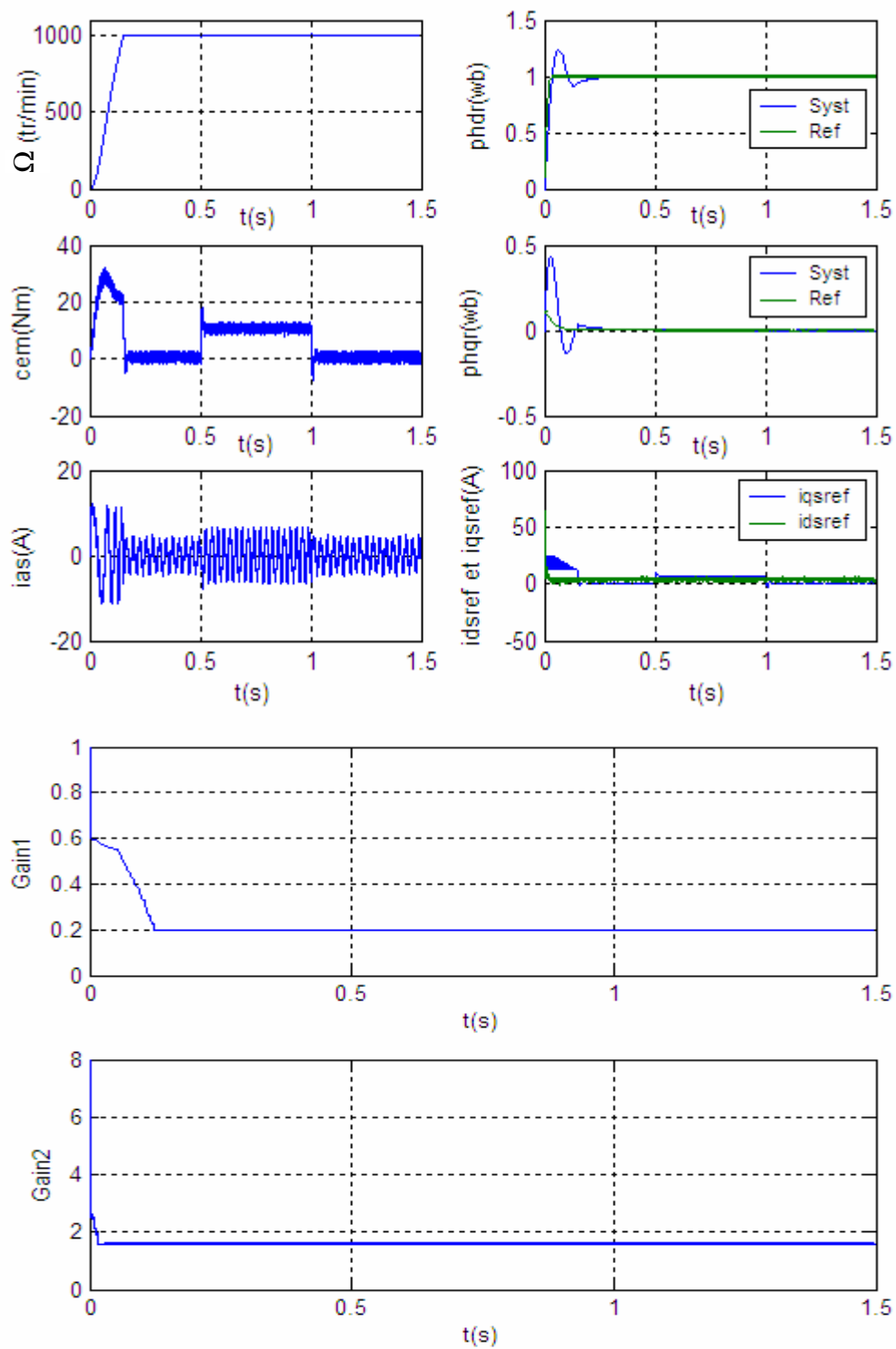


Figure (II.13.a) : Régulation de la vitesse avec des régulateurs flous adaptatifs avec l'application d'une perturbation de ($C_r = 10 \text{ Nm}$)

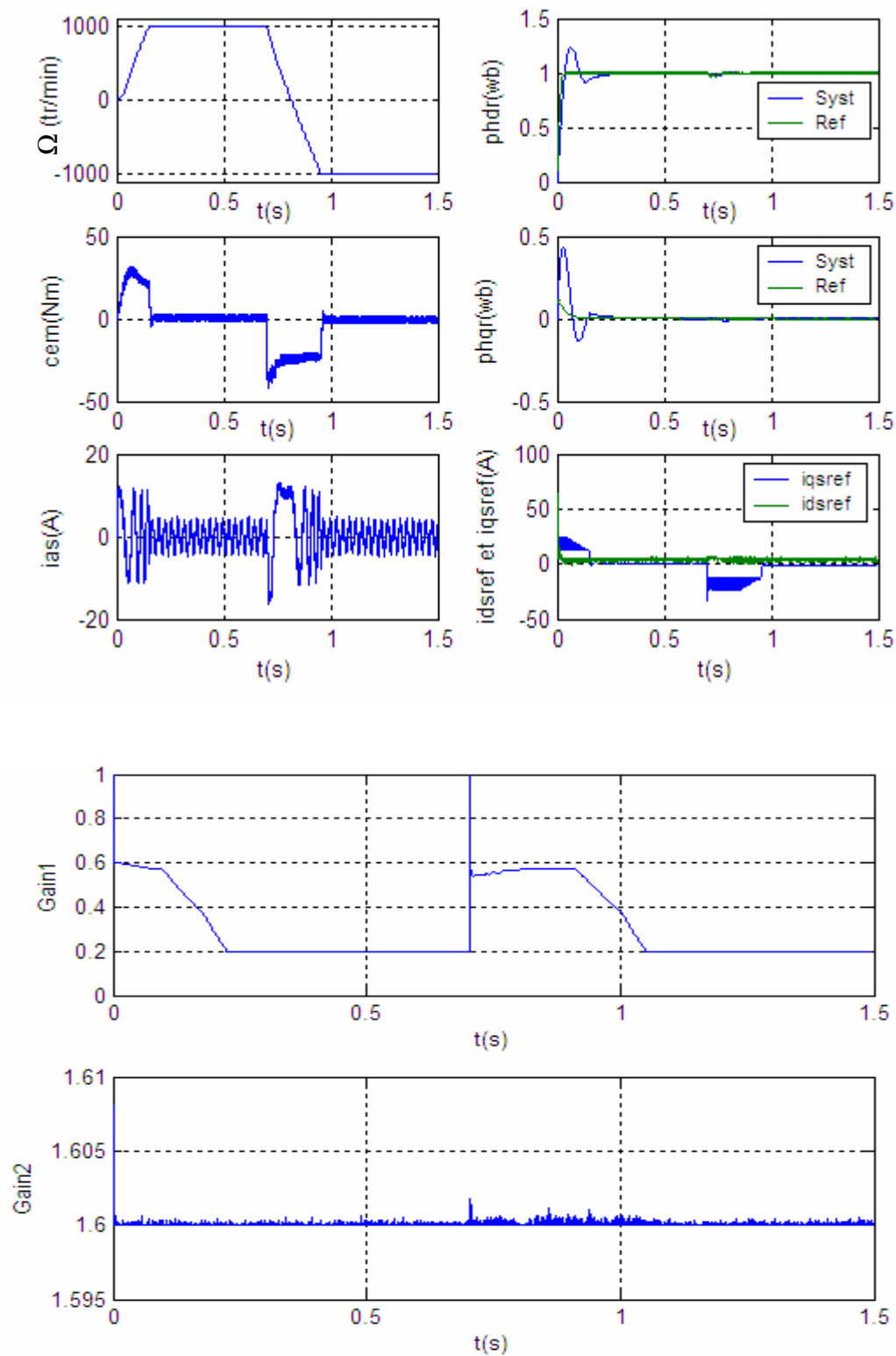


Figure (II.13.b) : Régler la vitesse avec des régulateurs flous adaptatifs lors d'une inversion du sens de rotation de 1000-1000 tr/min à l'instant $t=0.7$ s

II.4.4. REGULATEUR DE TYPE SUGENO

Dans la section précédente, nous avons présenté les régulateurs flous à conclusions symboliques appelés régulateur de type Mamdani, ces régulateurs utilisent en effet des conclusions symboliques de même nature que les prémisses et l'obtention de meilleures performances pour ce type de régulateur dû à l'augmentation de nombres de classes. Cependant l'augmentation du nombre de règles rend difficiles l'obtention de ces règles et augmente aussi le temps de traitement. Donc, pour diminuer le temps de calcul, il faut réduire la taille du régulateur en minimisant le nombre de règles constituant la base de connaissance. Pour résoudre ce problème, Sugeno et ses collaborateurs ont proposé des systèmes flous à conclusion fonctionnelle ou système flou de Takagi-Sugeno (TS). Ces régulateurs cherchaient à développer une méthode systématique de génération des règles floues à partir d'un ensemble de données entrée-sortie.

Notons par $x = [x_1, \dots, x_n]^T$ les entrées du système flou, et par y sa sortie. Pour chaque x_i est associée m_i ensembles flous F_i^j dans X_i , tel que pour $x_i \in X_i$, il existe au moins un degré d'appartenance $\mu_{F_i^j}(x_i) \neq 0$, ou $i=1,2,\dots,n$ et $j=1,2,\dots,m_i$. La base de règles du système flou comporte $M = \prod_{i=1}^n m_i$ règles floues de la forme [BUH-94]:

$$R_K : \text{SI } x_1 \text{ est } F_1^K \text{ et } \dots \text{et } x_n \text{ est } F_n^K \text{ ALORS } y = f_K(x) \quad (\text{II.34})$$

Où $F_i^K \in \{F_i^1, \dots, F_i^{m_i}\}$ et $f_K(x)$ est une fonction numérique

Dans l'espace de sortie. En général $f_K(x)$ est une fonction polynomiale en fonction des variables d'entrées.

Si $f_K(x)$ est une fonction linéaire de la forme :

$$f_K(x) = a_0^K + \sum_{i=1}^n a_i^K x_i \quad (\text{II.35})$$

Alors nous avons un système flou de Takagi-Sugeno d'ordre 1 (TS1).

Si par contre, $f_K(x)$ est un polynôme d'ordre zéro, i.e.

$$f_K(x) = a^K \quad (\text{II.36})$$

On a donc un système flou de Takagi-Sugeno d'ordre zéro (TS0).

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. En fait, la sortie du système flou est donnée par la relation suivante [WAN-94] [JAN-95] [YIN-98] [ALW-03] :

$$y(x) = \frac{\sum_{K=1}^M \mu_K(x) f_K(x)}{\sum_{K=1}^M \mu_K(x)} \quad (\text{II.37})$$

$$\mu_K(x) = \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^K}(x), \quad F_i^K \in \{F_i^1, \dots, F_i^{m_i}\}$$

qui représente le degré de confiance ou d'activation de la règle R_K .

Dans le cas d'un système flou TS1, la sortie est donnée par:

$$y(x) = \frac{\sum_{K=1}^M \mu_K(x) [a_0^K + a_1^K x_1 + \dots + a_n^K x_n]}{\sum_{K=1}^M \mu_K(x)} \quad (\text{II.38})$$

Et dans le cas d'un système flou TS0, la sortie se simplifie à

$$y(x) = \frac{\sum_{K=1}^M \mu_K(x) a^K}{\sum_{K=1}^M \mu_K(x)} \quad (\text{II.39})$$

II.4.4.1. Conception d'un régulateur flou

La conception d'un régulateur flou revient à déterminer sa structure et le choix de ces paramètres (phase d'acquisition). La conception d'un régulateur flou nécessite le choix des paramètres suivants [SOU-99]:

- définition des variables d'E/S du système ;
- choix de la partition floue, c'est-à-dire, l'association d'un ensemble de termes linguistiques caractérisés par des fonctions d'appartenance définies sur des univers de discours appropriés pour chaque variable d'E/S ;
- la forme des fonctions d'appartenance de l'espace d'E/S (triangulaire, gaussienne,.....etc) ;
- la base de règles ;
- le choix de la méthode d'inférence et de la stratégie de défuzzification.

Les systèmes flous utilisés pour la commande des procédés industriels sont caractérisés approximativement et qualitativement par la pensée humaine. Cependant leurs performances sont liées à deux facteurs importants:

- 1- la disponibilité de l'expertise (le savoir-faire) ;
- 2- La validité des techniques d'acquisition de connaissances et la justesse des données acquises.

L'inconvénient majeur de l'approche traditionnelle pour la conception des régulateurs flous réside au niveau de l'obtention des connaissances auprès d'un expert humain. Pour palier ce problème, la recherche s'est orientée vers l'élaboration des techniques optimales et systématiques pour la conception de ces régulateurs. La solution apportée est l'introduction de la notion d'extraction automatique des connaissances sans besoin relatif de l'expert [SOU-99].

Les méthodes d'extraction automatique des connaissances sont basées sur l'apprentissage pour déduire l'information suffisante pour traiter un problème quelconque.

Dans notre travail on applique l'approche connexionniste, cette approche consiste à combiner la théorie des réseaux de neurones avec celle de la logique floue afin de concevoir ce qu'on appelle un réseau neuronal flou (FNN, fuzzy neural network).

Dans cette approche, l'architecture du réseau dépend du type de règles et des méthodes d'inférence, d'agrégation et de défuzzification choisies [SOU-99].

Dans ce cas nous nous intéressons à la structure ANFIS (adaptive neural fuzzy based inference system). Cette architecture exploite complètement le modèle flou de Sugeno connu sous le nom TSK (TSK fuzzy model), proposé par Takagi, Sugeno et Kang.

Pour simplifier, nous considérons un système flou ayant deux entrées et une sortie, un régulateur flou du premier ordre ayant deux règles peuvent être représentés comme suit:

$$R^1 : \text{SI } (x_1 \text{ est } A_1) \text{ ET } (x_2 \text{ est } B_1) \text{ ALORS } (F_1 = a_0^1 + a_1^1 x_1 + a_2^1 x_2) \quad (\text{II.40})$$

$$R^2 : \text{SI } (x_1 \text{ est } A_2) \text{ ET } (x_2 \text{ est } B_2) \text{ ALORS } (F_2 = a_0^2 + a_1^2 x_1 + a_2^2 x_2)$$

L'architecture du réseau de neurone correspondant est montrée par la figure (II.14) [JAN-95], [TLE-99], [SOU-99].

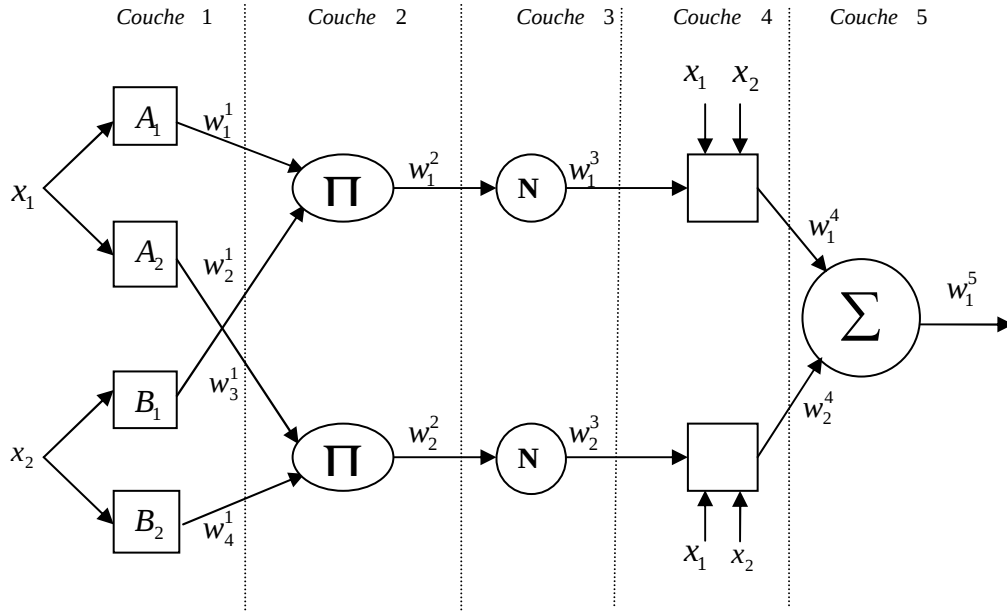


Figure (II.14) : Réseau de neurone basé sur le modèle flou de Sugeno.

Couche 1: chaque neurone de cette couche réalise l'opération de fuzzification donnée par:

$$W_i^1 = \mu_{A_i}(x_1) \quad \text{Pour } i=1,2 \quad (\text{II.41})$$

$$W_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(x_2) \quad \text{Pour } i=3,4 \quad (\text{II.42})$$

Où x_1, x_2 sont les entrées du nœud i et A_i et B_{i-2} sont les ensembles flous.

$\mu_{A_i}(x_1)$ et $\mu_{B_{i-2}}(x_2)$ sont les fonctions d'appartenance de la prémisse qui peuvent être choisies comme des paramètres ajustables.

Couche 2: couche d'inférence : chaque nœud calcule le degré d'activation ou de vérité de chaque règle, appliquant une conjonction Min ou Prod.

$$W_i^2 = \mu_{A_i}(x_1)\mu_{B_i}(x_2) ; \quad i=1,2 \quad (\text{II.43})$$

couche 3: couche de normalisation, la sortie de chaque neurone est donnée par:

$$W_i^3 = \frac{W_i^2}{W_1^2 + W_2^2} \quad i=1,2 \quad (\text{II.44})$$

couche 4: un neurone de cette couche est appelé un neurone adaptatif, sa sortie est:

$$W_i^4 = W_i^3(a_0^i + a_1^i x_1 + a_2^i x_2) ; \quad i=1,2 \quad (\text{II.45})$$

Où (a_0^i, a_1^i, a_2^i) sont des paramètres des conséquences.

Couche 5: un seul neurone dans cette dernière couche réalise l'opération de défuzzification. 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:

$$W_i^5 = \sum_{i=1}^2 W_i^4 = \frac{\sum_{i=1}^2 W_i^3 (a_0^i + a_1^i x_1 + a_2^i x_2)}{\sum_{i=1}^2 W_i^3} \quad (\text{II.46})$$

II.4.4.2. Algorithme d'apprentissage

La détermination des paramètres d'un régulateur 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).

Pour estimer les paramètres des réseaux neuronaux, on applique un algorithme d'apprentissage basé sur le filtre de Kalman étendu.

Soit un régulateur flou de Sugeno caractérisé par un ensemble de données entrée-sortie $(x(k), d(k))$ et un vecteur de paramètres θ regroupant tous les paramètres des prémisses ainsi des conséquences. Ces paramètres sont ajustables afin d'approcher la sortie du régulateur flou le mieux que possible à la sortie désirée $d(k)$. L'application du filtre de Kalman étendu consiste à linéariser à tout instant la sortie du régulateur autour du vecteur $\hat{\theta}$ estimé. Ceci revient à écrire [LAB-98]:

$$d(k) = \Delta u(x(k); \hat{\theta}(k-1)) + \psi^T(k)(\theta - \hat{\theta}(k-1))$$

$$\psi(k) = \frac{\partial \Delta u(x(k); \theta)}{\partial \theta} / \hat{\theta}(k-1) \quad (\text{II.47})$$

La forme de la solution est :

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + p(k)\psi(k)e(k)$$

$$e(k) = d(k) - \Delta u(x(k); \hat{\theta}(k-1)) \quad (\text{II.48})$$

$$\text{Où} \quad p(k) = \frac{\alpha_1 I}{\alpha_2 + \psi^T(k)\psi(k)} \quad \alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0 \quad (\text{II.49})$$

$$\psi = \frac{\partial u}{\partial \theta} \quad \text{Avec } \theta \text{ est le vecteur des paramètres de prémisse et de conséquence}$$

Pour notre cas, les entrées du réseau sont l'erreur et sa variation, celles-ci sont caractérisées par trois ensembles flous de type gaussienne : NG, ZE et PG, définis par l'expression suivantes:

$$\mu(x) = \exp\left\{-0.5(v_i(x - c_i))^2\right\} \quad \text{Où } x_i \in \{e, \Delta e\} \quad (\text{II.50})$$

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

Les règles floues combinant l'erreur et sa variation nous donne la sortie du régulateur, sont groupées dans le tableau (II.5):

$\begin{matrix} e \\ \Delta e \end{matrix}$	NG	ZE	PG
NG	f_1	f_4	f_7
ZE	f_2	f_5	f_8
PG	f_3	f_6	f_9

Tableau (II.5) : Règles d'inférence floue.

Pour la partie conséquence, les entrées sont les mêmes que celle de la partie prémisse.

Le régulateur flou de Sugeno du premier ordre ayant neuf règles qui prennent la forme suivante :

$$\text{Si } (e \text{ est } F_1^i) \text{ et } (\Delta e \text{ est } F_2^i) \text{ alors } f_i = a_0^i + a_1^i e + a_2^i \Delta e \quad \text{avec } i=1 : 9$$

La sortie du régulateur flou de Sugeno est donnée par la relation suivante :

$$Y = \sum_{K=1}^9 \mu_K y_K / \sum_{K=1}^9 \mu_K \quad \text{avec } \mu_l = \prod_{i=1}^n \mu_{F_l^i}(x_i) ; 1 \leq l \leq m$$

Où les paramètres $\theta = (c, v, a_0^i, a_1^i, a_2^i)$ sont des paramètres ajustables.

La figure (II.15) montre une représentation schématique, sous forme d'un réseau, d'un système flou TS1 à deux entrées et deux ensembles flous pour chaque variable [LAB-04].

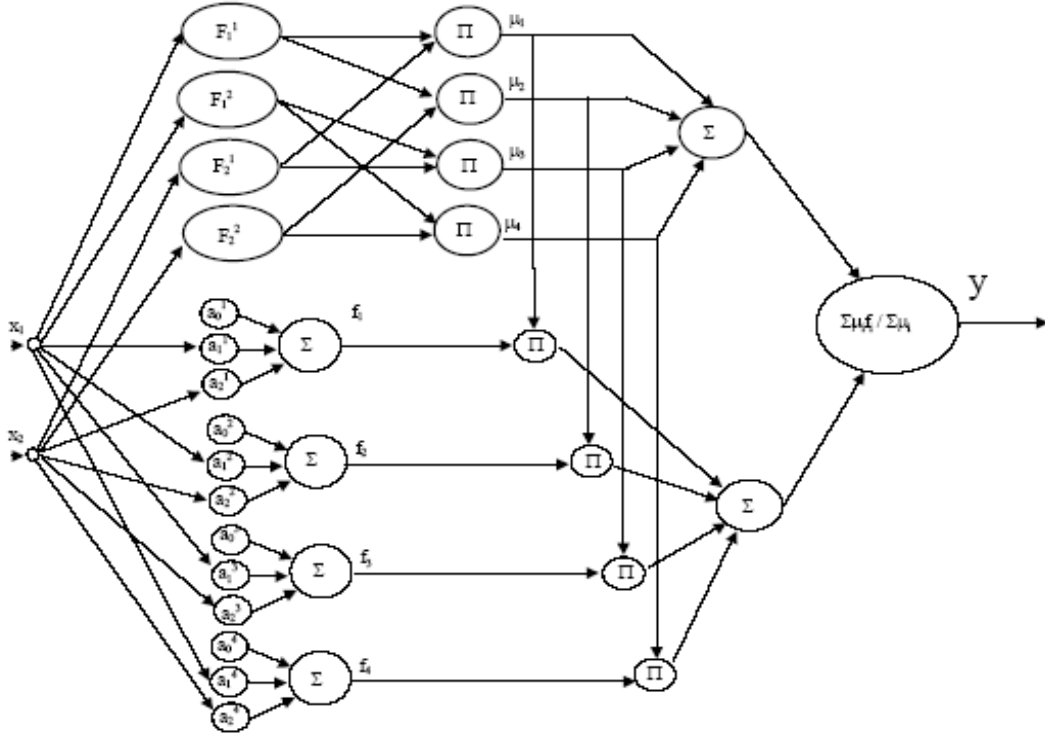


Figure (II.15) : Représentation d'un système flou de Takagi-Sugeno d'ordre 1.

Dans notre travail, l'erreur est la différence entre la sortie du régulateur flou de Mamdani qui est caractérisé par sept ensembles flous de type triangulaire pour chacune des variables linguistiques d'entrée et de sortie, et la sortie du régulateur flou de Sugeno avec trois ensembles flous de type gaussienne pour les variables linguistiques de l'erreur et de sa variation.

Pour l'apprentissage, la méthode appliquée est le calcul du gradient $\psi = \frac{\partial \Delta u}{\partial \theta}$

Avec $\theta = [c \quad v \quad a_0 \quad a_1 \quad a_2]$ est le vecteur des paramètres des prémisses et des conséquences.

Par conséquent nous avons [TLE-99] :

$$\frac{\partial \Delta u}{\partial \theta} = \left[\frac{\partial \Delta u}{\partial c} \quad \frac{\partial \Delta u}{\partial v} \quad \frac{\partial \Delta u}{\partial a_0} \quad \frac{\partial \Delta u}{\partial a_1} \quad \frac{\partial \Delta u}{\partial a_2} \right] \quad (\text{II.51})$$

Où

$$\frac{\partial \Delta u}{\partial c_i} = \frac{v_i^2 (x_i - c_i) \sum_{k \in J} \mu_k (f_k - \Delta u)}{\sum_{l=1}^M \mu_l} \quad (\text{II.52})$$

$$\frac{\partial \Delta u}{\partial v_i} = - \frac{v_i (x_i - c_i)^2 \sum_{k \in J} \mu_k (f_k - \Delta u)}{\sum_{l=1}^M \mu_l} \quad (\text{II.53})$$

$$\frac{\partial \Delta u}{\partial a_0} = \frac{\mu_i}{\sum_{l=1}^M \mu_l} ; \quad \frac{\partial \Delta u}{\partial a_1} = \frac{\mu_i e}{\sum_{l=1}^M \mu_l} ; \quad \frac{\partial \Delta u}{\partial a_2} = \frac{\mu_i \Delta e}{\sum_{l=1}^M \mu_l} \quad (\text{II.54})$$

Les paramètres initiaux des prémisses et des conséquences pour les courants statoriques suivants les axes d et q sont regroupés dans les tableaux suivants :

Pour le courant i_{qs}

	f1	f2	f3	f4	f5	f6	f7	f8	f9
a ₀	-0.6019	-0.4118	-0.6548	-0.2756	0.1489	0.2639	-0.4294	1.2080	0.9341
a ₁	0.6680	-0.3421	0.1488	0.4383	0.5679	0.5592	-0.4909	1.3121	0.6647
b	0.3836	0.5560	-0.0022	0.6839	1.0311	0.8758	0.5868	0.8827	-0.0721

Tableau (III.6.a) : Valeurs initiales des conséquences.

	Erreur			Variation de l'erreur		
	NG	ZE	PG	NG	ZE	PG
c	-0.7911	-0.0919	0.9971	-0.3813	0.5294	0.7000
v	1.8031	2.1167	1.7492	2.5896	2.2894	0.0000

Tableau (III.6.b) : Valeurs initiales des prémisses.

Pour le courant i_{ds}

	f1	F2	f3	f4	f5	f6	f7	f8	f9
a ₀	-0.2884	-0.1826	-0.2582	-0.1663	0.1763	0.1605	-0.1601	1.2253	0.7806
a ₁	0.4798	0.4492	0.6789	0.6339	0.8664	0.9554	-0.3586	1.0063	0.1950
b	0.3470	0.7282	0.7147	0.7741	1.2278	0.9886	0.9423	0.8692	-0.3093

Tableau (III.7.a) : Valeurs initiales des conséquences.

	Erreur			Variation de l'erreur		
	NG	ZE	PG	NG	ZE	PG
c	-0.6676	0.0153	1.3160	-0.6371	0.6197	0.7000
v	1.6507	2.1173	1.7074	1.8879	2.0029	0.0000

Tableau (III.7.b) : Valeurs initiales des prémisses.

Les résultats d'apprentissage sont les suivants :

- Pour le régulateur de vitesse

	f1	f2	f3	f4	f5	f6	f7	f8	f9
a ₀	-0.59774	-0.40852	-0.65068	-0.26879	0.14865	0.26387	-0.42971	1.20561	-0.93621
a ₁	0.67033	-0.33943	0.15366	0.44387	0.56977	0.56634	-0.49965	1.30963	0.65989
b	0.38795	0.55655	-0.00250	0.69971	1.03060	0.88847	0.58814	0.88216	-0.07615

Tableau (III.6.a) : Résultats d'apprentissage des paramètres des conséquences
Pour le régulateur de vitesse.

	Erreur			Variation de l'erreur		
	NG	ZE	PG	NG	ZE	PG
C	-0.792569	-0.086815	1.003847	-0.374479	0.512763	0.700000
V	1.802806	2.106354	1.744851	2.596804	2.292571	0.000000

Tableau (III.6.b) : Résultats d'apprentissage des paramètres des prémisses
Pour le régulateur de vitesse.

- Pour le régulateur de flux

	f1	f2	f3	f4	f5	f6	f7	f8	f9
a_0	-0.28854	-0.18249	-0.25733	-0.16972	0.17725	0.16163	-0.15863	1.22673	0.778221
a_1	0.48044	0.44979	0.68062	0.63341	0.86693	0.95626	-0.35746	1.00810	0.19231
b	0.34761	0.72784	0.71457	0.77369	1.22699	0.98698	0.93660	0.87005	-0.30691

Tableau (III.7.a) : Résultats d'apprentissage des paramètres des conséquences
Pour le régulateur du flux.

	Erreur			Variation de l'erreur		
	NG	ZE	PG	NG	ZE	PG
C	-0.665338	0.013904	1.313998	-0.638577	0.616821	0.700000
V	1.648059	2.118184	1.706100	1.880863	2.004643	0.000000

Tableau (III.7.b) : Résultats d'apprentissage des paramètres des prémisses
Pour le régulateur du flux.

II.4.4.3. Résultats de simulation

Afin de réduire la taille du régulateur, nous avons proposé un régulateur de type Sugeno construit uniquement de trois fonctions d'appartenance et un ensemble de neuf règles servant à la commande avec l'élimination de l'étape de défuzzification. Ce régulateur est appliqué au réglage de la vitesse d'une machine asynchrone.

Les figures (II.16.a) et (II.16.b) donnent le comportement dynamique de la machine lors du démarrage avec variation de la charge ainsi lors d'une inversion du sens de rotation.

Les résultats obtenus montre une bonne performance du réglage. En effet, la vitesse suit sa référence au bout de 0.2s, le courant statorique est bien limité durant le régime transitoire.

Le flux rotorique est maintenu, il suit sa valeur de référence suivant l'axe (d) avec une composante en quadrature (q) nulle.

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

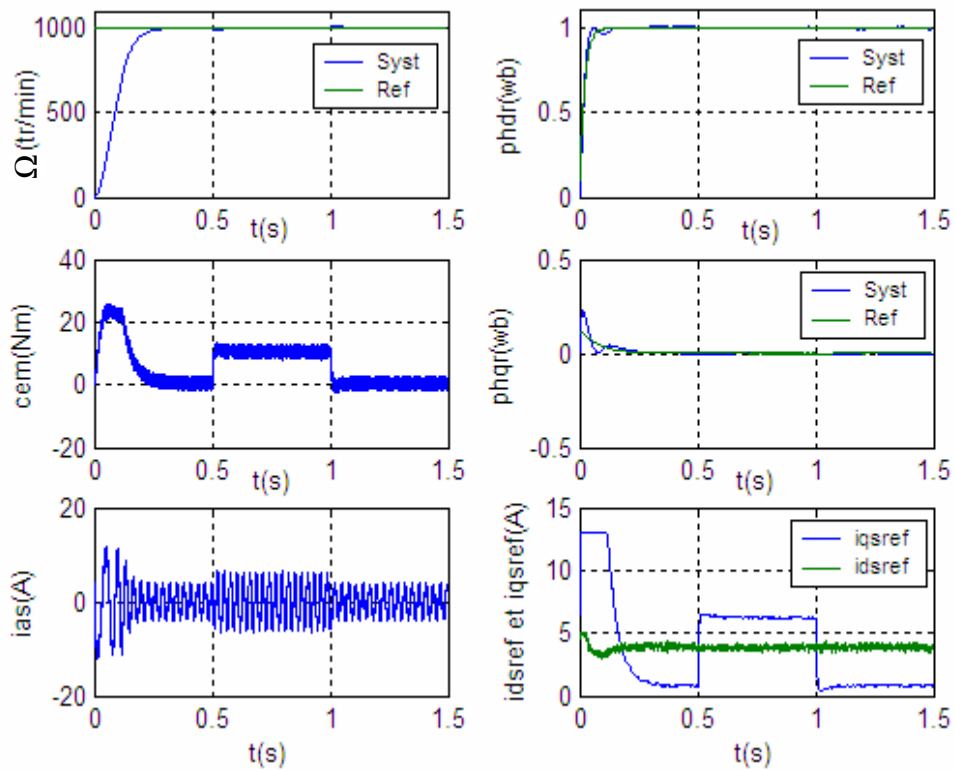


Figure (II.16.a) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variation de la charge

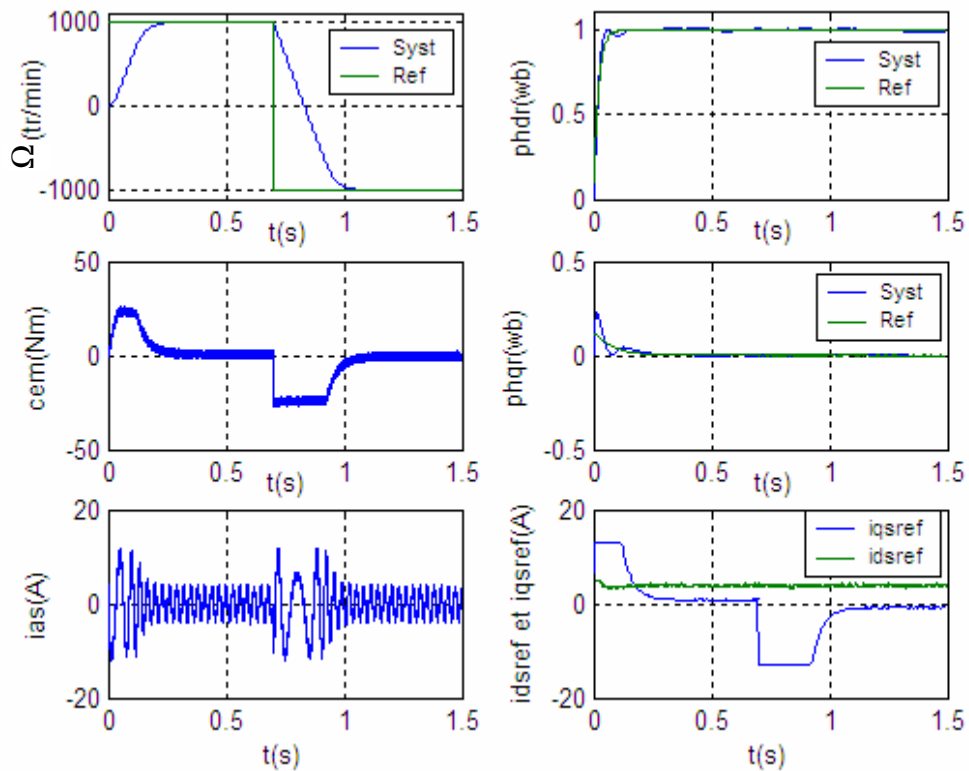


Figure (II.16.b) : Comportement dynamique de la MAS lors d'une inversion du sens de la marche.

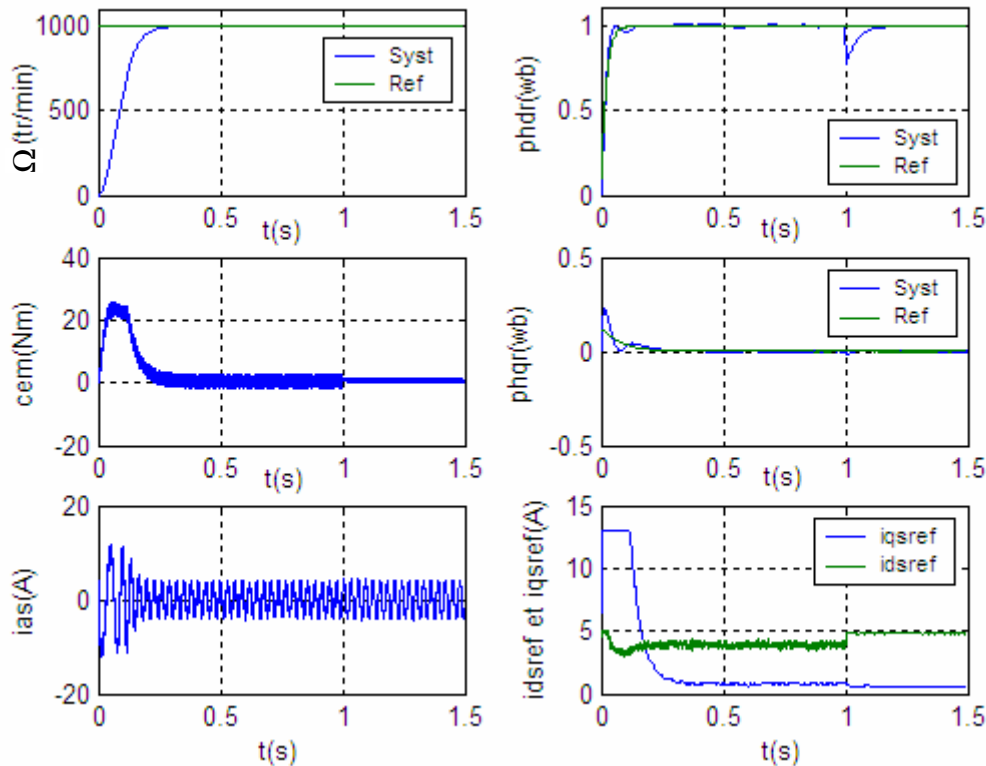


Figure (II.16.c) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variations paramétriques

II.4.5. Robustesse

Pour tester la robustesse de la commande par logique floue, nous avons fait un changement paramétrique sur la résistance rotorique, sur les inductances rotoriques et statorique ainsi que sur l'inductance mutuelle, la résistance rotorique est augmentée de 50%, les inductances sont diminuées de 20%.

La figure (II.16.c) donne le comportement du système lors de démarrage dans le cas du réglage de vitesse appliqué sur un régulateur flou de type Sugeno.

Les résultats obtenus montrent une forte robustesse en présence des variations paramétriques et la dynamique de poursuite de la consigne n'est pas affectée par la variation paramétrique introduite sur le système.

II.5. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons proposé des méthodes variées de la commande par logique floue pour le réglage de vitesse d'une machine asynchrone dont le but d'obtenir de bonnes performances tout en réduisant la taille des régulateurs flous utilisés.

Le choix de la commande par logique floue présente plusieurs avantages : raisonnement proche du celui de l'homme c'est-à-dire traite l'imprécis, l'incertain et le vague, sa capacité à commander des systèmes non linéaire, obtention de meilleures performances dynamiques et ses qualités intrinsèques de robustesse.

Dans la commande par logique floue, la description linguistique de l'expertise de l'être humain est présentée sous forme de règles floues afin de commander le système. Dans ce sens, deux types de régulateurs ont été utilisés dans ce chapitre, le premier est un régulateur flou basé sur le mode de raisonnement de Mamdani, le deuxième régulateur est basé sur le raisonnement de Sugeno ou ses sorties dépendent, comme un polynôme d'ordre un de ses entrées.

D'après les résultats obtenus, nous pouvons conclure que la commande par logique floue pour le réglage de vitesse d'une machine asynchrone par l'utilisation des deux types de régulateurs nous donne de meilleures performances aussi bien en présence de perturbation que lors d'une inversion du sens de rotation.

COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE INDIRECTE

INTRODUCTION

Beaucoup d'intérêt est consacré aux systèmes flous en raison de leurs capacités à traiter des variables floues et d'induire une loi de commande sur la base d'un raisonnement approximatif, car par un raisonnement approximatif nous nous référons à un type de raisonnement qui n'est ni très exact ni très inexact.

Le système de logique floue vise à modéliser le raisonnement humain et à penser le processus avec des variables linguistiques. Ils sont très utiles quand le processus a une commande à quelques incertitudes ou variables inconnues.

Cependant, afin de maintenir une exécution cohérente en présence de vraies incertitudes, le recours à la commande adaptative est, dans la plupart des cas, inévitable. La commande adaptative floue a été le sujet d'une recherche intensive pendant cette dernière décennie.

Par conséquent, la combinaison de l'étude de l'adaptativité et de l'incertitude a permis à des chercheurs de dériver les contrôleurs flous adaptatifs [CHE-03].

Les systèmes flous adaptatifs combinent les informations linguistiques (qualitatives) des experts avec les informations numériques (quantitatives) des capteurs. L'information linguistique est directement incorporée dans la construction et l'initialisation du système flou ; de l'autre côté, l'information numérique est incorporée en ajustant le système flou pour suivre les variations des données mesurées [GOL-01].

Plusieurs schémas de commande floue adaptative ont été proposés pour les systèmes complexes. Dans ces schémas adaptatifs, l'étude de la stabilité est fondée sur l'approche de Lyapunov, on peut distinguer deux approches de commande floue adaptative : l'approche directe et l'approche indirecte. Dans l'approche indirecte, les systèmes flous sont utilisés pour estimer la dynamique du système et la loi de commande est obtenue à partir de ces estimées [LAB-04].

En dépit de leurs capacités dynamiques et de leurs mises en œuvres pratiques [PAS-98], les

premiers systèmes flous souffraient du manque d'analyse de la stabilité, c-à-d. la stabilité de la boucle fermée n'est pas garantie et le processus d'adaptation ne mène pas à une dynamique bien définie. Récemment, une large classe de systèmes adaptatifs flous, qui utilisent les systèmes flous de Mamdani ou de TS a été développé pour contrôler les processus non linéaires, et la stabilité a été garantie dans le sens de la théorie de Lyapunov [GOL-01].

On traite dans ce chapitre la commande floue adaptative indirecte basée sur les systèmes flous. Nous présentons trois méthodes de commande adaptative qui sont : la commande floue adaptative basée sur l'identification inverse, la commande floue adaptative basée sur l'identification directe ainsi que la commande floue adaptative indirecte linéarisante.

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

Pour la commande floue adaptative basée sur l'identification inverse, on suit deux étapes. La première consiste à estimer les paramètres d'un modèle flou. La seconde, la commande appliquée au système est fournie par un régulateur flou.

III.1.1. Estimation des paramètres du modèle flou

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

$$u_i = F_i(X)x_i^{(n)} + G_i(X) \quad (\text{III.1})$$

La sortie de ce système est donnée par:

$$y_i = x_i \quad (\text{III.2})$$

Avec : $i = 1 \dots m$; $X = [x^{(n-1)}, \dots, x]^T$,

$x^{(j)}$ est la j^{ieme} 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.

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 [TLE-99].

$$\hat{u}_i = f_i(X; \theta_i) \quad (\text{III.3})$$

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

$$\begin{aligned} R_K : \text{ Si } x_1^{(n-1)} \text{ est } F_{l(1,n-1)} \text{ et } \dots \text{ et } x_m^{(n-1)} \text{ est } F_{l(m,n-1)} \text{ et } \dots \text{ et } x_1 \text{ est } F_{l(1,0)} \text{ et } \dots \text{ et } x_m \text{ est } F_{l(m,0)} \\ \text{ Alors } \hat{u}_i^k = a(0,k) + a(1,n-1,k)x_1^{(n-1)} + \dots + a(m,n-1,k)x_m^{(n-1)} + \dots + a(1,0,k)x_1 + \dots \\ + a(m,0,k)x_m + b(k)y_i^{(n)} \end{aligned} \quad (\text{III.4})$$

Avec :

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

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

M est le nombre total des règles floues.

La sortie du système flou est donnée par:

$$\hat{u}_i = \frac{\sum_{k=1}^M \mu_k \hat{u}_i^k}{\sum_{k=1}^M \mu_k} \quad (\text{III.5})$$

Où μ_k représente le degré d'activation de la règle R_K , donnée par la relation suivante:

$$\mu_k = \mu_{F_{l(1,n-1)}} \times \mu_{F_{l(2,n-1)}} \times \dots \times \mu_{F_{l(m-1,0)}} \times \mu_{F_{l(m,0)}} \quad (\text{III.6})$$

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:

$$e_i(t) = u_i(t) - f_i(X; \theta_i) \quad (\text{III.7})$$

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

$$\hat{\theta}_i(t) = \hat{\theta}_i(t-1) + p(t)\psi(t)e_i(t) \quad (\text{III.8})$$

$$\psi(t) = \frac{\partial f_i(X; \theta_i)}{\partial \theta_i} / \hat{\theta}_i(t-1) \quad (\text{III.9})$$

Où $p(t)$ est le gain de l'algorithme d'estimation donnée suivant la méthode du gradient comme suit :

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

Avec θ_i regroupe tous les paramètres du système flou. Il s'agit, des paramètres des fonctions d'appartenance et ceux des conclusions.

III. 1.2. Calcul de la commande

Une fois l'étape d'estimation est terminée, les paramètres estimés par le modèle flou sont envoyés au régulateur flou pour construire la base de règles. Par conséquent, la règle du régulateur flou prend la forme suivante :

$$\begin{aligned} R_K : \text{ Si } x_1^{(n-1)} \text{ est } F_{l(1,n-1)} \text{ et...et } x_m^{(n-1)} \text{ est } F_{l(m,n-1)} \text{ et...et } x_1 \text{ est } F_{l(1,0)} \text{ et...et } x_m \text{ est } F_{l(m,0)} \\ \text{ Alors } u_i^k = a(0,k) + a(1,n-1,k)x_1^{(n-1)} + \dots + a(m,n-1,k)x_m^{(n-1)} + \dots + a(1,0,k)x_1 + \dots \\ + a(m,0,k)x_m + b(k)v_i \end{aligned} \quad (III.11)$$

Avec :

$$v_i = y_{di}^{(n)} + k_n (y_{di}^{(n-1)} - y_i^{(n-1)}) + \dots + k_1 (y_{di} - y_i) \quad (III.12)$$

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 :

$$u_i = \frac{\sum_{k=1}^M \mu_k u_i^k}{\sum_{k=1}^M \mu_k} \quad (III.13)$$

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

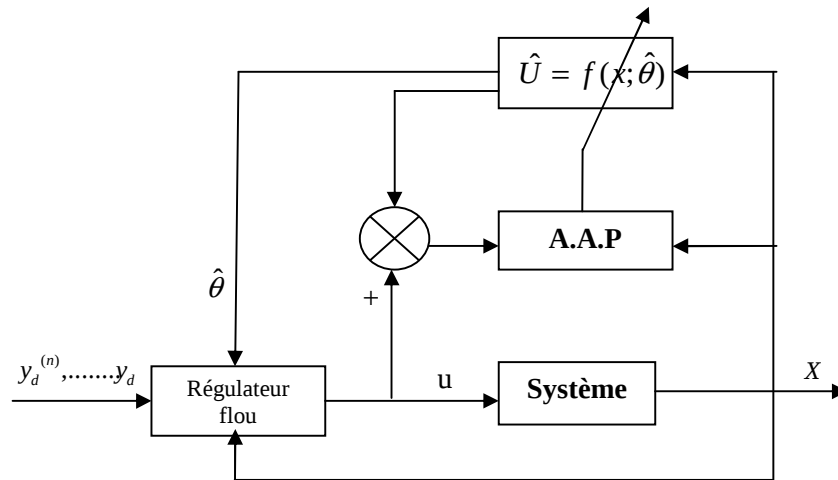


Figure (III.1) : Structure de la commande floue adaptative basée sur l'identification inverse.

III. 1.3. Application à la machine asynchrone

Pour le réglage de la vitesse d'un MAS par la commande floue adaptative basée sur l'identification inverse, on suit la méthode suivante :

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

Pour le réglage de la vitesse en utilise les sorties des régulateurs flous de vitesse respectivement (i_{dsref}, i_{qsref}) ainsi de flux.

Pour avoir l'équation du courant statorique suivant l'axe q, en utilise l'équation d'équilibre entre le couple moteur et le couple opposé par la partie mécanique du système avec l'application de la commande vectorielle indirecte ($\phi_{qr} = 0, \phi_{dr} = \phi_r$). Pour le courant statorique suivant l'axe d, on utilise l'équation de flux, ce qui nous donne :

$$\begin{cases} i_{ds} = \frac{T_r}{M} \frac{d\phi_r}{dt} + \frac{\phi_r}{M} \\ i_{qs} = \frac{JL_r}{PM\phi_r} \frac{d\Omega}{dt} + (C_r + f_r\Omega) \frac{L_r}{PM\phi_r} \end{cases} \quad (III.14)$$

Ou ϕ_r : flux résultant, $\phi_r = \sqrt{\phi_{dr}^2 + \phi_{qr}^2}$

$$\text{Avec : } \phi_{dr} = \frac{(M.i_{ds} + T_r.\omega_r.\phi_{qr} - \phi_{dr})}{T_r}$$

$$\phi_{qr} = \frac{(M.i_{qs} - T_r.\omega_r.\phi_{dr} - \phi_{qr})}{T_r}$$

Les deux équations sont de la forme suivante :

$$\begin{cases} i_{ds} = F_1(X_1) \frac{d\phi_r}{dt} + G_1(X_1) \\ i_{qs} = F_2(X_2) \frac{d\Omega}{dt} + G_2(X_2) \end{cases} \quad (III.15)$$

Avec :

$$F_1(X_1) = \frac{T_r}{M}$$

$$G_1(X_1) = \frac{\phi_r}{M}$$

$$F_2(X_2) = \frac{JL_r}{PM\phi_r}$$

$$G_2(X_2) = (C_r + f_r\Omega) \frac{L_r}{PM\phi_r}$$

Où : $X_1 = [\phi_r]$ et $X_2 = [\Omega]$

Pour la commande floue adaptative basée sur l'identification inverse, les courants i_{ds} et i_{qs} sont approximés chacun par un système flou de Sugeno d'ordre un, tel que :

$$\begin{aligned} \hat{i}_{ds} &= f(\phi_r, \theta_{phr}) \\ \hat{i}_{qs} &= f(\Omega, \theta_{\Omega}) \end{aligned} \quad (III.16)$$

Dans notre application, nous avons utilisé deux modèles flous. Le premier concerne la vitesse et le second concerne le flux, où nous avons attribués trois fonctions d'appartenance à chaque entrée du modèle.

Les sorties des deux modèles flous sont :

$$\begin{aligned} \hat{i}_{ds} &= \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{k1} \hat{i}_{ds}}{\sum_{k=1}^3 \mu_{k1}} \\ \hat{i}_{qs} &= \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{k2} \hat{i}_{qs}}{\sum_{k=1}^3 \mu_{k2}} \end{aligned} \quad (III.17)$$

Avec :

$$\begin{aligned} \hat{i}_{ds} &= a_1(0, k) + a_1(1, k)\phi_r + b_1(k) \frac{d\phi_r}{dt} \\ \hat{i}_{qs} &= a_2(0, k) + a_2(1, k)\Omega + b_2(k) \frac{d\Omega}{dt} \end{aligned}$$

Les courants fournis par les deux régulateurs flous sont données par :

$$i_{dk} = a_1(0, k) + a_1(1, k)\phi_r + b_1(k)v_1$$

$$i_{qk} = a_2(0, k) + a_2(1, k)\Omega + b_2(k)v_2$$

Où $v_1 = \dot{\phi}_{ref} + k_1(\phi_{ref} - \phi_r)$; $v_2 = \dot{\Omega}_{ref} + k_2(\Omega_{ref} - \Omega)$

Les courants i_{dsref} et i_{qsref} souhaités sont donnés par la relation suivante:

$$\left\{ \begin{array}{l} i_{dsref} = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{k1} i_{dk}}{\sum_{k=1}^3 \mu_{k1}} \\ i_{qsref} = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{k2} i_{qk}}{\sum_{k=1}^3 \mu_{k2}} \end{array} \right. \quad (III.18)$$

La figure (III.2) illustre la structure de réglage de vitesse d'une machine asynchrone en appliquant la méthode de commande floue adaptative indirecte basée sur l'identification inverse. Avec θ_{phr} et θ_{Ω} regroupe tous les paramètres des deux systèmes flous, c.a.d, les paramètres des fonctions d'appartenance et ceux des conclusions.

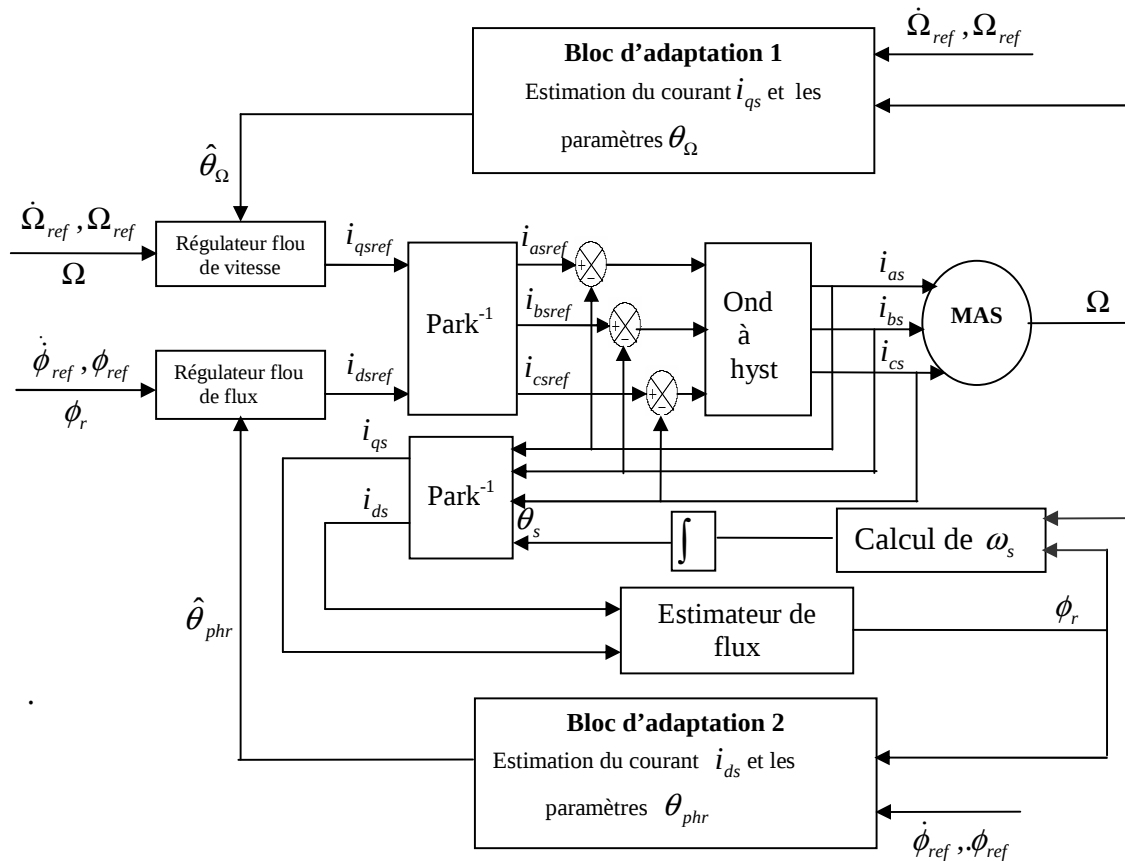


Figure (III.2) : Structure de réglage de vitesse par la méthode de commande floue adaptative indirecte basée sur l'identification inverse.

III. 1.4. Résultats de simulation

Les figures (III.3.a) et (III.3.b) donnent les performances du réglage de la vitesse de la machine asynchrone pour une consigne de 209 rad/s avec variation de charge, ainsi que lors d'une inversion du sens de rotation. Les coefficients k_1, k_2 ont respectivement comme valeurs 500 et 200 respectivement.

Il apparaît, suite aux différents résultats obtenus, que les performances du réglage de la vitesse par l'application de la commande floue adaptative avec identification inverse sont très satisfaisantes. La vitesse suit la vitesse de référence malgré la présence des perturbations de charge. Le temps de réponse est de l'ordre de 0.17s.

Pour démontrer la capacité d'adaptation du schéma de commande proposé vis-à-vis des variations paramétriques, nous introduisons des variations paramétriques sur la résistance rotorique, sur l'inductance rotorique et statorique ainsi que sur le moment d'inertie à l'instant $t=1s$. La résistance est augmentée de 50%, les inductances sont diminuées de 20% et le moment d'inertie augmente 50%. Les réponses obtenues sont représentées sur la figure (III.3.c). Nous remarquons clairement que cette variation paramétrique n'a pas affecté les performances de réglage de vitesse, ce qui prouve l'efficacité de l'algorithme de commande utilisé.

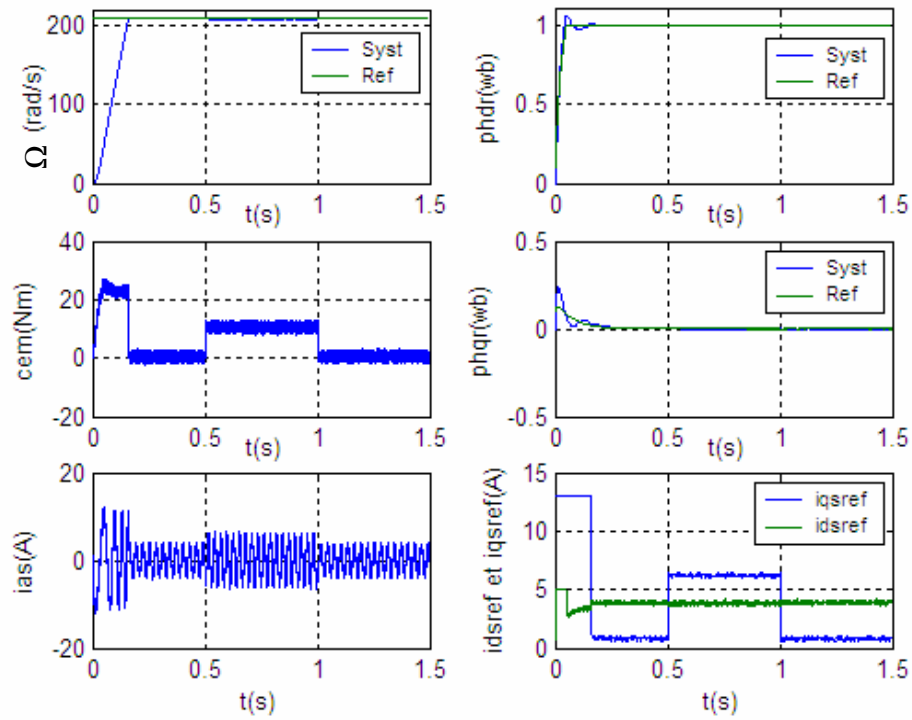


Figure (III.3.a) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variation de charge

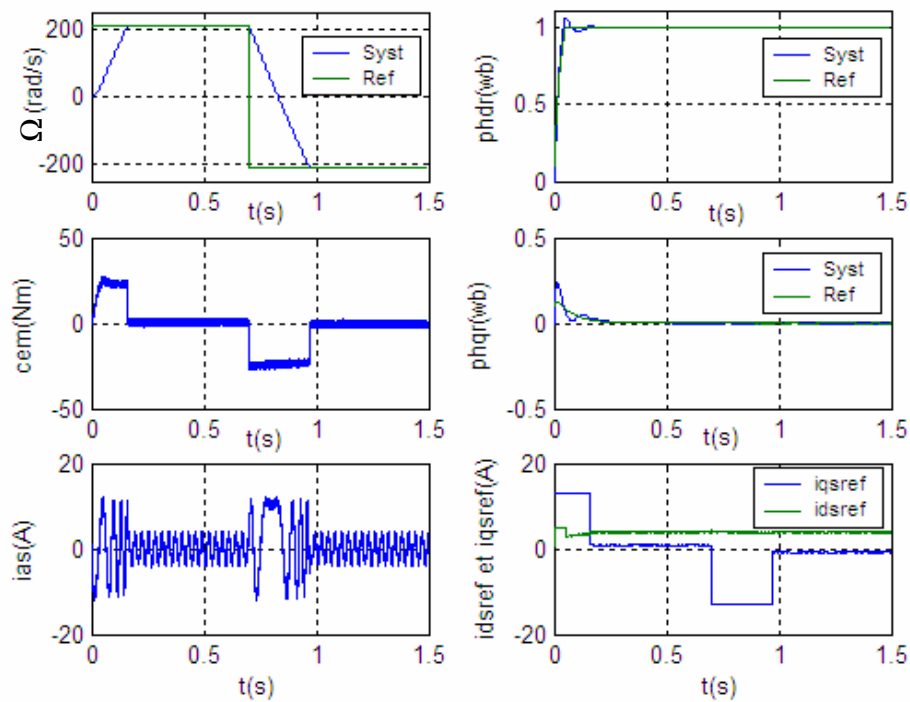


Figure (III.3.b) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec inversion de vitesse

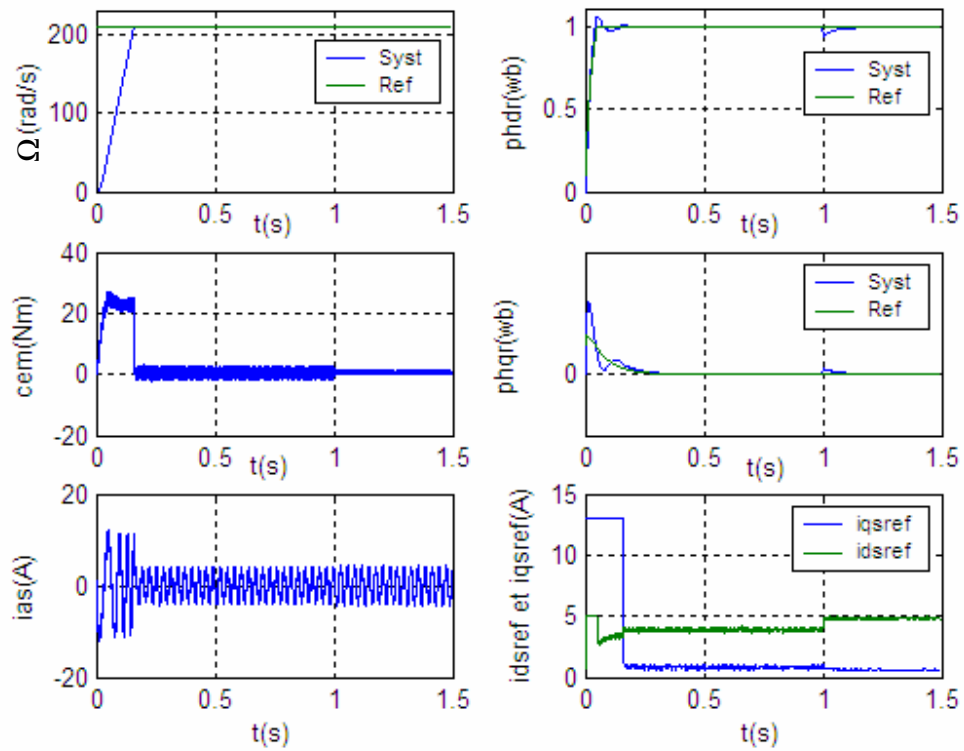


Figure (III.3.c) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variations paramétriques.

III.2. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE BASEE SUR L'IDENTIFICATION DIRECTE

Le principe de la commande floue adaptative basée sur l'identification directe est d'estimer les dérivées d'ordre n des sorties des systèmes par l'utilisation des modèles flous. Le modèle flou envoie les paramètres estimés au régulateur flou, pour avoir une commande qui donne une sortie confondue avec la sortie de référence.

III. 2.1. Estimation des paramètres du modèle flou

Considérons un système non linéaire donné par m équations différentielles d'ordre n , tel que :

$$x_i^{(n)} = F_i(X) + G_i(X)u_i \quad (III.19)$$

$$y_i = x_i \quad ; \quad i = 1, \dots, m$$

La dérivée d'ordre n de la sortie y_i est représentée par un système flou de Sugeno d'ordre un. Cette représentation est donnée sous la forme suivante [TLE-99], [ABD-04] :

$$\hat{y}_i^{(n)} = f_i(X; \theta_i) \quad (III.20)$$

Une règle floue du système flou à 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 $F_{l(m,0)}$

$$\text{Alors } \hat{y}_i^{(n)k} = a(0, k) + a(1, n-1, k)x_1^{(n-1)} + \dots + a(m, n-1, k)x_m^{(n-1)} + \dots + a(1, 0, k)x_1 + \dots + a(m, 0, k)x_m + b(k)u_i \quad (III.21)$$

Avec :

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

$m(q, j)$ est le nombre d'ensembles flous associés 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:

$$\hat{y}_i^{(n)} = \frac{\sum_{k=1}^{Mi} \mu_k \hat{y}_i^{(n)k}}{\sum_{k=1}^{Mi} \mu_k} \quad (\text{III.22})$$

Où μ_k représente le degré d'activation de la règle R_K , donnée par la relation suivante:

$$\mu_k = \mu_{F_{l(1,n-1)}} \times \mu_{F_{l(2,n-1)}} \times \dots \times \mu_{F_{l(m-1,0)}} \times \mu_{F_{l(m,0)}} \quad (\text{III.23})$$

Pour minimiser l'erreur instantanée entre la sortie réelle et celle du système flou on estime les paramètres des prémisses et des conséquences par l'application d'un algorithme d'apprentissage de type gradient modifié.

$$e_i(t) = y_i^{(n)} - \hat{y}_i^{(n)} \quad (\text{III.24})$$

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

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i(t) &= \hat{\theta}_i(t-1) + p(t)\psi(t)e_i(t) \\ \psi(t) &= \frac{\partial f_i(X; \theta_i)}{\partial \theta_i} / \hat{\theta}_i(t-1) \end{aligned} \quad (\text{III.25})$$

Où $p(t)$ est le gain de l'algorithme d'estimation donnée suivant la méthode du gradient comme suit :

$$p(t) = \frac{\alpha I}{\alpha_2 + \psi^T(t)\psi(t)} \quad \alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0 \quad (\text{III.26})$$

Avec θ_i regroupe tous les paramètres des fonctions d'appartenance et ceux des conclusions.

III. 2.2. Calcul de la commande

Les paramètres estimés par le modèle flou sont utilisés pour construire la base de règles du régulateur flou. Chaque règle du régulateur 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 $num(u_i) = v_i - y_i'(k)$ et $den(u_i) = b_i(k)$

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

$$y_i'(k) = a(0, k) + a(1, n-1, k)x_1^{(n-1)} + \dots + a(m, n-1, k)x_m^{(n-1)} + \dots + a(1, 0, k)x_1 + \dots + a(m, 0, k)x_m$$

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 :

$$u_i = \frac{num(u_i)}{den(u_i)} \quad (III.27)$$

Où

$$num(u_i) = \frac{\sum_{k=1}^M \mu_k (v_i - y_i'(k))}{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k} \quad (III.28)$$

et

$$den(u_i) = \frac{\sum_{k=1}^M \mu_k b_i(k)}{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k} \quad (III.29)$$

D'où il vient

$$u_i = \frac{\sum_{k=1}^M \mu_k (v_i - y_i'(k))}{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k b_i(k)} \quad (III.30)$$

La figure (III.4) illustre schématiquement le principe de la commande adaptative utilisée.

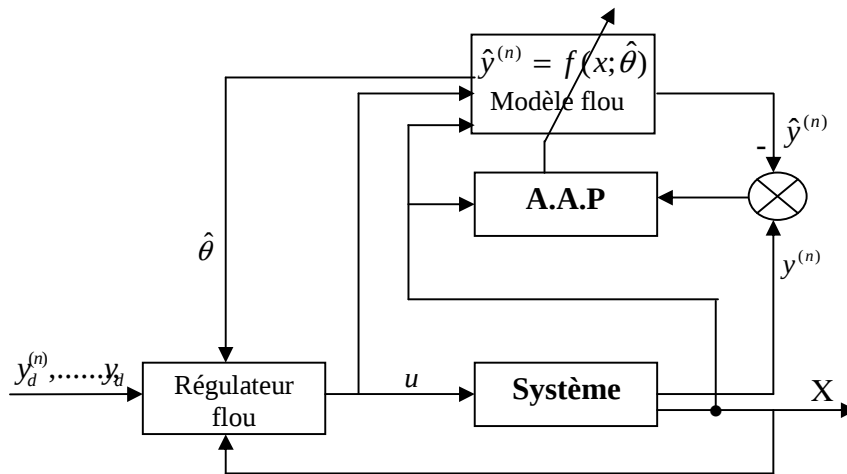


Figure (III.4) : Structure de la commande floue adaptative basée sur l'identification directe.

III. 2.3. Application à la machine asynchrone

Pour ce type de commande, les deux régulateurs flous génèrent les courants de références désirés qui vont être transformés en trois signaux triphasés par la transformation de Park inverse. Ces derniers sont comparés aux trois courants réels mesurés pour fixer la commande de chaque bras de l'onduleur.

En utilisant l'équation (III.14), il vient :

$$\begin{cases} \frac{d\phi_r}{dt} = -\phi_r + \frac{M}{T_r} i_{ds} \\ \frac{d\Omega}{dt} = -\frac{1}{J} (C_r + f_r \Omega) + \frac{PM\phi_r}{JL_r} i_{qs} \end{cases} \quad (III.31)$$

Les dérivées du flux et de la vitesse peuvent être mise sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \frac{d\phi_r}{dt} = F_1(X_1) + G_1(X_1)i_{ds} \\ \frac{d\Omega}{dt} = F_2(X_2) + G_2(X_2)i_{qs} \end{cases} \quad (III.32)$$

avec

$$\begin{aligned} F_1(X_1) &= -\phi_r & G_1(X_1) &= \frac{M}{T_r} \\ F_2(X_2) &= -\frac{1}{J} (C_r + f_r \Omega) & G_2(X_2) &= \frac{PM\phi_r}{JL_r} \end{aligned}$$

où $X_1 = [\phi_r]$ et $X_2 = [\Omega]$

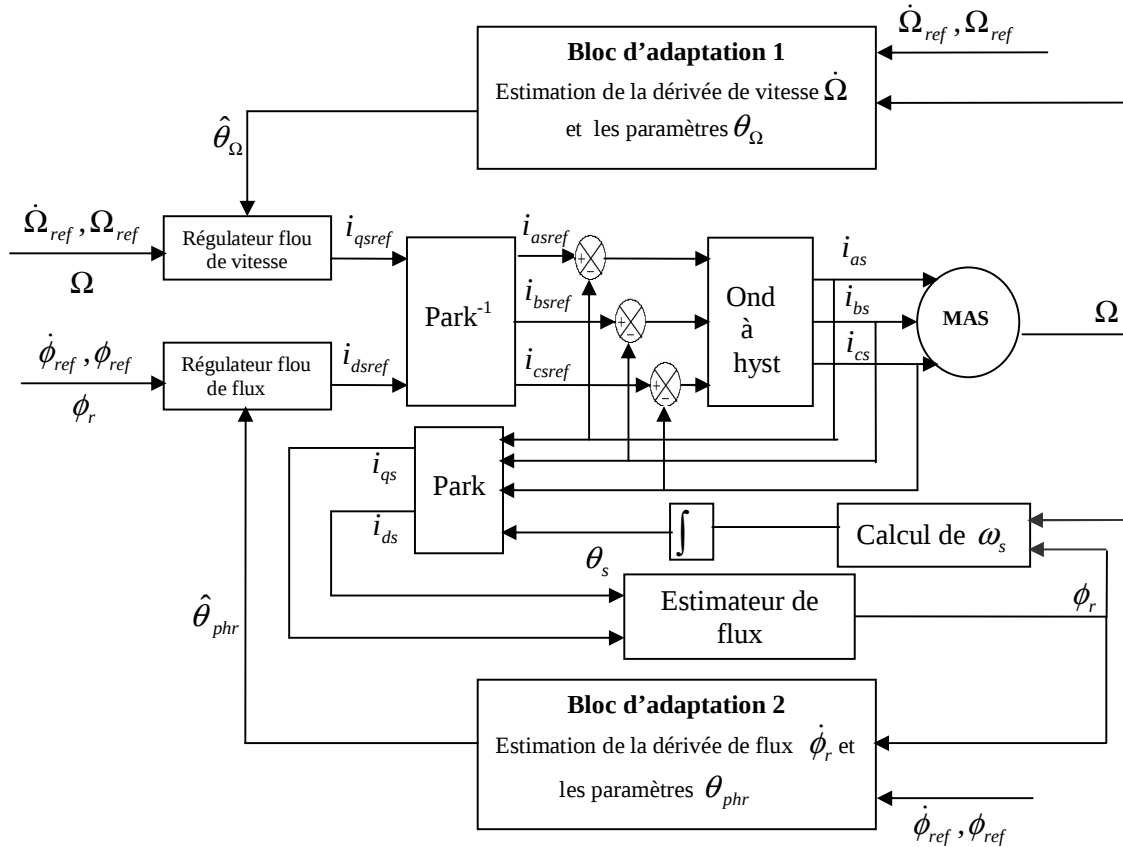


Figure (III.5) : Structure de réglage de vitesse par la méthode de commande floue adaptative basée sur l'identification directe.

Pour le réglage de la vitesse avec l'application de la commande floue adaptative basée sur l'identification directe, les dérivées du flux et de la vitesse sont approximées chacun par un système flou d'ordre un, tel que:

$$\begin{aligned}\dot{\phi}_r &= f(\phi_r, \theta_{phr}) \\ \dot{\Omega} &= f(\Omega, \theta_{\Omega})\end{aligned}\tag{III.33}$$

L'entrée du modèle flou du flux est le flux estimé et l'entrée de l'autre modèle c'est la vitesse de rotation. Dans notre application, nous attribuons trois fonctions d'appartenance à chaque entrée. La sortie finale du chaque modèle flou est donnée par :

$$\begin{aligned}\hat{\phi}_r &= \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{k1} \dot{\phi}_{rk}}{\sum_{k=1}^3 \mu_{k1}} \\ \hat{\Omega} &= \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{k2} \dot{\Omega}_k}{\sum_{k=1}^3 \mu_{k2}}\end{aligned}\tag{III.34}$$

μ_{k1}, μ_{k2} : Degré de confiance ou d'activation de la règle de flux et de vitesse respectivement.

Avec :

$$\begin{aligned}\dot{\phi}_r &= a_1(0, k) + a_1(1, k)\phi_r + b_1(k)i_{dsref} \\ \dot{\Omega} &= a_2(0, k) + a_2(1, k)\Omega + b_2(k)i_{qsref}\end{aligned}$$

Les courants i_{dsref} et i_{qsref} désirés, fournis par les deux régulateurs flous sont donnés par la relation suivante:

$$\left\{ \begin{aligned} i_{dsref} &= \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{k1} (v_1 - y'_{k1})}{\sum_{k=1}^3 \mu_{k1} b_1(k)} \\ i_{qsref} &= \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{k2} (v_2 - y'_{k2})}{\sum_{k=1}^3 \mu_{k2} b_2(k)} \end{aligned} \right.\tag{III.35}$$

Où $(v_i - y'_{ki})$ et $b_i(k)$ sont respectivement, le numérateur et le dénominateur de la règle R_{ki} pour $i=1,2$, Ses expressions sont données par:

$$\begin{aligned}v_1 &= \dot{\phi}_{ref} + k_1(\phi_{ref} - \phi_r) & v_2 &= \dot{\Omega}_{ref} + k_2(\Omega_{ref} - \Omega) \\ y'_{k1} &= a_1(0, k) + a_1(1, k)\phi_r & y'_{k2} &= a_2(0, k) + a_2(1, k)\Omega\end{aligned}$$

Avec θ_{phr} et θ_{Ω} regroupe tous les paramètres du système flou de flux ainsi de la vitesse.

III. 2.4. Résultats de simulation

Pour mettre en évidence l'aptitude de la méthode proposée, nous avons procédé à la simulation numérique, les coefficients k_1 et k_2 , imposant les réponses désirées ont respectivement comme valeurs 100 et 25.

Les figures (III.6.a) et (III.6.b) illustrent le réglage de vitesse lors du démarrage pour une consigne de 209 rad/s avec variation de charge et lors d'une inversion de sens de marche.

L'analyse des résultats obtenus montre que la vitesse suit sa valeur de référence sans dépassement et l'application d'un couple résistant n'affecte guère la vitesse de rotation souhaitée. Le flux rotorique est installé, il suit sa valeur de référence suivant l'axe (d) avec une composante en quadrature (q) nulle.

L'application du couple résistant conduit à une augmentation du couple électromagnétique développé ainsi que le courant statorique qui a un comportement sinusoïdal.

Cette commande est soumise aux mêmes tests de robustesse que la commande précédente. Les réponses obtenues sont représentées sur la figure (III.6.c) lors du réglage de vitesse. il apparaît, suite aux différents résultats obtenus, que malgré l'existence des variations simultanées sur la résistance rotorique, les inductances rotoriques ainsi que le moment d'inertie, la dynamique de poursuite de la consigne reste inchangés. Ce qui montre que la commande floue adaptative basée sur l'identification directe présente une forte robustesse vis à vis ces variations.

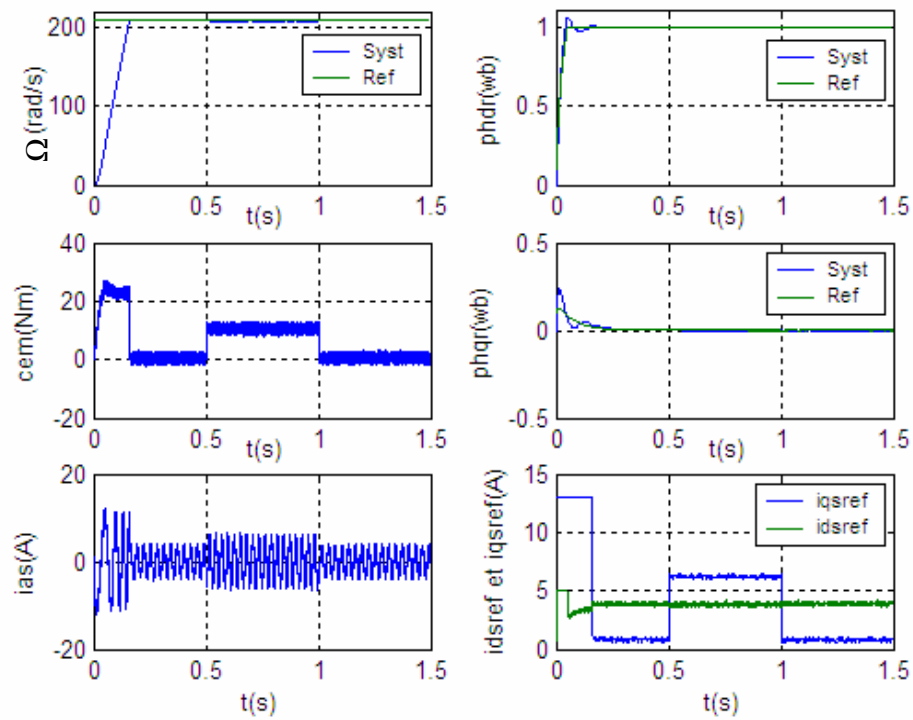


Figure (III.6.a) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variation de charge

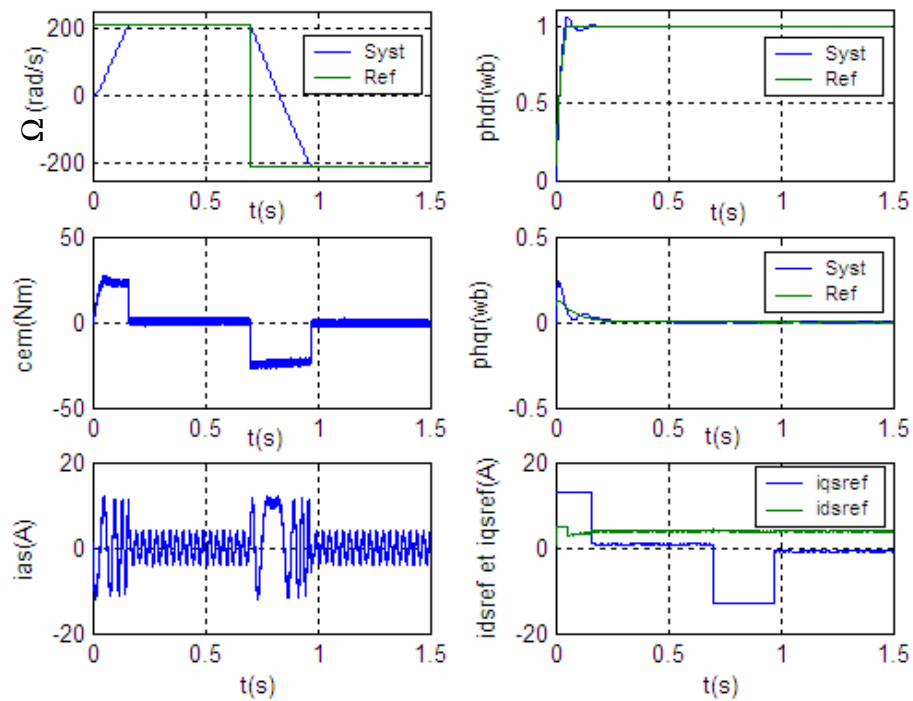


Figure III.6.b) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec inversion de vitesse

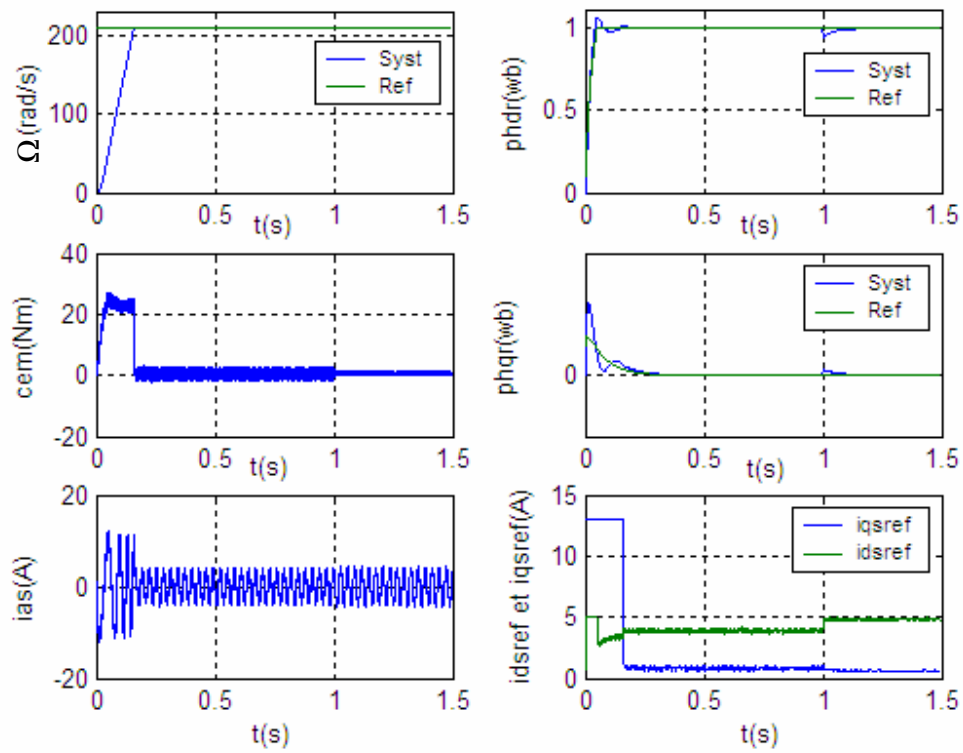


Figure (III.6.c) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variations paramétriques.

III. 3. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE INDIRECTE LINEARISANTE

Pour cette nouvelle approche, la synthèse de la commande est effectuée en deux étapes. Dans la première, on identifie le modèle du système à commander par les systèmes flous. Dans la seconde, les paramètres estimés par le modèle flou vont être reçus par le régulateur flou pour générer une commande qui donne une sortie proche le plus possible de la sortie désirée.

III. 3.1. Identification du système à régler par les systèmes flous

Considérons un système exprimé par l'équation (III.19) donnée précédemment.

De l'équation (III.19) Nous pouvons écrire :

$$\hat{x}_i^{(n)} = f_i(X; \theta_{f_i}) + g_i(X; \theta_{g_i}) u_i \quad (\text{III.36})$$

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

- pour le système flou $f_i(.)$

R_K : 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 $g_i(.)$

R_K : 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 des systèmes flous sont respectivement données par :

$$f_i(X; \theta_{f_i}) = \frac{\sum_{k=1}^{M_{f_i}} \mu_{f_k} S_{f_i}(k)}{\sum_{k=1}^{M_{f_i}} \mu_{f_k}} \quad (\text{III.37})$$

$$g_i(X; \theta_{gi}) = \frac{\sum_{k=1}^{M_{gi}} \mu_{gk} S_{gi}(k)}{\sum_{k=1}^{M_{gi}} \mu_{gk}} \quad (\text{III.38})$$

$$\mu_{fk} = \mu_{F_{l(1,n-1)}}^f \times \mu_{F_{l(2,n-1)}}^f \times \dots \times \mu_{F_{l(m-1,o)}}^f \times \mu_{F_{l(m,o)}}^f \quad (\text{III.39})$$

$$\mu_{gk} = \mu_{F_{l(1,n-1)}}^g \times \mu_{F_{l(2,n-1)}}^g \times \dots \times \mu_{F_{l(m-1,o)}}^g \times \mu_{F_{l(m,o)}}^g \quad (\text{III.40})$$

à l'aide d'un algorithme d'apprentissage de type gradient, on estime les paramètres inconnus $\theta_i = [\theta_{fi}; \theta_{gi}]$ afin de minimiser l'erreur instantanée entre la sortie réelle et la sortie estimée.

$$e_i(t) = y_i^{(n)} - \hat{y}_i^{(n)} \quad (\text{III.41})$$

La loi d'adaptation est donnée par l'équation suivante [TLE-99]:

$$\hat{\theta}_i(t) = \hat{\theta}_i(t-1) + p(t)\psi(t)e_i(t) \quad (\text{III.42})$$

$$\psi(t) = \frac{\partial y_i^{(n)}}{\partial \theta_i} = \left[\frac{\partial f_i(\cdot)}{\partial \theta_{fi}}; \frac{\partial g_i(\cdot)}{\partial \theta_{gi}} \right]$$

Où $p(t)$ est le gain de l'algorithme d'estimation donnée suivant la méthode du gradient comme suit :

$$p(t) = \frac{\alpha_1 I}{\alpha_2 + \psi^T(t)\psi(t)} \quad \alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0 \quad (\text{III.43})$$

Avec $\theta_i = [\theta_{fi}; \theta_{gi}]$ regroupe tous les paramètres du système flou.

III. 3.2. Calcul de la commande

Une fois l'étape d'estimation est terminée, le modèle flou envoie les paramètres estimés au régulateur flou, ce dernier génère une commande au système dont le but d'avoir une sortie proche le plus possible de la référence. La commande choisie est donnée par la relation suivante :

$$u_i = \frac{v_i - f_i(X; \theta_{fi})}{g_i(X; \theta_{gi})} \quad (\text{III.44})$$

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 figure (III.7) illustre schématiquement le principe de la commande proposée.

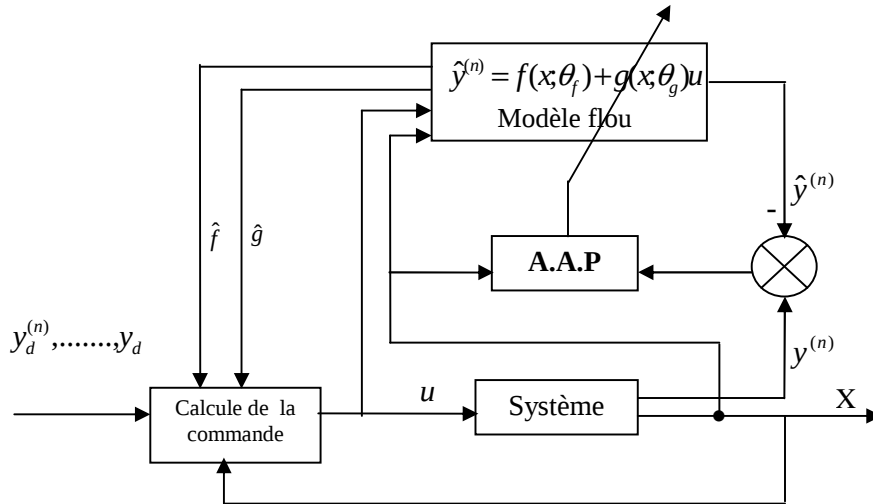


Figure (III.7) : Structure de la commande floue adaptative indirecte linéarisante.

III. 3.3. Application à la machine asynchrone

Par l'application de la commande floue adaptative linéarisante sur la machine asynchrone, les régulateurs flous de vitesse ainsi de flux fournissent respectivement les courants de référence i_{qsref} , i_{dsref} suivant les axes dq. Ces courants après transformation de Park donnent les trois courants statoriques de référence. Ces derniers vont être comparés avec les courants réels pour fournir la commande de chaque bras de l'onduleur, comme il est montré sur la figure (III.8)

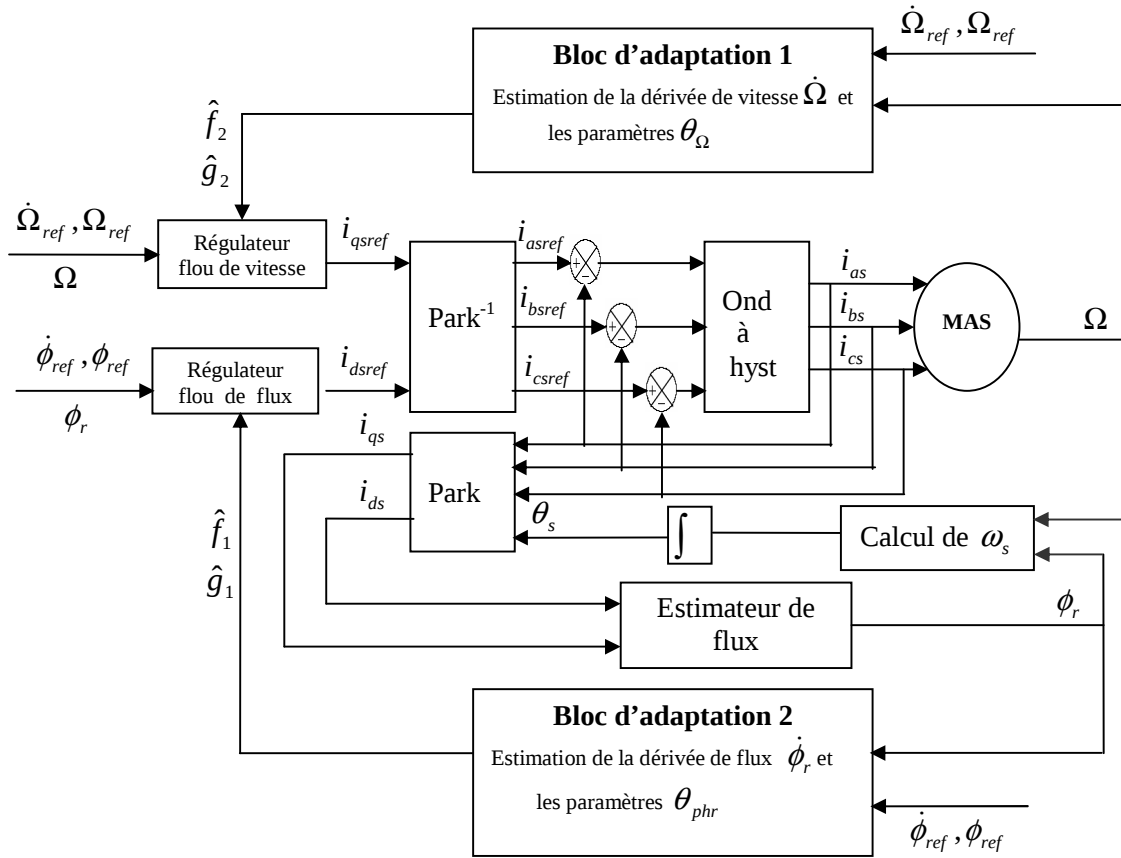


Figure (III.8) : Structure de réglage de vitesse par la méthode de commande floue adaptative indirecte linéarisante.

Les fonctions $f_i(.)$ et $g_i(.)$ 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 des ces deux systèmes flous sont respectivement données par :

$$f_1(\phi_r; \theta_{phr}) = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{fk1} S_{f1}(k)}{\sum_{k=1}^3 \mu_{fk1}} \quad f_2(\Omega; \theta_{\Omega}) = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{fk2} S_{f2}(k)}{\sum_{k=1}^3 \mu_{fk2}} \quad (III.45)$$

$$g_1(\phi_r; \theta_{phr}) = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{gk1} S_{g1}(k)}{\sum_{k=1}^3 \mu_{gk1}} \quad g_2(\Omega; \theta_\Omega) = \frac{\sum_{k=1}^3 \mu_{gk2} S_{g2}(k)}{\sum_{k=1}^3 \mu_{gk2}} \quad (\text{III.46})$$

Avec $S_{fi}(k)$ et $S_{gi}(k)$ sont les conséquences des règles R_{fki} et R_{gki} des systèmes flous $f_i(.)$ et $g_i(.)$. Elles sont définies par :

$$\begin{aligned} S_{f1}(k) &= a_{f1}(0, k) + a_{f1}(1, k)\phi_r & S_{f2}(k) &= a_{f2}(0, k) + a_{f2}(1, k)\Omega \\ S_{g1}(k) &= a_{g1}(0, k) + a_{g1}(1, k)\phi_r & S_{g2}(k) &= a_{g2}(0, k) + a_{g2}(1, k)\Omega \end{aligned}$$

La sortie de chaque régulateur flou adaptatif est exprimée par :

$$\begin{aligned} i_{dsref} &= \frac{v_1 - f_1(\phi_r; \theta_{phr})}{g_1(\phi_r; \theta_{phr})} \\ i_{qsref} &= \frac{v_2 - f_2(\Omega; \theta_\Omega)}{g_2(\Omega; \theta_\Omega)} \end{aligned} \quad (\text{III.47})$$

Avec :

$$v_1 = \dot{\phi}_{ref} + k_1(\phi_{ref} - \phi_r) \quad v_2 = \dot{\Omega}_{ref} + k_2(\Omega_{ref} - \Omega)$$

III. 3.4. Résultats de simulation

Le comportement dynamique de la machine asynchrone triphasée en l'appliquant la commande floue indirecte linéarisante est testé par simulation. Les paramètres k_1 et k_2 , imposant les réponses désirées, ont respectivement pour valeurs 100 et 25.

Les figures (III.9.a) et (III.9.b) montrent le comportement de la MAS lors du réglage de vitesse avec application d'un couple résistant ainsi que lors d'une inversion du sens de rotation. Nous notons des performances dynamiques et statiques intéressantes, le rejet de perturbation est efficace et le flux rotorique est parfaitement aligné sur l'axe d.

Pour tester les performances de la commande proposée vis-à-vis des variations paramétriques, nous avons appliqué, les mêmes variations paramétriques pour les essais précédents, à l'instant $t=1s$. Les réponses obtenues sont représentées sur la figure (III.9.c). Ces réponses montrent que ces perturbations paramétriques n'affectent pas les performances de réglage de vitesse.

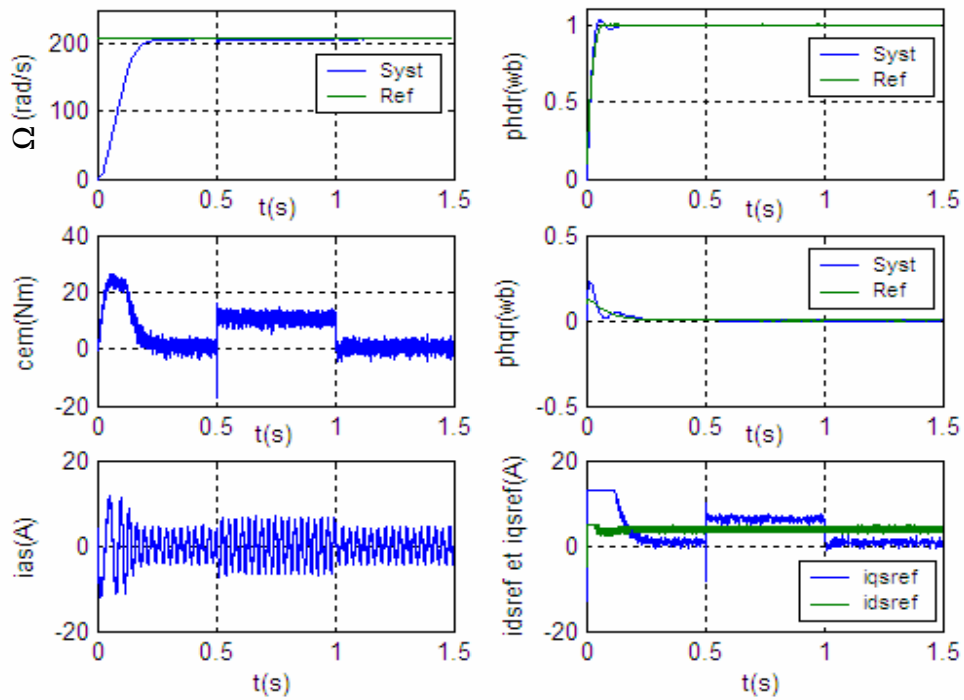


Figure (III.9.a) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variation de charge

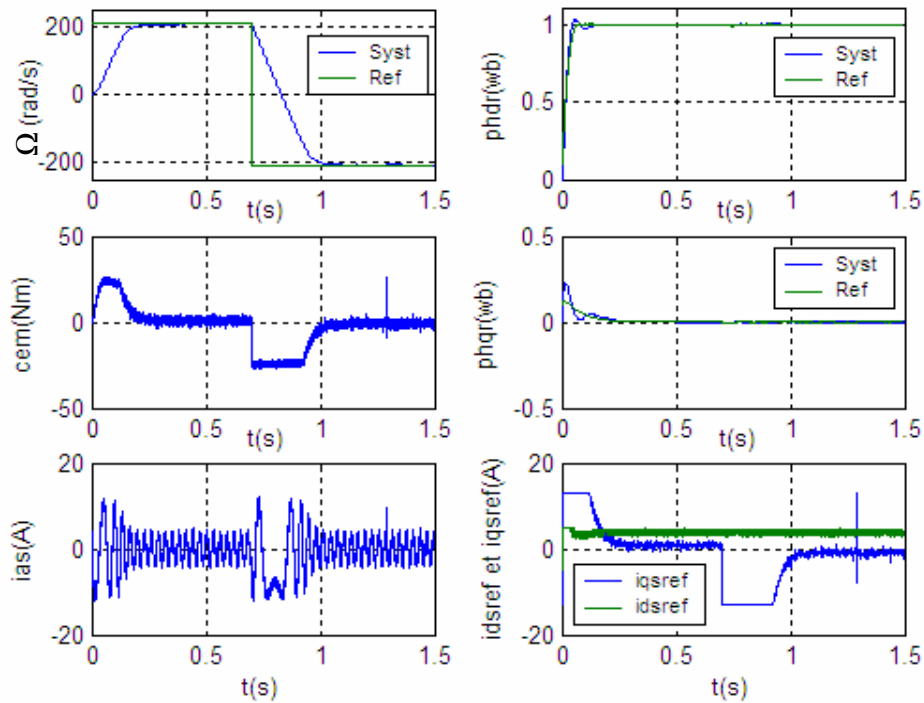


Figure (III.9.b) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec inversion de vitesse

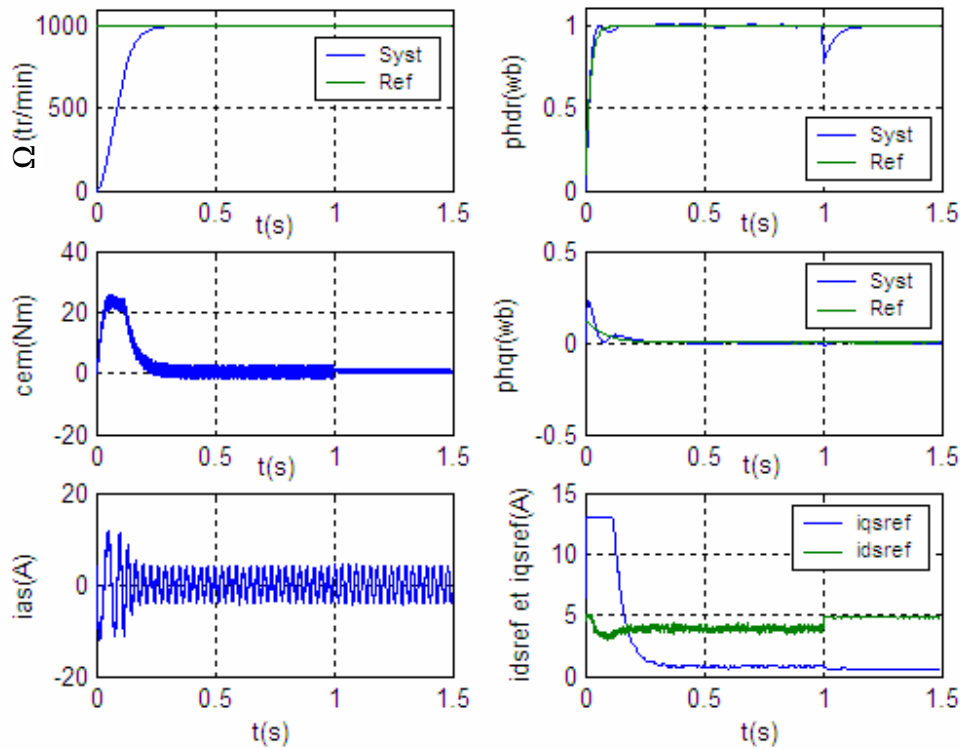


Figure (III.9.c) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variations paramétriques.

III.4. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressé à la commande floue adaptative indirecte dont trois techniques ont été étudiées et appliquées, à savoir la commande floue adaptative indirecte basée sur l'identification inverse, la commande floue adaptative indirecte basée sur l'identification directe ainsi que la commande floue adaptative indirecte linéarisante. Ces trois méthodes ne nécessitent aucune information structurelle ou paramétrique sur le modèle dynamique de la machine. Les systèmes flous sont utilisés pour approximer les fonctions non linéaires continues. Dans la première méthode la commande est approximée par un système floue de type Sugeno d'ordre un, par contre dans les deux dernières méthodes on approxime la dérivée d'ordre n de la vitesse. Les résultats obtenus ainsi que les différents tests ont montrés que ces techniques présentent de bonnes performances en présence de perturbations de charge et inversion du sens de marche, la vitesse suit sa référence, Le flux rotorique suit sa valeur de

référence suivant l'axe d avec une composante nulle suivant l'axe q . Une augmentation du couple électromagnétique en présence du couple résistant ce qui conduit à une bonne accélération du moteur.

Les techniques de commande floue adaptative indirecte sont aussi testées pour les variations paramétriques du système. Les résultats enregistrés, nous ont permis de juger que ces techniques présentent une forte robustesse en présence des variations paramétriques.

COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE

INTRODUCTION

Dans la partie précédente, les différentes commandes traitées ne garantissent pas la convergence de l'erreur de poursuite vers zéro et le calcul de la commande se fait en deux étapes, ce qui nécessite un temps de calcul relativement élevé. Pour remédier à ces inconvénients, nous proposons la commande floue adaptative directe en trois versions : la commande floue adaptative directe linéarisante, la commande floue adaptative directe stable étendue et enfin la commande floue adaptative directe stable généralisée.

Ces techniques utilisent la théorie de l'approximation et la théorie de Lyapunov pour établir une loi d'adaptation paramétrique assurant la stabilité et la bornitude de tous les signaux de commande et de l'erreur de poursuite.

Dans l'approche directe, le système flou est employé pour décrire directement la loi de commande et les paramètres du système flou sont directement ajustés pour atteindre les objectifs de commande.

IV.1. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE LINEARISANTE

Dans cette section, nous proposons une commande floue adaptative qui combine la théorie d'approximation par les systèmes flous avec la théorie de Lyapunov qui garantissent 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 problème

Notre but est d'établir un système de commande adaptative floue pour une certaine classe de systèmes dynamiques produits pour la commande des moteurs asynchrones. Cette classe est sous la forme de l'équation (III.1).

Si la matrice F et le vecteur G sont à paramètres connus et le vecteur X est mesurable, la loi de la commande linéarisante est donnée par l'expression suivante :

$$u_i = F_i(X)v_i + G_i(X) \quad (IV.1)$$

Où : $v_i = x_{di}^{(n)} + k_n(x_{di}^{(n-1)} - x_i^{(n-1)}) + \dots + k_1(x_{di} - x_i)$

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 (III.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 ce problème, une approche de la commande floue adaptative est proposée. Dans ce cas, l'équation (III.1) est mise sous la forme suivante :

$$F_i(X)x^{(n)} + G_i(X) = f_i(X, x^{(n)}) \quad (IV.2)$$

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.1), 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 (III.49). Pour cela la fonction $f(\cdot)$ est approximée par un système flou de la forme $W_f(\cdot)\theta$, tel que :

$$f_i(X, x^{(n)}) = W_{fi}(X, x^{(n)})\theta_{fi} + \varepsilon_{fi} \quad (IV.3)$$

$W_{fi}(X, x^{(n)})$ est une matrice de fonctions de base [MEN_95] et θ_{fi} est un vecteur de paramètres optimaux. Tandis que ε_{fi} est l'erreur de reconstruction de la fonction $f(\cdot)$, tel que [WAN_95] :

$$|\varepsilon_{fi}| \leq \bar{\varepsilon}_{fi} \quad (IV.4)$$

Nous désignons l'estimée de la fonction $f(.)$ par $\hat{f}(.)$, elle est donnée par :

$$\hat{f}_i(X, x^{(n)}) = W_{\hat{f}_i}(X, x^{(n)})\hat{\theta}_{\hat{f}_i} \quad (\text{IV.5})$$

Où $\hat{\theta}_{\hat{f}_i}$ est un vecteur de paramètres estimé par un algorithme d'adaptation paramétrique (A.A.P) donné comme suit :

$$\dot{\hat{\theta}}_{\hat{f}_i} = \Gamma W_{\hat{f}_i}^T(X, x^{(n)})\hat{F}_i^{-1}S_i \quad (\text{IV.6})$$

Où Γ est une matrice définie positive contrôlant la vitesse d'adaptation.

Nous réécrivons l'estimée sous la forme suivante :

$$\hat{f}_i(X, x^{(n)}) = \hat{F}_i(X)x^{(n)} + \hat{G}_i(X) \quad (\text{IV.7})$$

A partir de l'estimé de f , on peut déduire l'expression de la commande :

$$u_i = \hat{F}_i(X)(v_i + u_{gli}) + \hat{G}_i(X) \quad (\text{IV.8})$$

Où u_{gli} est un terme du mode de glissement

Ce terme est défini comme suit :

$$u_{gl} = \text{sgn}(S) \left| \hat{F}^{-1} \right| k_{gl} \quad (\text{IV.9})$$

Avec

$$\text{sgn}(S) = \text{diag}(\text{sign}(S_i)); i = 1, \dots, m$$

Où S_i est l'erreur filtrée, elle est donnée par :

$$S_i = \left(\frac{\partial}{\partial t} + \lambda_i \right)^{(n-1)} \cdot e_i \quad ; \quad \lambda \geq 0 \quad (\text{IV.10})$$

$$e_i = x_{di} - x_i$$

$$k_{gl} = \bar{\epsilon}$$

Le coefficient λ est choisi de telle sorte que la fonction de transfert H

$$H(p) = \frac{p + \lambda}{p^{(n)} + k_n p^{(n-1)} + \dots + k_1} \quad (\text{IV.11})$$

Soit strictement réelle positive [AST_89], [TLE_99].

La figure (IV.1) illustre le schéma de la commande floue adaptative directe linéarisante.

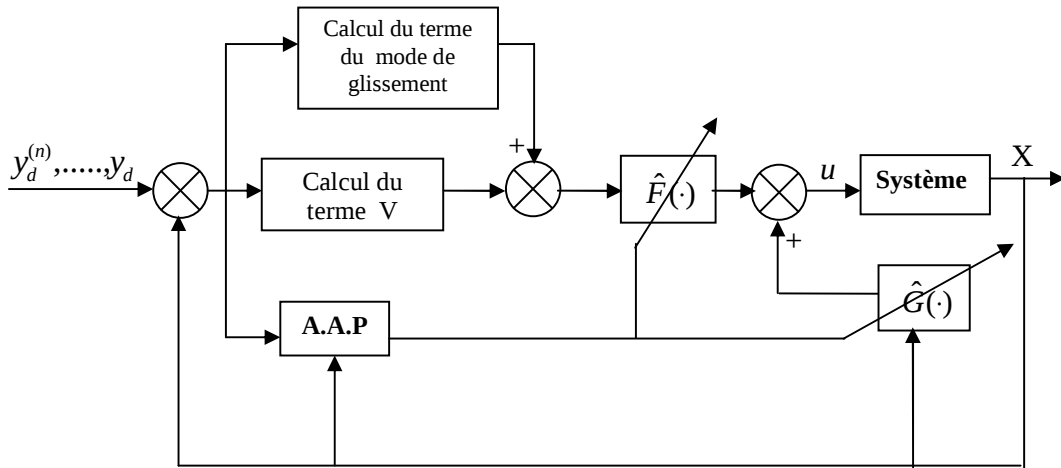


Figure (IV.1) : Structure de la commande floue adaptative directe linéarisante.

IV.1.3. Etude de la stabilité

Remplaçons l'équation (IV.8) dans l'équation (III.1), la dynamique de l'erreur filtrée devient :

$$e_i^{(n)} + k_n e_i^{(n-1)} + \dots + k_1 e_i = -\hat{F}_i^{-1}(X) [\hat{F}_i(X) x^{(n)} + \hat{G}_i(X) - F_i(X) x^{(n)} - G_i(X)] - u_{gli} \quad (IV.12)$$

En utilisant les équations (IV.2), (IV.3), (IV.5) et (IV.7), il vient :

$$e_i^{(n)} + k_n e_i^{(n-1)} + \dots + k_1 e_i = -\hat{F}_i^{-1}(X) W_{fi}(X, x^{(n)}) \tilde{\theta}_{fi} + \hat{F}_i^{-1}(X) \varepsilon_{fi} - u_{gli} \quad (IV.13)$$

Où $\tilde{\theta}_{fi}$ est l'erreur paramétrique, elle est donnée par

$$\tilde{\theta}_{fi} = \hat{\theta}_{fi} - \theta_{fi} \quad (IV.14)$$

La fonction $H(p)$ est une fonction réelle strictement positive, ce qui nous s'assure l'existence des matrices symétriques positives P_i et des matrices définies positives Q_i tel que [AST-89], [TLE-99] :

$$\begin{aligned} A_i^T P_i + P_i A_i &= -Q_i \\ P_i B_i &= C_i^T; i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (IV.15)$$

Où les matrices sont les matrices de la représentation dans l'espace d'état de l'équation d'erreur filtrée avec :

$$A_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ -k_1 & -k_2 & -k_3 & -k_4 & \dots & -k_n \end{bmatrix}$$

$$B_i = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} ; \quad C_i = [\lambda^{n-1} \quad (n-1)\lambda^{n-2} \quad \dots \quad (n-1)\lambda \quad 1]$$

L'écriture matricielle de l'équation (IV.13) sous forme d'état est :

$$\begin{aligned} \dot{Y} &= AY + B[-\hat{F}^{-1}(X)W_f(X, x^{(n)})\tilde{\theta}_f + \hat{F}^{-1}(X)\varepsilon_f - u_{gl}] \\ S &= CY \end{aligned} \quad (IV.16)$$

Avec :

$$Y = [e_1 \quad \dots \quad e_1^{(n-1)} \quad \dots \quad e_m \quad \dots \quad e_m^{(n-1)}]^T$$

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

$$\begin{aligned} A^T P + PA &= -Q \\ PB &= C^T \end{aligned} \quad (IV.17)$$

Où $P = \text{diag}(P_1, \dots, P_m)$ et $Q = \text{diag}(Q_1, \dots, Q_m)$.

Pour démontrer la stabilité du système en boucle fermée, on propose 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

$$\dot{V} = \dot{Y}^T P Y + Y^T P \dot{Y} + 2\tilde{\theta}_f^T \Gamma^{-1} \dot{\hat{\theta}}_f \quad (\text{IV.19})$$

En remplaçons les équations (IV.16) et (IV.17) dans l'équation (IV.19) nous aurons

$$\dot{V} = -Y^T Q Y + 2S^T \hat{F}^{-1} \varepsilon_f - 2S^T u_{gl} - 2S^T \hat{F}^{-1} W_f(X, x^{(n)}) \tilde{\theta}_f + 2\tilde{\theta}_f^T \Gamma^{-1} \dot{\hat{\theta}}_f \quad (\text{IV.20})$$

En utilisant la loi d'adaptation des paramètres du système flou, il vient

$$\dot{V} = -Y^T Q Y + 2S^T \hat{F}^{-1} \varepsilon_f - 2S^T u_{gl} \quad (\text{IV.21})$$

D'où nous pouvons écrire

$$\dot{V} \leq -Y^T Q Y + 2\|S^T\| \|\hat{F}^{-1}\| \varepsilon_f - 2S^T u_{gl} \quad (\text{IV.22})$$

D'après l'équation du terme de mode de glissement, la dérivée de la fonction de Lyapunov devient

$$\dot{V} \leq -Y^T Q Y \quad (\text{IV.23})$$

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.6) assure la bornitude de tous les signaux et la convergence asymptotique des erreurs de poursuite vers zéro.

IV.1.4. Application à la MAS

Les régulateurs flous adaptatifs de vitesse et de flux fournissent les courants i_{dsref} et i_{qsref} assurant la régulation de i_{ds} et i_{qs} respectivement. Les courants de références s'obtiennent par le passage de i_{dsref} et i_{qsref} par une transformation de coordonnées. La comparaison des courants de références aux courants réels fournit la commande de chaque bras de l'onduleur.

Par l'application de la commande floue adaptative directe linéarisante pour la commande de la vitesse d'une machine asynchrone, on approxime les fonctions $f_i(.)$ par un système flou donné comme suit :

$$\begin{aligned} f_1(\phi_r, \dot{\phi}_r) &= W_{f1}(\phi_r, \dot{\phi}_r) \theta_{f1} + \varepsilon_{f1} \\ f_2(\Omega, \dot{\Omega}) &= W_{f2}(\Omega, \dot{\Omega}) \theta_{f2} + \varepsilon_{f2} \end{aligned} \quad (\text{IV.24})$$

L'estimateur de la fonction $f_i(.)$, génère la fonction $\hat{f}_i(.)$ tel que :

$$\begin{aligned}\hat{f}_1(\phi_r, \dot{\phi}_r) &= W_{f1}(\phi_r, \dot{\phi}_r) \hat{\theta}_{f1} \\ \hat{f}_2(\Omega, \dot{\Omega}) &= W_{f2}(\Omega, \dot{\Omega}) \hat{\theta}_{f2}\end{aligned}\quad (\text{IV.25})$$

Pour élaborer la loi de commande la fonction $f_i(.)$ doit être mise sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \hat{f}_1(\phi_r, \dot{\phi}_r) = \hat{F}_1(\phi_r) \dot{\phi}_r + \hat{G}_1(\phi_r) \\ \hat{f}_2(\Omega, \dot{\Omega}) = \hat{F}_2(\Omega) \dot{\Omega} + \hat{G}_2(\Omega) \end{cases} \quad (\text{IV.26})$$

Avec

$$\begin{aligned}\hat{F}_1(\phi_r) &= W_{F1}(\phi_r) \hat{\theta}_{F1} & \hat{G}_1(\phi_r) &= W_{G1}(\phi_r) \hat{\theta}_{G1} \\ \hat{F}_2(\Omega) &= W_{F2}(\Omega) \hat{\theta}_{F2} & \hat{G}_2(\Omega) &= W_{G2}(\Omega) \hat{\theta}_{G2}\end{aligned}\quad (\text{IV.27})$$

$$\text{Où} \quad \begin{aligned}\hat{\theta}_{F1} &= \Gamma_{11} W_{F1}^T(\phi_r) \hat{F}_1^{-1} S_1 & \hat{\theta}_{G1} &= \Gamma_{12} W_{G1}^T(\phi_r) \hat{G}_1^{-1} S_1 \\ \hat{\theta}_{F2} &= \Gamma_{21} W_{F2}^T(\Omega) \hat{F}_2^{-1} S_2 & \hat{\theta}_{G2} &= \Gamma_{22} W_{G2}^T(\Omega) \hat{G}_2^{-1} S_2\end{aligned}\quad (\text{IV.28})$$

A partir des fonctions estimées, la commande est donnée par :

$$\begin{cases} i_{dsref} = \hat{F}_1(\phi_r)(v_1 + u_{gl1}) + \hat{G}_1(\phi_r) \\ i_{qsref} = \hat{F}_2(\Omega)(v_2 + u_{gl2}) + \hat{G}_2(\Omega) \end{cases} \quad (\text{IV.29})$$

Où u_{gl1}, u_{gl2} sont les termes du mode de glissement du flux et de vitesse respectivement, il sont donnée par :

$$\begin{aligned}u_{gl1} &= \text{sign}(\phi_{ref} - \phi_r) \left| \hat{F}_1(\phi_r) \right| k_{gl1} \\ u_{gl2} &= \text{sign}(\Omega_{ref} - \Omega) \left| \hat{F}_2(\Omega) \right| k_{gl2}\end{aligned}\quad (\text{IV.30})$$

Avec

$$\begin{aligned}v_1 &= \dot{\phi}_{ref} + k_1(\phi_{ref} - \phi_r) \\ v_2 &= \dot{\Omega}_{ref} + k_2(\Omega_{ref} - \Omega)\end{aligned}$$

Le principe de la commande floue adaptative directe stable linéarisante pour le réglage de la vitesse d'une machine asynchrone est représenté par la figure (IV.2).

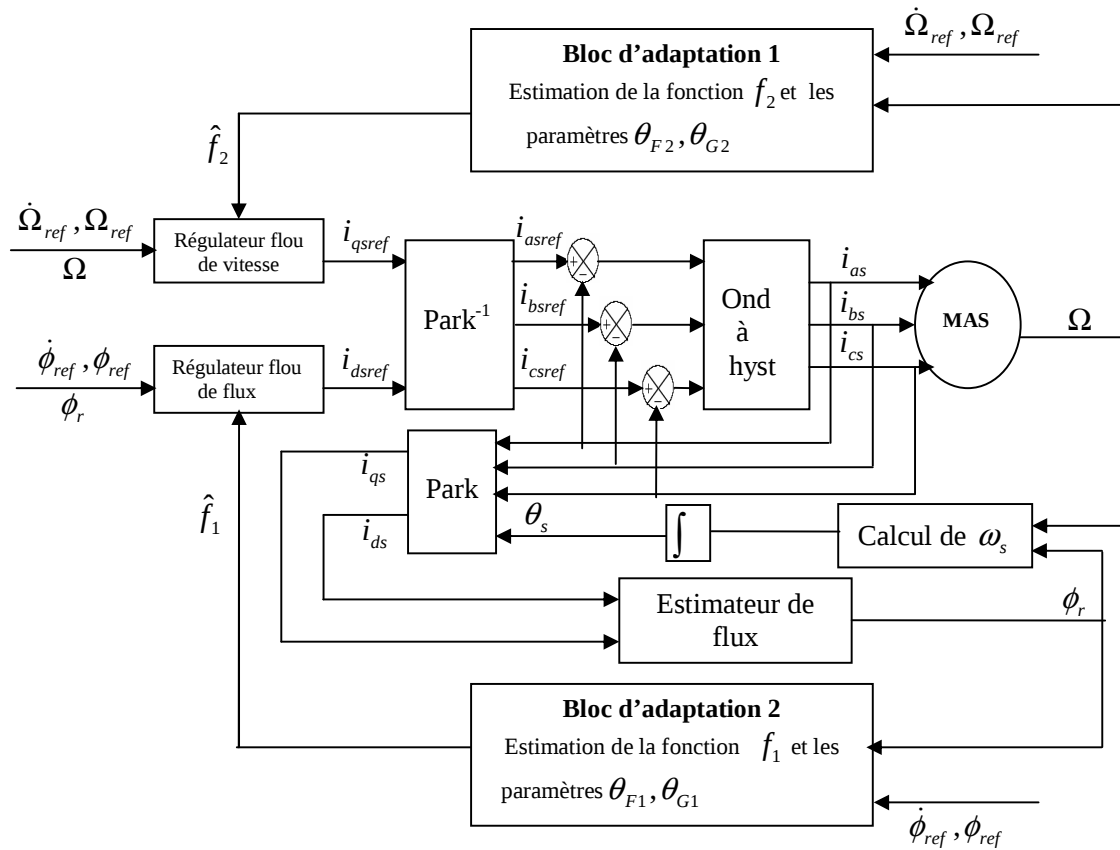


Figure (IV.2) : Structure de réglage de vitesse par la méthode de commande floue adaptative directe stable linéarisante.

IV.1.5. Résultats de simulation

Pour valider l'application de la commande floue adaptative directe linéarisante à la machine asynchrone triphasée, nous avons pris les valeurs des coefficients de réglage qui imposent la dynamique désirée. Ces valeurs sont regroupées dans le tableau (IV.1) suivant :

k_1	k_2	$k_{g/1}$	$k_{g/2}$	Γ_{11}	Γ_{12}	Γ_{21}	Γ_{22}
100	5.2	100	5.1	25.2	25.2	0.01	0.01

Tableau (IV. 1) : Coefficients de réglage de vitesse et du flux.

Les figures (IV.3.a) et (IV.3.b) donnent les réponses du réglage de la vitesse pour une consigne de 209 rad/s avec variation de la charge, ainsi lors d'une inversion du sens de rotation.

On remarque que la vitesse suit sa référence et le rejet de perturbation est rapide. Pour éliminer l'effet du chattering du au terme du mode de glissement contenu dans la loi de commande. On remplace la fonction « sign » par une fonction continue « smooth » :

$$smooth(x) = \frac{x}{|x| + 0.5}$$

Le comportement de ce schéma de commande est également testé par les mêmes variations paramétriques que celles appliquées aux commandes précédentes. La réponse obtenue est représentée sur la figure (IV.3.c). A partir de ces résultats, on peut remarquer 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 mesure de la dérivée de la vitesse.

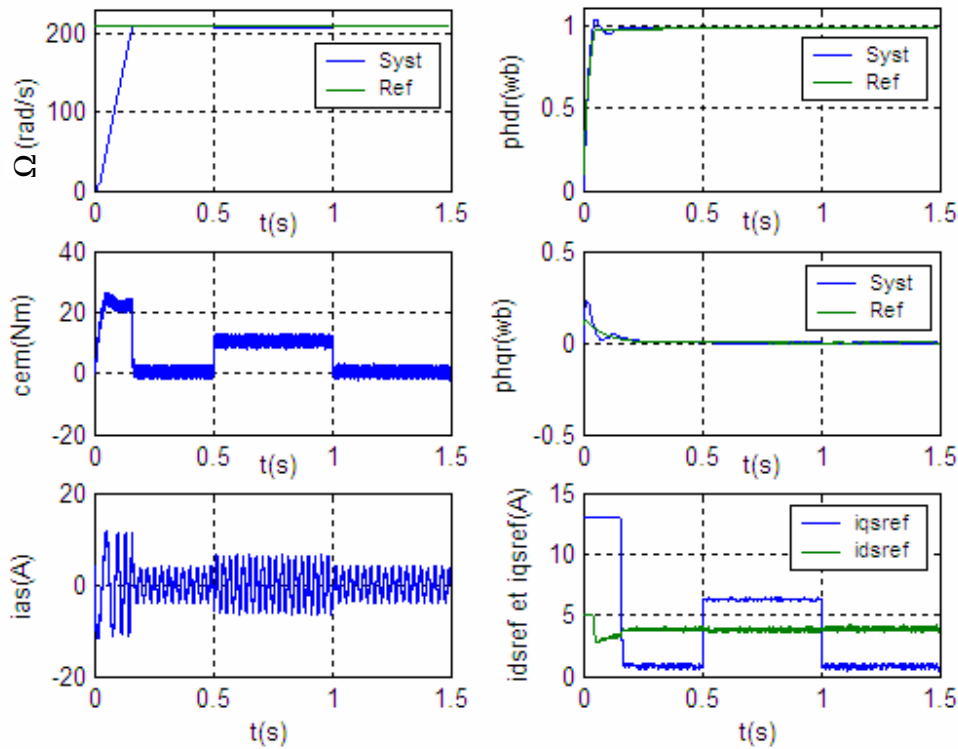


Figure (IV.3.a) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variation de la charge

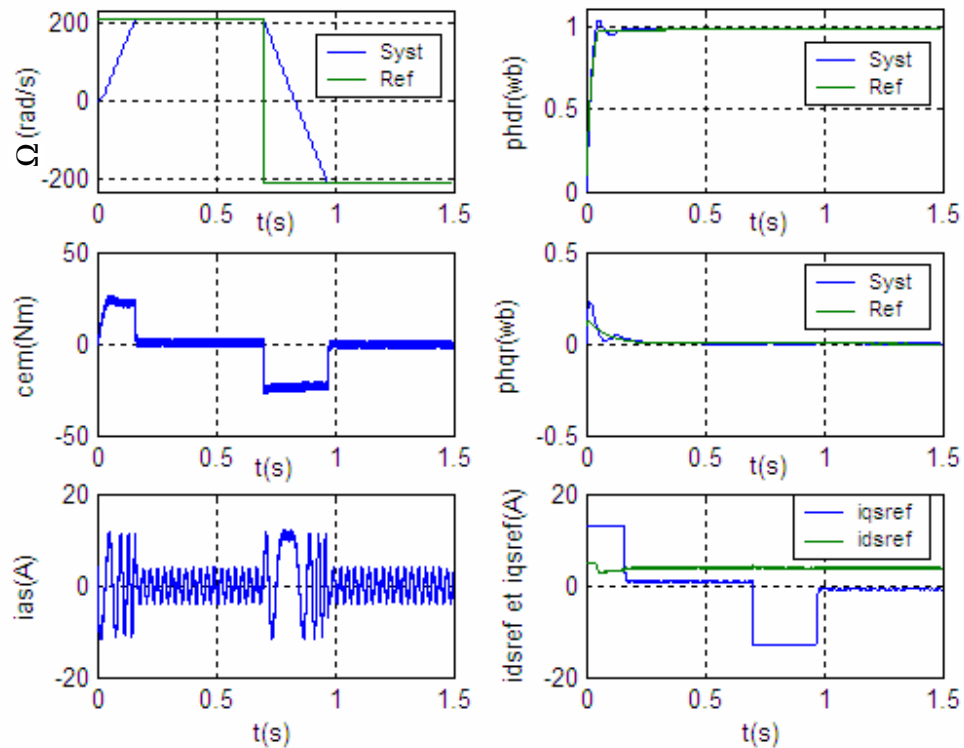


Figure (IV.3.b) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec inversion de vitesse.

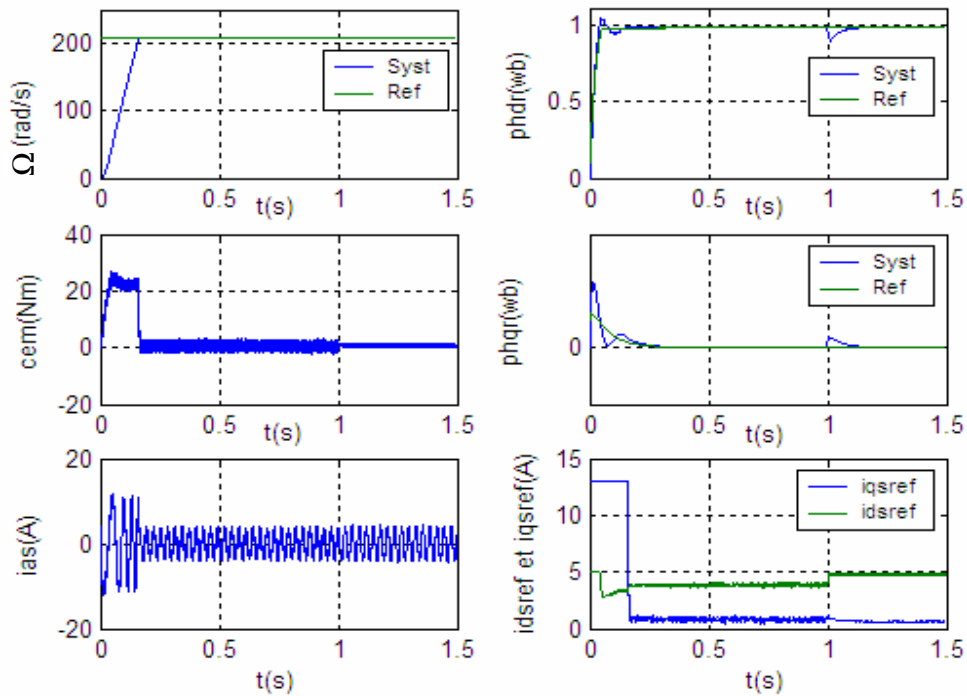


Figure ((IV.3.c) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variation paramétriques.

IV.2. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE STABLE ETENDUE

Dans la section précédente, la stratégie de commande appliquée nécessite la mesure de la dérivée de flux et de vitesse. Pour palier ce problème, nous proposons une nouvelle approche de commande floue adaptative. La loi de commande floue adaptative directe stable étendue est basée sur la théorie de stabilité de Lyapunov et la théorie d'approximation par les systèmes flous.

IV.2.1. Structure de la commande

Considérons un système dont le modèle dynamique de la commande est décrit par l'équation (III.1). Notre objective est de générer une loi de commande pour que la sortie y puisse suivre sa référence y_d .

Pour cela, nous supposons que la dérivée de la fonction $F(X)$ vérifie la condition suivante [TLE-99], [CHE-03].

$$\|\dot{F}_i(X)\| < F_{0i} \|X\| \quad \forall X \in \Omega_c \quad \text{avec} \quad F_{0i} > 0 \quad (\text{IV.31})$$

Où $\Omega_c \subseteq \mathbb{R}^{n \times n}$ est un sous espace dans lequel la trajectoire d'état peut varier sous l'effet de la commande et F_{0i} est une constante positive connue.

Pour synthétiser la loi de commande nous supposons que les fonctions non linéaires $F_i(X)$ et $G_i(X)$ sont remplacées par les systèmes flous de Takagi d'ordre un, basés sur les M-règles.

$$F_i(X) = W_{fi}(X)\theta_{fi} + \varepsilon_{fi} \quad (\text{IV.32})$$

$$G_i(X) = W_{gi}(X)\theta_{gi} + \varepsilon_{gi}$$

Où θ_{fi} , θ_{gi} sont les paramètres optimaux et ε_f et ε_g sont les erreurs de reconstructions des fonctions $F_i(X)$ et $G_i(X)$ tel que :

$$|\varepsilon_{fi}| \leq \bar{\varepsilon}_{fi} \quad (\text{IV.33})$$

$$|\varepsilon_{gi}| \leq \bar{\varepsilon}_{gi}$$

Selon le système flou utilisé les paramètres W , θ_{fi} et θ_{gi} sont organisés comme suit :

$$W_i = \begin{bmatrix} W_i & 0 & 0 & 0 \\ 0 & W_i & 0 & 0 \\ - & - & - & - \\ 0 & 0 & 0 & W_i \end{bmatrix}; \quad \theta_{fi} = \begin{bmatrix} \theta_{fi}(1,1) & \theta_{fi}(1,2) & - & - & \theta_{fi}(1,n) \\ \theta_{fi}(2,1) & \theta_{fi}(2,2) & - & - & \theta_{fi}(2,n) \\ - & - & - & - & - \\ \theta_{fi}(n,1) & \theta_{fi}(n,2) & - & - & \theta_{fi}(n,n) \end{bmatrix} \quad (\text{IV.34})$$

$$\theta_{gi} = [\theta_{g1}^T \quad \theta_{g2}^T \quad - \quad - \quad \theta_{gn}^T]^T \quad (\text{IV.35})$$

$$\text{Avec} \quad \theta_{fi}(k, j) = [a_{kj}^1 \quad a_{kj}^2 \quad - \quad - \quad - \quad a_{kj}^M] \quad \text{et } k, j = 1, \dots, n \quad (\text{IV.36})$$

$$\theta_{gk} = [a_1^{Gk} \quad a_2^{Gk} \quad - \quad - \quad - \quad a_M^{Gk}] \quad \text{et } i = 1, \dots, n \quad (\text{IV.37})$$

$$W(x) = \begin{bmatrix} \frac{\alpha_1}{\sum_{K=1}^M \alpha_K} & \frac{\alpha_2}{\sum_{K=1}^M \alpha_K} & - & - & - & \frac{\alpha_M}{\sum_{K=1}^M \alpha_K} \end{bmatrix} \quad (\text{IV.38})$$

$$\alpha_K = \prod_{i=1}^n \mu_{A_{ili}}(x_i) \quad \text{pour } l_i \in \{1, \dots, m_i\} \text{ et } K = \{1, \dots, M\} \quad (\text{IV.39})$$

IV.2.2. Synthèse de la commande

Dans cette section, notre but est de développer une loi de commande floue adaptative directe pour le système représenté par la dynamique (III.1). Nous déterminons d'abord la dynamique de l'erreur filtrée en fonction du modèle flou, de la trajectoire désirée et du vecteur d'entrée. Puis on utilise l'approche de Lyapunov afin d'assurer la convergence de l'erreur filtrée, la bornitude des paramètres adaptatives et tous signaux de commande [TLE-99] [CHE-03].

Présentons l'erreur filtrée par :

$$S_i = \left(\frac{\partial}{\partial t} + \lambda_i \right)^{(n-1)} \cdot e_i \quad \lambda_i > 0$$

$$S = [S_1, S_2, \dots, S_n]^T$$

$$e_i = x_{di} - x_i \quad i=1, \dots, n.$$

On obtient

$$S_i = \lambda_i^{(n-1)} \cdot e_i + (n-1)\lambda_i^{(n-2)} \cdot \dot{e}_i + \dots + (n-1)\lambda_i \cdot e_i^{(n-2)} + e_i^{(n-1)} \quad (\text{IV.40})$$

La relation (IV.40) peut s'écrire sous la forme compacte suivante :

$$S_i = C_i^T \cdot Y_i \quad (\text{IV.41})$$

Avec $Y_i = [e_i \quad \dot{e}_i \quad \dots \quad e_i^{(n-2)} \quad e_i^{(n-1)}]^T$

$$C_i^T = [\lambda_i^{(n-1)} \quad (n-1)\lambda_i^{(n-2)} \quad \dots \quad (n-1)\lambda_i \quad 1]$$

La dynamique de l'erreur filtrée est donnée par

$$\dot{S}_i = C_{ri}^T Y_i + e_i^{(n)} \quad (\text{IV.42})$$

Où

$$C_{ri}^T = [0 \quad \lambda_i^{(n-1)} \quad (n-1)\lambda_i^{(n-2)} \quad \dots \quad 0.5(n-1)(n-2)\lambda_i^2 \quad (n-1)\lambda_i]$$

Donc la dynamique de S peut s'écrire sous la forme suivante

$$\dot{S} = C_r^T Y + e^{(n)} \quad (\text{IV.43})$$

D'après l'expression (III.1) on peut écrire

$$x_i^{(n)} = F_i^{-1}(X)[u_i(t) - G_i(X)] \quad (\text{IV.44})$$

$$e_i^{(n)} = x_{di}^{(n)} - x_i^{(n)} = x_{di}^{(n)} - F_i^{-1}(X)[u_i(t) - G_i(X)] \quad (\text{IV.45})$$

Remplaçons l'équation (IV.45) dans (IV.43) on obtient :

$$\dot{S}_i = C_{ri}^T Y_i + x_{di}^{(n)} - F_i^{-1}(X)[u_i(t) - G_i(X)] \quad (\text{IV.46})$$

Notons que la référence filtrée est donnée par

$$y_{refi} = x_{di}^{(n)} + C_{ri}^T Y_i \quad (\text{IV.47})$$

$$\text{Donc} \quad \dot{S}_i = y_{refi} - F_i^{-1}(X)[u_i(t) - G_i(X)] \quad (\text{IV.48})$$

C'est équivalent à

$$F_i(X)\dot{S}_i = F_i(X)y_{refi} - u_i(t) + G_i(X) \quad (\text{IV.49})$$

Remplaçons les fonctions $F_i(X)$ et $G_i(X)$ par les systèmes flous présentés précédemment, la dynamique de l'erreur filtrée peut prendre la forme finale :

$$F_i(X)\dot{S}_i = W_{fi}^T \theta_{fi} y_{refi} + W_{gi}^T \theta_{gi} + \varepsilon_{fi}(t)y_{refi} + \varepsilon_{gi}(t) - u_i(t) \quad (\text{IV.50})$$

Pour que l'erreur de poursuite converge asymptotiquement vers zéro, la commande va être donnée par :

$$u_i(t) = K_{di} S_i + \frac{1}{2} F_{0i} \|X\| S_i + W_{fi} \hat{\theta}_{fi} y_{refi}^{(n)} + W_{gi} \hat{\theta}_{gi} + K_i \text{sign}(S_i) \quad (\text{IV.51})$$

Où K_i est le terme du mode glissant donné par :

$$K_i = \bar{\varepsilon}_{fi} \|y_{refi}\| + \bar{\varepsilon}_{gi} \quad (\text{IV.52})$$

Ainsi que les paramètres des systèmes flous sont ajustés par la loi d'adaptation :

$$\dot{\hat{\theta}}_{gi} = \gamma_{1i} W_{gi}^T S_i \quad (\text{IV.53})$$

$$\dot{\hat{\theta}}_{fi} = \gamma_{2i} W_{fi}^T S_i y_{refi}$$

Le schéma de principe de la commande floue adaptative directe stable étendue est illustré par la figure (IV.4).

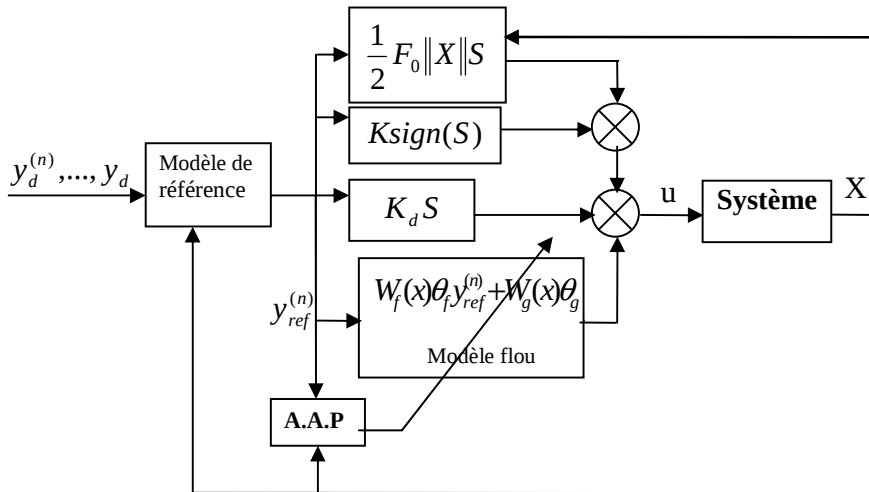


Figure (IV.4) : Structure de la commande floue adaptative directe stable étendue.

IV.2.3. Etude de la stabilité

Pour démontrer la stabilité du système boucle, nous choisissons la fonction de Lyapunov suivante :

$$V = \frac{1}{2} S_i^T F_i(X) S_i + \frac{1}{2\gamma_{1i}} \tilde{\theta}_{gi}^T \tilde{\theta}_{gi} + \frac{1}{2\gamma_{2i}} \tilde{\theta}_{fi}^T \tilde{\theta}_{fi} \quad (\text{IV.54})$$

En dérivant V par rapport au temps, nous obtenons

$$\dot{V} = \frac{1}{2} S_i^T \dot{F}_i(X) S_i + S_i^T F_i(X) \dot{S}_i - \frac{1}{\gamma_{1i}} \tilde{\theta}_{gi}^T \dot{\hat{\theta}}_{gi} - \frac{1}{\gamma_{2i}} \tilde{\theta}_{fi}^T \dot{\hat{\theta}}_{fi} \quad (IV.55)$$

Remplaçons $F_i(X) \dot{S}_i$ dans cette dernière

$$\dot{V} = \frac{1}{2} S_i^T \dot{F}_i(X) S_i + S_i^T [W_{fi}^T \theta_{fi} Y_{refi} + W_{gi}^T \theta_{gi} + \varepsilon_{fi} Y_{refi} + \varepsilon_{gi} - u_i(t)] - \frac{1}{\gamma_{1i}} \tilde{\theta}_{gi}^T \dot{\hat{\theta}}_{gi} - \frac{1}{\gamma_{2i}} \tilde{\theta}_{fi}^T \dot{\hat{\theta}}_{fi} \quad (IV.56)$$

Remplaçons l'expression $u(t)$ dans cette dernière, il vient

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -K_{di} S_i^T S_i + \frac{1}{2} S_i^T \dot{F}_i(X) S_i - \frac{1}{2} S_i^T F_{0i} \|X\| S_i + S_i^T W_{fi}^T \tilde{\theta}_{fi} Y_{refi} + S_i^T W_{gi}^T \tilde{\theta}_{gi} + S_i^T (\varepsilon_{fi} Y_{refi} + \varepsilon_{gi}) - S_i^T u_{sli} \\ & - \frac{1}{\gamma_{1i}} \tilde{\theta}_{gi}^T \dot{\hat{\theta}}_{gi} - \frac{1}{\gamma_{2i}} \tilde{\theta}_{fi}^T \dot{\hat{\theta}}_{fi} \end{aligned} \quad (IV.57)$$

Utilisant l'expression (IV.53), l'expression (IV.57) devient

$$\dot{V} = -K_{di} S_i^T S_i + \frac{1}{2} S_i^T \dot{F}_i(X) S_i - \frac{1}{2} S_i^T F_{0i} \|X\| S_i + S_i^T (\varepsilon_{fi} Y_{refi} + \varepsilon_{gi}) - S_i^T u_{sli} \quad (IV.58)$$

On peut mettre l'expression (IV.58) sous la forme suivante

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \dot{V}_1 + \dot{V}_2 + \dot{V}_3 \\ \text{Avec} \quad \dot{V}_1 &= -K_{di} S_i^T S_i \end{aligned}$$

$$\dot{V}_2 = \frac{1}{2} S_i^T \dot{F}_i(X) S_i - \frac{1}{2} S_i^T F_{0i} \|X\| S_i$$

$$\dot{V}_3 = S_i^T (\varepsilon_{fi} Y_{refi} + \varepsilon_{gi}) - S_i^T u_{sli} = S_i^T (\varepsilon_{fi} Y_{refi} + \varepsilon_{gi}) - S_i^T (\bar{\varepsilon}_{fi} Y_{refi} + \bar{\varepsilon}_{gi}) \text{sign}(S_i)$$

Sachant que K_d est une constante positive, il vient $\dot{V}_1 \leq 0$

Nous supposons que la dérivée temporelle de $F(X)$ vérifie la condition suivante [TLE-99] :

$$|\dot{F}_i(X)| \leq F_{0i} \|X\|$$

Où F_{0i} est une constante positive connue ce qui nous amène à $\dot{V}_2 \leq 0$.

Selon l'expression du terme du mode glissant, il vient que $\dot{V}_3 \leq 0$.

D'où la dérivée temporelle de la fonction de Lyapunov vérifié

$$\dot{V} \leq 0 \quad (IV.59)$$

L'inégalité (IV.59) implique que S converge vers zéro et que tous les signaux sont bornés.

IV.2.4. Application à la machine asynchrone

Afin d'appliquer la commande floue adaptative étendue pour le réglage de vitesse de la machine asynchrone, le système est mis sous la forme suivante :

$$\begin{cases} i_{dsref} = F_1(\phi_r)\dot{\phi}_r + G_1(\phi_r) \\ i_{qsref} = F_2(\Omega)\dot{\Omega} + G_2(\Omega) \end{cases} \quad (IV.60)$$

Où la dynamique du flux dépend seulement de l'entrée de commande i_{dref} et du flux ϕ_r alors, la dynamique de la vitesse dépend principalement de la commande d'entrée i_{qref} et de la vitesse Ω .

L'implémentation de cette commande nécessite l'approximation des fonctions F_i et G_i par les systèmes flous :

$$\begin{cases} F_1(\phi_r) = W_{f1}(\phi_r)\theta_{f1} + \varepsilon_{f1} \\ G_1(\phi_r) = W_{g1}(\phi_r)\theta_{g1} + \varepsilon_{g1} \end{cases} \quad (IV.61)$$

$$\begin{cases} F_2(\Omega) = W_{f2}(\Omega)\theta_{f2} + \varepsilon_{f2} \\ G_2(\Omega) = W_{g2}(\Omega)\theta_{g2} + \varepsilon_{g2} \end{cases} \quad (IV.62)$$

Avec $\varepsilon_{f1}, \varepsilon_{g1}, \varepsilon_{f2}, \varepsilon_{g2}$ sont les erreurs de reconstruction des fonctions $F_1(\phi_r), G_1(\phi_r), F_2(\Omega), G_2(\Omega)$ tel que :

$$\underbrace{\bar{\varepsilon}_{fi} \geq \sup_{t>0} \|\varepsilon_{fi}(t)\|}_{\text{et}} \quad \underbrace{\bar{\varepsilon}_{gi} \geq \sup_{t>0} \|\varepsilon_{gi}(t)\|}_{\text{et}} \quad (IV.63)$$

Dans cette approximation l'évaluation des fonctions F_i et G_i est effectuée avec trois règles floues et par conséquent le flux et la vitesse sont décrit par trois ensembles flous.

En utilisant le dernier procédé, nous calculons la commande d'entrée comme suit :

$$\begin{cases} i_{dsref} = K_{d1}S_1 + 0.5F_{01}|\phi_r|S_1 + (W_{f1})^T \hat{\theta}_{f1}Y_{ref1} + (W_{g1})^T \hat{\theta}_{g1} + \bar{\varepsilon}_{f1}|Y_{ref1}|sign(S_1) + \bar{\varepsilon}_{g1}sign(S_1) \\ i_{qsref} = K_{d2}S_2 + 0.5F_{02}|\Omega|S_2 + (W_{f2})^T \hat{\theta}_{f2}Y_{ref2} + (W_{g2})^T \hat{\theta}_{g2} + \bar{\varepsilon}_{f2}|Y_{ref2}|sign(S_2) + \bar{\varepsilon}_{g2}sign(S_2) \end{cases} \quad (IV.64)$$

avec $F_{01}, F_{02}, K_{d1}, K_{d2}, \bar{\varepsilon}_{f1}, \bar{\varepsilon}_{g1}, \bar{\varepsilon}_{f2}, \bar{\varepsilon}_{g2}$ sont des constants positifs.

Les paramètres sont mis à jours par les lois d'adaptation suivant :

$$\dot{\hat{\theta}}_{f1} = \gamma_{11}W_{f1}S_1Y_{ref1} \quad \dot{\hat{\theta}}_{g1} = \gamma_{12}W_{g1}S_1 \quad (IV.65)$$

$$\dot{\hat{\theta}}_{f2} = \gamma_{21} W_{f2} S_2 Y_{ref2} \quad \dot{\hat{\theta}}_{g2} = \gamma_{22} W_{g2} S_2 \quad (\text{IV.66})$$

Où : γ_{11} , γ_{12} , γ_{21} , γ_{22} sont des constantes positives, alors que S_i et Y_{refi} sont respectivement l'erreur et le signal de référence. Ses expressions sont données par :

$$\begin{aligned} S_1 &= \phi_{ref} - \phi_r & S_2 &= \Omega_{ref} - \Omega \\ Y_{ref1} &= \dot{\phi}_{ref} + \lambda_1(\phi_{ref} - \phi_r) & Y_{ref2} &= \dot{\Omega}_{ref} + \lambda_2(\Omega_{ref} - \Omega) \end{aligned}$$

La figure (IV.5) illustre schématiquement le principe de la commande floue adaptative stable étendue lors du réglage de la machine asynchrone.

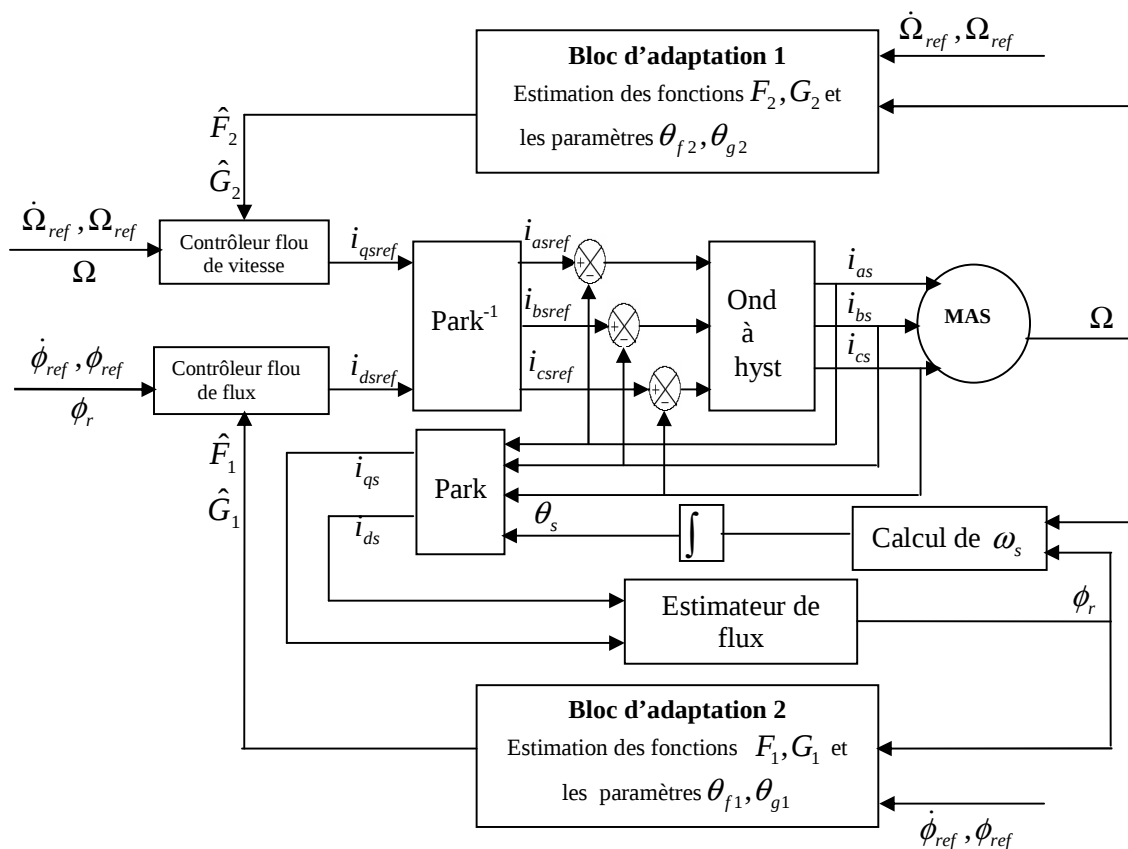


Figure (IV.5) : Structure de réglage de vitesse par la méthode de commande floue adaptative directe stable étendue.

IV.2.5. Résultats de simulation

Nous présentons les valeurs des coefficients de réglage de vitesse d'une MAS par l'application de la commande floue adaptative directe stable étendue dans le tableau suivant :

γ_{11}	γ_{12}	γ_{21}	γ_{22}	K_{d1}	K_{d2}	F_{01}	F_{02}	ε_{f1}	ε_{g1}	ε_{f2}	ε_{g2}
40	40	0.001	0.001	10	0.5	20.5	0.5	0.01	0.01	0.001	0.001

Tableau (IV.2) : Coefficients de réglage de la vitesse et du flux.

Vu la nature de la fonction « sign » contenu dans le terme du mode glissant, la commande est discontinue au voisinage de l'origine ($S=0$), cela peut provoquer des commutations intempestives (chattering) de la commande. Pour palier ce problème, nous avons remplacé la fonction « sign » par une fonction continue « smooth » donnée précédemment.

Les figures (IV.6.a), (IV.6.b) illustre respectivement les réponses obtenues lors d'un démarrage de la machine asynchrone pour une consigne de vitesse 209rad/s avec variation de la charge et lors d'une inversion du sens de marche. Nous pouvons constater que la vitesse suit parfaitement sa référence, le rejet de la perturbation est rapide et le flux rotorique est aligné sur l'axe (d).

Pour tester la robustesse de ce schéma de commande en présence des variations paramétriques, nous avons imposé les mêmes variations que dans les essais précédents. Nous pouvons conclure, d'après les résultats illustrés sur la figure (IV.6.c), que la commande floue adaptative directe stable étendue 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 ces variations, ce qui montre la capacité d'adaptation de la commande proposée.

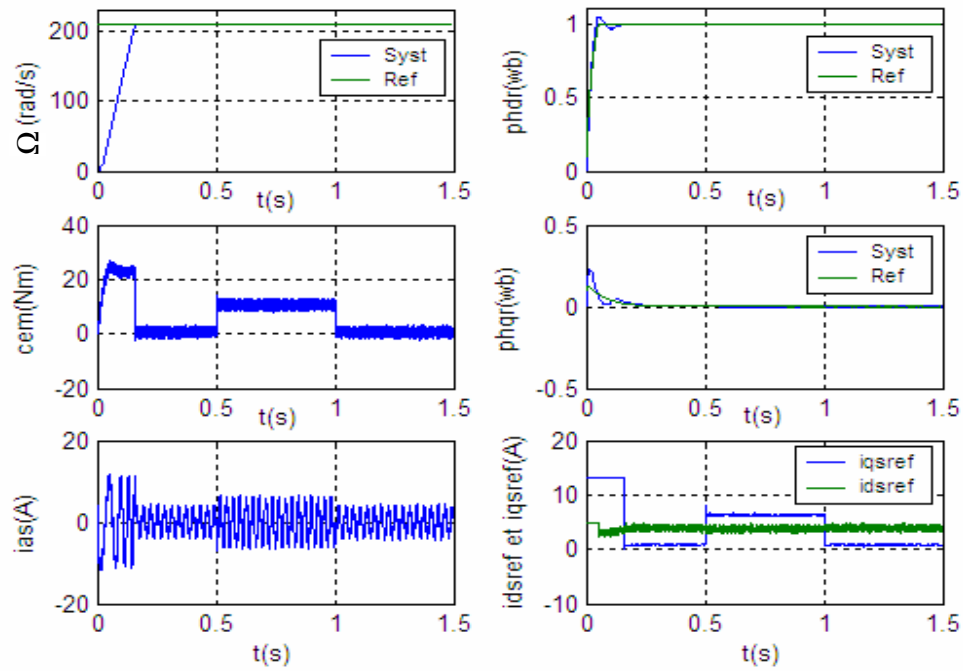


Figure (IV.6.a) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variation de la charge

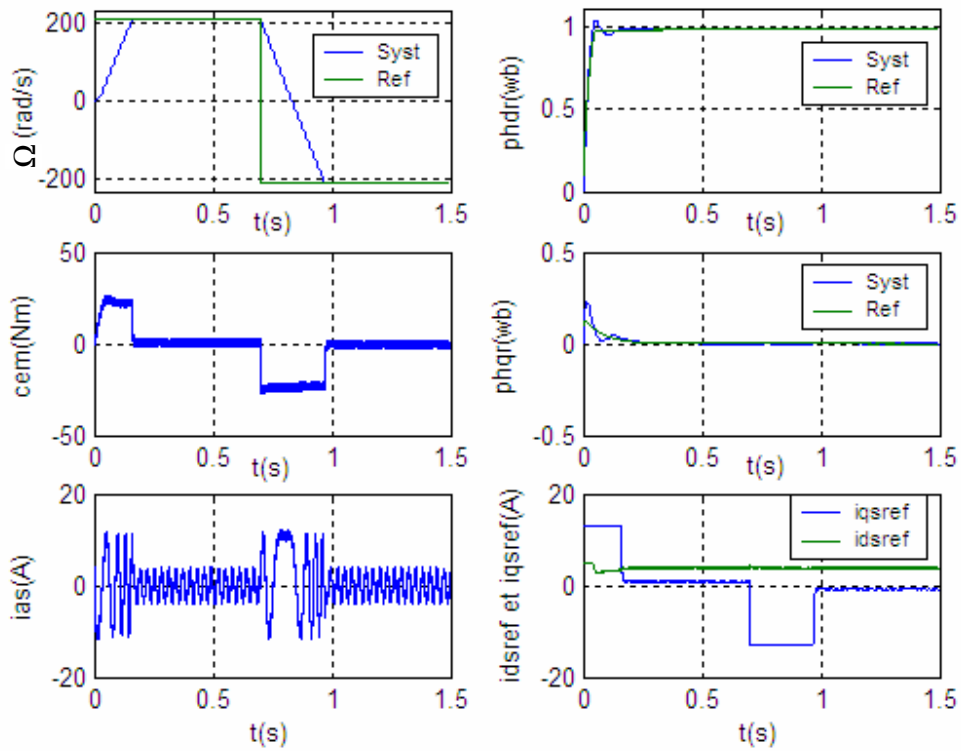


Figure (IV.6.b) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec inversion de vitesse.

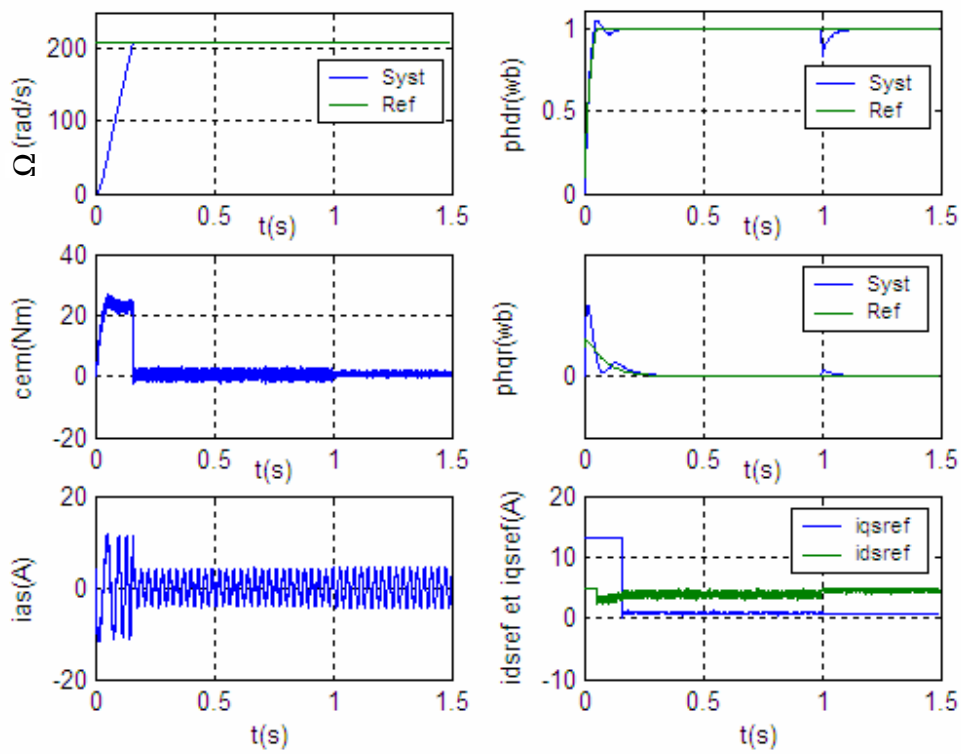


Figure (IV.6.c) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variation paramétriques.

IV.3. COMMANDE FLOUE ADAPTATIVE DIRECTE STABLE GENERALISEE

L'application de la commande floue adaptative directe stable étendue nécessite la spécification de quelques paramètres dans la loi de commande. Pour palier cette difficulté, un autre type 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

Dans le cas précédant, la loi de commande adaptative développé pour le système (III.1) la limite F_{0i} de la fonction $\|\dot{F}_i(X)\|$ et les limites de l'erreur de reconstruction $\bar{\varepsilon}_{fi}$ et $\bar{\varepsilon}_{gi}$ associées respectivement à la fonction $F_i(X)$ et $G_i(X)$ sont fixes.

Dans cette section, nous supposons que les paramètres $F_{0i}, \bar{\varepsilon}_{fi}, \bar{\varepsilon}_{gi}$ sont inconnus et nous proposons une loi adaptative pour ces paramètres qui force le système à suivre la trajectoire désirée.

La commande appliquée au système (III.1), utilisant les fonctions floues estimées est calculées selon la relation suivante [LAB-98], [TLE-99], [CHE-03].

$$u_i(t) = K_{di}S_i + 0.5\hat{F}_{0i}\|X\|S_i + W_{fi}\hat{\theta}_{fi}Y_{refi}^{(n)} + W_{gi}\hat{\theta}_{gi} + (\hat{\varepsilon}_{fi}\|Y_{refi}^{(n)}\| + \hat{\varepsilon}_{gi})\text{sign}(S_i) \quad (\text{IV.67})$$

Où le vecteurs paramètres $\hat{\theta}_{fi}$ et $\hat{\theta}_{gi}$ sont adaptés par

$$\dot{\hat{\theta}}_{fi} = \gamma_{1i}W_{fi}(X)S_i(Y_{refi}^{(n)})^T \quad (\text{IV.68})$$

$$\dot{\hat{\theta}}_{gi} = \gamma_{2i}W_{gi}(X)S_i \quad (\text{IV.69})$$

Et les paramètres $F_{0i}, \bar{\varepsilon}_{fi}, \bar{\varepsilon}_{gi}$ sont ajustés par les lois d'adaptations données ci-dessous

$$\dot{\hat{F}}_{0i} = \eta_i\|X\|\|S_i\| \quad (\text{IV.70})$$

$$\dot{\hat{\varepsilon}}_{fi} = \eta_i\|Y_{refi}^{(n)}\|\|S_i\| \quad (\text{IV.71})$$

$$\dot{\hat{\varepsilon}}_{gi} = \eta_i\|S_i\| \quad (\text{IV.72})$$

Où $\gamma_{1i}, \gamma_{2i}, \eta_i > 0$ pour $i=1,2$.

La figure (IV.7) illustre la structure de la commande floue adaptative directe stable généralisée.

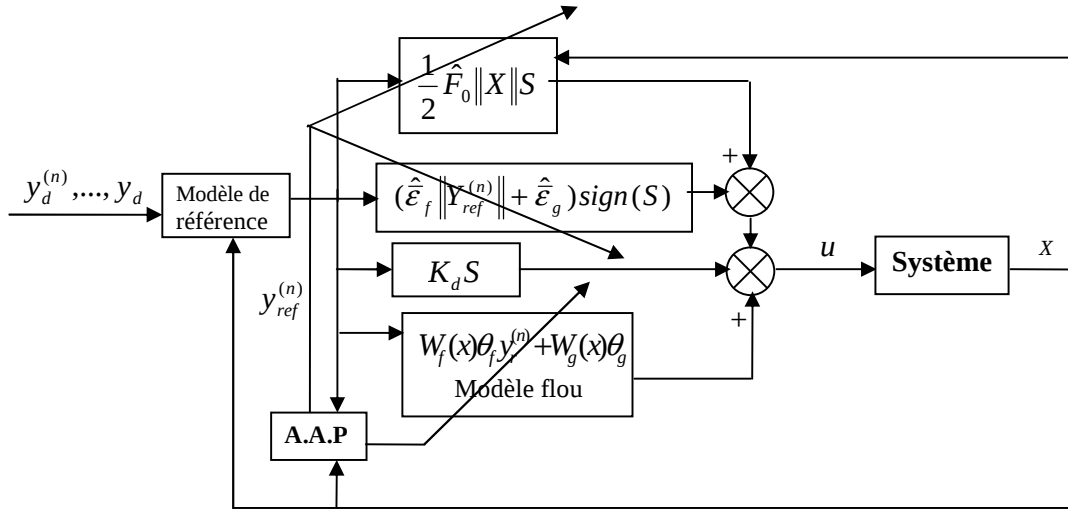


Figure (IV.7): Structure de la commande floue adaptative directe stable généralisée.

IV.3.2. Etude de la stabilité

Considérons le système (III.1) commandé par la loi adaptative donnée par

$$u_i(t) = K_{di} S_i + \frac{1}{2} \hat{F}_{0i} \|X\| S_i + W_{fi} \hat{\theta}_{fi} Y_{refi}^{(n)} + W_{gi} \hat{\theta}_{gi} + (\hat{\epsilon}_{fi} \|Y_{refi}^{(n)}\| + \hat{\epsilon}_{gi}) \text{sign}(S_i) \quad (\text{IV.73})$$

Où $\hat{F}_{0i}, \hat{\epsilon}_{fi}, \hat{\epsilon}_{gi}$ sont des paramètres inconnus.

Dans le but de démontrer la stabilité du système bouclé, nous choisissons la fonction de Lyapunov suivante :

$$V_i = \frac{1}{2} S_i^T F_i(X) S_i + \frac{1}{2\gamma_1} \tilde{\theta}_{gi}^T \tilde{\theta}_{gi} + \frac{1}{2\gamma_2} \tilde{\theta}_{fi}^T \tilde{\theta}_{fi} + \frac{1}{2\eta_i} (\tilde{F}_{0i})^2 + \frac{1}{2\eta_i} (\tilde{\epsilon}_{fi})^2 + \frac{1}{2\eta_i} (\tilde{\epsilon}_{gi})^2 \quad (\text{IV.74})$$

Avec

$$\tilde{F}_{0i} = F_{0i} - \hat{F}_{0i}, \quad \tilde{\epsilon}_{fi} = \epsilon_{fi} - \hat{\epsilon}_{fi}, \quad \tilde{\epsilon}_{gi} = \epsilon_{gi} - \hat{\epsilon}_{gi} \quad (\text{IV.75})$$

Après dérivation de la fonction V , nous obtenons

$$\dot{V}_i = \frac{1}{2} S_i^T \dot{F}_i(X) S_i + S_i^T F_i(X) \dot{S}_i - \frac{1}{\gamma_{1i}} \tilde{\theta}_{gi}^T \dot{\tilde{\theta}}_{gi} - \frac{1}{\gamma_{2i}} \tilde{\theta}_{fi}^T \dot{\tilde{\theta}}_{fi} - \frac{1}{\eta_i} \tilde{F}_{0i} \dot{\tilde{F}}_{0i} - \frac{1}{\eta_i} \tilde{\epsilon}_{fi} \dot{\tilde{\epsilon}}_{fi} - \frac{1}{\eta_i} \tilde{\epsilon}_{gi} \dot{\tilde{\epsilon}}_{gi} \quad (\text{IV.76})$$

Remplaçons $F(X) \dot{S}$ donné par l'expression (IV.50) dans cette dernière, nous obtenons

$$\begin{aligned}\dot{V}_i = & \frac{1}{2} S_i^T \dot{F}_i(X) + S_i^T [W_{fi}^T \theta_{fi} Y_{refi} + W_{gi}^T \theta_{gi} + \varepsilon_{fi} Y_{refi} + \varepsilon_{gi} - u_i(t)] - \frac{1}{\gamma_{1i}} \tilde{\theta}_{gi}^T \dot{\hat{\theta}}_{gi} - \frac{1}{\gamma_{2i}} \tilde{\theta}_{fi}^T \dot{\hat{\theta}}_{fi} \\ & - \frac{1}{\eta_i} \tilde{F}_{0i} \dot{\hat{F}}_{0i} - \frac{1}{\eta_i} \tilde{\varepsilon}_{fi} \dot{\hat{\varepsilon}}_{fi} - \frac{1}{\eta_i} \tilde{\varepsilon}_{gi} \dot{\hat{\varepsilon}}_{gi}\end{aligned}\quad (IV.77)$$

Maintenant remplaçons la loi de commande adaptative donnée par l'expression (IV.73) dans $\dot{V}$:

$$\begin{aligned}\dot{V} = & -K_{di} S_i^T S_i + \frac{1}{2} S_i^T \dot{F}(X) - \frac{1}{2} S_i^T \hat{F}_{0i} \|X\| S_i + S_i^T W_{fi}^T \theta_{fi} Y_{refi} + S_i^T W_{gi}^T \theta_{gi} + S_i^T (\varepsilon_{fi} Y_{refi} + \varepsilon_{gi}) - \frac{1}{\gamma_{1i}} \tilde{\theta}_{gi}^T \dot{\hat{\theta}}_{gi} \\ & - \frac{1}{\gamma_{2i}} \tilde{\theta}_{fi}^T \dot{\hat{\theta}}_{fi} - S_i^T (\hat{\varepsilon}_{fi} \|Y_{refi}\| + \hat{\varepsilon}_{gi}) \text{sign}(S_i) - \frac{1}{\eta_1} \tilde{F}_{0i} \dot{\hat{F}}_{0i} - \frac{1}{\eta_i} \tilde{\varepsilon}_{fi} \dot{\hat{\varepsilon}}_{fi} - \frac{1}{\eta_i} \tilde{\varepsilon}_{gi} \dot{\hat{\varepsilon}}_{gi}\end{aligned}\quad (IV.78)$$

Remplaçons $\dot{\hat{\theta}}_{fi}$ et $\dot{\hat{\theta}}_{gi}$ donnée par les expressions (IV.65) et (IV.66) dans l'expression (IV.78), il vient

$$\begin{aligned}\dot{V} = & -K_{di} S_i^T S_i + \frac{1}{2} S_i^T \dot{F}_i(X) - \frac{1}{2} S_i^T \hat{F}_{0i} \|X\| S_i + S_i^T (\varepsilon_{fi} Y_{refi} + \varepsilon_{gi}) - S_i^T (\hat{\varepsilon}_{fi} \|Y_{refi}\| + \hat{\varepsilon}_{gi}) \text{sign}(S_i) \\ & - \frac{1}{\eta_i} \tilde{F}_{0i} \dot{\hat{F}}_{0i} - \frac{1}{\eta_i} \tilde{\varepsilon}_{fi} \dot{\hat{\varepsilon}}_{fi} - \frac{1}{\eta_i} \tilde{\varepsilon}_{gi} \dot{\hat{\varepsilon}}_{gi}\end{aligned}\quad (IV.79)$$

Pour faciliter la démonstration, nous faisons la décomposition suivante :

$$\dot{V} = \dot{V}_1 + \dot{V}_2 + \dot{V}_3$$

Avec $\dot{V}_1 = -K_{di} S_i^T S_i$

$$\dot{V}_2 = \frac{1}{2} S_i^T \dot{F}(X) - \frac{1}{2} S_i^T \hat{F}_{0i} \|X\| S_i - \frac{1}{\eta_i} \tilde{F}_{0i} \dot{\hat{F}}_{0i}$$

$$\dot{V}_3 = S_i^T (\varepsilon_{fi} Y_{refi} + \varepsilon_{gi}) - S_i^T (\hat{\varepsilon}_{fi} \|Y_{refi}\| + \hat{\varepsilon}_{gi}) \text{sign}(S_i) - \frac{1}{\eta_i} \tilde{\varepsilon}_{fi} \dot{\hat{\varepsilon}}_{fi} - \frac{1}{\eta_i} \tilde{\varepsilon}_{gi} \dot{\hat{\varepsilon}}_{gi}$$

Sachant que K_{di} est une constante positive, il vient

$$\dot{V}_1 \leq 0$$

Selon la loi d'adaptation (IV.70) nous aurons :

$$\dot{V}_2 \leq 0$$

En utilisant les lois d'adaptations (IV.71) et (IV.72), il s'en suit :

$$\dot{V}_3 \leq 0$$

D'où $\dot{V} \leq 0$ (IV.80)

Par conséquent, S converge asymptotiquement vers zéro et que tous les signaux du système sont bornés.

IV.3.3. Application à la MAS

De la même manière que la commande précédente, la commande floue adaptative directe stable généralisée consiste à estimer les fonctions F_i et G_i de l'équation (IV.60) par les systèmes flous de la forme suivante :

$$\begin{cases} F_1(\varphi_r) = W_{f1}(\varphi_r)\theta_{f1} + \varepsilon_{f1} \\ G_1(\varphi_r) = W_{g1}(\varphi_r)\theta_{g1} + \varepsilon_{g1} \end{cases} \quad (IV.81)$$

$$\begin{cases} F_2(\Omega) = W_{f2}(\Omega)\theta_{f2} + \varepsilon_{f2} \\ G_2(\Omega) = W_{g2}(\Omega)\theta_{g2} + \varepsilon_{g2} \end{cases} \quad (IV.82)$$

Les bornes $\bar{\varepsilon}_{f1}$, $\bar{\varepsilon}_{g1}$, $\bar{\varepsilon}_{f2}$, $\bar{\varepsilon}_{g2}$, F_{01} , F_{02} sont ajustées par la loi d'adaptation suivante

$$\dot{\hat{\varepsilon}}_{f1} = \eta_1 \|Y_{ref1}\| |S_1| ; \quad \dot{\hat{\varepsilon}}_{f2} = \eta_2 \|Y_{ref2}\| |S_2| \quad (IV.83)$$

$$\dot{\hat{\varepsilon}}_{g1} = \eta_1 |S_1| ; \quad \dot{\hat{\varepsilon}}_{g2} = \eta_2 |S_2| \quad (IV.84)$$

$$\dot{\hat{F}}_{01} = \eta_1 |\varphi_r| |S_1| ; \quad \dot{\hat{F}}_{02} = \eta_2 |\Omega| |S_2| \quad (IV.85)$$

A partir des fonctions floues estimées, les commandes i_{dref} et i_{qref} sont exprimées par

$$\begin{cases} i_{dsref} = K_{d1} + 0.5\hat{F}_{01}|\varphi_r|S_1 + W_{f1}^T\hat{\theta}_{f1}Y_{ref1} + W_{g1}^T\hat{\theta}_{g1} + (\hat{\varepsilon}_{f1}|Y_{ref1}| + \hat{\varepsilon}_{g1})sign(S_1) \\ i_{qsref} = K_{d2} + 0.5\hat{F}_{02}|\Omega|S_2 + W_{f2}^T\hat{\theta}_{f2}Y_{ref2} + W_{g2}^T\hat{\theta}_{g2} + (\hat{\varepsilon}_{f2}|Y_{ref2}| + \hat{\varepsilon}_{g2})sign(S_2) \end{cases} \quad (IV.86)$$

La figure (IV.8) illustre schématiquement le principe de la commande floue adaptative stable généralisée lors du réglage de la machine asynchrone.

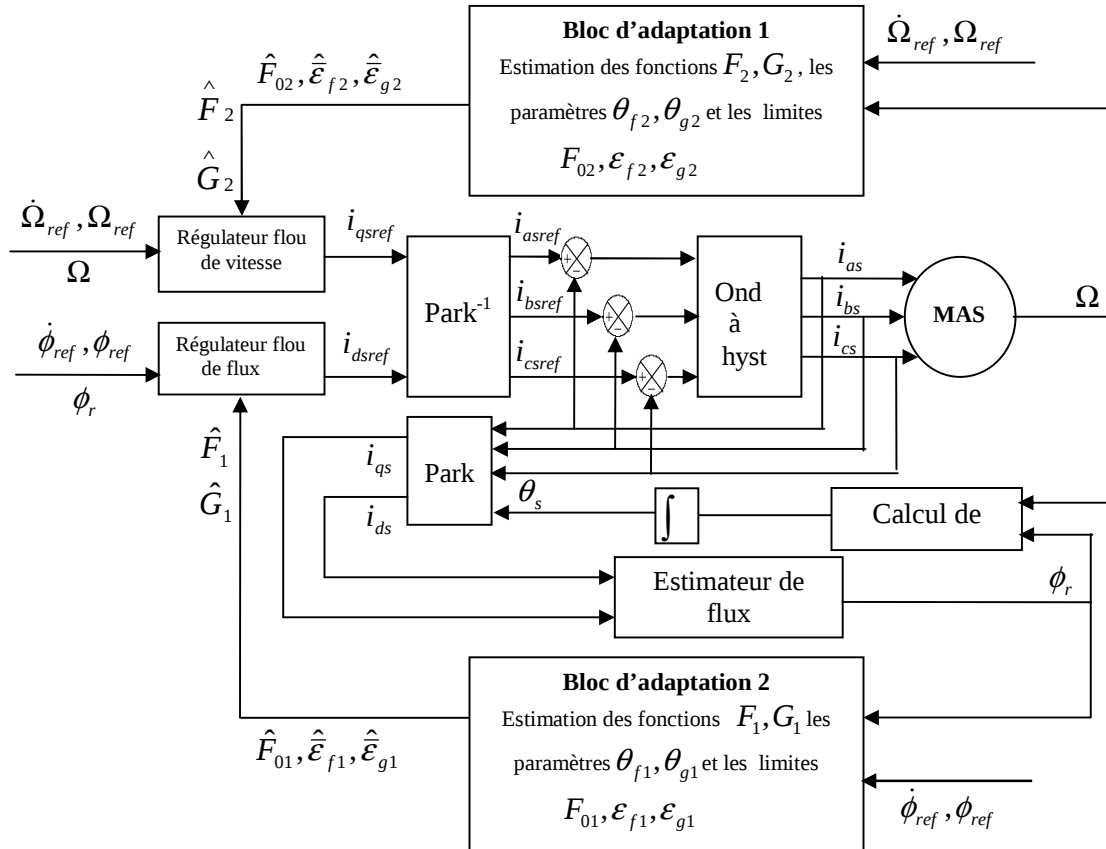


Figure (IV.8) : Structure de réglage de vitesse par la méthode de commande floue adaptative directe stable généralisée.

IV.3.4. Résultats de simulation

Les performances de réglage de vitesse 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 le tableau suivant (IV.3).

K_{d1}	K_{d2}	η_1	η_2	γ_{11}	γ_{12}	γ_{21}	γ_{22}
1	0.1	0.01	0.001	7.5	5	0.02	0.5

Tableau (IV.3) : Coefficients de réglage de vitesse et du flux.

De la même manière, pour éliminer le phénomène de chattering, nous avons remplacé la fonction (sign) par la fonction (smooth).

Le comportement de la MAS lors du réglage de la vitesse est représenté par les figures (IV.9.a) et (IV.9.b). A travers ces résultats, nous relevons une suite parfaite de la consigne, un rejet rapide de la perturbation, un découplage des axes d-q qui n'est pas affecté par le régime appliqué à la machine. Le comportement de ce schéma de commande est également testé pour les mêmes variations paramétriques que celles appliquées aux commandes précédentes. Les résultats sont illustrés sur la figure (IV.9.c), nous remarquons que les performances sont satisfaisantes ce qui prouve l'efficacité de cette commande.

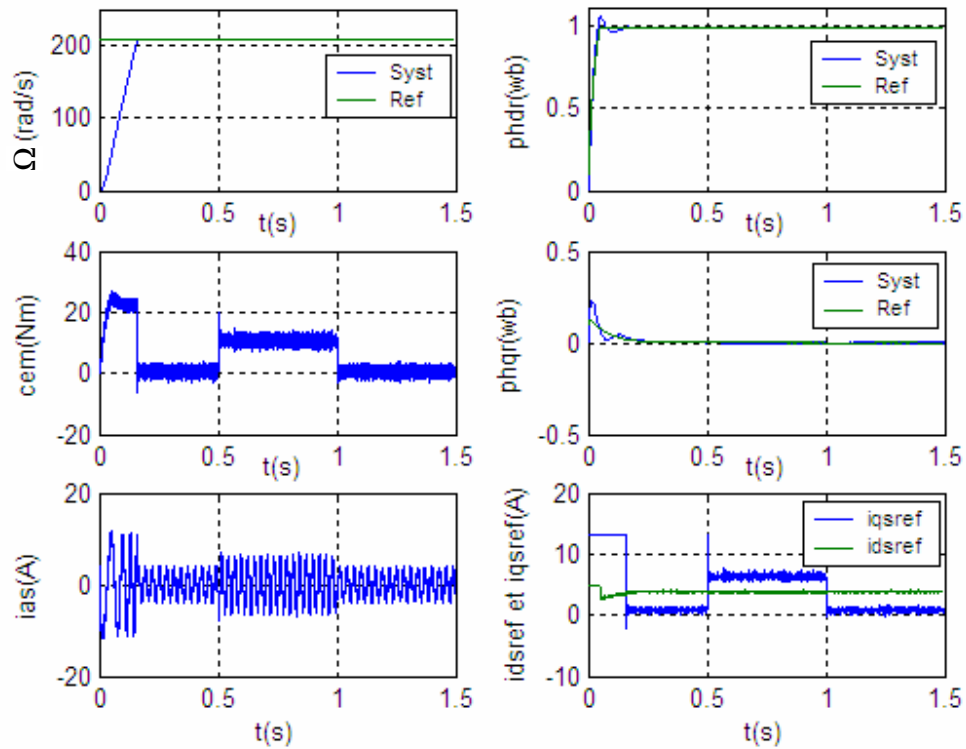


Figure (IV.9.a) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variation de charge

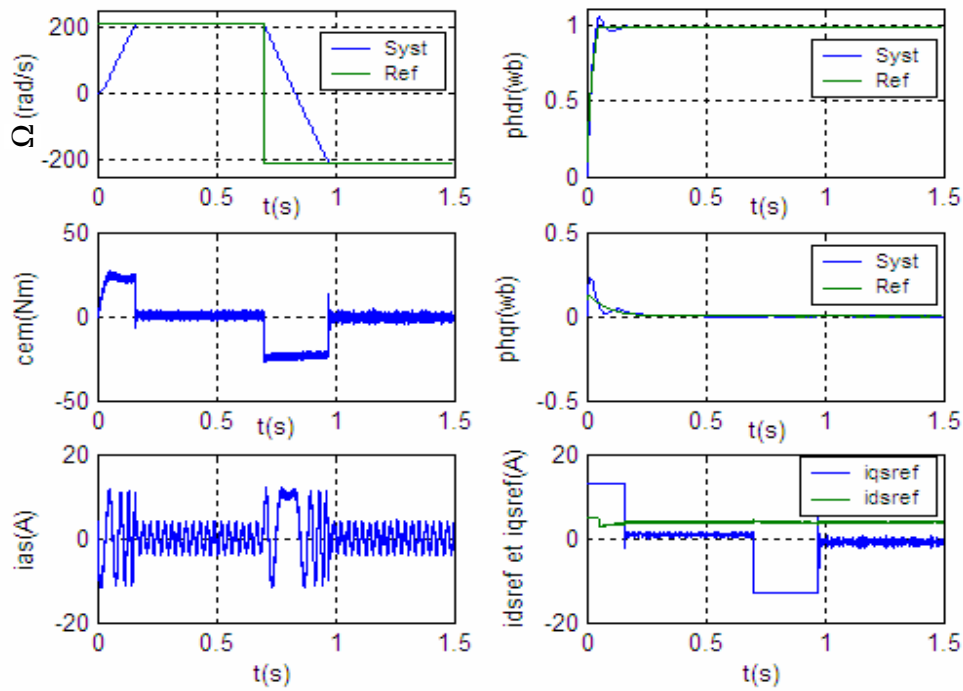


Figure (IV.9.b) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec inversion de vitesse.

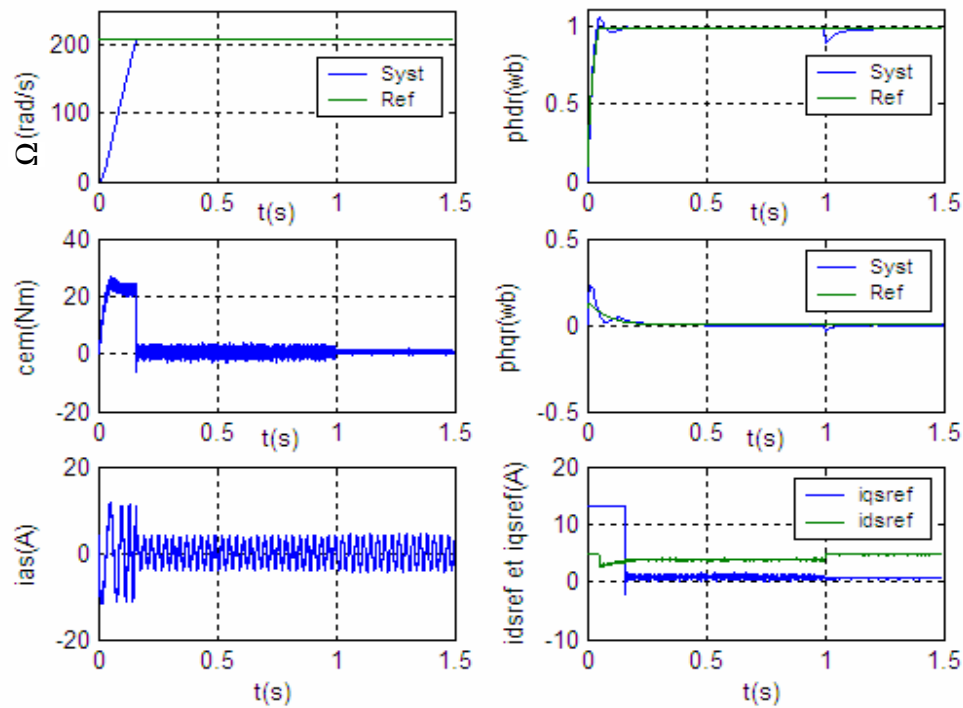


Figure (IV.9.c) : Comportement dynamique de la MAS lors d'un démarrage avec variation paramétriques.

IV.4. CONCLUSION

Dans ce dernier chapitre, nous avons présenté la commande floue adaptative directe dont trois techniques ont été proposés à savoir : la commande floue adaptative directe linéarisante, la commande floue adaptative directe stable étendue et enfin la commande floue adaptative directe stable généralisée. Les trois lois de commande ont des structures faciles à implémenter et n'ont pas besoin d'une information structurelle ou paramétrique du modèle dynamique de la machine asynchrone dans lesquelles les systèmes flous interviennent pour approximer le modèle du système à régler. Ces techniques de commande utilisent la théorie de l'approximation et celle de Lyapunov 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. Afin de compenser les effets des erreurs de reconstruction, on introduit le terme du mode de glissement.

A partir des résultats obtenus, les trois techniques de commande présentent de bonnes performances. Néanmoins, la commande floue adaptative linéarisante, nécessite une 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. Pour palier ce problème nous avons proposés la commande floue adaptative directe stable étendue. Cette commande nécessite la spécification de certains paramètres de synthèse, telles que les bornes des erreurs de reconstruction. Pour éviter cela, nous avons fait recours à une dernière technique qui est la commande floue adaptative directe stable généralisée où les bornes des erreurs de reconstruction sont ajustées par des lois d'adaptation.

Les techniques de commande floue adaptative directe sont testées pour les variations paramétriques du système. Les résultats obtenus, nous ont permis de juger que ces techniques présentent une robustesse en présence des variations paramétriques.

CONCLUSION GENERALE

La caractéristique non linéaire et la variation des paramètres de la machine asynchrone durant son fonctionnement posent un problème de commande. L'utilisation des méthodes de commande modernes permet d'obtenir de bonnes performances.

Ce travail concerne le réglage de la vitesse de la machine asynchrone alimenté par un onduleur de tension commandé en courant. Ainsi nous nous sommes intéressés à la commande par les systèmes flous qui sont capable de traiter l'imprécis, l'incertain et le vague.

Dans la première partie, Nous avons donnée un aperçu général sur la logique floue avec une 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 l'approximation des 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 son dotés certaines classes de ces systèmes.

Les résultats obtenus pour le réglage de la vitesse d'une machine asynchrone par l'application des régulateurs flous de Mamdani à trois et sept classes ont montré un comportement satisfaisant et des performances élevées, mais présente l'inconvénient de nécessiter l'action sur les facteurs d'échelle pour trois classes et un temps de calcul relativement grand pour la détermination de la loi de commande pour sept classes. 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. 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.

Dans la deuxième partie, nous avons étudiée deux approches de la commande floue adaptative. En premier lieu nous avons développé la commande floue adaptative indirecte avec trois techniques ont été utilisées 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. Dans l'approche indirecte, les systèmes flous sont utilisés pour estimer la dynamique du système et la loi de commande est obtenue à partir de ces estimées.

Les résultats de simulation obtenus par l'utilisation des techniques flous adaptatives indirecte ont montré l'efficacité des systèmes utilisés dans la commande et la robustesse de ces techniques vis-à-vis des variations paramétriques. Néanmoins, ces techniques nécessitent la mesure de la dérivée.

En second lieu, on traite la commande floue adaptative directe avec trois méthodes qui sont : la commande floue adaptative directe linéarisante, la commande floue adaptative directe stable étendue, et enfin nous proposons la commande floue adaptative directe stable généralisée. Dans ce type de commande, le système flou est employé pour décrire directement la loi de commande et les paramètres du système flou sont directement ajustés pour atteindre les objectifs de commande. Et afin de compenser les effets des erreurs de reconstruction, nous avons introduit un terme du mode de glissement dans la loi de commande.

A partir des résultats obtenus, les trois techniques de commande présentent de bonnes performances. Néanmoins, la commande floue adaptative linéarisante, nécessite une 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. Pour éviter ce problème, nous avons utilisé la commande floue adaptative directe stable étendue. Cette dernière nécessite la spécification de certains paramètres de synthèse, telles que les bornes des erreurs de reconstruction. Pour remédier à cet inconvénient, nous avons fait recours à une dernière technique qui est la

commande floue adaptative directe stable généralisée où les bornes des erreurs de reconstruction sont ajustées par des lois d'adaptation.

Les techniques de commande floue adaptative directe et indirecte sont aussi testées pour des variations paramétriques du système. Les résultats obtenus ont permis de juger que ces techniques présentent une bonne robustesse en présence des variations paramétriques.

Notre travail pourra être prolongé dans plusieurs directions, en particulier :

- L'utilisation des algorithmes génétiques pour l'optimisation des systèmes flous.
- L'utilisation des observateurs pour l'estimation de la dérivée de la vitesse.

PARAMETRES DE LA MACHINE

La machine asynchrone utilisée dans notre travail ayant les paramètres suivants :

Puissance nominale	1 .5 W
Vitesse nominale	1000 tr/min
Nombre de paires de pôles	2
Inductance statorique	0.274 m.H
Inductance rotorique	0.274 m.H
Inductance mutuelle	0.258 m.H
Résistance rotorique	3.805 Ω
Résistance statorique	4.850 Ω
Moment d'inertie	0.031 kg.m ²
Coefficient de frottements visqueux	0.008 km ² /s
Tension nominale	220 V

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [ABD-97] R. Abdessemed, M. Kadjoudj, " Modélisation des machines électrique," press, univ, batna, 1997.
- [ABD-04] R.Abdessemed, A.L.Nemmmour, V.F.Tomachevitch, " Application of the adaptive fuzzy control based on the direct identification to a double Fed asynchronous motor drive (DFAM) " Journal of Electrical Engineering.vol. 4, NO. 2, 2004.
- [AIW-99] AI Wu, P.K.S Tam, " An adaptive speed control for induction motor drive using fuzzy neural network based on fuzzy hierarchy error approach, " IEEE, pp. 284-286, 1999.
- [ALW-03] A. Alwadie, H. Ying, H. Shah, "A pratical two-input.two-output takagi-sugeno fuzzy controller," int. Journal of fuzzy syst. Vol. 5, NO.2, 2003.
- [ARI-00] A. Arias, J.L. Romeral, E. Aldabas, " Fuzzy logic direct torque control," IEEE Int.Symp.Ind.Electron.pp.253-258, 2000.
- [BAB-02] R. Babuska, " Neuro-fuzzy methods for modeling and identification, " control systems engineering. pp. 161-186, 2002.
- [BEH-06] K. Behih, K. Benmahammed† and D. Zehar, " Indirect Fuzzy Adaptive Control Of manipulators Robots " the first international meeting on electrinos & electrical science and engineering. 2006.
- [BAG-99] L. Baghli, " Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques, " thèse de doctorat. Univ Nancy-I, 1999.
- [BED-06] M. Bendjebbar, M . Zeikat, " Commande neuro_floue de la vitesse d'une machine asynchrone alimentée par un onduleur de tension, " international conference on control, modelling and diagnosis. 2006. annaba.
- [BEN-04] M.T. Benchouia, A. Golea, and S.E. Zouzou, " Modélisation et simulation d'un asservissement à vitesse variable avec logique floue, " 3^{eme} conférence on electrical engineering, 2004.
-

- [BOS-87]** B.K. Bose, " Ahigh performance inverter_ fed drive system of an interior permanent magnet synchronous machine," IEEE.Trans. ind.appl, vol, N0.6, 1987.
- [BOU-04]** H. Bounoua, A. Bounoua, " The utilisation of the PMW inverter feeding in the asynchronous motor command," electronic journal, 2004.
- [BUH-94]** H. Buhler, "Le réglage par logique floue," presses polytechniques romandes, 1994.
- [CAO-00]** M. Cao, J.L. Silwaneto, H. Huy, " Fuzzy logic based controller for induction motor drives," IEEE. Trans. Fuzzy systems, pp. 631-634, 2000.
- [CAR-95]** J.P.Caron, J.P. Hautier, " Modélisation et commande de la machine asynchrone," édition technique paris, 1995.
- [CHE-03]** H. Chekireb, M. Tadjine, D. Bouchaffra, "Direct adaptive fuzzy control of linear system class with application," control and intelligent systems. Vol.31,No.2,pp.113-121,2003.
- [GOD-99]** J. Gpdjevac, " Idées nettes sur la logique floue, " presses polytechniques romandes, 1999.
- [GRE-97]** G. Grellet, G. Clerc, " Actionneur electriques," Edition eyrolles, 1997.
- [GRN-01]** D. Grenier, F. Labrique, H. Buyse and E. Matagne, " Électromécanique convertisseur d'énergie et actionneur, " Dunod, Paris, 2001.
- [GUI-96]** P. Guillemin, " Fuzzy logic applied to motor control, " IEEE Trans. On Ind.Appl.vol.32, pp.51-56, 1996.
- [HAR-00]** C.J. Harris, Z.Qiao, and G.Qiang, " Neuro-fuzzy state estimators and their applications, "automatica control. pp. 5/1-5/10, 2000.
- [HEW-96]** H.P. Hew, M.R .Tamjis, and S.M.Saddique, " Applications of fuzzy logic in the speed control of induction motor vector control," Industrial automation. pp. 767-772, 1996.
- [ISI-89]** A. Isidori, " Nonlinear control systems," NewYork, Springer-verlag, 1996.
- [JAN-95]** J.R. Jang, C.T. Sun, " Neuro-fuzzy modeling and control," proc of IEEE, vol.83, N0.3, pp. 387-406, 1995.
- [KAN-96]** A. Kaufmann, " Introduction à la logique floue," technique de l'ingénieur, mesures et contrôle, R7032, 1996.
- [KIM-96]** S. Kim, J. Vachtsevanos, "A polynomial fuzzy neural network for identification and control, " IEEE. electrical and computer engineering. pp. 5-9, 1996.
-

- [KOK-01]** P. Kokotovic, M. Arkac, " Constructive nonlinear control: a historical perspective, " *Automatica*, vol.37, pp. 637-662, 2001.
- [KRS-95]** M. Krstic, I. Kanellakopoulos, P. Kokotovic " Nonlinear and adaptive control design, " New York:Weley Interscience, 1995.
- [KUB-02]** E. Kubica, " Fuzzy logic and neural network controller, " *syst design engineering*, 2002.
- [LAB-04]** S. Labiod, " Contribution à la commande adaptative floue des systèmes non linéaires," thèse de doctorat, ENP d'Alger, 2004.
- [LEO-96]** W. Leonhard, " Control of electrical drives," 2nd édition. Springer-verlag, 1996.
- [LES-81]** J. Lesenne, F. Notelet, G. Segulier, " Introduction à l'électrotechnique approfondie," technique et documentation, 1981.
- [MAM-74]** E.H. Mamdani, " Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant, " *IEEE*, PP. 1585-1588, 1974.
- [MAM-77]** E.H. Mamdani, " Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic synthesis, " *IEEE*, vol.30, PP. 1182-1191, 1977.
- [MEN-02]** B. Mendil, " Outils structurels et algorithmiques pour la commande intelligente," thèse de doctorat, univ de Sétif, 2002.
- [MEU-95]** B. Meunier, Bernadette, "La logique floue et ces application," addison-wesley France, 1995.
- [MIN-96]** Min Ta-caoj,L, SilvaNeto, Hoang Le-Huy, " Fuzzy logic based controller for induction motor drives, " *IEEE*, pp. 631-634, 1996.
- [MOH-00]** H.A.F. Mohamed, W.P.Hew, " A fuzzy logic vector of induction motor," *IEEE.Trans. fuzzy systems*, vol. 3, pp. 324-328, 2000.
- [MUT-99]** L. Mutrel, " Le moteur asynchrone, régime statique et dynamique, " édition Ellipses, 1999.
- [NAG-92]** G. Nagib, W.Ghrieb, Z.Binder, " Application of fuzzy control to non-linear thermal process," *proc.31st conf. Dec.contr*,pp. 1154-1159, 1992.
- [PAS-98]** K.M. Passino, S. Yurkovich, " Fuzzy control," Addison-wesley, longman Inc, 1998.
- [SAS-89a]** S. Sastry, M.Bodson," Adaptive control stability," *Convergence and Robustness*, prentice-hall, INC., 1989.
- [SAS-89b]** S. Sastry, A.Isidori," Adaptive control of linearizable systems," *IEEE Trans.Automt.contr*.vol.34,pp.1123-1131, 1989.
-

- [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 publitrone, 1995.
- [SEL-90] K. Self, " Designing with fuzzy logic," IEEE Spectrum, pp.42-45, 1990.
- [SEG-94] G. Segulier, F. Netelet, " Electrotechnique industrielle," technique et documentation, 1994.
- [SLO-91] J.E. Slotine, W. Li, " Applied nonlinear control," Prentice-hall, englewood clifs, Nj, 1991.
- [SOU-99] A. Soukkou, " Conception d'un contrôleur neuronal flou par les algorithmes génétiques," thèse de magister, univ de Sétif, 1999.
- [SUG-85a] M. Sugeno, " Industrial applications of fuzzy control," édition Amsterdam, 1985.
- [SUG-85b] M. Sugeno, G.T.Kang, " Fuzzy identification of systems and its applications to modeling control," IEEE trans. Syst, Man, cybern, vol.15, pp. 116-132, 1985.
- [SUG-88] M. Sugeno, G.T.Kang, "Structure identification of fuzzy models," Fuzzy sets and systems, vol.28, pp. 15-33, 1988.
- [TLE-99] A. Tlemcani, " Sur la commande floue adaptative par les systèmes flous : Application à la machine synchrone à aimants permanents, " thèse de magister, ENP d'Alger, 1999.
- [VAS-90] P. Vas, " Vector control of Ac machines," édition Oxford University Press, 1990.
- [WAN-94] L.X. Wang, " Adaptive fuzzy systems and control," design and analysis. Prentice-hall, englewood clifs, Nj, 1994.
- [YEN-03] S. Yen, C.Juo, " New hybrid fuzzy controller for direct torque control induction motor drives," IEEE.Trans. pow.elect, vol.18, N0.5, pp. 1211-1219, 2003.
- [YIN-98] H. Ying, " An analytical on structure, stability and design of general nonlinear Takagi-Sugeno fuzzy control systems," automatica, vol. 34. N0.12, pp. 1617-1623, 1998.
- [ZAD-65] L. Zadeh, " Fuzzy sets," Information and control, vol. 8, 1965.
- [ZAD-73] L. Zadeh, " Outline of new approach to the analysis of complex systems and decision," IEEE.Trans. SMC, vol.3, pp. 28-44, 1973.
-