

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

THÈSE PRÉSENTÉE À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

COMME EXIGENCE PARTIELLE
DU DOCTORAT EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

PAR
HAKIM TEIAR

STRATÉGIES DE COMMANDE ROBUSTE À BASE D'INTELLIGENCE
ARTIFICIELLE DE LA MACHINE SYNCHRONES À AIMANTS PERMANENTS À
PARTIR DE LA PLAQUE SIGNALÉTIQUE

MARS 2018

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire ou de cette thèse a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire ou de sa thèse.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire ou cette thèse. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire ou de cette thèse requiert son autorisation.

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

DOCTORAT EN GÉNIE ÉLECTRIQUE (PH.D.)

Programme offert par l'Université du Québec à Trois-Rivières

**STRATÉGIES DE COMMANDE ROBUSTE À BASE D'INTELLIGENCE
ARTIFICIELLE DE LA MACHINE SYNCHRONE À AIMANTS PERMANENTS À
PARTIR DE LA PLAQUE SIGNALÉTIQUE**

PAR

HAKIM TEIAR

Pierre Sicard, directeur de recherche	Université du Québec à Trois-Rivières
---------------------------------------	---------------------------------------

Hicham Chaoui, codirecteur de recherche	Carleton University
---	---------------------

Mamadou Lamine Doumbia, président du jury	Université du Québec à Trois-Rivières
---	---------------------------------------

Ahmed Cheriti, évaluateur	Université du Québec à Trois-Rivières
---------------------------	---------------------------------------

Mohand Ouhrouche, évaluateur externe	Université du Québec à Chicoutimi
--------------------------------------	-----------------------------------

Thèse soutenue le 28 11 2017

Résumé

L'importance de la machine synchrone à aimants permanents (MSAP) dans l'industrie grandit de jour en jour, grâce à plusieurs atouts comme un couple massif élevé et une grande efficacité (pertes rotoriques réduites), sa haute densité de puissance et son utilisation possible à haute vitesse, permettant d'éliminer les éléments de transmission mécanique pour ainsi augmenter le rendement de l'ensemble.

Ce projet de recherche vise le développement d'algorithmes de commande basés sur l'intelligence artificielle, nécessitant un minimum d'information possible, voire seulement les données de la plaque signalétique, tout en garantissant la stabilité de la MSAP et d'en faire l'implémentation et la démonstration expérimentale. L'intérêt de ces algorithmes de commande est qu'ils ne requièrent pas de grands travaux d'identification des paramètres de la MSAP pour la mise en œuvre du système de contrôle de la machine, afin de répondre à la demande des industriels pour une commande « universelle ».

Une méthodologie est établie pour intégrer l'information de la plaque signalétique dans le processus de conception et d'adaptation. La validation expérimentale des lois de commande est réalisée sur un système de prototypage rapide et sur un système dédié. Cela requiert une étude détaillée des algorithmes de commande pour une implémentation efficace afin de conserver leurs avantages. Il y a un grand intérêt industriel pour ce type de résultats de recherche, démontrés expérimentalement, avec des applications potentielles en production d'énergie électrique par éoliennes et pour les véhicules électriques et hybrides.

Remerciements

Tout d'abord, je voudrais remercier mon directeur de thèse, M. Pierre Sicard, pour son soutien tout au long de mes études de doctorat et lui exprimer ma gratitude très profonde pour la confiance qu'il m'a accordée ainsi que pour son aide à la préparation de cette thèse.

Aussi, je tiens spécialement à remercier mon co-directeur de recherche, M. Hicham Chaoui, pour son aide, ses précieux conseils et ses encouragements incessants durant la réalisation de ce travail.

Également, je tiens à remercier les évaluateurs, M. Ahmed Chériti et M. Mamadou Lamine Doumbia de l'UQTR ainsi que M. Mohand Ouhrouche de l'UQAC pour leur examen approfondi, leurs commentaires très pertinents ainsi que leurs suggestions pour améliorer la qualité de cette thèse.

Enfin, je remercie mes parents, Omar Teiar et Akbi Liela, ainsi que les membres de ma famille pour leur soutien inconditionnel tout au long de mes études.

Dédicaces

Je dédie cette thèse à :

À mes parents.

À ma douce moitié ma femme Audrey.

À mes frères Youcef et Issam.

À mes sœurs Mouna et Radja.

À mes amis et tous ceux qui me sont chers.

Table des matières

Résumé.....	iii
Table des matières.....	vi
Liste des tableaux.....	xi
Liste des figures	xii
Chapitre 1 - Introduction.....	1
1.1 Problématique de recherche	2
1.2 Objectifs visés	7
1.3 Méthodologie de recherche	7
1.3.1 Développement des lois de commande sans ou avec un minimum de paramètres.....	9
1.3.2 Étude de stabilité du système	10
1.3.3 Expérimentation des lois de commande	11
1.4 Structure de la thèse.....	11
Chapitre 2 - Notions théorique.....	13
2.1 Dynamique de la machine synchrone à aimants permanents	13
2.1.1 Machine synchrone à aimants permanents	13

2.1.2	Hypothèses simplificatrices	15
2.2	Logique floue.....	19
2.2.1	Introduction.....	19
2.2.2	Système de logique floue	19
2.2.3	Contrôle flou adaptatif	24
2.3	Algorithmes génétiques (GA).....	25
2.4	Théorie de stabilité de Lyapunov :	29
2.4.1	Système non-linéaire.....	29
2.4.2	Systèmes autonomes :	30
2.4.3	Systèmes non-autonomes.....	35
2.5	Mode glissant.....	41
2.5.1	Principe de la commande par mode glissant.....	42
2.5.2	Base mathématique de la commande par mode glissant.....	43
2.5.3	Modes de trajectoires dans le plan de phase	44
2.5.4	Phénomène de commutation	44
2.5.5	Choix de la surface de glissement.....	45
2.5.6	Conditions de convergence	46
2.5.7	Détermination de la loi de commande.	48
2.5.8	Phénomène de chattering	51

2.6 Conclusion.....	53
Chapitre 3 - Nouvelles stratégies de commande de la MSAP	55
3.1 Régulateur flou	56
3.2 Structure de contrôle à base de logique floue adaptative de la MSAP.....	59
3.2.1 Étude de stabilité.....	60
3.2.2 Résultats de simulation	64
3.3 Synthèse optimale et interpolation des paramètres de la logique floue.....	73
3.3.1 Résultats de simulation	77
3.4 Commande de la MSAP à base de logique floue et de mode glissant	83
3.4.1 Loi de commande.....	85
3.4.2 Résultats de simulation et discussion.....	87
3.5 Structure de contrôle simplifiée à base de logique floue adaptative de la MSAP	94
3.5.1 Étude de stabilité.....	95
3.5.2 Résultats de simulation	98
3.6 Commande sans capteur de la MSAP	104
3.6.1 Résultats de simulation	106
3.7 Conclusion.....	110
Chapitre 4 - Validations expérimentales	112
4.1 Introduction	112

4.2	Banc expérimental	112
4.3	Tests expérimentaux de la Structure de contrôle à base de logique floue adaptative de MSAP.....	113
4.3.1	Résultats expérimentaux Machine 1HP	114
4.3.2	Résultats expérimentaux Machine 3kW	117
4.4	Tests expérimentaux de la commande de la MSAP à base de logique floue et de mode glissant	121
4.4.1	Résultats expérimentaux pour machine de 1HP	121
4.5	Tests expérimentaux de la Structure de contrôle simplifiée à base de logique floue adaptative de MSAP.....	124
4.5.1	Résultats expérimentaux de la machine de 1HP	124
4.6	Conclusion.....	127
	Chapitre 5 - Conclusion générale.....	128
	Bibliographie.....	132
	Annexe A – Résultats de simulations avec interpolation polynomiale des coefficients de la loi commande LF-LF.....	142
A.1.	Résultats de simulation	144
A.1.1.	Machine de 3.5kW à 2500 tr/min	144
A.1.2.	Machine de 2.2 kW à 1750 tr/min	146
A.1.3.	Machine de 1 kW à 2100 tr/min	148

A.1.4. Machine de 500W à 2400 tr/min	150
A.1.5. Machine de 120W à 5800 tr/min	152
Annexe B – Réseaux de neurones artificiels.....	154
B.1. Introduction	154
B.2. Élément de base des réseaux de neurones.....	155
B.2.1. La structure de base	155
B.2.2. Structure d'un réseau de neurones monocouche.....	156
B.2.3. Structure des réseaux de neurones multicouches.....	157
B.2.4. Fonction d'activation.....	159
B.3.Exemples de réseaux de neurones.....	159
B.3.1.Réseau de neurones linéaire.....	159
B.3.2.Réseau RBF	160
B.3.3. Principaux types d'apprentissage.....	161
B.3.4. Les méthodes d'apprentissage	162
B.4. Conclusion.....	165
Annexe C – Publications.....	167

Liste des tableaux

Tableau 2-1 Règles floues d'un correcteur proportionnel dérivatif.....	23
Tableau 3-1. Paramètres de la machine 26 kW.....	65
Tableau 3-2. Machines utilisées dans l'étude	75
Tableau 3-3 Paramètres des MSAP (10- 3.8- 0.15) kW	77
Tableau 3-4 Paramètres des régulateurs flous.....	78
Tableau 3-5 Paramètres de la machine 3.5 kW.....	106
Tableau 3-6 Avantages et inconvénients des lois de commande	111
Tableau 4-1. Paramètres de la MSAP 1HP	114
Tableau 4-2. Paramètres de la MSAP 3kW	118
Tableau A-1 Paramètres des MSAP.....	142
Tableau A-2 Paramètres des régulateurs flous de M4 à M8	143

Liste des figures

Figure 2.1 Représentation de la machine synchrone à aimants permanents	16
Figure 2.2 Circuit équivalent de la MSAP	18
Figure 2.3 Diagramme de la logique floue.....	21
Figure 2.4 Différentes formes des fonctions d'appartenances	21
Figure 2.5 Organigramme de l'algorithme génétique	28
Figure 2.6 Concepts de stabilité	37
Figure 2.7 Les modes de trajectoires dans le plan de phase.....	44
Figure 2.8 Phénomène de commutation.....	45
Figure 2.9 Schéma fonctionnel de la commande équivalente.....	48
Figure 2.10 Commande un	51
Figure 2.11 Commande adoucie «sat».....	52
Figure 2.12 Commande intégrale.....	53
Figure 3.1 Fonctions d'appartenance	57
Figure 3.2 Structure de contrôle de logique floue adaptative	58
Figure 3.3 Structure de contrôle de la commande LF-LF	60
Figure 3.4 Réponses du système LF-LF pour les paramètres nominaux	66
Figure 3.5 Réponses du système LF-LF avec un couple de charge $\tau_L = 416N \cdot m$ à $t=2.5s$	68
Figure 3.6 Réponses du système LF-LF avec les variations paramétriques	70
Figure 3.7 Comparaison de l'erreur de la vitesse et du courant id	72
Figure 3.8 Paramètres optimaux et leur interpolation.....	76

Figure 3.9. Résultats de simulation pour une machine de 10 kW	78
Figure 3.10 Résultats de simulation pour une machine de 3.8 kW	79
Figure 3.11 Résultats de simulation pour une machine de 150 W	80
Figure 3.12 Paramètres optimisés de M1 dans M3	82
Figure 3.13 Structure de contrôle de la commande LF-MG	84
Figure 3.14 Réponses du système LF-MG pour les paramètres nominaux	88
Figure 3.15 Réponses du système LF-MG avec un couple de charge $\tau_L =$ 416N. m à $t=2.5s$	90
Figure 3.16 Réponses du système LF-MG avec les variations paramétriques	92
Figure 3.17 Comparaison de l'erreur de la vitesse	93
Figure 3.18 Structure de contrôle de la commande LF- simplifiée	95
Figure 3.19 Réponses du système LF –Simplifiée pour les paramètres nominaux	99
Figure 3.20 Réponses du système LF-simplifiée avec un couple de charge $\tau_L = 10N. m$ à $t=2,5s$	100
Figure 3.21 Réponses du système LF-simplifiée avec les variations paramétriques	102
Figure 3.22 Comparaison de l'erreur de la vitesse	103
Figure 3.23 Commande sans capteur de la MSAP	104
Figure 3.24 Réponses du système sans capteur pour les paramètres nominaux	107
Figure 3.25 Réponses du système sans capteur avec un couple de charge $\tau_L = 12N. m$ à $t=2.5s$	109
Figure 4.1 Banc d'essai	113
Figure 4.2 Réponses du système LF-LF à vide	115
Figure 4.3 Réponses du système LF-LF en charge	117
Figure 4.4 Réponses du système LF-LF à vide	119
Figure 4.5 Réponses du système LF-LF en charge	120
Figure 4.6 Réponses du système LF-MG à vide	122

Figure 4.7 Réponses du système LF-MG en charge	123
Figure 4.8 Réponses du système LF-Simplifiée	125
Figure 4.9 Réponses du système LF-Simplifiée en charge	126
Figure A.1 Résultats de simulation pour une machine de 3.5 kW	144
Figure A.2 Résultats de simulation pour une machine de 2.2 kW	146
Figure A.3 Résultats de simulation pour une machine de 1 kW	148
Figure A.4 Résultats de simulation pour une machine de 500W	150
Figure A.5 Résultats de simulation pour une machine de 120W	152

Liste des abréviations

DTC	Commande directe du couple
FPGA	<i>Field-Programmable Gate Array</i>
ITC	Commande instantanée du couple
LF-LF	Logique Floue- Logique Floue
LF-MG	Logique Floue- Mode Glissant
MLI	Modulation de Largeur d 'Impulsion
MLIV	Modulation de Largeur d 'Impulsion Vectorielle
MSAP	Machine Synchrone à Aimants Permanents
RNA	Réseaux de Neurones Artificiels

Chapitre 1 - Introduction

Dans l'industrie, environ 75% de l'énergie électrique est consommée par des moteurs électriques, le déploiement des systèmes éoliens, des véhicules électriques et des systèmes hybrides accroît l'utilisation des machines électriques. Les machines synchrones à aimants permanents (MSAP) constituent une solution technologique clairement associée à l'amélioration de l'efficacité énergétique des systèmes d'entraînement pour toute une gamme d'applications dont la traction des véhicules électriques, hybrides et la conversion d'énergie éolienne.

De nos jours, l'utilisation de la MSAP a augmenté d'une façon spectaculaire dans l'industrie et ceci grâce à ses avantages par rapport à d'autres machines électriques. Les avantages sont un couple massif très élevé par rapport à l'inertie, une taille compacte et des pertes rotoriques réduites par l'absence de l'alimentation dans le rotor. En plus de sa haute densité de puissance, elle nous donne la possibilité de l'utiliser en hautes vitesses, permettant d'éliminer les éléments de transmission mécanique et donc d'augmenter le rendement de l'ensemble [1,2].

Grâce à tous ces avantages, plusieurs algorithmes de commande ont été proposés pour commander la MSAP. En général, ces algorithmes sont basés sur la bonne connaissance de la machine et de ses paramètres (identification des paramètres) [3].

De nouvelles structures de commande à base des réseaux de neurones et de la logique floue ont été proposées [4,5], avec une garantie de stabilité du système. Ces stratégies de commande se basent essentiellement sur le théorème de Lyapunov pour cette dernière.

L'utilisation de ces lois de commande a pour objectif de minimiser ou d'éliminer le besoin de connaître les paramètres de la machine pour faciliter la mise en marche du système.

1.1 Problématique de recherche

Malgré les avantages la MSAP, elle fait face à la même difficulté que les autres machines à courant alternatif, c'est-à-dire l'absence de découplage entre Flux et le couple. Le contrôle de la MSAP est confronté à de nombreux défis qui compliquent les conditions d'utilisation à savoir les incertitudes dynamiques structurées et non structurées ainsi que les perturbations externes.

Au cours des dernières années, plusieurs méthodes ont été proposées pour contrôler la machine synchrone à aimants permanents (MSAP), telles que les lois de contrôle classiques, robustes et adaptatives, y compris la commande vectorielle et en mode glissant, mais elles considèrent généralement les incertitudes paramétriques (structurées) uniquement.

La commande vectorielle à flux orienté [3] est une technique qui émule le comportement d'un moteur à courant continu à excitation séparée et son principe consiste à contrôler l'angle et l'amplitude du champ statorique. Cette stratégie de contrôle classique se base essentiellement sur le fait que le couple de la machine synchrone à aimants permanents est proportionnel au courant de l'axe quadratique I_q . Par conséquent, le contrôle vectoriel est réalisé en découplant les axes d-q. Cette transformation permet aux courants des axes d-q d'être contrôlés indépendamment, habituellement les contrôleurs utilisés avec cette technique sont les contrôleurs intégraux proportionnels.

Mais pour avoir une réponse dynamique de couple plus rapide que dans la commande vectorielle, une autre commande est utilisée, c'est la commande directe du couple (Direct Torque Control DTC) [6] pour l'entraînement des machines synchrones à aimants permanents, mais ceci se fait au détriment du courant et du couple, car cette technique va causer une distorsion dans le courant et des ondulations dans le couple. Ces effets négatifs ont été abordés dans [7,8]. La solution pour ces problèmes, c'est un compromis entre ondulation et fréquence de commutation [9]. Le procédé se base sur la prédiction du courant ou du flux, par conséquent, le vecteur de tension de l'onduleur qui produit le transitoire le plus rapide possible.

La commande à structure variable qui par sa nature est non-linéaire, possède cette robustesse. Le réglage par mode glissement est fondamentalement une méthode qui force la réponse à glisser le long d'une trajectoire prédéfinie. Cependant, cette technique de commande a un inconvénient de commutations à hautes fréquences (effet de *chattering*). [10].

Une des autres méthodes de contrôle développées pour la machine synchrone à aimants permanents est la commande prédictive [11]. Dans cette commande les régulateurs de vitesse et de courant sont combinés ensemble. Cette technique offre une alternative à la structure de contrôle en cascade conventionnelle.

Bien que ces lois de commande fonctionnent assez bien en théorie, leur performance se dégrade en présence de conditions de fonctionnement variables, tel que les incertitudes dynamiques structurées et non structurées, et de perturbations externes, ces méthodes de contrôle supposent que les systèmes ont des modèles mathématiques précis.

Dans les applications réelles, la réalisation d'un tel modèle, pour des processus industriels complexes, pourrait être une tâche difficile à entreprendre. En outre, d'autres facteurs pourraient être imprévisibles, tels que la dynamique des charges, le bruit, la température et les variations de paramètres. Par conséquent, la dynamique du système ne peut pas être basée efficacement sur des modèles mathématiques fixes et précis.

Les méthodes non-linéaires qui ont été mises en œuvre pour commander la MSAP [12] [13,14] donnent de bonnes performances. Cependant, le problème principal de ces commandes est que les paramètres des machines sont très présents dans les lois de commande et dans certains cas, tous les paramètres sont requis par la loi de commande; par exemple, la commande conventionnelle à base des PID, DTC, vectorielle, mode glissant, etc.

Il est bien connu que les valeurs des paramètres internes de la machine changent à cause de plusieurs effets comme la température (résistance statorique R_s), le courant (inductances L), inertie (J), le vieillissement (Flux de la machine). Ces changements de paramètres vont causer des problèmes dans la commande, à moins que cette loi de commande n'ait été conçue pour être plus robuste. De plus, les travaux d'identification coûtent très cher dans le domaine industriel et on ne peut pas imaginer refaire l'identification à chaque fois qu'il y a un changement dans la machine ou pour chaque nouvelle application.

Ajouté à cela, ces contrôleurs ont été proposés sans solution analytique pour la stabilité, car elle n'a pas fait l'objet d'une attention particulière dans la littérature. En outre, la stabilité basée sur la linéarisation autour d'un point de fonctionnement des états ne peut pas s'appliquer pour l'ensemble du système. Une analyse de stabilité a été fournie dans [15]

pour un contrôleur adaptatif qui fait face aux incertitudes paramétriques pour la régulation des courants de la MSAP. Cependant, cette analyse est limitée juste à la boucle interne du courant.

La difficulté des systèmes non-linéaires est l'étude de la stabilité, parce que les méthodes classiques d'étude de stabilité ne peuvent pas être appliquées. La méthode prônée dans ce travail est l'approche de Lyapunov, afin de prouver théoriquement la stabilité des systèmes. La difficulté de cette approche réside dans l'absence de règles pour construire la fonction de Lyapunov.

Compte tenu de la dynamique du système inconnu, des contrôleurs à base de réseaux de neurones artificiels et de logique floue de type 2 sont développés dans [16] pour rapprocher la dynamique non-linéaire de la MSAP. Contrairement à d'autres contrôleurs, les algorithmes adaptatifs sont dérivés en utilisant le théorème de stabilité de Lyapunov. Plusieurs modèles de réseaux neurones artificiels et de logiques floues ont été proposés pour l'estimation de la vitesse, de la position et pour le contrôle des machines synchrones à aimants permanents [17], fournissant une alternative aux techniques de contrôle classiques.

L'autre problème des commandes non-linéaires est la complexité de leur implémentation. Les outils d'intelligence artificielle ont cependant l'avantage de permettre l'implémentation dans des structures parallèles qui peuvent être exploitées avantageusement dans une carte FPGA.

La plupart des stratégies de commandes à base de RNA et logique floue, présentées dans la littérature [12,13], donnent de bons résultats et certaines ont une preuve de stabilité complète. Par contre, elles sont très complexes et leur réalisation pratique n'est pas facile.

Donc, pour utiliser au mieux les avantages des outils d'intelligence artificielle (RNA, LF), il faut développer des lois de commande simples et efficaces pour faciliter leur intégration dans l'industrie.

Le démarrage des machines synchrones à aimants permanents avec une loi de commande est une tâche compliquée, car les algorithmes de contrôle ont besoin d'une connaissance précise du modèle analytique de la machine (identification des paramètres).

Malgré que les lois de commande adaptatives soient conçues pour faire face aux incertitudes paramétriques, leurs paramètres d'adaptation ont besoin d'être identifiés et en général, ces paramètres sont liés à la dynamique du moteur, et ainsi aux paramètres internes de la machine. Des tests d'identification peuvent alors être requis. De plus, les paramètres d'adaptation sont fréquemment ajustés de façon empirique, au coût de pertes de performance et de robustesse. Après un certain temps, ces paramètres peuvent devenir inutilisables à cause de plusieurs facteurs (température, vieillissement...); aussi un système de contrôle conçu pour une MSAP, différente de celle pour lequel il était destiné, est susceptible d'avoir de mauvaises performances. Alors pour avoir un contrôle efficace dans tous les cas, il faut refaire les tests d'identification.

Pour résoudre ce problème, des techniques d'estimation des paramètres ont été réalisées [18,19], mais ces techniques sont compliquées et elles ont besoin des tests d'identification pour les paramètres pour le démarrage.

Alors dans notre cas, on va essayer de présenter une technique pour trouver les paramètres d'adaptations d'un contrôle pour pouvoir démarrer et commander n'importe quelle machine synchrone à aimants permanents, sans passer à chaque fois par des tests d'identification.

1.2 Objectifs visés

Ce projet de recherche vise 1) le développement d'algorithmes de commande basés sur l'intelligence artificielle, nécessitant un minimum d'information possible, voire seulement les données de la plaque signalétique, tout en garantissant la stabilité de la MSAP et 2) d'en faire l'implémentation et la démonstration expérimentale. L'intérêt de ces commandes est qu'elles ne requièrent pas de grands travaux d'identification des paramètres de la MSAP pour la mise en œuvre du système de contrôle de la machine, afin de répondre à la demande des industriels pour une commande « universelle ».

Au-delà, des algorithmes de commande, nous visons à établir une méthodologie qui permettra de syntoniser certains paramètres d'adaptation de la logique floue adaptative, afin de pouvoir démarrer à froid les algorithmes de commande, sans la connaissance des paramètres de la MSAP.

1.3 Méthodologie de recherche

Plusieurs types de lois de commande ont été proposés pour la MSAP, fortement inspirés des lois de commande des machines à induction. La commande vectorielle à flux orienté est une des méthodes fondamentales [3] qui, par une représentation du modèle dans un référentiel donné, permet d'émuler une machine à courant continu à excitation séparée. Notamment, le couple de la MSAP est proportionnel au courant de l'axe-q dans le référentiel synchrone. La commande inverse du modèle de la machine, fortement dépendante de la connaissance du modèle et de ses paramètres, permet tout de même une conception simple des boucles de commande, qui emploient usuellement des contrôleurs de type proportionnel intégral.

Les performances dynamiques du couple plus rapides sont obtenues avec la commande instantanée et directe du couple (ITC/DTC), au prix de distorsions du courant et d'ondulations dans le couple [14]. Pour réduire la dépendance à la connaissance des paramètres de la machine, des lois de commande adaptative et robuste ont été proposées [21,22]. Les performances de ces contrôleurs se dégradent en présence de variation des conditions d'opération, d'incertitudes structurées ou non structurées sur les modèles dynamiques (associées à la charge par exemple) et de perturbations externes.

La commande qui exploite les outils d'intelligence artificielle, comme les réseaux de neurones artificiels et les systèmes à logique floue, a le potentiel de répondre à ces contraintes. Ces outils ont en effet la capacité de générer une bonne approximation des systèmes, qui sont mal définis mathématiquement, avec des incertitudes structurées et non structurées [23]. Cependant, les performances élevées obtenues grâce à ces outils sont au prix d'un lourd calcul et sans preuve de stabilité dans plusieurs applications. Il est donc essentiel, si nous voulons profiter des avantages apportés par ces outils et en même temps de les faire accepter aux industriels, d'offrir des solutions pour l'implémentation matérielle des algorithmes et de garantir la stabilité des lois de commande.

Le degré d'utilisation d'informations sur le modèle de la machine varie d'une stratégie à l'autre, ainsi que les capteurs requis. Il est nécessaire de limiter le plus possible les informations requises, idéalement, de n'employer que les informations de la plaque signalétique. Plusieurs travaux de syntonisation des correcteurs ont été réalisés sur le moteur à induction, mais sans preuve de stabilité globale du système [24]. Ces travaux seront exploités dans notre étude pour incorporer les informations de la plaque signalétique des MSAP, afin de permettre une mise en route avec un minimum d'essais.

Les réseaux de neurones et de logique floue seront l'outil algorithmique de base ; la stabilité de ces algorithmes sera démontrée par le théorème de Lyapunov.

La méthodologie de recherche peut être divisée en trois parties, la première est consacrée au développement des lois de commande, la deuxième porte sur l'étude de la stabilité du système, alors que la dernière inclut les détails sur le montage du banc d'essai et la mise en œuvre des essais expérimentaux.

1.3.1 Développement des lois de commande sans ou avec un minimum de paramètres

Cette étape est principalement consacrée au développement des lois de commande basées sur l'intelligence artificielle et le mode glissant, car ces outils donnent la possibilité de représenter un système sans avoir des informations bien précises sur ce dernier. Dans notre cas, il s'agit de concevoir des lois de commande pour la MSAP avec un minimum de paramètres de la machine ou seulement utiliser les informations présentes sur la plaque signalétique.

Pour atteindre cet objectif, les avantages d'approximation et d'adaptation de la logique floue sont utilisés, soit seuls ou combinés avec d'autres techniques de commande pour commander la MSAP. De cette manière, la dépendance aux paramètres de la machine dans les lois de commande sera minimisée ou éliminée.

Le choix des gains d'adaptation et la synthèse des correcteurs nécessite une approche structurée afin d'obtenir des réponses rencontrant des objectifs précis. L'utilisation d'une fonction objective et d'un algorithme d'optimisation numérique permettront de combler ce besoin. Afin d'éviter de devoir solutionner ce problème d'optimisation pour chacune des machines électriques, nous identifierons des paramètres caractéristiques des machines

électriques, à partir de la plaque signalétique, et nous vérifierons qu'une régularité des paramètres optimaux des correcteurs est obtenue en fonction de ces paramètres. Ceci permettra de déterminer les paramètres de nouvelles machines par un processus d'interpolation.

Enfin, pour éliminer le capteur de vitesse dans les lois de commande, on tire avantage des capacités d'approximation des RNA pour concevoir une commande sans capteur.

1.3.2 Étude de stabilité du système

La stabilité d'un système est une propriété essentielle pour préserver le matériel qui est lié directement ou indirectement au système, et éventuellement pour s'assurer que l'installation est sécuritaire et ainsi protéger les gens qui travaillent à proximité de la machine.

L'étude de stabilité du système est très complexe, car en réalité les systèmes sont non-linéaires. Dans des cas pareils, il faut avoir recours à d'autres théories que celles qui sont utilisées pour prouver la stabilité des systèmes linéaires. Plusieurs méthodes ont vu le jour pour cette raison; une des méthodes les plus utilisées est basée sur l'étude de la stabilité de Lyapunov.

Donc, on va tirer avantage de la logique floue et des réseaux de neurones, exploiter la théorie de Lyapunov pour déduire la stabilité, ce qui doit essentiellement passer par un bon choix de la fonction candidate de Lyapunov.

1.3.3 *Expérimentation des lois de commande*

Afin de démontrer les performances des lois de commande développées, il est essentiel de les expérimenter. Dans notre cas, on utilise une plate-forme d'OPAL-RT Technologies Inc. pour des implémentations en temps réel selon les étapes suivantes :

- 1- Implémentation des commandes sur RT-LAB.
- 2- Installation du matériel utilisé à la sortie de RT-LAB et à l'entrée de la machine (carte entrée/sortie, onduleurs, etc.).
- 3- Faire les tests d'identification sur les machines pour avoir les paramètres réels afin de pouvoir les utiliser dans les simulations.
- 4- Faire fonctionner les machines de test avec les lois de commande réalisées.
- 5- Analyser les résultats des tests à vide et en charge et tirer les conclusions.

1.4 **Structure de la thèse**

Pour mener à bien ce travail de recherche, l'étude a été divisée en cinq chapitres:

- Le chapitre 2 présente les notions théoriques pour mener à bien notre travail de recherche (logique floue, stabilité de Lyapunov, mode glissant).
- Le chapitre 3 présente les stratégies permettant de répondre graduellement à l'objectif principal de la thèse, soit obtenir une loi de commande ne nécessitant que la connaissance des données affichées sur la plaque signalétique:
 - Commande LF-LF : pour éliminer le besoin de connaître les paramètres de la machine dans la stratégie de commande;

- Méthode d'optimisation : pour initialiser les paramètres d'adaptation de la logique floue et avoir la possibilité de commander la machine uniquement à partir d'informations de la plaque signalétique;
 - Commande LF-MG : permet de minimiser l'utilisation des paramètres de la machine dans la commande;
 - Commande LF-simplifiée : pour que la commande soit moins complexe et sans paramètres de la machine dans la loi de commande;
 - Commande LF-LF-RNA : pour réaliser une commande sans capteurs et sans paramètres de la machine dans le contrôle.
- Le chapitre 4 représente la validation expérimentale des lois de commande réalisées dans le chapitre précédent.
- Enfin, la conclusion de ce travail se trouve dans le chapitre 5.

Chapitre 2 - Notions théorique

L'étude de tout système physique et théorique (les algorithmes de commande) nécessite une modélisation mathématique. Celle-ci nous permet de simuler le comportement du système face à différentes sollicitations et d'appréhender ainsi les mécanismes régissant son fonctionnement et pour cela, ce chapitre est consacré aux notions théoriques et aux modèles mathématiques utilisés dans notre travail.

2.1 Dynamique de la machine synchrone à aimants permanents

2.1.1 *Machine synchrone à aimants permanents*

La MSAP possède la même structure que toutes les machines électriques à savoir, un stator et un rotor. Le stator de la MSAP est identique à celui de la machine synchrone, mais la différence entre les deux machines réside dans le rotor, car on trouvera dans la MSAP un rotor à base d'aimants permanents.

- Stator

Les machines synchrones triphasées, qu'elles soient à pôles saillants ou à pôles lisses, ont un stator composé de trois enroulements identiques décalés de 120 degrés électriques dans l'espace. Lorsqu'on alimente les enroulements statoriques par un système triphasé équilibré de tensions, il y a la création d'un champ tournant le long de l'entrefer. La vitesse de rotation du champ tournant est proportionnelle au nombre de pôles de la machine et à la pulsation des courants statoriques [15,16].

$$\Omega = \frac{w}{p} \quad (1)$$

Avec

w : La pulsation des courants statoriques [*rad/s*].

p : Le nombre de paires de pôles de la machine.

Ω : vitesse de rotation de la machine [*rad/s*].

- Rotor

L'ajout des aimants permanents dans le rotor permet d'éliminer les pertes rotoriques et d'avoir un rendement plus élevé dans une taille compacte.

Le développement des matériaux magnétiques permet aux MSAP d'être de plus en plus utilisées dans différents domaines d'industrie, et cela grâce à plusieurs avantages comme une densité de puissance massique élevée, un rendement élevé, l'augmentation de la constante thermique, l'augmentation de la fiabilité ainsi que l'élimination des problèmes dus aux contacts glissants (bagues-balais). Par conséquent, ceux-ci leur permettent de concurrencer fortement les machines asynchrones et à courant continu.

Le rotor possède différentes configurations ; voici les trois cas typiques pour un rotor à quatre pôles :

- 1- une configuration du rotor à pôles saillants possédant des pièces polaires servant à la concentration du flux. Les aimants permanents sont magnétisés dans le sens radial.
- 2- une autre possibilité consiste à disposer les aimants permanents radialement (aimants noyés dans le rotor)
- 3- les aimants sont magnétisés tangentiellement

4- enfin, le cas où les aimants permanents sont distribués uniformément sur la surface cylindrique du rotor ; l'aimantation des aimants est radiale.

À cause de l'isotropie existante dans ce dernier cas de la machine, l'inductance L_d sur l'axe direct est égale à l'inductance L_q sur l'axe en quadrature. Par contre, elles sont différentes dans les autres cas [25].

2.1.2 Hypothèses simplificatrices

La modélisation mathématique de la MSAP est basée sur un certain nombre d'hypothèses qui rendent le modèle plus simple. On suppose [25,26] :

- La saturation est négligée; il en résulte que les inductances propres et mutuelles sont indépendantes des courants qui circulent dans les différents enroulements ;
- Les f.m.m. sont réparties sinusoïdalement dans l'entrefer de la machine; il y a une symétrie par rapport à l'axe magnétique des enroulements ;
- L'effet d'encochage est négligé ;
- On ne tient pas compte de l'hystérésis et des courants de Foucault dans les parties magnétiques.

- Équations générales de la machine synchrone à aimants permanents

La Figure 2.1 donne la représentation des enroulements pour une machine synchrone triphasée à aimants permanents.

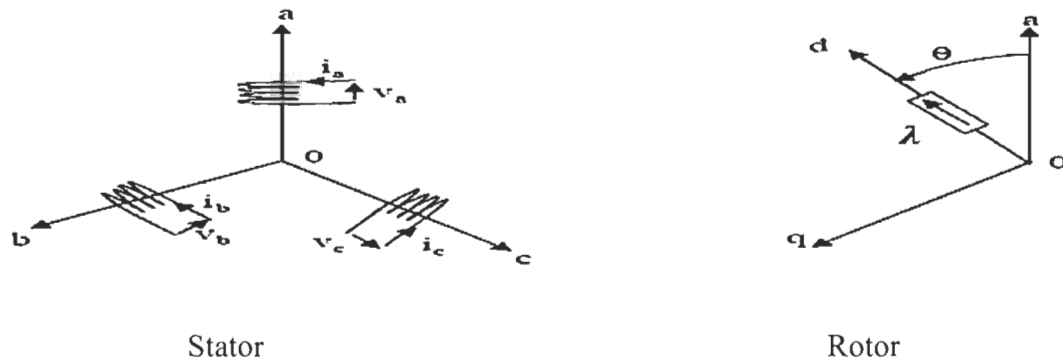


Figure 2.1 Représentation de la machine synchrone à aimants permanents

À partir de la Figure 2.1 nous écrivons les équations de la machine synchrone dans le repère fixe au rotor, en notation matricielle :

$$[V_s] = [R_s] [i_s] + \frac{d\phi_s}{dt} \quad (2)$$

$$\phi_s = [L_s] [i_s] + [\lambda] \quad (3)$$

Avec

$$[L_s] = [L_{ss}] + [L_m] : \quad \text{Matrice inductance du stator}$$

$$[V_s] = [V_a \quad V_b \quad V_c]^T : \quad \text{Vecteur des tensions statoriques}$$

$$[i_s] = [i_a \quad i_b \quad i_c]^T : \quad \text{Vecteur des courants statoriques}$$

$$[\phi_s] = [\phi_a \quad \phi_b \quad \phi_c]^T : \quad \text{Vecteur des flux statoriques}$$

$$[R_s] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} : \quad \text{Matrice des résistances du stator}$$

Et

$$[L_{SS}] = \begin{bmatrix} L_a & M_{ab} & M_{ac} \\ M_{ab} & L_b & M_{bc} \\ M_{ac} & M_{bc} & L_c \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$[L_m] = Lm \begin{bmatrix} \cos(2\theta) & \cos 2(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos 2(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \cos 2(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos 2(\theta - \frac{4\pi}{3}) & \cos(2\theta) \\ \cos 2(\theta - \frac{4\pi}{3}) & \cos(2\theta) & \cos 2(\theta - \frac{2\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (5)$$

- Transformation de Park

Le passage d'un repère triphasé (a,b,c) au repère biphasé (d,q) est nécessaire pour utiliser les informations des grandeurs électriques dans la commande, et cela avec la transformée de Park.

$$[X_{dqo}] = [T_\theta][X_{abc}] \quad (6)$$

où X peut-être un courant, une tension ou un flux et θ représente la position du rotor.

Les termes X_d, X_q représentent les composantes longitudinales et transversales des variables statoriques (tensions, courants, flux et inductances).

$$[T_\theta] = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (7)$$

Après l'application de la transformation de Park pour passer du repère triphasé au repère biphasé, on peut écrire le circuit équivalent de la MSAP qui est montré dans la Figure 2.2.

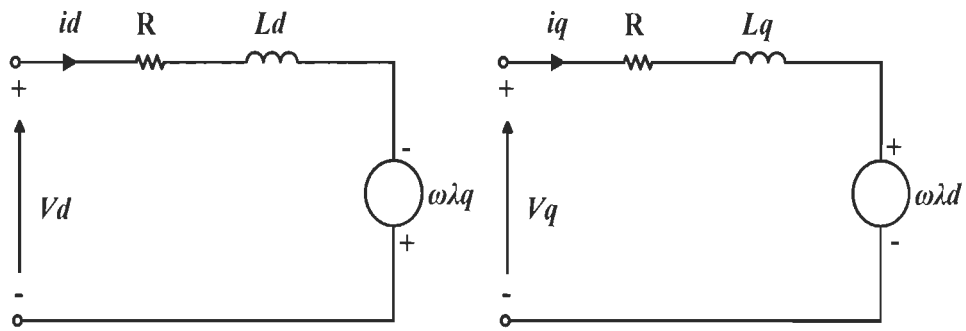


Figure 2.2 Circuit équivalent de la MSAP

Les équations qui régissent le fonctionnement de la MSAP dans un repère lié au rotor sont :

$$V_d = Ri_d + L_d \frac{d}{dt} i_d - L_q p \omega i_q \quad (8)$$

$$V_q = Ri_q + L_q \frac{d}{dt} i_q + L_d p \omega i_d + p \lambda \omega \quad (9)$$

$$\tau = \frac{3}{2} p [(L_d - L_q) i_d i_q + \lambda i_q] \quad (10)$$

$$\frac{d}{dt} \omega = \frac{1}{J} (\tau - \tau_f - \tau_L) \quad (11)$$

Où

- V_d, V_q Tensions dans le repère d-q
- i_d, i_q Courants dans le repère d-q
- L_d, L_q Inductances dans le repère d-q
- R Résistance statorique
- p Nombre de paires de pôles
- λ Flux de l'aimant permanent
- λ_d, λ_q Flux dans le repère d-q

τ	Couple électromagnétique
ω	Vitesse mécanique du rotor
J	Inertie
τ_f	Couple de frottement
τ_L	Couple de charges

2.2 Logique floue

2.2.1 Introduction

La logique floue a été développée par Lofti Zadeh dans les années 1960 [27]. Elle vise à représenter les connaissances incertaines et imprécises tout en fournissant un moyen approximatif. En d'autres termes, elle utilise des instructions graduelles plutôt que la logique strictement binaire (vraie ou fausse).

La logique floue tente d'intégrer la connaissance et le raisonnement humains pour la prise de décision. Ainsi, elle fournit une manière approximative, mais efficace pour décrire le comportement des systèmes complexes qui ne sont pas faciles à décrire avec précision. Cela se traduit par des contrôleurs qui sont capables de prendre des décisions de contrôle intelligent [28].

2.2.2 Système de logique floue

Dans sa forme la plus simple, un système de logique floue de n entrées m sorties peut être considéré comme une application de :

$$U = U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n \text{ à } V = V_1 \times V_2 \times \dots \times V_m$$

où $U_i \subset \mathbb{R}, V_j \subset \mathbb{R}$ pour $i = 1, 2, \dots, n$ et $j = 1, 2, \dots, m$. Définissons la sortie $y = (y_1, \dots, y_m)^T$. Avec la méthode centre-moyenne pour la défuzzification, la méthode somme-produit pour le mécanisme d'inférence, la sortie singleton fuzzifier est donnée par [1]

$$y_j = \frac{\sum_{p=1}^R \bar{y}_j^{(p)} (\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(p)}}(x_i))}{\sum_{p=1}^R (\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(p)}}(x_i))}, \quad j = 1, \dots, m \quad (12)$$

où $x = (x_1, \dots, x_n)^T \in U$ est un vecteur d'entrée d'un système de logique floue, $\mu_{A_i^{(p)}}$ sont les fonctions d'appartenance des ensembles flous $A_i^{(p)}$, \prod et \sum désignent respectivement les opérateurs t-norme et t-co-norme flous utilisés, p est l'indice des règles sur un total de R règles, et $\bar{y}_j^{(p)}$ est un point de V_j pour lequel $\mu_{B_j^{(p)}}$ atteint sa valeur maximale, qui est supposée être 1.

Le système de logique floue est capable d'approximer uniformément une fonction non linéaire bien définie sur un ensemble compact U à un degré de précision [1].

Théorème de l'approximation universelle Pour toute fonction continue réelle donnée $g(x)$ sur l'ensemble compact $U \subset \mathbb{R}^n$ et pour $\varepsilon > 0$ arbitraire, il existe une fonction $f(x)$ sous la forme de (12) de telle sorte que [1]

$$\sup_{x \in U} \|g(x) - f(x)\| < \varepsilon$$

Le théorème d'approximation universelle ci-dessus montre la puissance des systèmes de logique floue dans l'approximation des fonctions non-linéaires continues, la logique floue fournit une alternative naturelle pour aborder les problèmes de modélisation et de contrôle des systèmes complexes avec des dynamiques mal définies.

La Figure 2.3 représente un diagramme de la logique floue [1]

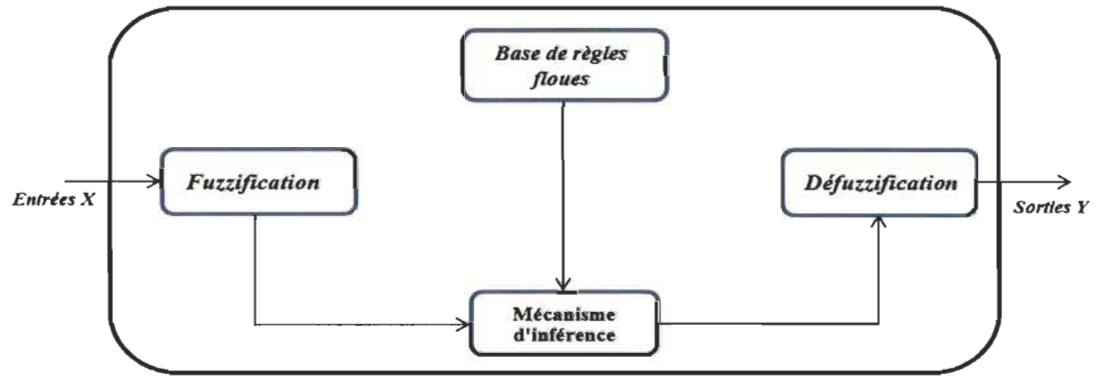


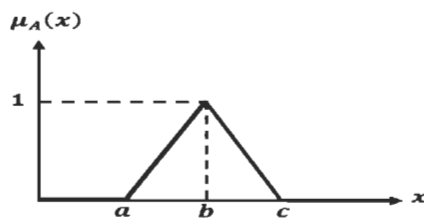
Figure 2.3 Diagramme de la logique floue

2.2.2.1 Fuzzification

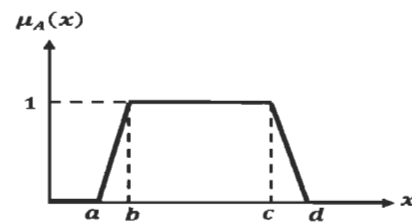
La première étape de la logique floue est de convertir les valeurs numériques de l'erreur et de la variation de l'erreur en un ensemble de valeurs d'appartenance dans l'intervalle $[0,1]$

Il existe plusieurs types de fonctions d'appartenance comme les fonctions triangulaires et trapézoïdales...etc [1].

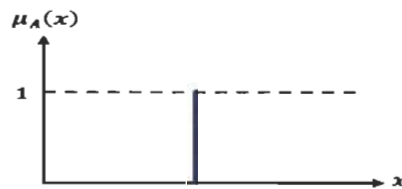
La Figure 2.4 présente quelque forme des fonctions d'appartenances.



a. Forme triangulaire



b. Forme trapézoïdale



c. Forme singleton

Figure 2.4 Différentes formes des fonctions d'appartenances

Dans notre travail, on a utilisé des fonctions d'appartenance triangulaires à cause de leur simplicité et de leurs bonnes performances.

Les ensembles flous peuvent être représentés comme des fonctions d'appartenance u_A qui sont associées à chaque élément x de l'univers du discours X ; $u_A(x)$ est le degré d'appartenance dans l'intervalle $[0,1]$.

Pour une fuzzification de type singleton, l'ensemble flou A avec le soutien x_i a pour fonction d'appartenance $u_A(x_i) = 1$ pour $x = x_i$ et $u_A(x_i) = 0$ pour $x \neq x_i$. Pour une fuzzification non Singleton, $u_A(x_i) = 1$ pour $x = x_i$ et diminue de 1 à 0 quand il s'éloigne de $x = x_i$.

2.2.2.2 Base de règles floues

Une base de règles floues est une collection de multiples règles SI-ALORS, de la forme suivante :

$$R^p : \text{SI } x_1 \text{ est } F_1^p \text{ et } x_2 \text{ est } F_2^p \text{ et } \dots \text{ et } x_n \text{ est } F_n^p$$

$$\text{Alors } y_1 \text{ est } G_1^p \text{ et } y_2 \text{ est } G_2^p \text{ et } \dots \text{ et } y_n \text{ est } G_n^p$$

où $x_1 \in X_1, \dots, x_n \in X_n$ et $y_1 \in Y_1, \dots, y_n \in Y_n$ sont les variables linguistiques des entrées et des sorties; F_i^p et G_j^p , $i = 1, 2, \dots, n$ / $j = 1, 2, \dots, m$ sont les signatures floues des entrées et des sorties; R^p est la relation entre l'ensemble flou d'entrées X et l'ensemble flou de sorties Y .

Le Tableau suivant donne un exemple de règles utilisées dans la logique floue pour un correcteur proportionnel dérivatif.

Tableau 2-1 Règles floues d'un correcteur proportionnel dérivatif.

		<i>e</i>						
		NL	NM	NS	Z	PS	PM	PL
<i>e</i>	PL	Z	PL	PL	PL	PL	PL	PL
	PM	NS	Z	PS	PS	PL	PL	PL
	PS	NL	NS	Z	PS	PS	PL	PL
	Z	NL	NL	NS	Z	PS	PL	PL
	NS	NL	NL	NS	NS	Z	PS	PL
	NM	NL	NL	NL	NS	NS	Z	PS
	NL	NL	NL	NL	NL	NL	NL	Z

2.2.2.3 Mécanisme d'inférence

Le mécanisme d'inférence est l'élément-clé dans l'algorithme de logique floue, il agrège les règles si-alors stockées dans la base de connaissance avec les ensembles flous générés par la fuzzification pour ainsi former un ensemble flou qui prévoit une procédure de sortie globale raisonnable.

L'intersection des antécédents de règles multiples est calculée à l'aide d'un opérateur Π tandis que l'union de règles multiples est calculée par un \sqcup .

Chaque règle l dans la base de connaissances est interprétée comme une implication floue; les entrées fuzzifiées infèrent avec l'ensemble flou B tel que

$$\mu_{B'}(y) = \prod_{x \in X} [\mu_{A_x}(x) \Pi \mu_{R_l}(x, y)] \quad (13)$$

Dans la littérature les méthodes les plus utilisées sont :

- La méthode de Mamdani: elle utilise les opérateurs de base : minimum et maximum [12,13]. Cette méthode teste les grandeurs de chaque règle et choisit la plus haute [29].

- La méthode de Takagi-Sugeno : ce mécanisme d'inférence utilise la même forme que celle de Mamdani, où l'antécédent est une variable linguistique mais par contre le conséquent utilise des variables numériques.

2.2.2.4 Défuzzification

La défuzzification est la dernière étape d'un régulateur flou. Elle effectue la conversion des valeurs floues dans une sortie réelle. Elle est l'inverse de l'opération de fuzzification. Dans la littérature, il existe plusieurs méthodes de défuzzification, comme le centre de gravité, de sommes, de hauteur [29].

La sortie à l'instant k par la méthode centroïde largement utilisée est exprimée par :

$$y_j(k) = \frac{\sum_{l=1}^r y_l \mu_{B^l}(y)}{\sum_{l=1}^r \mu_{B^l}(y)} \quad (14)$$

Avec, $l=1, \dots, r$ et r est le nombre de règles de la logique floue.

2.2.3 Contrôle flou adaptatif

Contrairement à d'autres techniques d'intelligence artificielle, la logique floue n'inclut pas explicitement un apprentissage ou un algorithme d'adaptation. La configuration d'un contrôleur flou se résume à trois étapes: la normalisation des entrées et des sorties, le partitionnement de l'univers du discours sur les fonctions d'appartenance ainsi que la plus importante, soit l'étape d'apprendre à contrôler le système en définissant correctement les règles.

Cependant, le réglage de ces paramètres peut ne pas être optimal pour une grande plage de fonctionnement. Se basant sur la capacité d'adaptation des réseaux de neurones, les

chercheurs ont proposés des contrôleurs flous adaptatifs. Cette technique permet aux contrôleurs flous adaptatifs d'atteindre un fonctionnement optimal sur une très large gamme [29].

Un contrôleur flou est dit adaptatif si l'un ou plusieurs de ses paramètres, que l'on peut ajuster (Gains, fonctions d'appartenances, règles), changent en cours du fonctionnement. Dans le cas contraire, le régulateur est dit : non adaptatif ou conventionnel.

La logique floue se rapproche des systèmes complexes en utilisant le raisonnement humain. Ainsi, notre connaissance peut être utilisée pour modéliser efficacement l'incertitude et la non-linéarité dans les systèmes complexes. Par ailleurs, la logique floue est facile à mettre en œuvre et elle est efficace pour un large éventail d'applications. Cependant, il devient plus difficile de déterminer le bon jeu des règles et les fonctions d'appartenance à mesure que la complexité du système augmente.

Le réglage des fonctions d'appartenance et l'ajustement des règles peuvent être des processus qui prennent du temps. Pour obtenir de meilleurs résultats, la logique floue est combinée avec des algorithmes d'optimisation comme les algorithmes génétiques.

Les lois d'adaptations utilisées dans notre travail sont présentées dans le chapitre 3.

2.3 Algorithmes génétiques (GA)

Les algorithmes génétiques (GA), inventés par John Holland dans les années 1960, sont une technique de recherche heuristique inspirée de la biologie évolutionniste [30]. Contrairement aux stratégies d'évolution, la théorie Holland a pour fonction d'étudier le phénomène de sélection de la nature comme un mécanisme d'adaptation qui doit être implanté dans les systèmes informatiques. Ce mécanisme consiste à l'utilisation de

solutions candidates, appelées éléments de la population, représentées sous une forme binaire, appelée chromosomes. L'adaptation se fait avec le déplacement d'une population de chromosomes à une nouvelle population en utilisant la sélection naturelle de l'opérateur qui est inspiré génétiquement de la croissance, de la mutation et de l'inversion. Dans chaque génération, le conditionnement physique de chaque individu dans la population est évalué et l'opérateur de sélection choisit les chromosomes dans la population (en fonction de leur condition physique) qui sont autorisés à reproduire l'évolution vers de meilleures solutions.

La nouvelle population est ensuite utilisée dans la prochaine génération et le processus se termine habituellement quand un niveau de condition physique satisfaisante a été atteint pour la population.

- **Opérateurs GA**

La forme la plus simple de l'algorithme génétique implique trois types d'opérateurs : la sélection, le croisement et la mutation.

- **Sélection** : La sélection permet d'identifier statistiquement les meilleurs individus d'une population et d'éliminer les mauvais.

- **Croisement** : Le croisement a pour but d'enrichir la diversité de la population en manipulant la structure des chromosomes. Classiquement, les croisements sont envisagés avec deux parents qui génèrent deux enfants. Initialement, le croisement est associé au découpage de chromosomes (*slicing crossover*). Pour effectuer ce type de croisement sur des chromosomes constitués de M gènes, on tire aléatoirement les gènes dans chacun des parents. On échange ensuite les deux sous-chaînes terminales de chacun des deux chromosomes, ce qui produit deux enfants.

- **Mutation** : La mutation apporte aux algorithmes génétiques la capacité d'atteindre tous les points de l'espace d'état, sans pour autant tous les parcourir dans le processus de résolution. Ainsi, en toute rigueur, l'algorithme génétique peut converger sans croisement et la mutation se divise en deux modes : discret et continu.

Mutation discrète : L'opération de mutation consiste généralement à tirer aléatoirement un gène dans le chromosome et le remplacer par une valeur aléatoire; si la notion de distance existe, cette valeur peut être choisie dans le voisinage de la valeur initiale.

Mutation continue : Ce cas consiste à tirer aléatoirement un gène dans le chromosome, auquel on ajoute un bruit généralement gaussien.

L'organigramme qui montre le fonctionnement des algorithmes génétiques est présenté dans la Figure 2.5.

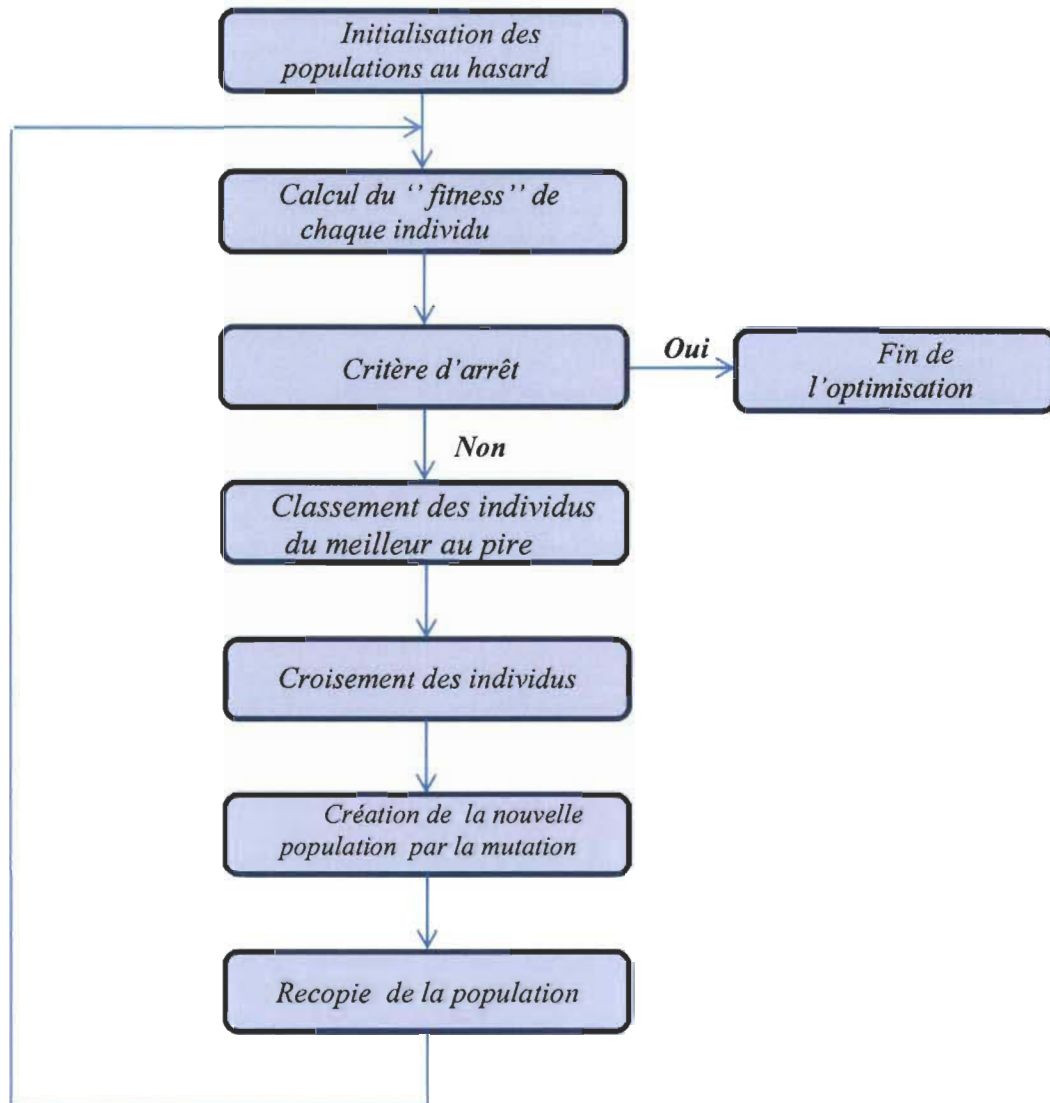


Figure 2.5 Organigramme de l'algorithme génétique

2.4 Théorie de stabilité de Lyapunov :

Dans la conception de contrôle, nous avons besoin d'enquêter sur la stabilité du système, puisque les systèmes instables sont indésirables. L'étude du comportement d'une fonction candidate Lyapunov d'un système non-linéaire, en boucle fermée, est une façon générale et efficace pour analyser la stabilité. Les fonctions de Lyapunov peuvent être utilisées pour concevoir la stabilisation de la rétroaction et des lois de commande adaptative [31,32].

La stabilité de Lyapunov a été introduite en 1892, par le mathématicien Lyapunov. Cependant, ce concept de contrôle a été porté à l'attention de la communauté d'ingénierie uniquement au début de l'année 1960.

2.4.1 Système non-linéaire

Un système non-linéaire est représenté comme suit :

$$\dot{x} = f(x, u, t) \quad (15)$$

avec, $u \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur d'entrée de contrôle, $f \in \mathbb{R}^n$ est une fonction vectorielle non-linéaire, $x \in \mathbb{R}^n$ est un vecteur d'état, et n est le nombre d'états, aussi appelé l'ordre du système.

Définition 1 [1,31] Le système non-linéaire (15) est autonome si f ne dépend pas explicitement de l'index temporel t , c'est-à-dire que le système peut être écrit comme :

$$\dot{x} = f(x, u) \quad (16)$$

Sinon le système est appelé non-autonome.

Définition 2 [1,31] Un état, x^* est un état d'équilibre (ou point d'équilibre) du système si une fois $x(t)$ est égal à x^* , il reste égal à x^* , pour tous les temps futurs.

Un système non-linéaire (16) peut avoir plusieurs points d'équilibre qui peuvent être trouvés en résolvant :

$$f(x^*, u) = 0$$

Un point d'équilibre spécifique peut également être défini comme :

$$y = x - x^* = 0$$

Donc, $x = x^*$ est un point d'équilibre.

Il existe deux méthodes pour analyser la stabilité, la méthode directe et indirecte.

La méthode indirecte de Lyapunov, également appelée méthode de linéarisation, est utilisée pour analyser la stabilité des systèmes linéaires invariants dans le temps et aussi la stabilité locale des systèmes non-linéaires autour d'un point de fonctionnement.

La méthode directe de Lyapunov n'est pas limitée à la stabilité locale. Elle est aussi utilisée pour analyser les propriétés de stabilité des systèmes non-linéaires avec une fonction variable dans le temps.

2.4.2 *Systèmes autonomes :*

Dans cette section, nous présentons un aperçu de la théorie de la stabilité de Lyapunov appliquée aux systèmes autonomes.

Principes fondamentaux de la théorie de Lyapunov :

Définition 3 [1,31] Une fonction continue scalaire $V(x)$ est localement définie positive si $V(0) = 0$ et, dans une boule B .

$$V(x) > 0 \quad \forall x \neq 0, \|x\| < B$$

Si $V(0) = 0$ et la propriété ci-dessus détient sur l'ensemble de l'espace de l'état, alors $V(x)$ est globalement définie positive.

Exemple: (définie positive)

Considérons la fonction continue scalaire suivante :

$$V(x_1, x_2) = 4x_1^2 + 5x_2^2 = [x_1 \ x_2] \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = x^T P x$$

P est une matrice définie positive et $V(x)$ est définie positive.

Définition 4 Une matrice carrée M est définie positive si pour chaque $x \neq 0$, $x^T M x > 0$

Donc :

$$V(x_1, x_2) = x^T P x > 0 \quad \forall x \neq 0$$

Cela implique que $V(x_1, x_2)$ est globalement définie positive.

Exemple: (semi-définie positive)

La fonction continue scalaire suivante :

$$V(x_1, x_2) = x_1^2 = [x_1 \ x_2] \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = x^T P x \geq 0$$

est semi-définie positive.

Le concept de stabilité:

La stabilité peut être considérée comme : si un système commence près de l'origine, sa trajectoire restera proche de celle-ci. Sinon, le système est instable. Cependant, puisque les systèmes non-linéaires sont gouvernés par des dynamiques complexes, alors il faut définir

des concepts de stabilité plus raffinés, tels que la stabilité asymptotique, exponentielle et globale.

Dans ce qui suit, ces concepts sont introduits pour les systèmes autonomes.

Définition 5 (Stabilité dans le sens de Lyapunov [1,31]) l'état d'équilibre $x = 0$ (l'origine) est stable si, pour $R > 0$ il existe $r > 0$ tel que si $\|x(0)\| < r$, alors $\|x(t)\| < R$ pour chaque $t \geq 0$ Sinon, l'origine est instable.

Exemple: (stabilité)

Considérons le système de pendule :

$$\begin{aligned}\dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= -\frac{g}{l} \sin x_1\end{aligned}$$

Considérons la fonction énergétique suivante comme une fonction candidate de Lyapunov:

$$V(x) = \frac{g}{l}(1 - \cos x_1) + \frac{1}{2}x_2^2$$

Il est à noter que $V(0) = 0$ et $V(x)$ est définie positive sur le domaine $-\pi < x_1 < \pi$

La dérivée temporelle de $V(x)$ est donnée par :

$$\dot{V}(x) = \frac{g}{l} \sin x_1 x_1 + x_2 x_2 = 0$$

$V(x)$ est définie positive et $\dot{V}(x) = 0$ implique que l'origine est stable.

La fonction de Lyapunov satisfait les conditions de stabilité. Cependant, cela n'implique pas que la trajectoire du système converge vers l'origine. La stabilité asymptotique indique que si un système commence près de l'origine, sa trajectoire convergera vers celui-ci.

Définition 6 L'origine est asymptotiquement stable s'il est stable, et si en plus il existe un $r > 0$ tel que $\|x(0)\| < r$ implique que $x(t) \rightarrow 0$ quand $t \rightarrow \infty$.

D'autre part, la stabilité exponentielle montre la rapidité de la convergence vers l'origine.

Définition 7 L'origine est exponentiellement stable s'il existe deux nombres strictement positifs α et δ tel que :

$$\forall t > 0, \|x(t)\| \leq \alpha \|x(0)\| e^{-\delta t}$$

Dans une boule B autour de l'origine.

Quand une fonction de Lyapunov ne satisfait pas les conditions de stabilité asymptotique ou exponentielle, cela n'implique pas que l'équilibre ne soit pas asymptotiquement ou exponentiellement stable. Cela signifie seulement que de telles propriétés ne peuvent pas être établies par cette fonction candidate de Lyapunov. Dans de nombreuses applications, il n'est pas facile de trouver une fonction Lyapunov pour un système donné. Son existence est définie comme suit :

Définition 8 [1,31] Si, dans une boule B , la fonction $V(x)$ est définie positive et a des dérivées partielles continues, et si sa dérivée temporelle le long d'une trajectoire d'état du système (16) est semi-définie négative, c'est-à-dire :

$$\dot{V}(x) \leq 0$$

Alors $V(x)$ est une fonction de Lyapunov du système (16).

Les définitions ci-dessus sont énoncées pour décrire le comportement local du système, dans une boule B . Par conséquent, le théorème de stabilité locale peut être formulé comme suit :

Théorème 1 : (stabilité locale) [1,31]

Si, dans une boule B , il existe une fonction scalaire $V(x)$ avec des dérivées partielles continues telles que :

$V(x)$ est définie positive (localement en B).

$\dot{V}(x)$ est semi-définie négative (localement en B).

Alors l'origine est stable, et si la dérivée $\dot{V}(x)$ est localement définie négative dans B , alors l'origine est asymptotiquement stable.

La stabilité globale est un autre aspect important, car le comportement du système lorsque les états initiaux sont très éloignés de l'origine n'est pas couvert par le concept de stabilité locale.

Définition 9 [1,31] Si l'origine est asymptotiquement ou exponentiellement stable pour tout état initial, alors l'état d'équilibre est globalement asymptotiquement ou exponentiellement stable.

Par conséquent, le théorème de stabilité globale peut être formulé comme suit :

Théorème 2 (stabilité globale) [1,31]

S'il existe une fonction scalaire $V(x)$ avec des dérivées continues de premier ordre tel que :

$V(x)$ est définie positive.

$\dot{V}(x)$ est définie négative.

$V(x) \rightarrow \infty$ tel que $\|x\| \rightarrow \infty$.

Alors l'origine est globalement asymptotiquement stable.

Exemple: (stabilité globale)

Considérons le système scalaire :

$$\dot{x} = -x^3 \quad x \in \mathbb{R}$$

Considérez la fonction candidat de Lyapunov :

$$V(x) = \frac{1}{2}x^2$$

Il est à noter que $V(x) \rightarrow \infty$ tel que $\|x\| \rightarrow \infty$ La dérivée temporelle de $V(x)$ est donnée par:

$$\dot{V}(x) = -x^4 \leq 0$$

$\dot{V}(x)$ est définie négative pour tout $x \in \mathbb{R}$, par conséquent, l'origine est globalement asymptotiquement stable.

2.4.3 Systèmes non-autonomes

Dans cette section, nous présentons un aperçu de la théorie de stabilité de Lyapunov appliquée aux systèmes non-autonomes.

Définition 10 [1,31] L'origine est stable si, pour $R > 0$ il existe un scalaire positif $r(R, t_0)$ tel que :

$$\forall t \geq t_0, \|x(t_0)\| < r \Rightarrow \|x(t)\| < R$$

Sinon, l'origine est instable.

Comme dans les systèmes autonomes, l'état est maintenu dans une boule de petit rayon R quand la trajectoire d'état commence dans une boule de rayon suffisamment petit r . Cependant, le rayon r de boule initiale peut dépendre du temps initial t_0 dans des systèmes non-autonomes. Puisque le concept de stabilité ne garantit pas la convergence de la trajectoire du système vers l'origine, la stabilité asymptotique des systèmes non-autonomes est définie comme suit.

Définition 11 [1,31] l'origine est asymptotiquement stable si

- Il est stable.
- Il existe $r(R, t_0) > 0$ tel que $\|x(t_0)\| < r(R, t_0)$ implique que $x(t) \rightarrow 0$ quand $t \rightarrow \infty$.

Définition 12

L'origine est globalement asymptotiquement stable si :

$$\forall x(t_0), \quad x(t) \rightarrow 0 \text{ quand } t \rightarrow \infty$$

La Figure 2.6 montre les concepts de stabilité.

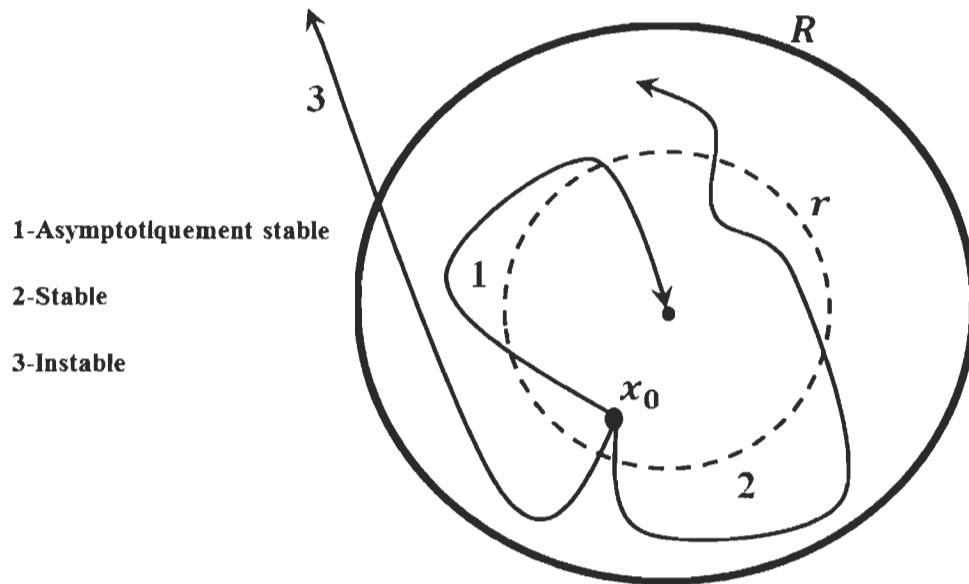


Figure 2.6 Concepts de stabilité

Bien que le système soit stable, la principale préoccupation dans certaines applications reste la vitesse de convergence de la trajectoire du système, c'est-à-dire à quelle vitesse, il approche de l'origine. Cette exigence est présente dans le concept de stabilité exponentielle.

Définition 13 [1,31] L'origine est exponentiellement stable s'il existe deux nombres strictement positifs α et δ tel que pour suffisamment petit $x(t_0)$:

$$\forall t \geq t_0, \|x(t)\| \leq \alpha \|x(t_0)\| e^{-\delta(t-t_0)}$$

Jusqu'à présent, les concepts de stabilité sont définis à un instant t_0 la stabilité uniforme est un concept qui garantit que la stabilité du point d'équilibre est indépendante de t_0 elle est définie comme suit :

Définition 14 [1,31] L'origine est uniformément localement stable si le scalaire r dans la définition 10 peut être choisi indépendamment de t_0 c'est-à-dire $r = r(R)$.

Pour les systèmes invariants dans le temps, une stabilité uniforme est une stabilité asymptotique, qui est définie comme suit :

Définition 15 [1,31] L'origine est localement uniformément asymptotiquement stable si

- elle est uniformément stable.
- il existe un boule d'attraction B dont le rayon est indépendant de t_0 de sorte que toutes les trajectoires du système avec des états initiaux dans B converger vers 0 uniformément dans t_0 .

Avant d'introduire le concept de stabilité globale uniforme asymptotique, définissons les fonctions définies positives et décroissantes.

Définition 16 [1,31] Une fonction scalaire variant dans le temps $V(x, t)$ est localement définie positive si $V(0, t) = 0$ et il existe une fonction définie positive invariante dans le temps $V_0(x)$ tel que :

$$\forall t \geq t_0, V(x, t) \geq V_0(x)$$

Des fonctions globalement définies positives peuvent être définies de manière similaire [1,31].

Définition 17 [1,31] Une fonction scalaire variant dans le temps $V(x, t)$ est dite décroissante si $V(0, t) = 0$ et il existe une fonction définie positive invariante dans le temps $V_1(x)$ tel que :

$$\forall t \geq 0, V(x, t) \leq V_1(x)$$

Par conséquent, le concept de stabilité globale uniforme asymptotique est défini comme suit :

Théorème 3 [1,31] Si, dans une boule B autour de l'origine, il existe une fonction scalaire $V(x, t)$ avec des dérivées partielles continues tels que :

- $V(x, t)$ est définie positive.
- $\dot{V}(x)$ est semi-définie négative $\dot{V}(x, t) \leq 0$.

Alors l'origine est stable dans le sens de Lyapunov. Si, de plus

- $V(x, t)$ est décroissante.

Alors l'origine est uniformément stable si $\dot{V}(x)$ est définie négative $\dot{V}(x, t) < 0$ alors l'origine est uniformément asymptotiquement stable.

En outre, si la boule B est remplacée par l'espace d'état du système entier et

- $V(x, t)$ est radialement illimitée.

Alors l'origine est globalement uniformément asymptotiquement stable.

Pour les systèmes non-autonomes, il est difficile de trouver une fonction de Lyapunov $V(x, t)$ avec une dérivée définie négative $\dot{V}(x, t) < 0$ pour conclure la stabilité asymptotique. Dans le cas de systèmes autonomes même si $\dot{V}(x)$ est semi-définie négative, la stabilité asymptotique peut encore être déterminée en utilisant des théorèmes d'ensembles invariants. Puisque ces théorèmes ne s'appliquent pas aux systèmes variant dans le temps, le lemme de Barbalat est alors appliqué.

Lemme 1 (Barbalat)

Si la fonction différentiable $f(t)$ a une limite finie quand $t \rightarrow \infty$ et si $\dot{f}(t)$ est uniformément continue, alors $\dot{f}(t) \rightarrow 0$ quand $t \rightarrow \infty$.

Lemme 2 (Lyapunov-comme Lemme) [1,31]

Si la fonction scalaire $V(x, t)$ satisfait les conditions suivantes :

$V(x, t)$ est bornée inférieurement.

$\dot{V}(x, t)$ est semi-définie négative.

$\dot{V}(x, t)$ est uniformément continue dans le temps.

Alors $\dot{V}(x, t) \rightarrow 0$ quand $t \rightarrow \infty$.

Exemple :

Considérons le système non-linéaire suivant:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -2x_1 + x_2 u \\ -x_1 u \end{bmatrix}$$

Avec u est un signal d'entrée borné

$$V = \frac{1}{2} \|x\|^2 = \frac{1}{2} (x_1^2 + x_2^2)$$

La dérivée temporelle de V

$$\dot{V} = x_1 \dot{x}_1 + x_2 \dot{x}_2$$

Remplaçons \dot{x}_1 et \dot{x}_2 dans \dot{V}

$$\dot{V} = x_1(-2x_1 + x_2 u) - x_2 x_1 u$$

Ainsi

$$\dot{V} = -2x_1^2 \leq 0$$

Par conséquent, le système est stable dans le sens de Lyapunov.

La fonction positive V qui est décroissante ($\dot{V} \leq 0$) doit converger vers une limite finie.

Cela implique que x_1 et x_2 sont bornés. Donc la dérivée temporelle de \dot{V} :

$$\ddot{V} = -4x_1\dot{x}_1 = -4x_1(-2x_1 + x_2u)$$

Ainsi \dot{V} est uniformément continue tant que \ddot{V} existe et aussi bornée. Par conséquent,

Lemme de Barbalat montre que $\dot{V} \rightarrow 0$ et donc $x_1 \rightarrow 0$ quand $t \rightarrow \infty$.

Avantages et inconvénients de la deuxième méthode de Lyapunov:

Avantages :

- peut être appliquée même si le modèle de système ne peut être linéarisé;
- permet d'estimer la région de stabilité;
- dans certains cas, il y a des candidats naturels de fonction Lyapunov, comme des fonctions d'énergie dans les systèmes électriques ou mécaniques;
- la stabilité peut être déterminée sans avoir à résoudre l'équation différentielle.

Inconvénients :

- il n'y a pas de méthode systématique pour trouver les fonctions de Lyapunov - parfois une question d'essais et d'erreurs;
- une fonction de Lyapunov pour tout système particulier n'est pas unique.

2.5 Mode glissant

En général, les systèmes dynamiques sont soumis à des perturbations externes et internes (variation des paramètres du système), donc les lois de commande classiques sont insuffisantes surtout lorsqu'on exige la robustesse et la précision et d'autres caractéristiques

dynamiques strictes. Pour résoudre ce problème, on peut utiliser une classe spéciale de systèmes de commande, soit les systèmes à structure variable. Ce type de commande est insensible aux perturbations et aux variations des paramètres [33,10].

Depuis longtemps, l'intérêt pour cette commande ne cesse de croître et elle a fait l'objet de beaucoup de travaux par H. Harachima au Japon, aux États Unis par J.J. Slotine ainsi qu'en ex-Union soviétique par V. Utkin et ceci à partir des travaux théoriques du mathématicien soviétique A.F. Filipov.

La commande à structure variable (csv) est une commande non-linéaire. La caractéristique principale des systèmes à structure variable est que leur loi de commande se modifie d'une manière discontinue [34].

2.5.1 Principe de la commande par mode glissant

La commande en mode glissant est une classe de la commande à structure variable. Elle est robuste et efficace pour les systèmes linéaires et non-linéaires. Elle est basée sur la commutation de fonctions de variables d'état, utilisées pour créer une droite (ou surface) de glissement. Le but est de ramener la trajectoire d'état vers la surface de glissement et de la faire évoluer dessus (régime glissant) avec une certaine dynamique jusqu'au point d'équilibre. Sa dynamique est alors insensible aux perturbations extérieures et aux variations des paramètres tant que les conditions du régime glissant sont assurées [33,10].

Ainsi, la conception d'un contrôleur à mode glissant passe par deux étapes :

- Synthétiser une surface $S(x)=0$ de telle façon que toutes les trajectoires obéissent à un comportement bien choisit;

- Déterminer une loi de commande qui attire toutes les trajectoires d'état vers la surface de glissement et aussi les maintenir sur cette surface.

2.5.2 Base mathématique de la commande par mode glissant

Considérons un système non-linéaire représenté par [34,35]

$$\dot{x}(t) = f(x, t) + B(x, t) \cdot u(t) \quad (17)$$

où :

x : Vecteur d'état $\in \mathfrak{R}^n$

f : Un champ de vecteur ou fonction vectorielle $\in \mathfrak{R}^n$

B : Matrice de commande $\in \mathfrak{R}^{n \times m}$

u : Vecteur de commande $\in \mathfrak{R}^m$

Dans sa forme de base, le comportement du système est décrit par deux équations différentielles distinctes en fonction du signal de commande [33,35] :

$$\begin{cases} u_i(x) = u_i^+ & \text{si } S(x) > 0 \text{ pour } i = 1 \dots m \\ u_i(x) = u_i^- & \text{si } S(x) < 0 \text{ pour } i = 1 \dots m \end{cases} \quad (18)$$

où $S(x)$ est la surface du glissement.

La commande u_i est construite de façon à ce que les trajectoires du système convergent vers la surface de glissement et soient ensuite maintenues sur celle-ci vers le point d'équilibre.

En pratique, l'organe de commutation est réalisé à partir de relais ou avec une implémentation numérique, mais ils présentent des imperfections comme les retards de commutations. Dans ce cas, la trajectoire de phase du régime glissant reste au voisinage de

la surface de commutation, donnant naissance à des oscillations indésirables qui limitent la précision du système; néanmoins il est toujours stable.

2.5.3 Modes de trajectoires dans le plan de phase

Dans la commande à structure variable, la réponse d'un système passe en général par trois phases (modes). Les étapes sont :

- 1- Mode de convergence MC (*Reaching Mode*) : la variable se déplace à partir de n'importe quel point du plan de phase vers la surface de commutation $S(x)=0$ et atteint cette surface dans un temps fini;
- 2- Mode de glissant MG (*Sliding Mode*) : la variable d'état est sur la surface de glissement et tend vers l'origine du plan de phase;
- 3- Le mode en régime permanent MRP (*Steady-state Mode*) : la variable d'état demeure près du point d'équilibre.

Les modes sont présentés dans la Figure 2.7 .

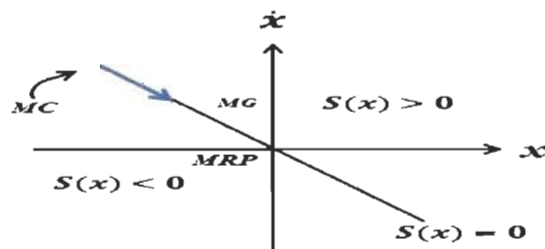


Figure 2.7 Les modes de trajectoires dans le plan de phase

2.5.4 Phénomène de commutation

Quand le mode glissant existe, il y a une commutation continue entre U_{max} et U_{min} . Pour un système de deuxième ordre avec les grandeurs d'états X_1 et X_2 , le phénomène de commutation est représenté dans la Figure 2.8 .

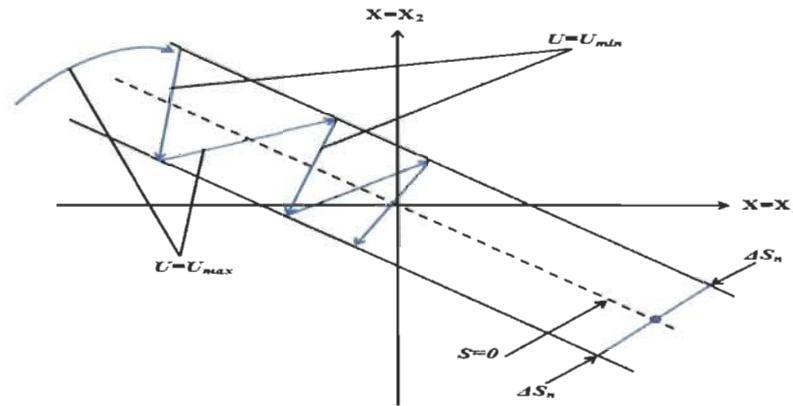


Figure 2.8 Phénomène de commutation

On admet d'abord une hystérèse sur la loi de commande $\mathbf{S}(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$; par conséquent, les commutations ont lieu sur les droites parallèles qui sont décalées de $\pm \Delta S_n$.

À partir de la précédente, on remarque que la trajectoire avec $\mathbf{U} = \mathbf{U}_{max}$ touche le seuil de basculement inférieur après la trajectoire et orienté vers l'intérieur de l'hystérèse, elle touche le seuil de basculement supérieur $\mathbf{U} = \mathbf{U}_{min}$ et ainsi de suite. Pour un cas idéal, on suppose que l'hystérèse est très petite; la loi de commutation fait donc des mouvements très petits. Par conséquent, la fréquence de commutation est très élevée.

2.5.5 Choix de la surface de glissement

La surface $\mathbf{S}(\mathbf{x})$ représente le comportement dynamique que l'on désire du système. J.J Slotine [60] a proposé une équation générale pour la détermination de la surface de glissement qui assure la convergence de la variable vers le point d'équilibre.

$$S(x) = \left(\frac{\partial}{\partial t} + \lambda_x \right)^{r-1} \cdot e(x) \quad (19)$$

avec :

$$e(x) = x_{ref} - x \quad (20)$$

$e(x)$: L'écart de la variable à régler

λ_x : Constante positive qui interprète la bande passante du contrôle désiré

r : Degré relatif, égal au nombre de fois qu'il faut dériver la sortie pour faire apparaître la commande.

Il faut choisir λ_x pour assurer sa très grande attractivité ainsi que le maintien du système sur la surface de glissement.

Par exemple, la surface de glissement est définie :

$$\begin{cases} S(x) = e(x) & r = 1 \\ S(x) = \lambda_x e(x) + \dot{e}(x) & r = 2 \\ S(x) = \lambda_x^2 e(x) + 2\lambda_x \dot{e}(x) + \ddot{e}(x) & r = 3 \end{cases} \quad (21)$$

$S(x)=0$ est une équation différentielle linéaire et son unique solution est $e(x)=0$.

La chose la plus difficile dans cette commande est de garder $S(x) = 0$ et pour cela, il faut satisfaire la condition de convergence.

2.5.6 Conditions de convergence

Les conditions d'existence et de convergence sont les critères qui permettent aux différentes dynamiques du système de converger vers la surface de glissement et d'y rester indépendamment de la perturbation. On présente deux types de conditions qui sont

- La fonction de commutation
- La fonction de Lyapunov.

- **Approche directe (Fonction de commutation)**

Cette approche est la plus ancienne, elle est donnée sous la forme

$$S(x) \cdot \dot{S}(x) < 0 \quad (22)$$

- **Approche de Lyapunov**

Il s'agit de choisir une fonction de Lyapunov $V(x) > 0$ (fonction scalaire positive) pour les variables d'état du système et de choisir une loi de commande qui fera décroître cette fonction.

$$\dot{V}(x) < 0$$

Cette approche est utilisée pour améliorer les performances de la commande, l'étude de la robustesse et de la stabilité des systèmes non-linéaires.

- La fonction de Lyapunov est définie comme suit.

$$V(x) = \frac{1}{2} S^2(x) \quad (23)$$

Pour que la fonction de Lyapunov décroisse, il suffit de s'assurer que sa dérivée soit négative. Ceci est vérifié par la relation suivante :

$$\dot{V}(x) < 0 \Rightarrow S(x) \cdot \dot{S}(x) < 0 \quad (24)$$

Cela peut être exprimé par

$$\begin{cases} \lim_{s \rightarrow 0^-} \dot{S} > 0 \\ \lim_{s \rightarrow 0^+} \dot{S} < 0 \end{cases} \quad (25)$$

Si l'équation (24) est vérifiée, les dynamiques du système sur $S(x)$ ainsi que sa stabilité sont indépendantes du système (17) elles dépendent uniquement des paramètres de la surface choisie. Ceci explique l'invariance de ces lois de commande par rapport aux perturbations agissant sur la partie commande.

2.5.7 Détermination de la loi de commande.

Après le choix de la surface de glissement et les conditions de convergence, il nous reste maintenant à déterminer la loi de commande.

Dans la commande à structure variable, il y a différentes manières de choisir les paramètres pour définir la loi de commande. Il y a trois types de structures très répandues : la commande par contre-réaction linéaire à gains commutés, la commande par relais et la commande équivalente. Les deux dernières approches sont les préférées dans la commande des machines électriques. La commande équivalente est schématisée dans la Figure 2.9 .

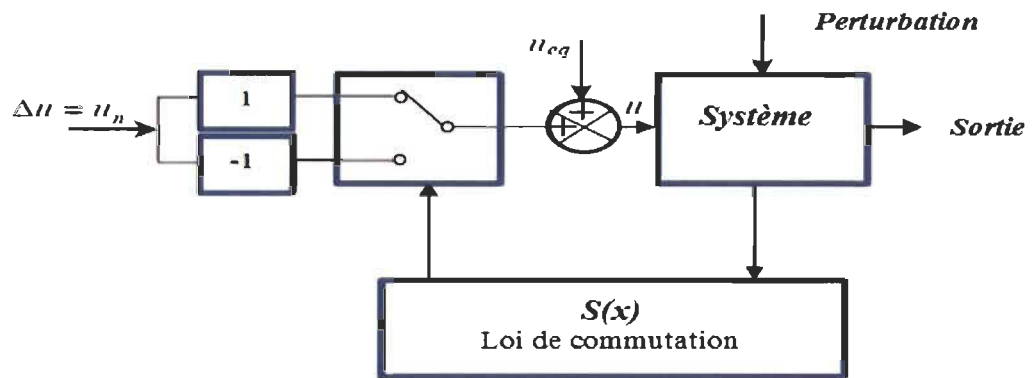


Figure 2.9 Schéma fonctionnel de la commande équivalente

Un vecteur de commande équivalente u_{eq} se définit comme celui qui produit le régime glissant idéal.

Le vecteur u est composé de deux grandeurs u_{eq} et u_n soit

$$u(t) = u_{eq}(t) + u_n \quad (26)$$

u : La grandeur de commande

u_{eq} : La commande équivalente

\mathbf{u}_n : La composante non-linéaire (grandeur de commande discontinue)

On calcule la commande équivalente et par la suite, on fait le calcul de la commande attractive du système défini dans l'espace d'état par l'équation (17).

Lorsque la surface de commutation est atteinte, c'est-à-dire

- la trajectoire d'état reste sur la surface de commutation $S(x) = 0$
- La dérivée de la surface $\dot{S}(x) = 0$,

Alors on peut écrire $\mathbf{u} = \mathbf{u}_{eq}$ avec $\mathbf{u}_n = \mathbf{0}$.

La commande peut être interprétée comme la valeur moyenne que prend la commande u lors des commutations entre (\mathbf{u}_{max}) et (\mathbf{u}_{min}) .

Le vecteur \mathbf{u} nous permet de régler les dynamiques des modes de fonctionnement :

- \mathbf{u}_{eq} : elle a une influence sur le mode glissant; on la détermine grâce aux conditions d'invariance;
- \mathbf{u}_n : elle a une influence sur le mode d'approche; elle garantit l'attractivité de la variable vers la surface de glissement.

Maintenant, on va s'intéresser au calcul de la commande équivalente et de la commande attractive du système. On a l'équation (18) qui est donnée comme suit :

$$\dot{x}(t) = f(x, t) + B(x, t) \cdot u(t)$$

et aussi

$$u(t) = u_{eq}(t) + u_n$$

On peut écrire

$$\dot{S}(x, t) = \frac{dS}{dt} = \frac{\partial S}{\partial x} \cdot \frac{\partial x}{\partial t} = \frac{\partial S}{\partial x} [f(x, t) + B(x, t) \cdot u_{eq}] + \frac{\partial S}{\partial x} [B(x, t) \cdot u_n] \quad (27)$$

Dans le mode glissant en régime permanent $\dot{S}(x) = 0$ et $S(x) = 0$.

On trouve à $u_n = 0$ et

$$u_{eq} = - \left[\frac{\partial S}{\partial x} B(x, t) \right]^{-1} \left[\frac{\partial S}{\partial x} f(x, t) \right] \quad (28)$$

On remplace l'équation (27) dans (28), alors on aura

$$\dot{S}(x) = \frac{\partial S}{\partial x} [B(x, t) \cdot u_n] \quad (29)$$

La commande u_n est définie durant le mode de convergence et doit satisfaire la condition $\dot{S} < 0$. Afin de satisfaire cette condition, le signe de u_n doit être opposé à celui de

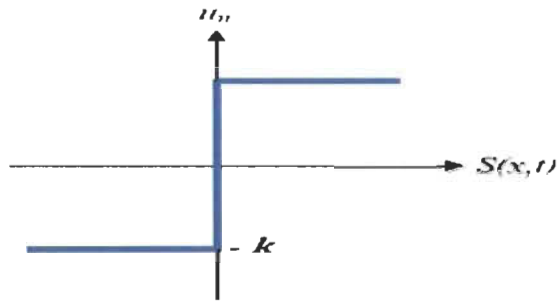
$$S(x, t) \cdot \frac{\partial S}{\partial x} B(x, t)$$

$$S(x)\dot{S}(x) = S(x) \left[\frac{\partial S}{\partial x} B(x, t) u_n \right] < 0 \quad (30)$$

La commande u_n est donnée par la forme de base qui est celle d'un relais représenté par une fonction signe :

$$u_n = k \cdot \text{sign}(S(x)) \quad (31)$$

avec $k > 0$. La fonction est représentée dans la Figure 2.10.

Figure 2.10 Commande u_n

En remplaçant l'équation (31) dans (30), on obtient

$$S(x)\dot{S}(x) = |S(x)| \frac{\partial S}{\partial x} k \cdot B(x, t) < 0 \quad (32)$$

Le facteur $\frac{\partial S}{\partial x} B(x, t)$ est toujours négatif pour la classe de systèmes que nous étudions.

Le gain k doit être positif afin de vérifier les conditions de l'attractivité et de stabilité.

Le choix du gain k a une très grande influence sur le temps de réponse du régulateur; si :

- k : est très petit, on aura un temps de réponse très grand.
- k : est très grand, on aura un temps de réponse très petit.

Cependant, l'utilisation de la commande de type relais peut provoquer des dynamiques indésirables et de fortes oscillations au niveau de l'organe de la commande. Le phénomène des oscillations de très hautes fréquences est appelé « *Chattering* » et peut exciter les dynamiques, même détériorer l'organe de commande ou endommager les actionneurs.

2.5.8 Phénomène de chattering

Un régime glissant idéal suppose une fréquence d'oscillation infinie et aussi des éléments idéaux de commutation (relais sans seuil, ni hystérésis, ni retard de commutation), ce qui n'est pas le cas en pratique. Donc, durant le régime glissant, les discontinuités appliquées à la commande peuvent donner un phénomène de broutement appelé aussi «

chattering ». Ce phénomène est caractérisé par des fortes oscillations des trajectoires du système autour de la surface de glissement.

L'origine de ce phénomène est le caractère discontinu de la composante de la commande de la forme « $k \cdot \text{sign}(S(x))$ » qui permet au point de fonctionnement d'osciller autour de la surface de glissement, lorsque le régime permanent est atteint.

Pour l'élimination du phénomène de *chattering*, on peut remplacer la fonction «*signe*» par une fonction de saturation adéquate qui filtre les hautes fréquences [36].

- **Commande adoucie**

$$u_n = \begin{cases} \frac{1}{\varepsilon} K S(x) & \text{si } |S(x)| < \varepsilon \\ K \text{sign}(S(x)) & \text{si } |S(x)| > \varepsilon \end{cases} \quad (33)$$

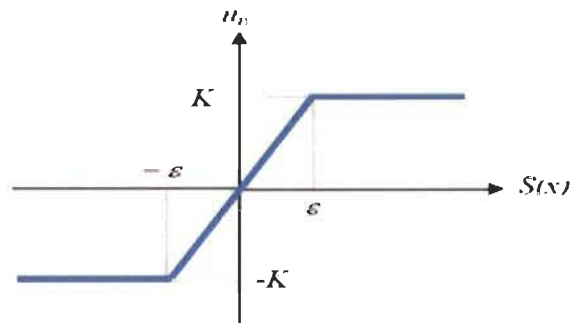


Figure 2.11 Commande adoucie «sat»

- **Commande intégrale**

Pour rendre une commande discontinue en une commande continue, la fonction *signe* est remplacée par une fonction intégrale.

$$u_n = k \frac{S(x)}{|S(x)| + \delta} + \eta \quad (34)$$

Avec

$$\delta = \begin{cases} \delta_0 & \text{si } |S(x)| \geq \varepsilon \\ \delta_0 + \gamma \int S(x) dt & \text{si } |S(x)| < \varepsilon \end{cases} \quad (35)$$

et

$$\eta = \begin{cases} 0 & \text{si } |S(x)| \geq \varepsilon \\ \xi \int S(x) dt & \text{si } |S(x)| < \varepsilon \end{cases} \quad (36)$$

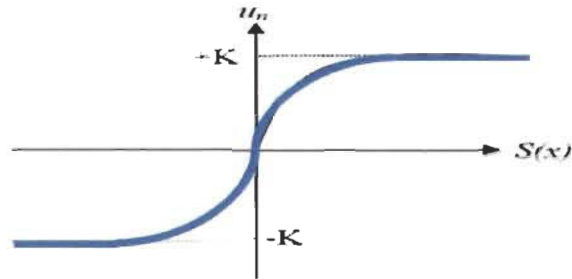


Figure 2.12 Commande intégrale

2.6 Conclusion

La logique floue se rapproche des systèmes complexes en utilisant le raisonnement humain. Ainsi, notre connaissance peut être utilisée pour modéliser efficacement l'incertitude et la non-linéarité dans les systèmes complexes. Par ailleurs, la logique floue est facile à mettre en œuvre et elle est efficace pour un large éventail d'applications. Cependant, il devient plus difficile de déterminer entre le bon jeu des règles et les fonctions d'appartenance à mesure que la complexité du système augmente.

Pour obtenir de meilleurs résultats, la logique floue est combinée à des algorithmes d'optimisation comme les algorithmes génétiques.

Divers concepts de stabilité ont été définis pour les systèmes autonomes et non-autonomes. La méthode indirecte de Lyapunov, également appelée méthode de linéarisation, concerne l'analyse de la stabilité des petits mouvements autour de points

d'équilibre des systèmes non-linéaires. D'autre part, la méthode directe de Lyapunov est un outil puissant utilisé pour l'analyse de la stabilité globale des systèmes non-linéaires.

La technique de commande en mode de glissement est une méthode d'application directe de l'analyse de stabilité de Lyapunov. Elle est simple et robuste face aux incertitudes.

Ce chapitre sert de base théorique pour notre recherche. En tant que telle, la théorie de la commande adaptative est combinée à la théorie de la stabilité Lyapunov. Dans les chapitres suivants, nous pouvons concevoir des techniques de contrôle adaptatif basées sur la théorie de Lyapunov, pour les systèmes dynamiques complexes.

Chapitre 3 - Nouvelles stratégies de commande de la MSAP

L'objectif de ce chapitre est de développer des stratégies de contrôles robustes qui peuvent faire face aux incertitudes structurées et non structurées aussi réduire la complexité des lois de commandes par rapport aux structures classiques de contrôle présentées dans la littérature, et cela avec une preuve de stabilité si c'est possible.

Avant d'arriver aux résultats finaux, plusieurs commandes ont été réalisées. Le point commun entre les structures de commande réalisées est le régulateur adaptatif flou, utilisé dans chaque structure et cela, pour tirer plusieurs avantages de la logique floue :

- La possibilité de concevoir des régulateurs simples et précis.
- La mise en évidence de l'expertise humaine sous la forme des règles qui régissent le fonctionnement des régulateurs.
- La régression linéaire de la logique floue nous donne la possibilité de prouver la stabilité du système avec le théorème de Lyapunov.
- L'obtention des paramètres standards des régulateurs flous adaptés pour une large gamme de machines.

Pour atteindre le but escompté, on a réalisé plusieurs lois de commande jusqu'à l'obtention de la stratégie de commande désirée. On a commencé par minimiser le nombre de paramètres de la machine utilisée dans la loi de commande (LF-MG) pour arriver, à la fin, à des commandes sans paramètres (LF-simplifiée et LF-LF). On a ensuite utilisé la commande LF-LF pour le démarrage sans tests d'identification et pour réaliser la commande sans capteur.

Les paramètres des régulateurs présentés dans ce travail ont été optimisés avec les algorithmes génétiques.

3.1 Régulateur flou

Dans notre travail, on a utilisé des fonctions d'appartenance triangulaires. Afin de mettre en œuvre une structure parallèle, les univers de discours des deux variables e et \dot{e} (erreur et sa dérivée) sont distribués de la même façon et ont les mêmes fonctions d'appartenance.

Les variables du contrôleur flou d'entrée et de sortie sont divisées en sept niveaux représentés par un ensemble de variables linguistiques : Négatif Grand (NL) , Négatif Moyen (NM) , Négatif Petit (NS) , Zéro (Z) , Positif Petit (PS) , Positif Moyen (PM) et Positif Grand (PL) (Figure 3.1).

Le niveau de sortie est réglé sur la base d'un ensemble de règles (Tableau 2-1) à l'aide des directives suivantes : (i) l'erreur d'accélération est la variable du choix du contrôle en vue d'obtenir une réponse douce étant donné qu'elle répond directement à une commande de couple ; (ii) si les signaux d'entrée sont loin du zéro, alors la sortie du régulateur va prendre une valeur importante, (iii) si les entrées sont proches de zéro, alors la sortie est ajustée à une valeur plus petite pour une approche plus douce, (iv) lorsque les entrées sont à zéro, alors la sortie est gardée à zéro.

Les fonctions d'appartenance triangulaires sont utilisées en raison de leur grande efficacité dans le calcul. La méthode centroïde est utilisée pour la défuzzification et le signal de commande est obtenu par la logique floue.

Pour simplifier la mise en œuvre, tous les contrôleurs flous dans cette étude utilisent la même table de règles et les mêmes fonctions d'appartenance. La logique floue est utilisée pour un régulateur de vitesse et du courant; la suivante montre leurs fonctions d'appartenance.

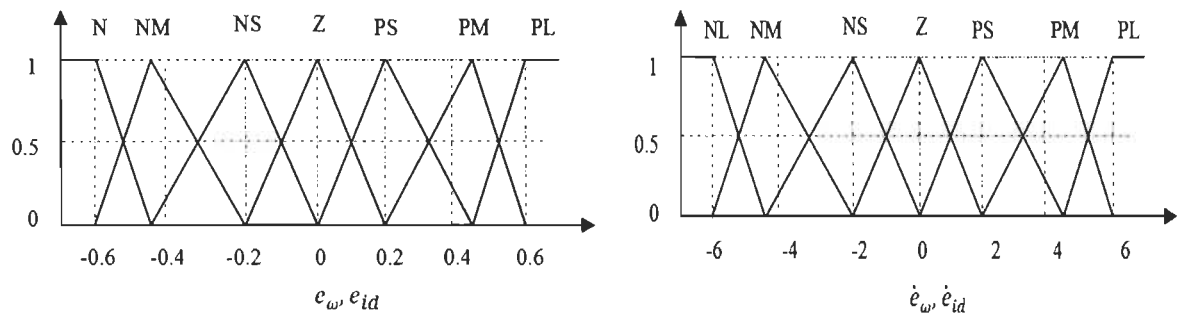


Figure 3.1 Fonctions d'appartenance

De la structure de logique floue qui est représentée sur la Figure 3.2, les première et seconde couches donnent la partie antécédente des règles floues $\hat{\phi}$, alors que les troisième et quatrième couches donnent la partie résultante par l'intermédiaire d'une matrice de pondération l'adaptation utilisée dans ce travail est basée sur la méthode de Lyapunov, de sorte que la sortie du régulateur à logique floue peut être écrite comme [1,12]:

$$Y = \phi^T W + \varepsilon = \hat{\phi}^T \hat{W} \quad (37)$$

où

$$\varepsilon = \hat{\phi}^T \hat{W} - \phi^T W : \text{Erreur de sortie de la logique floue}$$

$\hat{\phi} \in R^r$: est le vecteur d'une partie logique antécédente floue de fonctions connues (régresseur) défini comme suit:

$$\hat{\phi} = \frac{U_{B^l}(y)}{\sum_{l=1}^r U_{B^l}(y)} \quad (38)$$

avec

$\hat{W} \in R^{r \times m}$: La matrice de poids de la partie conséquente de la logique floue.

m: Le nombre de sorties.

Donc $\hat{W} \in R^{r \times 1} = [y_1, y_2, \dots, y_r]$, avec y_l la partie conséquente de la l ième règle de la logique floue et $l = 1, \dots, r$.

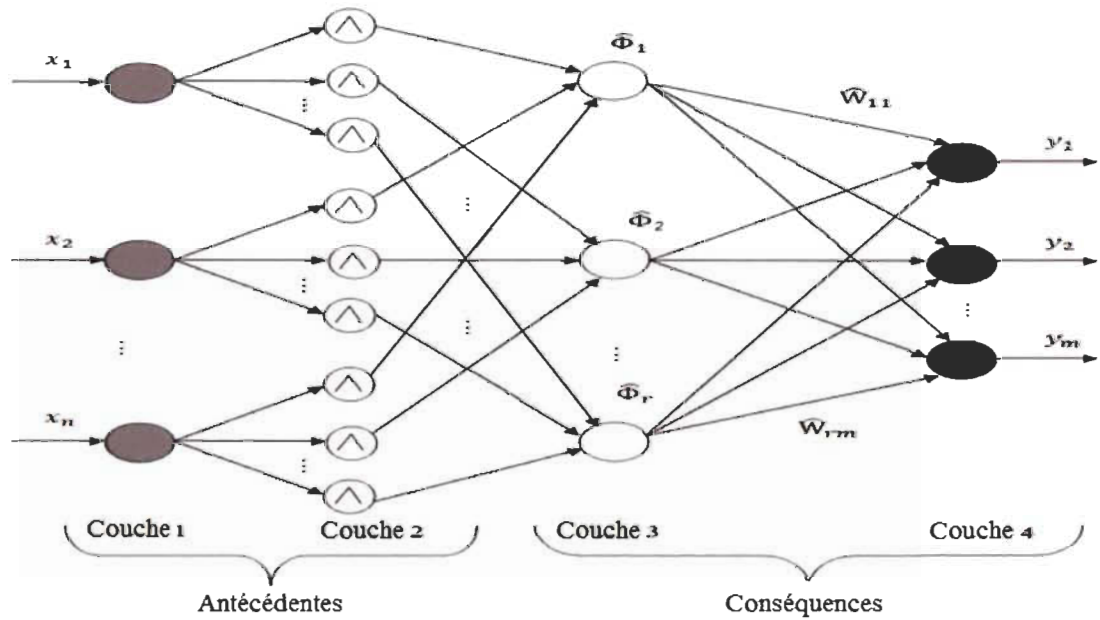


Figure 3.2 Structure de contrôle de logique floue adaptative

Les sorties de la logique floue pour chaque régulateur peuvent être écrites comme :

$$\begin{aligned} Y_\omega &= \hat{\Phi}_\omega^T \hat{W}_\omega = \Phi_\omega^T W_\omega + \varepsilon_\omega \\ Y_{id} &= \hat{\Phi}_{id}^T \hat{W}_{id} = \Phi_{id}^T W_{id} + \varepsilon_{id} \end{aligned} \quad (39)$$

où $\hat{\Phi}_\omega, \hat{\Phi}_{id}$ sont des vecteurs de fonctions connues (régresseur) de la couche cachée, avec $\hat{W}_\omega, \hat{W}_{id}$ étant les matrices de poids qui représentent l'estimation des paramètres du système représenté par (39). ε_x est l'erreur de sortie de la logique floue qui peut être décrite par $\varepsilon_x = \hat{\Phi}_x^T \hat{W}_x - \Phi_x^T W_x$ où x est ω ou id .

Pour les régulateurs flous utilisés dans notre travail (en simulation et en pratique) une mise à l'échelle été effectuée (1/20 à l'entrée des régulateurs, 20 dans les sorties des régulateurs) pour revenir aux valeurs de départ.

3.2 Structure de contrôle à base de logique floue adaptative de la MSAP

La stratégie de contrôle est illustrée dans la Figure 3.3 où $e_\omega = \omega^* - \omega$, $e_{id} = i_d^* - i_d$, $\dot{e}_\omega = \dot{\omega}^* - \dot{\omega}$ et $\dot{e}_{id} = \dot{i}_d^* - \dot{i}_d$ sont respectivement l'erreur de la vitesse, l'erreur du courant, la dérivée de l'erreur de la vitesse et la dérivée de l'erreur du courant. Ces signaux sont les signaux d'entrée des régulateurs flous adaptatifs. Un modèle d'erreur de vitesse (modèle de référence) $S_\omega = e_\omega + \psi \dot{e}_\omega$ génère le signal d'erreur pour l'adaptation du régulateur de vitesse [37]. V_d est imposée par un autre contrôleur flou tel que le courant i_d est maintenu proche de zéro, avec le modèle d'erreur $S_{id} = e_{id} + \psi_{id} \dot{e}_{id}$.

Les tensions obtenues sont envoyées à la (MLIV) pour la commande de l'onduleur. L'adaptation des gains d'entrée et de sortie est réalisée dans les contrôleurs flous.

Cette loi de commande floue est une commande originale pour la MSAP. Elle est la combinaison de deux régulateurs flous dans un schéma d'adaptation de modèle de référence, l'un pour la vitesse et l'autre pour le courant i_d . La structure de contrôle proposée améliore le contrôleur présenté dans [1,12] en étendant la plage de fonctionnement de la

vitesse, tout en préservant sa simplicité sans utiliser les paramètres de la machine dans la loi de commande. En outre, la stabilité est garantie par la théorie de Lyapunov [1], à la différence de nombreuses autres lois de commande. Le développement mathématique de la preuve de stabilité [31] et les résultats de simulation sont présentés dans les prochaines sous-sections.

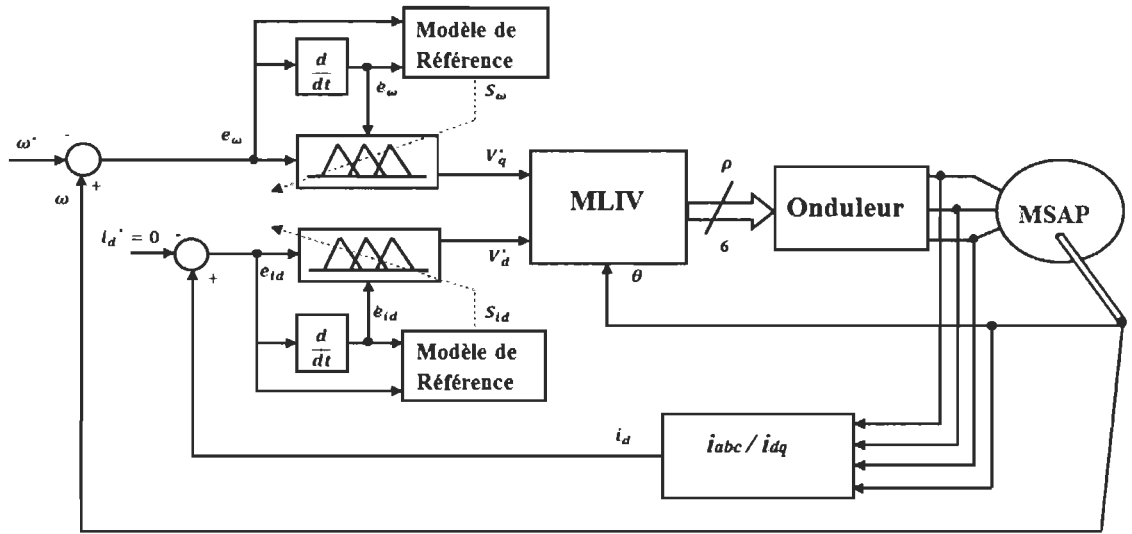


Figure 3.3 Structure de contrôle de la commande LF-LF

3.2.1 Étude de stabilité

La stabilité du système est prouvée par la théorie de Lyapunov [1,31]. À partir des équations, les dynamiques désirées du système peuvent être représentées par la régression linéaire suivante. L'équation (9) peut être écrite comme suit :

$$Ri_q = V_q - L_q \frac{d}{dt} i_q - L_d p \omega i_d - p \lambda \omega \quad (40)$$

Remplaçant (10) dans (11)

$$\dot{\omega} = \frac{1}{J} \left(\frac{3}{2} p [(L_d - L_q) i_d i_q + \lambda i_q] - \tau_f - \tau_L \right) \quad (41)$$

Les deux côtés sont multipliés par $\frac{2RJ}{3p\lambda}$

$$\frac{2RJ}{3p\lambda}\dot{\omega} = \frac{R}{\lambda}(L_d - L_q)i_d i_q + Ri_q - \frac{2R}{3p\lambda}(\tau_f + \tau_L) \quad (42)$$

On remplace Ri_q de (40) dans (42)

$$\frac{2RJ}{3p\lambda}\dot{\omega} = \frac{R}{\lambda}(L_d - L_q)i_d i_q + V_q - L_q \frac{d}{dt}i_q - L_d p\omega i_d - p\lambda\omega - \frac{2R}{3p\lambda}(\tau_f + \tau_L) \quad (43)$$

Donc

$$V_q = \frac{2RJ}{3p\lambda}\dot{\omega} - \frac{R}{\lambda}(L_d - L_q)i_d i_q + L_q \frac{d}{dt}i_q + L_d p\omega i_d + p\lambda\omega + \frac{2R}{3p\lambda}(\tau_f + \tau_L) \quad (44)$$

À partir de (8)

$$V_d = Ri_d + L_d \frac{d}{dt}i_d - L_q p\omega i_q \quad (45)$$

Les dynamiques désirées du système peuvent être représentées avec une régression linéaire de la forme suivante :

$$\frac{2RJ}{3p\lambda}\dot{\omega}^t - \frac{R}{\lambda}(L_d - L_q)i_d i_q + L_q \frac{d}{dt}i_q + L_d p\omega i_d + p\lambda + \frac{2R}{3p\lambda}(\tau_f + \tau_L) = \Phi_{\omega}^T W_{\omega} \quad (46)$$

$$\begin{aligned} Ri_d^t + L_d \frac{d}{dt}i_d - L_q p\omega i_q &= \Phi_{id}^T W_{id} \\ V_d &= Ri_d + L_d \frac{d}{dt}i_d - L_q p\omega i_q \end{aligned} \quad (47)$$

La loi de contrôle est définie comme suit

$$\begin{aligned} V_q^* &= \hat{\Phi}_{\omega}^T \hat{W}_{\omega} - K_{\omega} S_{\omega} \\ V_d^* &= \hat{\Phi}_{id}^T \hat{W}_{id} - K_{id} S_{id} \end{aligned} \quad (48)$$

où K_{ω}, K_{id} sont des gains positifs.

Considérons un système non-linéaire de (8) et (9) avec la loi de commande (47). La stabilité du système en boucle fermée est atteinte avec la loi d'adaptation suivante :

$$\dot{\tilde{W}} = -\Gamma\hat{\Phi}S \quad (49)$$

où $\Gamma = \text{diag}(\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_r)$ et γ_l est une constante positive $l = 1, \dots, r$.

Suivant la procédure présentée dans [1], on définit les signaux de référence S_ω, S_{id}

$$\begin{cases} S_\omega = e_\omega + \psi \dot{e}_\omega = \omega - \omega^t \\ S_{id} = e_{id} + \psi_{id} \dot{e}_{id} = id - id^t \end{cases} \quad (50)$$

La fonction candidate de Lyapunov est choisie comme suit :

$$V = \frac{1}{2} \left\{ \mu S_\omega^2 + R S_{id}^2 + \tilde{W}_\omega^T \Gamma_\omega^{-1} \tilde{W}_\omega + \tilde{W}_{id}^T \Gamma_{id}^{-1} \tilde{W}_{id} \right\} \quad (51)$$

avec $\mu = \frac{2Rl}{3p\lambda}$.

Dérivant V :

$$\dot{V} = \mu \dot{S}_\omega S_\omega + R \dot{S}_{id} S_{id} + \tilde{W}_\omega^T \Gamma_\omega^{-1} \dot{\tilde{W}}_\omega + \tilde{W}_{id}^T \Gamma_{id}^{-1} \dot{\tilde{W}}_{id} \quad (52)$$

Prenant l'équation de la loi de commande à partir de (48), on la remplace dans (52)

$$\dot{V} = \left\{ \mathcal{V}_q - \Phi_\omega^T W_\omega \right\} S_\omega + \tilde{W}_\omega^T \Gamma_\omega^{-1} \dot{\tilde{W}}_\omega + \left\{ \mathcal{V}_d - \Phi_{id}^T W_{id} \right\} S_{id} + \tilde{W}_{id}^T \Gamma_{id}^{-1} \dot{\tilde{W}}_{id} \quad (53)$$

L'erreur de sortie est :

$$\begin{aligned} \varepsilon_\omega &= \hat{\Phi}_\omega^T \hat{W}_\omega - \Phi_\omega^T W_\omega \\ \varepsilon_{id} &= \hat{\Phi}_{id}^T \hat{W}_{id} - \Phi_{id}^T W_{id} \end{aligned} \quad (54)$$

On remplace l'erreur dans (52)

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \left\{ \hat{\Phi}_\omega^T \hat{W}_\omega - K_\omega S_\omega - \Phi_\omega^T W_\omega \right\} S_\omega + \tilde{W}_\omega^T \Gamma_\omega^{-1} \dot{\tilde{W}}_\omega \\ &+ \left\{ \hat{\Phi}_{id}^T \hat{W}_{id} - K_{id} S_{id} - \Phi_{id}^T W_{id} \right\} S_{id} + \tilde{W}_{id}^T \Gamma_{id}^{-1} \dot{\tilde{W}}_{id} \end{aligned} \quad (55)$$

D'autre part, l'erreur de sortie peut être écrite comme suit :

$$\begin{aligned}\varepsilon_\omega &= \hat{\Phi}_\omega^T \tilde{W}_\omega - \tilde{\Phi}_\omega^T W_\omega \\ \varepsilon_{id} &= \hat{\Phi}_{id}^T \tilde{W}_{id} - \tilde{\Phi}_{id}^T W_{id}\end{aligned}\quad (56)$$

Donc

$$\dot{V} = \{\varepsilon_\omega - K_\omega S_\omega\} S_\omega + \tilde{W}_\omega^T \Gamma_\omega^{-1} \dot{\tilde{W}}_\omega + \{\varepsilon_{id} - K_{id} S_{id}\} S_{id} + \tilde{W}_{id}^T \Gamma_{id}^{-1} \dot{\tilde{W}}_{id} \quad (57)$$

Utilisant (49)

$$\begin{aligned}\dot{\tilde{W}}_\omega &= -\Gamma_\omega \hat{\Phi}_\omega S_\omega \\ \dot{\tilde{W}}_{id} &= -\Gamma_{id} \hat{\Phi}_{id} S_{id}\end{aligned}\quad (58)$$

Donc

$$\begin{aligned}\dot{V} &= \{\hat{\Phi}_\omega^T \tilde{W}_\omega - \tilde{\Phi}_\omega^T W_\omega\} S_\omega - K_\omega S_\omega^2 + \tilde{W}_\omega^T \Gamma_\omega^{-1} \dot{\tilde{W}}_\omega \\ &\quad + \{\hat{\Phi}_{id}^T \tilde{W}_{id} - \tilde{\Phi}_{id}^T W_{id}\} S_{id} - K_{id} S_{id}^2 + \tilde{W}_{id}^T \Gamma_{id}^{-1} \dot{\tilde{W}}_{id}\end{aligned}\quad (59)$$

Après simplification

$$\dot{V} = \tilde{\Phi}_\omega^T W_\omega S_\omega + \tilde{\Phi}_{id}^T W_{id} S_{id} - K_\omega S_\omega^2 - K_{id} S_{id}^2 \quad (60)$$

Selon l'inégalité de Young

$$2ab \leq \frac{1}{\alpha} a^2 + \alpha b^2 \quad \forall a, b \in \mathfrak{R} \forall \alpha > 0 \quad (61)$$

Alors

$$\dot{V} \leq \frac{1}{2\alpha} (\tilde{\Phi}_\omega^T W_\omega)^2 + \frac{\alpha}{2} S_\omega^2 + \frac{1}{2\alpha} (\tilde{\Phi}_{id}^T W_{id})^2 + \frac{\alpha}{2} S_{id}^2 - K_\omega S_\omega^2 - K_{id} S_{id}^2 \quad (62)$$

et si $K_\omega = K_{id} = \frac{\alpha}{2} + \beta$

donc

$$\dot{V} \leq \frac{1}{2\alpha} \Psi - \beta(S_\omega^2 + S_{id}^2) \quad (63)$$

avec

$$\Psi = (\tilde{\Phi}_\omega^T W_\omega)^2 + (\tilde{\Phi}_{id}^T W_{id})^2 \quad (64)$$

On peut choisir $\alpha > 0$ et $\beta > 0$ de telle sorte que $\dot{V} \leq 0$, dans une région très proche de $S = 0$; alors le système est stable au sens de Lyapunov. La région est définie par l'erreur d'approximation $\tilde{\Phi}$ de la logique floue et elle devient plus petite quand $\tilde{\Phi} \rightarrow 0$.

3.2.2 Résultats de simulation

Pour démontrer les bonnes performances de la loi de commande proposée, Plusieurs simulations sont effectuées: à vide, en charge, variations paramétriques, comparaison avec une commande vectorielle classique PI.

Pour chaque ensemble de simulations, la réponse du système est étudiée en tenant compte de la vitesse commandée, de l'erreur de la vitesse et du courant, les courants et les tensions sur les axes d-q et dans les axes ABC et finalement le couple électromagnétique.

Les simulations ont été réalisées sur une machine de 26 kW-600 tr/min et 5 paires de pôles.

Tableau 3-1. Paramètres de la machine 26 kW

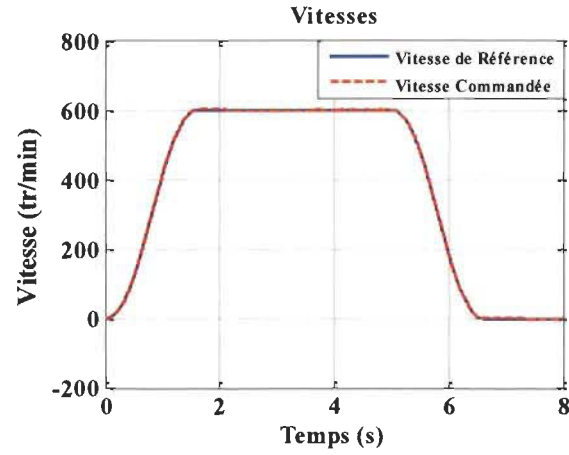
Paramètres	Valeurs
P_n (kW)	26
τ_n (N·m)	416
ω_n (tr/min)	600
L_d (mH)	15.9
L_q (mH)	24.8824
R_s (mΩ)	361.45
λ (Wb)	1.65041
Fr (N·m·s)	2
J (kg·m ²)	5
P	5

3.2.2.1 Performances du contrôleur dans le cas des paramètres nominaux

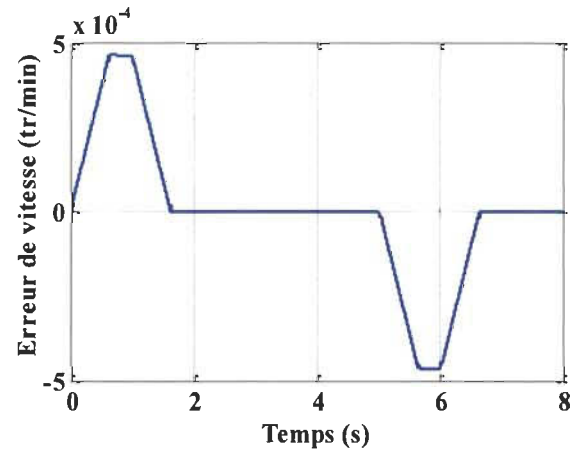
Les résultats de la Figure 3.4 en fonctionnement normal montrent le bon comportement du système dans les modes d'accélération et de décélération. Avec cette loi de commande, la machine atteint sa vitesse nominale et la vitesse commandée suit de près la vitesse de référence. L'erreur de la vitesse et du courant diminue graduellement avant de se stabiliser à des amplitudes négligeables. Nous notons qu'il n'y a pas de paramètres de la machine utilisés dans le processus de mise au point des deux contrôleurs; seule une estimation approximative est nécessaire afin de définir les fonctions d'appartenance de logique floue initiales.

Les paramètres d'adaptation de la logique floue sont calculés par la méthode présentée à la section 3.3.

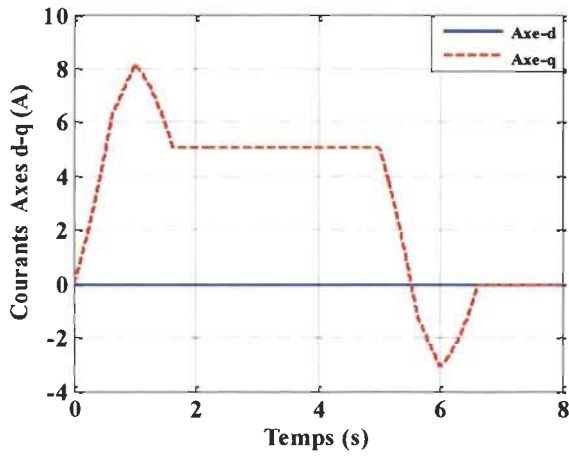
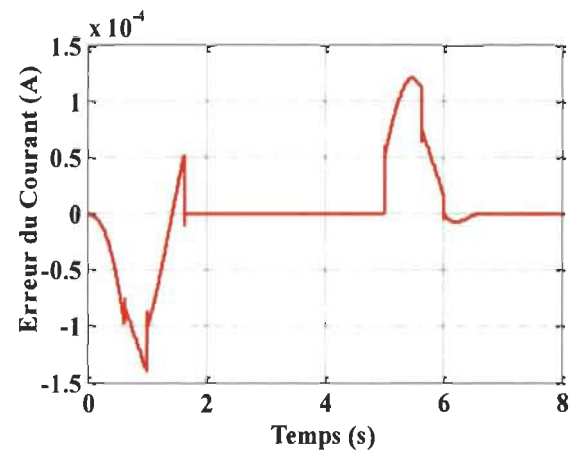
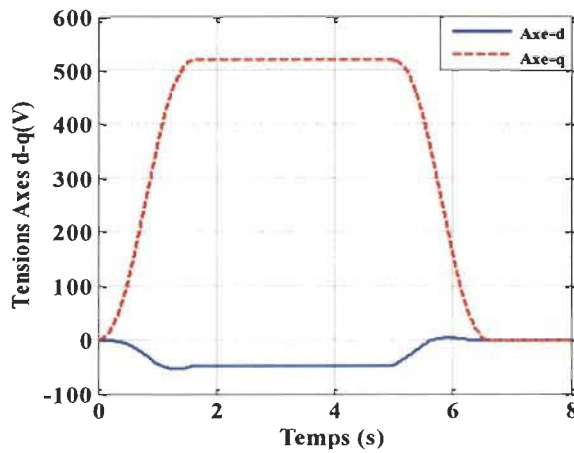
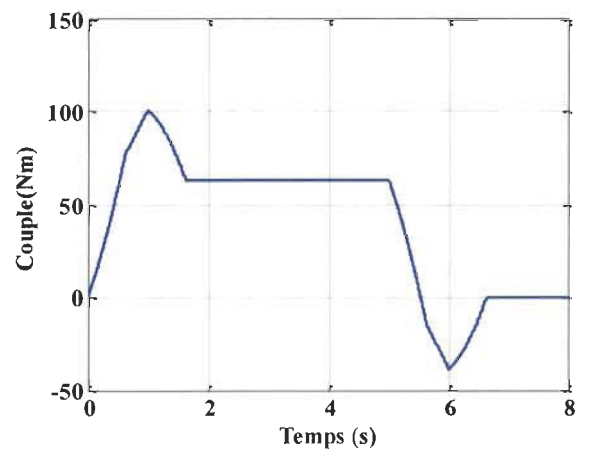
$$\begin{cases} K_\omega = 196.5 \\ \Psi = 1.02 \\ \Gamma_\omega = 19.7 \end{cases} \quad \begin{cases} K_{id} = 19.7 \\ \Psi_{id} = 1.02 \\ \Gamma_{id} = 0.55 \end{cases} \quad (65)$$



(a) vitesse de la machine



(b) erreur sur la vitesse

(c) courants i_d, i_q (d) erreur du courant i_d (e) tensions V_d, V_q 

(f) Couple électromagnétique

Figure 3.4 Réponses du système LF-LF pour les paramètres nominaux

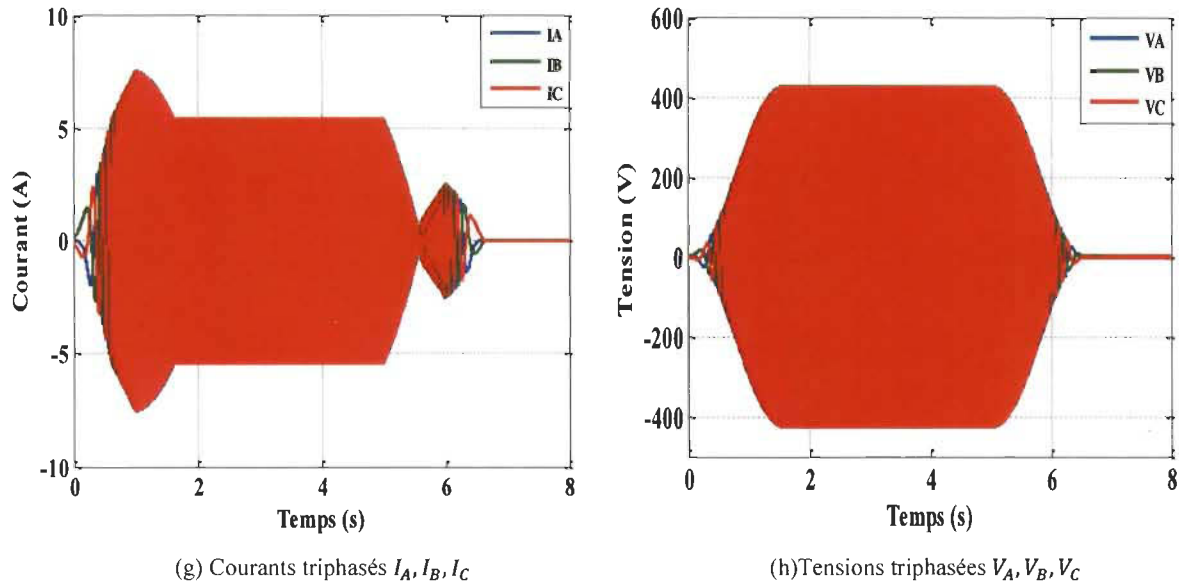


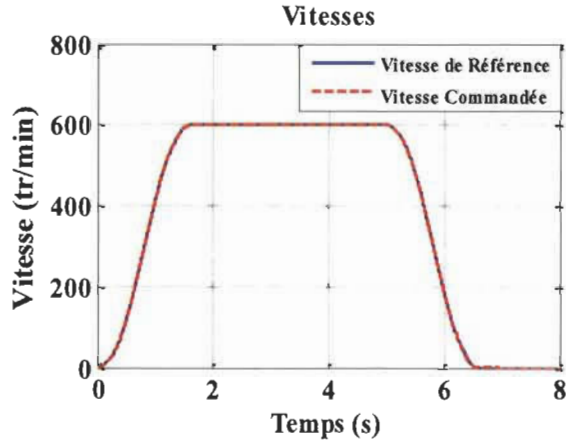
Figure 3.4 (suite)

3.2.2.2 Effet de changement de la charge

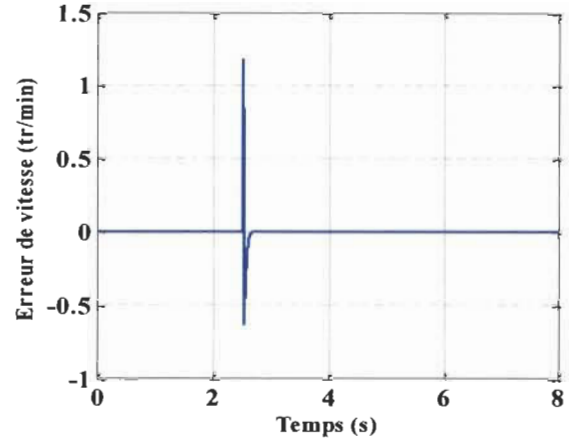
Pour tester la capacité de la loi de contrôle pour faire face aux perturbations extérieures, un couple de charge $\tau_L = 416\text{N.m}$ est introduit à l'instant $t = 2.5\text{s}$ (Figure 3.5). Lorsque le système est soumis à un couple de charge, il compense ce changement inattendu en ajustant ses paramètres. Par conséquent, la structure de contrôle a réussi à faire face à la variation du couple de charge.

Le contrôle se fait facilement et le contrôleur de vitesse compense rapidement la perturbation et il n'y a pas de déformation du signal de vitesse. En outre, la réponse du courant direct est presque entièrement découplée du courant en quadrature.

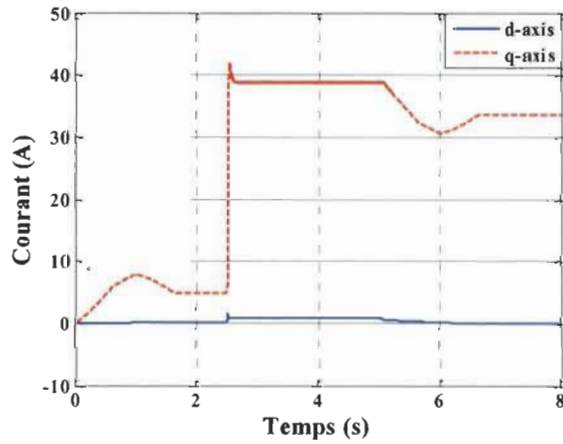
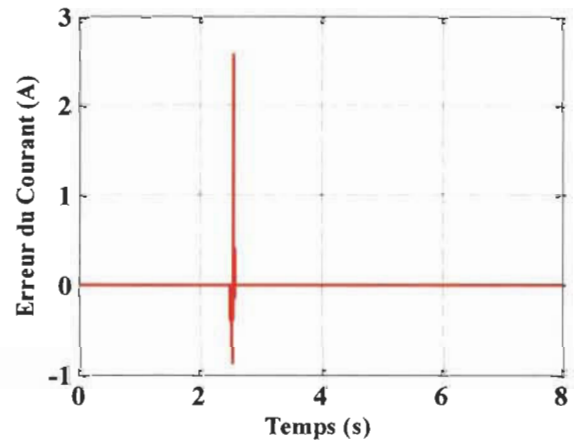
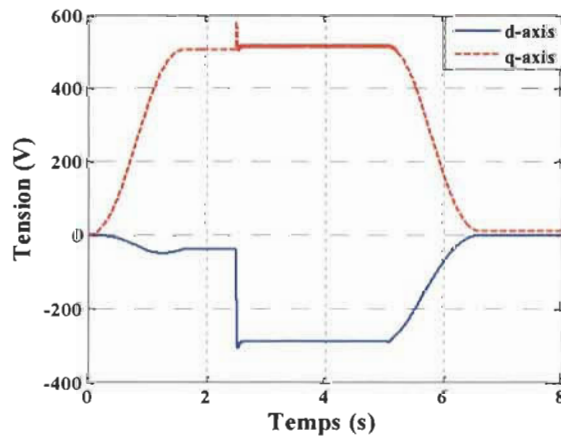
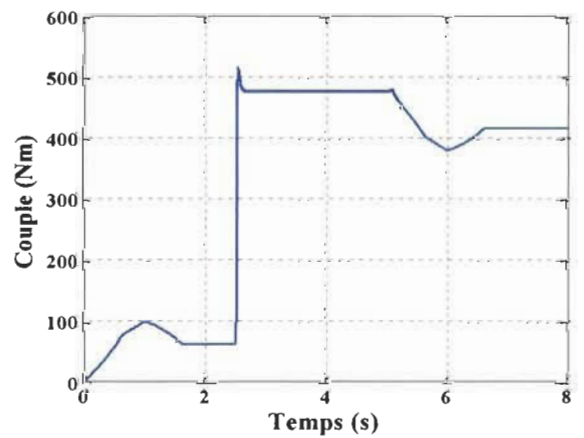
Les erreurs de vitesse et de courant sont faibles; cela démontre la puissance des régulateurs flous à faire face aux perturbations externes.



(a) vitesse de la machine



(b) erreur sur la vitesse

(c) courants i_d, i_q (d) erreur du courant i_d (e) tensions V_d, V_q 

(f) Couple électromagnétique

Figure 3.5 Réponses du système LF-LF avec un couple de charge $\tau_L = 416\text{N} \cdot \text{m}$ à $t=2.5\text{s}$

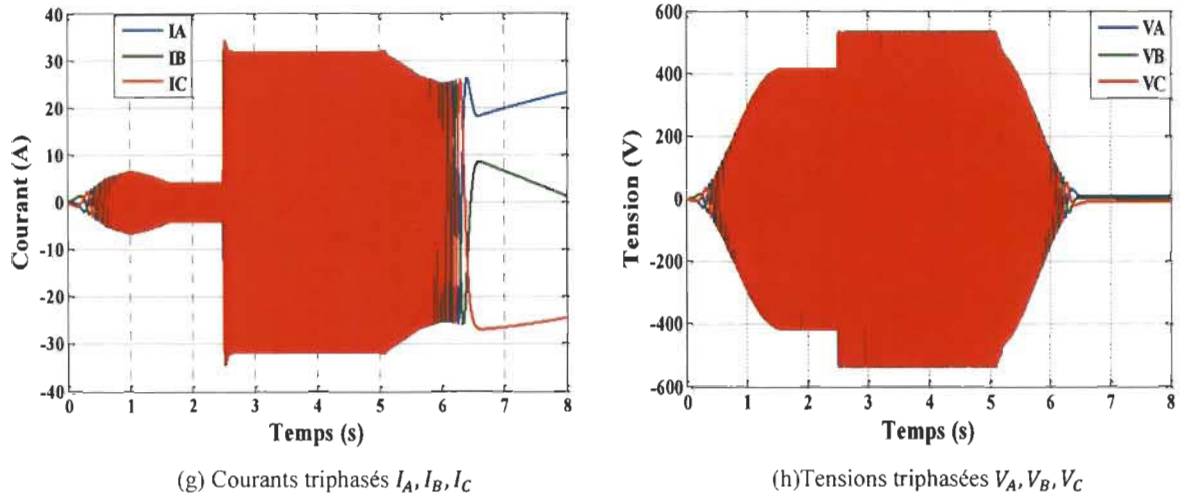


Figure 3.5 (suite)

3.2.2.3 Effet des variations des paramètres

Beaucoup de phénomènes comme un changement de température, du champ magnétique, de la liaison de flux et le changement de l'inertie nuisent aux performances de la MSAP, car ils affectent ses paramètres internes :

L_q, L_d, λ : changent avec le changement de champ magnétique surtout avec le vieillissement de la machine (courants);

R : change avec l'échauffement des bobinages statoriques;

J : change avec la variation de la charge.

Donc, pour étudier la capacité du système de contrôle pour faire face aux variations de paramètres et aux incertitudes paramétriques, les paramètres (L_q, L_d, R, λ, J) sont fixés à 50% de leur valeur nominale (cas 1) et à 150% de leur valeur nominale (cas 2).

Dans le cas 1 les contrôleurs ont bien réagi quand on a diminué les paramètres. On peut aussi remarquer une légère diminution des erreurs par rapport au cas nominal.

Dans le cas2 les paramètres de la machine sont amplifiés à 150% par rapport à leurs valeurs nominales, on dire la même chose que dans le cas 1 la commande a bien fonctionné.

Après ce test, on peut dire que la loi de commande a réussi à faire face aux incertitudes paramétriques tout en maintenant l'erreur de la vitesse et du courant dans des petites plages.

La Figure 3.6 montre que le système répond bien à de fortes variations de paramètres et que les formes des erreurs restent comparables avec le cas nominal.

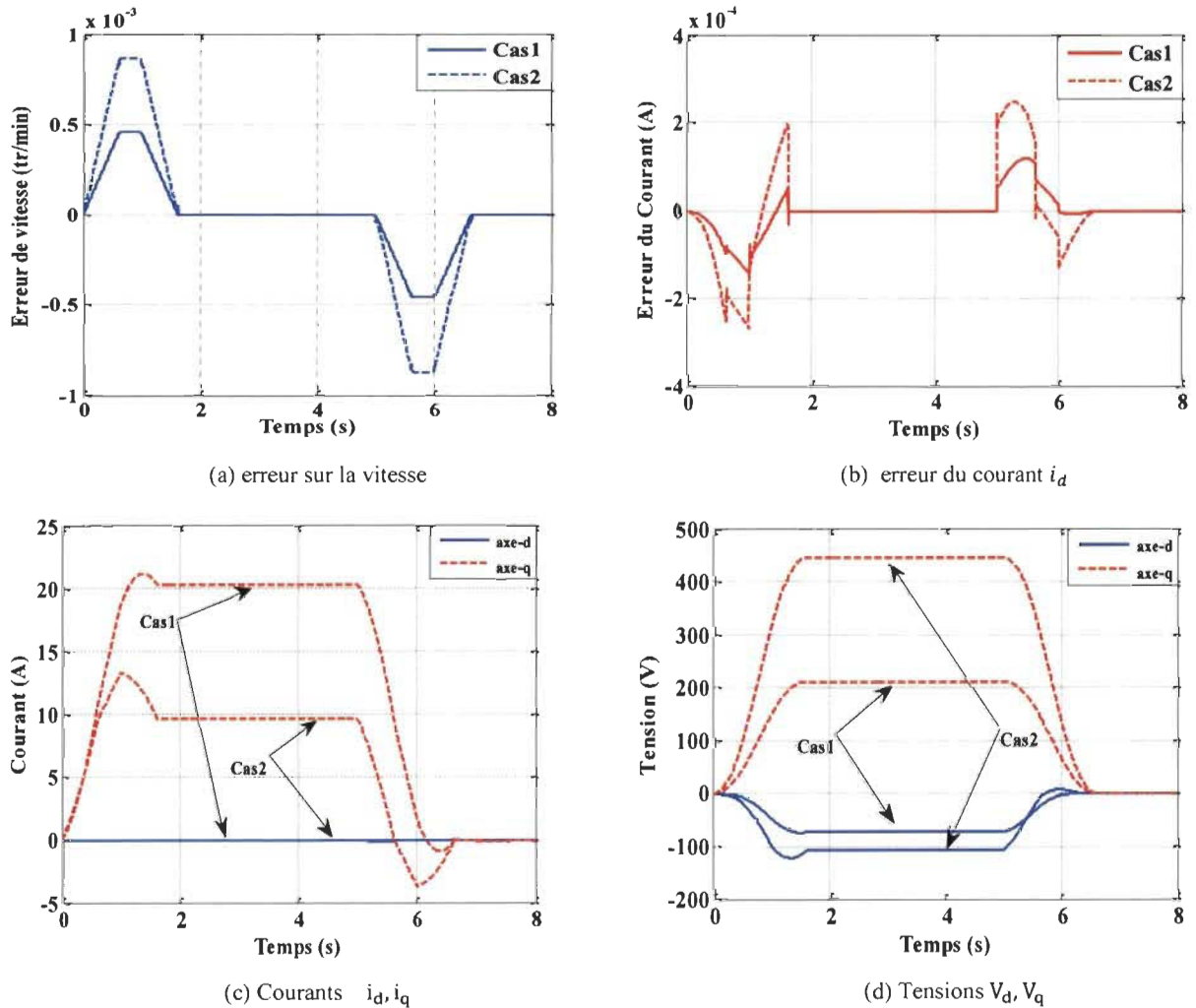


Figure 3.6 Réponses du système LF-LF avec les variations paramétriques

3.2.2.4 Comparaison entre la commande LF-LF et la commande classique (PI)

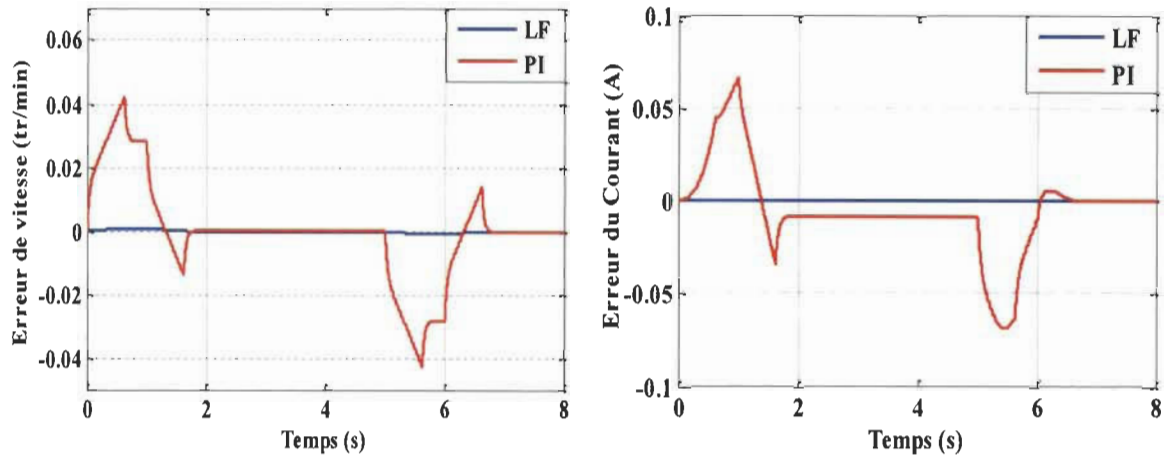
Pour démontrer la capacité de contrôle flou adaptatif, le système de contrôle est comparé dans des conditions similaires au contrôle vectoriel classique à base de régulateurs PI.

Les deux contrôleurs sont syntonisés pour atteindre une réponse transitoire similaire et une performance globale dans un cas nominal pour une comparaison équitable. Ensuite, différentes situations correspondant à des conditions de fonctionnement variables sont présentées aux deux contrôleurs pour mettre en évidence leurs performances respectives. Les résultats obtenus montrent la supériorité de la LF par rapport aux techniques de contrôle classiques (Figure 3.7).

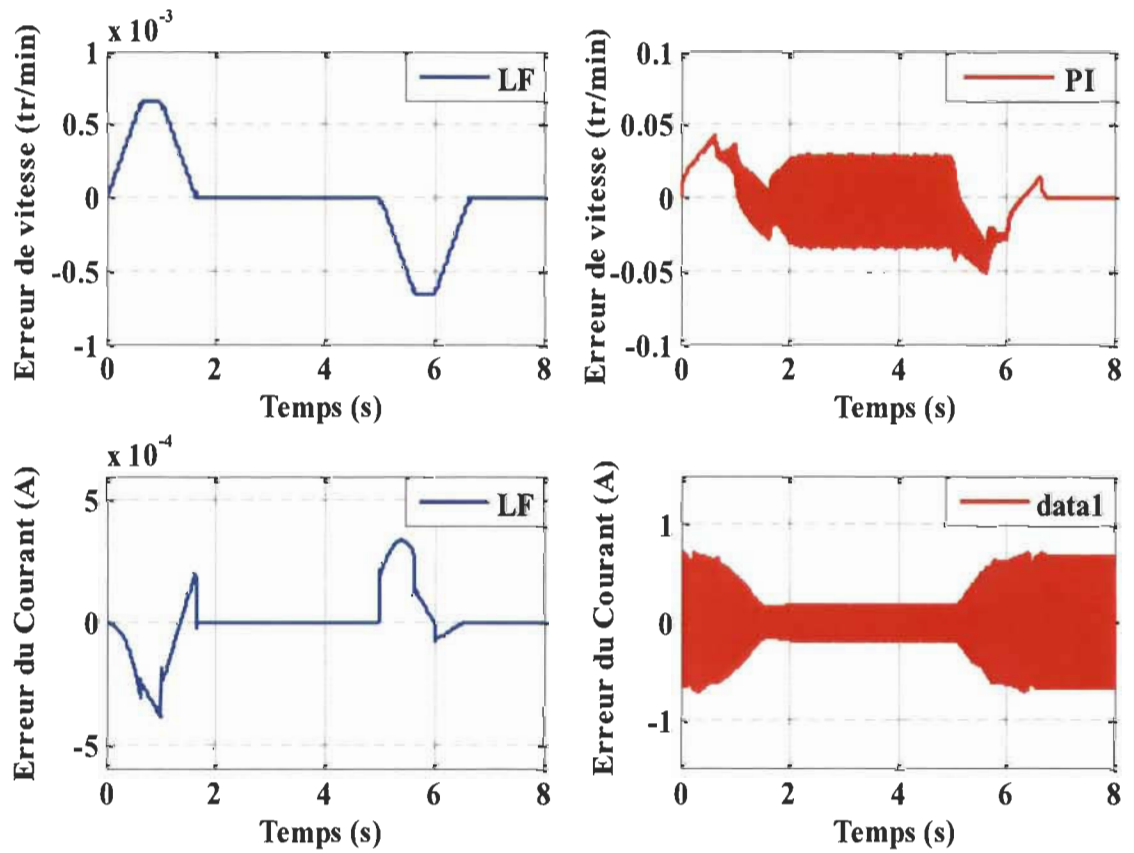
Cas nominal : les erreurs de la commande LF sont plus petites donc la précision de la commande LF est plus élevée que la commande vectorielle.

Cas 50% et Cas 150% : la commande LF réussit à faire face aux changements et ses performances sont similaires au cas nominal. Par contre, on remarque de fortes oscillations dans le cas de la commande vectorielle.

Le contrôle proposé a une meilleure stabilité lorsque les paramètres varient.

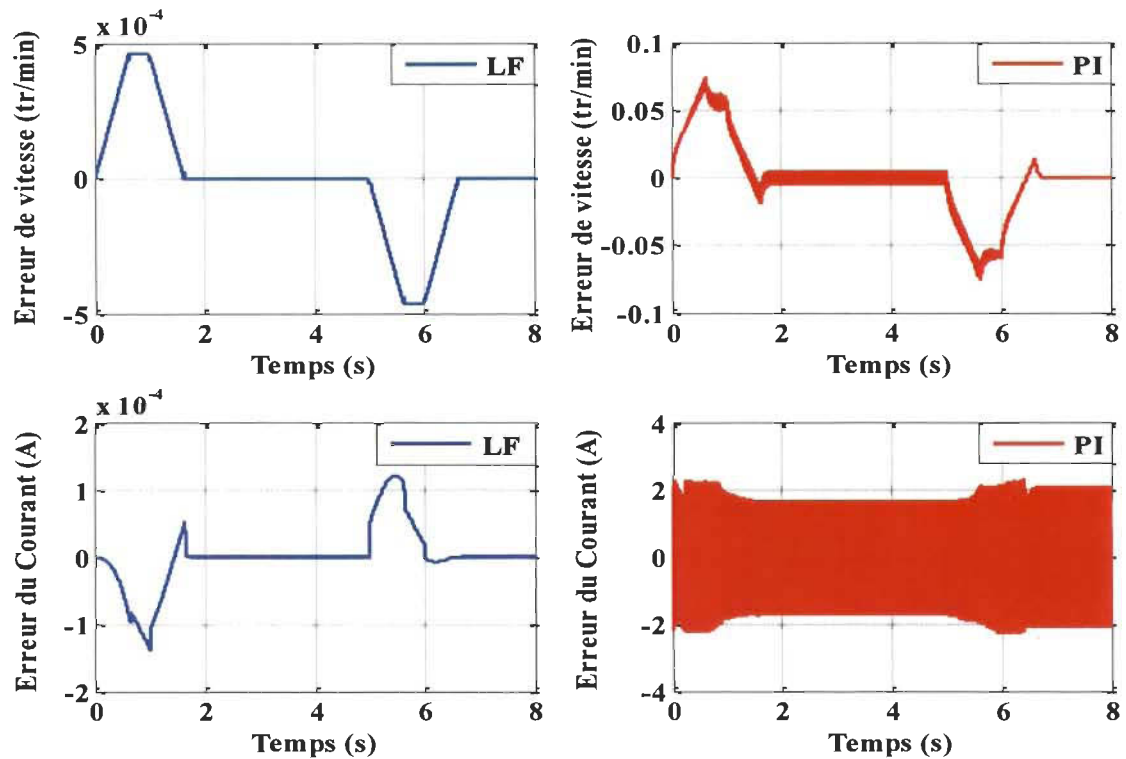


(a) paramètres nominaux



(b) 50% des paramètres nominaux

Figure 3.7 Comparaison de l'erreur de la vitesse et du courant i_d



(c) 150% des paramètres nominaux

Figure 3.7 (suite)

3.3 Synthèse optimale et interpolation des paramètres de la logique floue

Précédemment, on a réalisé une commande floue adaptative qui n'utilise pas les paramètres de la machine dans sa loi de commande (3.3). Par contre, il faut déterminer les bons paramètres d'adaptation pour pouvoir démarrer et contrôler la machine, donc pour atteindre l'objectif de la thèse de démarrer et contrôler n'importe quelle MSAP à partir de la plaque signalétique et sans tests d'identification il faut faire une étude sur les paramètres d'adaptation de la logique floue adaptative.

Dans cette partie de travail, les algorithmes génétiques [30] sont appliqués pour trouver les paramètres d'adaptation de la logique floue d'une manière plus structurée et plus rapide que la méthode essai-erreur pour la structure de commande de la Figure 3.3. La synthèse sera

ainsi effectuée en définissant d'abord un objectif de commande (fonction objective) et ensuite en déterminant numériquement les paramètres optimaux de la loi de commande pour minimiser cette fonction objective. Un algorithme génétique sera employé à cet effet. Pour pouvoir démarrer la machine sans essais d'identification, nous réalisons une optimisation pour toute une gamme de MSAP, pour ensuite utiliser une interpolation pour déterminer les paramètres d'adaptation en fonction de paramètres caractéristiques des MSAP. Cette interpolation sera possible en déterminant un paramètre caractéristique des machines. Les optimisations ont été réalisées avec les conditions nominales de chaque machine et sous un couple de charge nominal et une inertie 5 fois celle de la machine. Notons que les paramètres de la logique floue pour chaque régulateur sont initialisés à zéro

La Figure 2.5 représente l'organigramme de l'algorithme génétique utilisé [30]. Pour pouvoir classer les meilleures solutions, il nous faut un critère de sélection pour calculer la fonction objective (*fitness*).

$$Fitness = \int_0^t |e| dt + \int_{t_0}^t k |\dot{e}| dt \quad (66)$$

où t est le temps de simulation, t_0 est un temps de retard et k est un gain positif très élevé. Le second terme a été ajouté pour pénaliser les oscillations dans le taux d'erreur de la vitesse, car elles sont plus visibles dans sa dérivée.

L'algorithme génétique a été employé pour optimiser (66) pour plusieurs MSAP sur une large gamme de puissances, Tableau 3-2 ([12,91,111]).

Nous avons déterminé qu'il y a une forte corrélation et régularité entre les paramètres de la loi de commande et le rapport de tension vitesse et du nombre de paires de pôles. Les

paramètres caractéristiques ont été déterminés comme suit. À partir de l'équation du flux de l'aimant permanent, on peut voir que ce dernier est caractérisé par k_e et p :

$$\lambda = \sqrt{\frac{2}{3} \frac{60}{2\pi p}} k_e \quad (67)$$

avec k_e le rapport tension vitesse et p le nombre de paires de pôles. Nous définissons alors

$$\gamma = \frac{k_e}{p} = \frac{\lambda}{7.797} \quad (68)$$

Le coefficient γ est également inscrit au Tableau 3-2 ([12,91,111]).

Tableau 3-2. Machines utilisées dans l'étude

P (kW)	ω_n (tr/min)	γ
26	600	0,2116
10	150	0,1859
1	1600	0,0683
2.2	1750	0,0619
0.18	1000	0,0502
0.746	1800	0,0402
1.1	3000	0,0391
3.8	3000	0,0322
2	1000	0,0256
3.5	2500	0,0224
2.5	1800	0,0224
1.78	3000	0,0224
0.785	1500	0,0215
0.12	5800	0,0171
0.3	1280	0,01534
3.15	3000	0,0128
0.66	4200	0,0089
1.1	3000	0,0082
0.500	2400	0,0066
0.200	3000	0,0058
0.15	2500	0,0015

Les résultats obtenus par l'algorithme génétique et avec l'application de l'interpolation sur l'ensemble des machines de différentes gammes du Tableau 3-2 ([12,91,111]) sont illustrés sur la Figure 3.8.

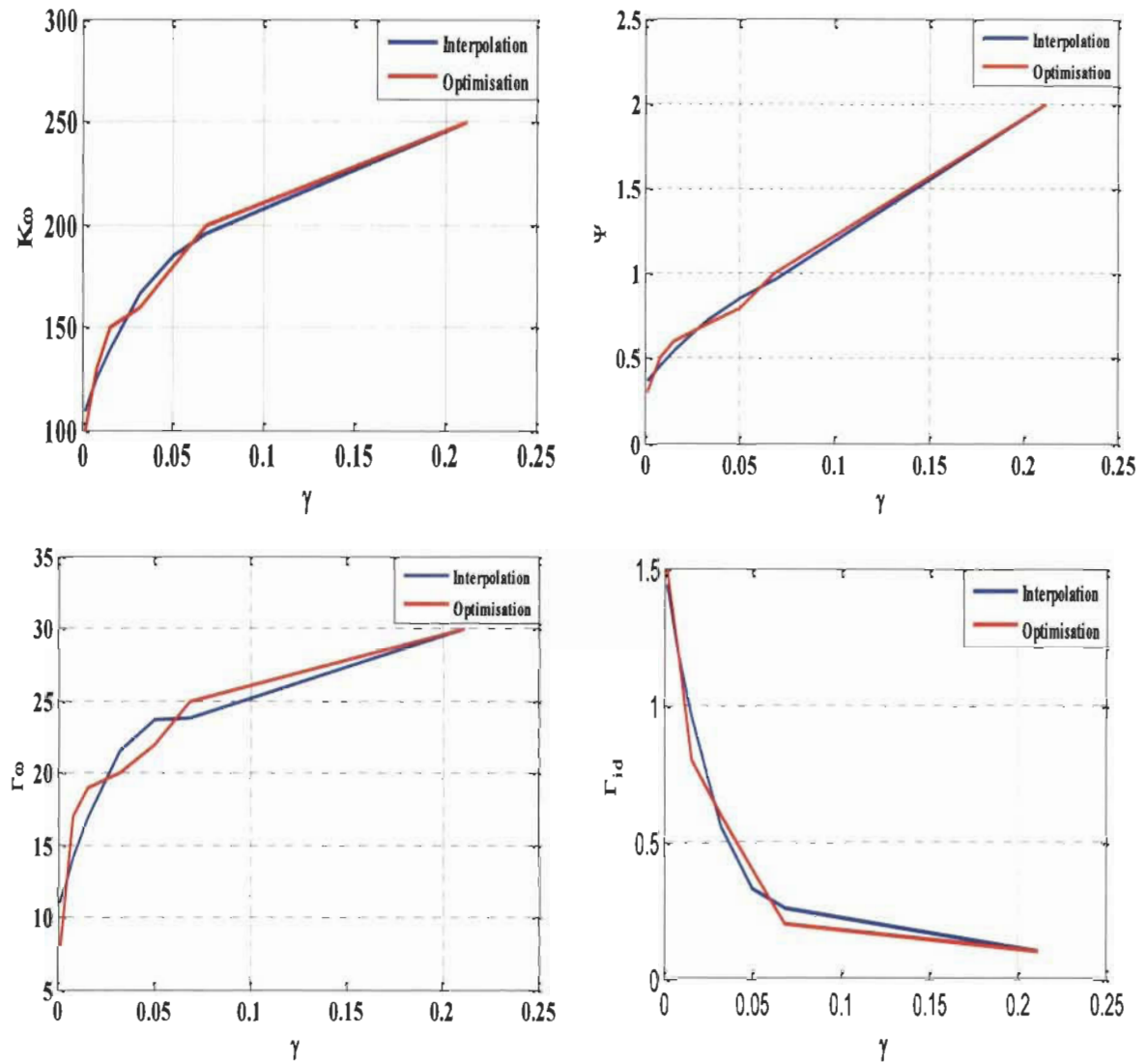


Figure 3.8 Paramètres optimaux et leur interpolation

Nous observons une grande régularité des coefficients des contrôleurs en fonction du paramètre γ . À partir des résultats d'optimisation et d'interpolation, on peut représenter paramètres des contrôleurs et les paramètres d'adaptation de la logique floue par les équations suivantes

$$\begin{cases} K_{\omega} = 63547\gamma^3 - 22305\gamma^2 + 2560.2\gamma + 104.85 \\ \psi = 352.28\gamma^3 - 107.75\gamma^2 + 14.874\gamma + 0.34 \\ \Gamma_{\omega} = 19228\gamma^3 - 6117.3\gamma^2 + 527\gamma + 7.4 \end{cases} \quad (69)$$

$$\begin{cases} K_{id} = 19228\gamma^3 - 6117.3\gamma^2 + 527\gamma + 7.4 \\ \psi_{id} = 352.28\gamma^3 - 107.75\gamma^2 + 14.874\gamma + 0.34 \\ \Gamma_{id} = -1272\gamma^3 + 437.97\gamma^2 - 42.338\gamma + 1.505 \end{cases} \quad (70)$$

Ces équations permettent de déduire les paramètres de commande de la logique floue pour une MSAP arbitraire en fonction de son facteur γ . En d'autres termes, on n'a pas besoin de faire des tests d'identification pour pouvoir démarrer une machine.

3.3.1 Résultats de simulation

Le Tableau 3-3 présente les paramètres des machines de différentes gammes utilisées dans la simulation.

Tableau 3-3 Paramètres des MSAP (10- 3.8- 0.15) kW

Paramètres	M 1	M2	M3
P_n (kW)	10	3.8	0.15
τ_n (N.m)	610	12.2	29e-3
ω_n (tr/min)	150	3000	2500
L_d (mH)	6	7	0.23
L_q (mH)	19	8.3	0.23
R_s (Ω)	2.5	0.94	2.6225
λ (Wb)	1.45	0.2515	12.45e-3
Fr (N.m.s)	1.5	0.03833	1.32e-5
J (kg.m ²)	3.7	0.00205	9e-5
p	12	6	2

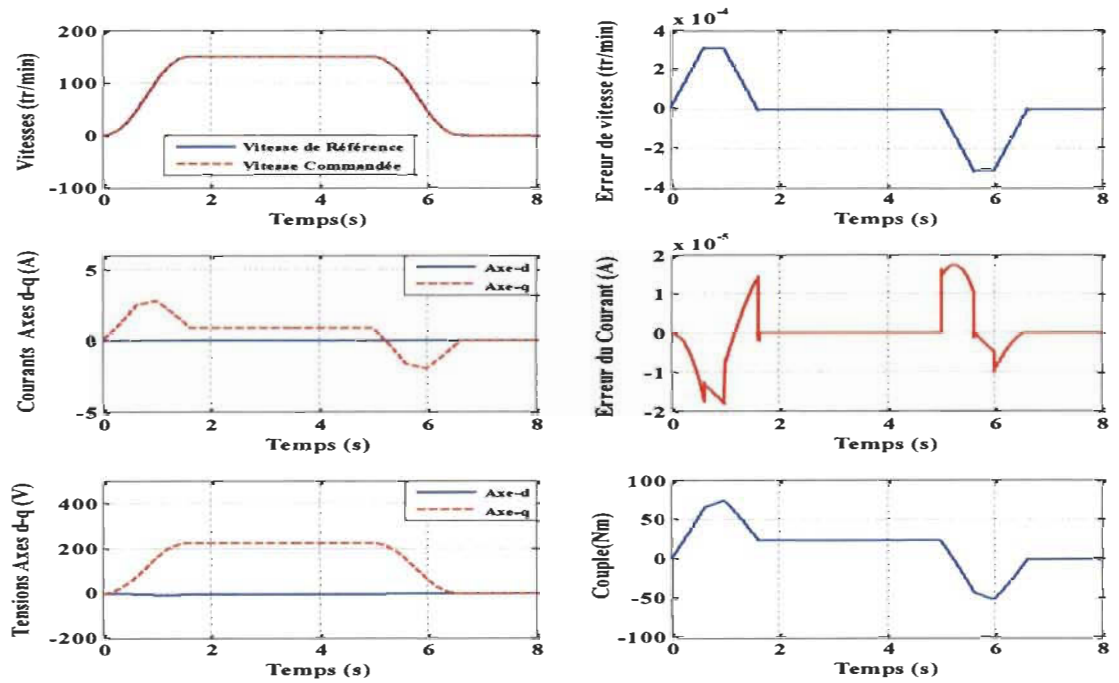
L'application des équations (69) et (70) nous donne le Tableau 3-4 pour les machines du Tableau 3-3.

Tableau 3-4 Paramètres des régulateurs flous

	K_{ω}	ψ	Γ_{ω}	K_{id}	ψ_{id}	Γ_{id}	γ
M1	245.6	1.809	27.44	27.44	1.809	0.203	0.1859
M2	166.6	0.79	18.86	18.86	0.79	0.72	0.0322
M3	109	0.425	10.41	10.41	0.425	1.365	0.0015

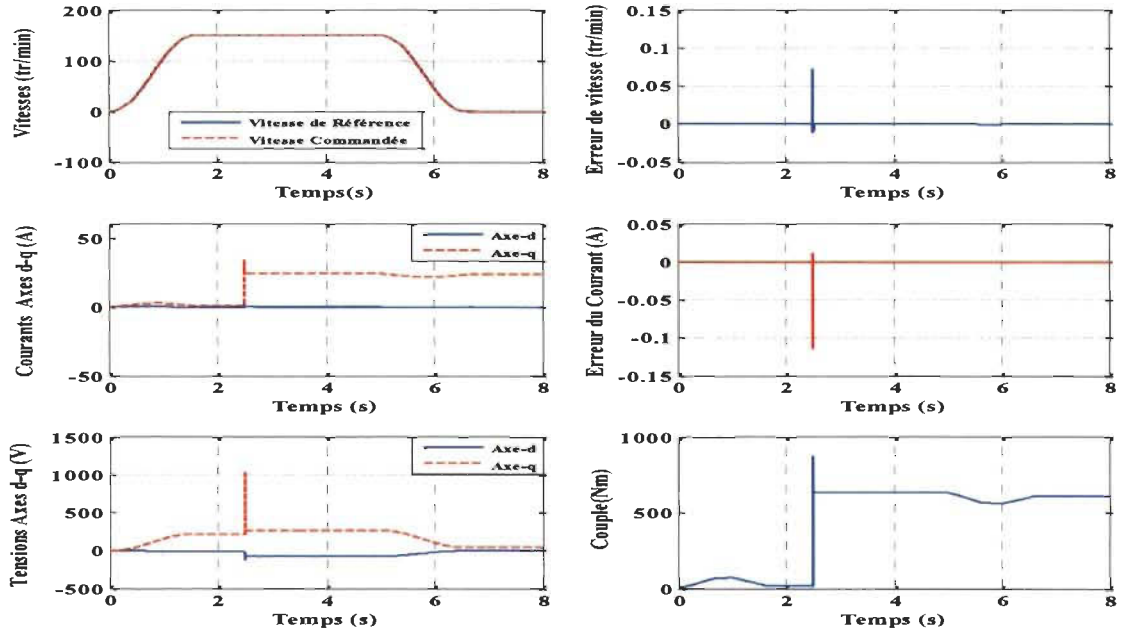
Les résultats obtenus à vide et en charge sont les suivants.

3.3.1.1 Machine de 10 kW à 150 tr/min



(a) Conditions nominales

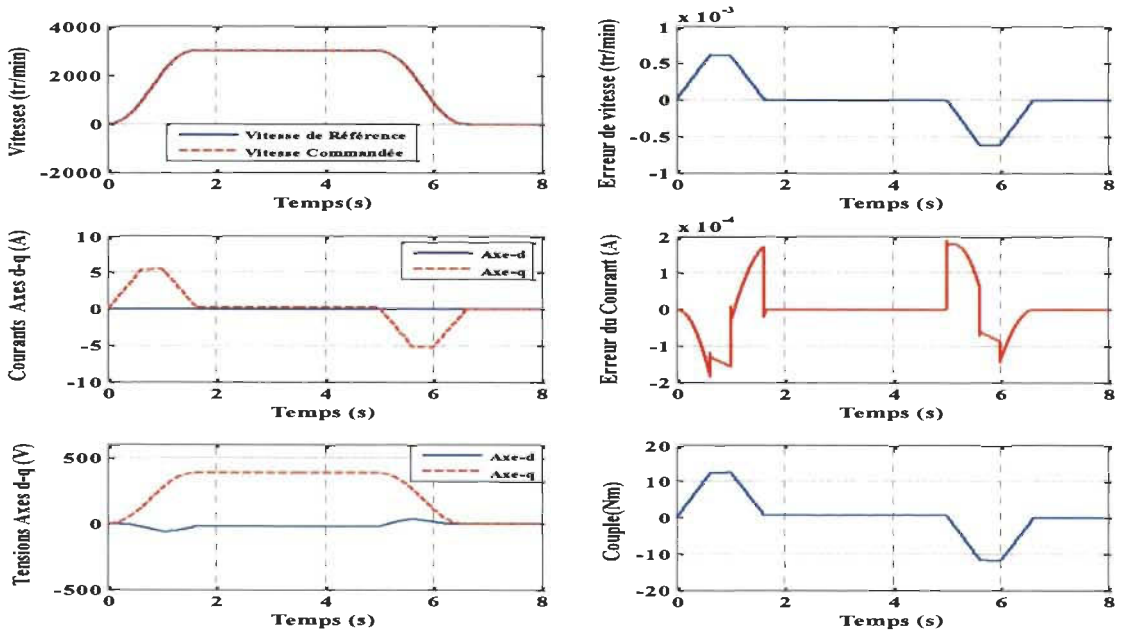
Figure 3.9. Résultats de simulation pour une machine de 10 kW



(b) en charge avec $T_r = 610$ N.m à $t = 2.5$ s

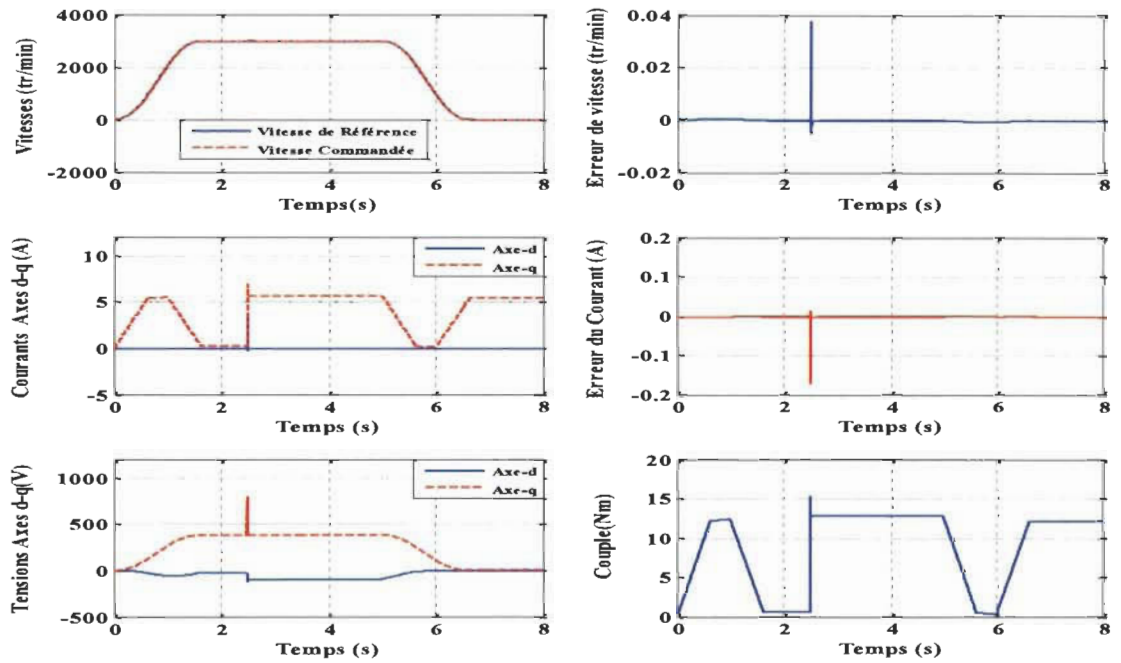
Figure 3.9 (suite)

3.3.1.2 Machine de 3.8 kW à 3000 tr/min



(a) Conditions nominales

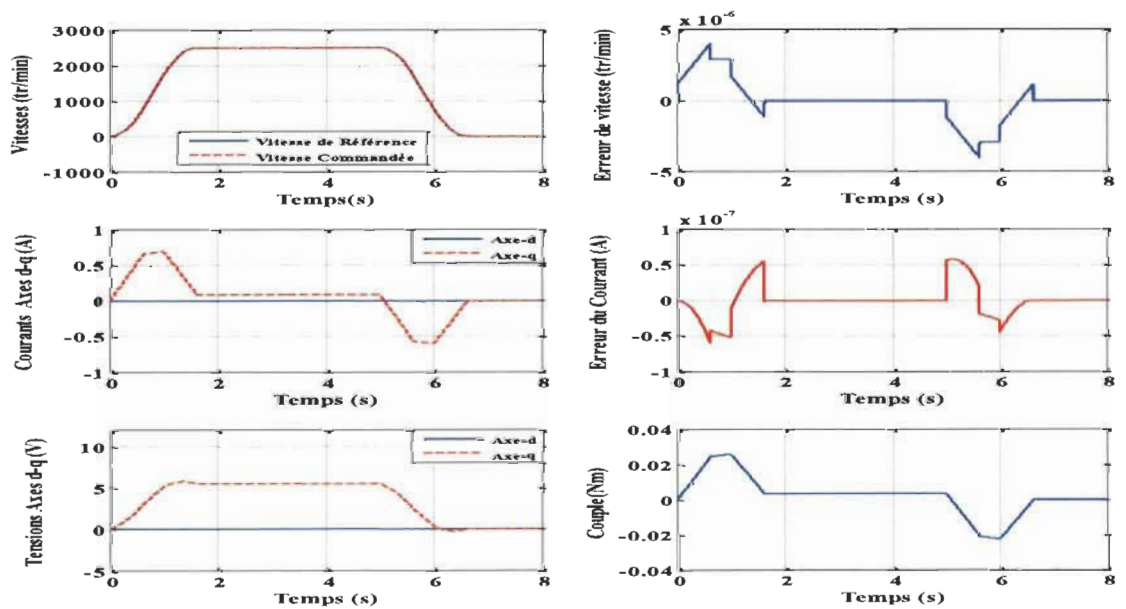
Figure 3.10 Résultats de simulation pour une machine de 3.8 kW



(b) en charge avec $T_r = 12.2$ N.m à $t = 2.5$ s

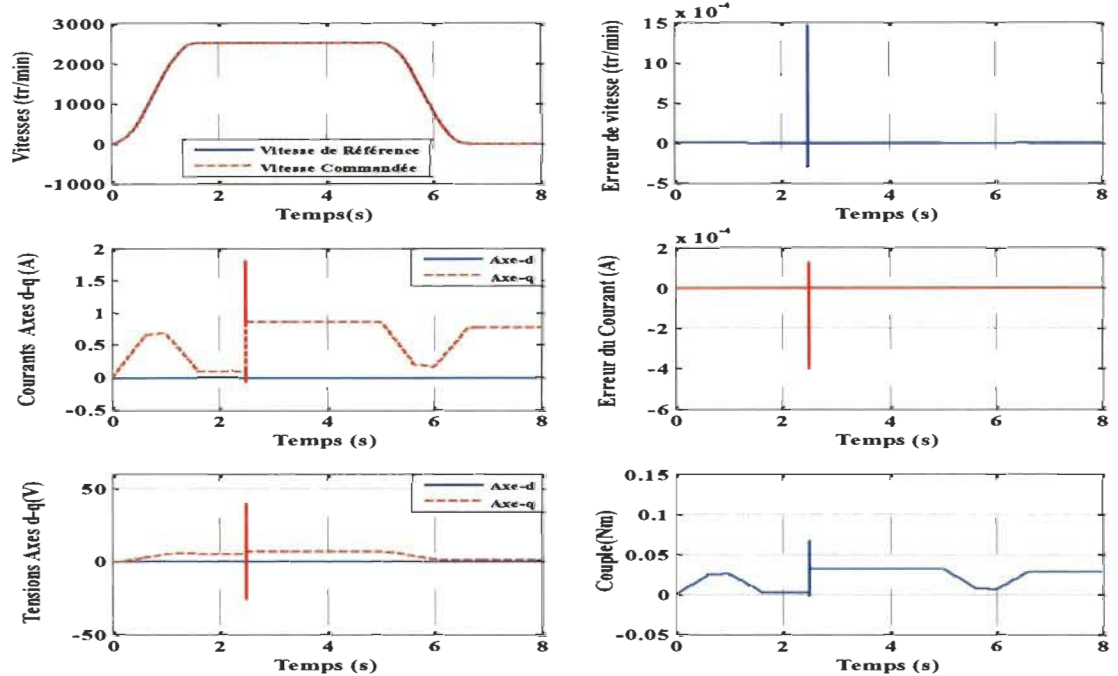
Figure 3.10 (suite)

3.3.1.3 Machine de 150W à 2500 tr/min



(a) Conditions nominales

Figure 3.11 Résultats de simulation pour une machine de 150 W



(b) en charge avec $T_r = 29$ mN.m à $t = 2.5$ s

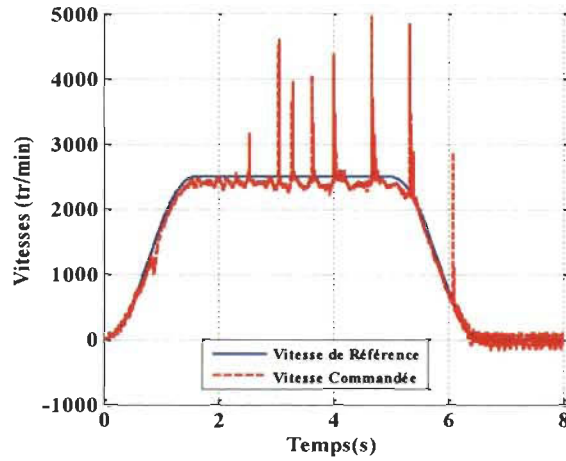
Figure 3.11 (suite)

Les résultats de simulation montrent clairement qu'on peut faire fonctionner des machines seulement avec la connaissance du rapport k_e et le nombre de paires de pôles p ; cela donne un très grand avantage à cette loi de commande, car elle ne nécessite pas de faire l'identification des paramètres pour trouver les paramètres d'adaptation de la logique floue, donc pour avoir la possibilité de démarrer les MSAP à partir des données de la plaque signalétique. Plus de résultats de simulation sont présentés à l'annexe A.

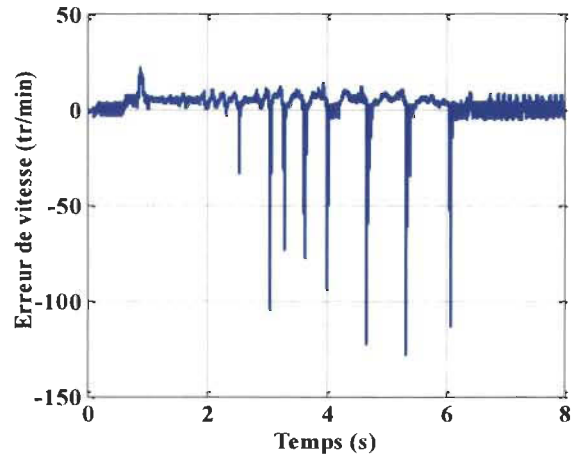
3.3.1.4. Les paramètres d'optimisation d'une machine dans une autre

Pour justifier le but de l'optimisation avec les algorithmes génétiques et de constater que les paramètres d'une machine ne peuvent pas faire fonctionner une autre machine. On fait fonctionner la machine (M3) avec les paramètres de la machine (M1). Les résultats

obtenus dans la Figure 3.12 révèlent que les paramètres optimisés de (M3), ne peuvent pas faire marcher la (M1), donc on peut dire que les paramètres de chaque machine sont propres à elle.



(a) vitesses de la machine



(b) erreur sur la vitesse

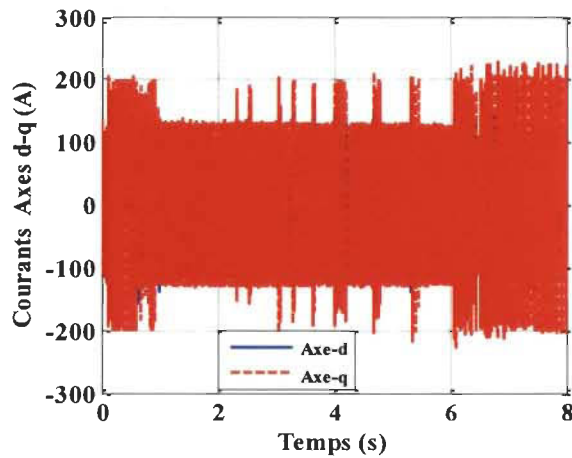
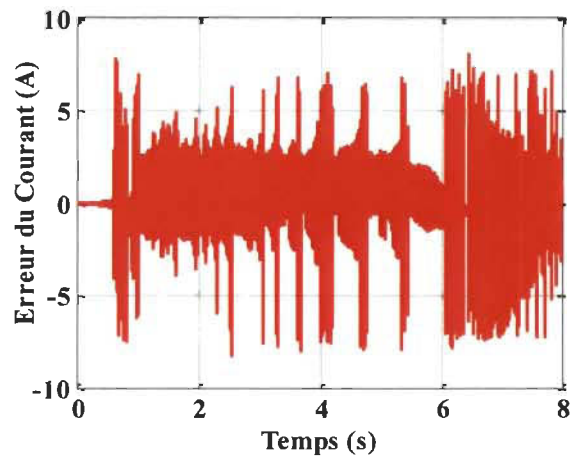
(c) courants i_d, i_q (d) erreur du courant i_d

Figure 3.12 Paramètres optimisés de M1 dans M3

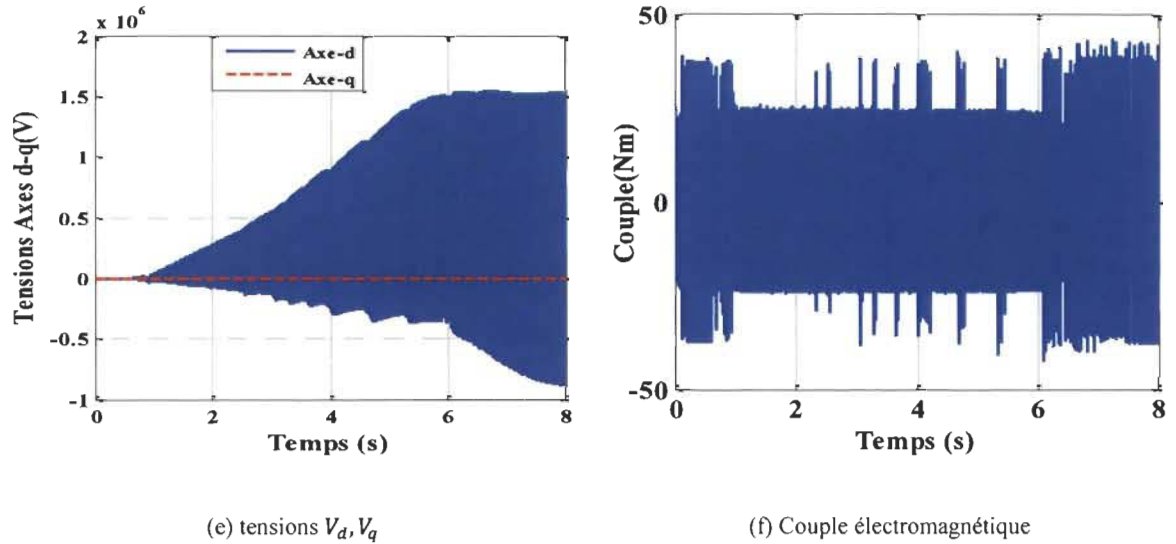


Figure 3.12 (suite)

3.4 Commande de la MSAP à base de logique floue et de mode glissant

La stratégie de contrôle LF-MG est une stratégie qui utilise un régulateur flou pour la vitesse et un autre en mode glissant pour le courant. Cette commande est illustrée dans la Figure 3.13, où $e_\omega = \omega^* - \omega$, $e_{id} = i_d^* - i_d$, $\dot{e}_\omega = \dot{\omega}^* - \dot{\omega}$ et $\dot{e}_{id} = \dot{i}_d^* - \dot{i}_d$ sont respectivement l'erreur de la vitesse, erreur du courant, la dérivée d'erreur de la vitesse et la dérivée d'erreur du courant.

Ces signaux sont envoyés comme entrées aux régulateurs flous adaptatifs. Un modèle d'erreur de vitesse (modèle de référence) $S_\omega = e_\omega + \psi \dot{e}_\omega$ génère le signal d'erreur pour l'adaptation du régulateur de vitesse.

Dans [1,12], la tension directe V_d a été forcée à zéro, résultant en une structure de contrôle simple et indépendante des paramètres de la machine, mais aussi la réduction de la plage de fonctionnement du MSAP. Afin de récupérer la totalité de la plage de fonctionnement, V_d est imposée par un autre contrôleur flou tel que le courant I_d est maintenu proche de zéro, avec le modèle d'erreur $S_{id} = e_{id} + \psi_{id} \dot{e}_{id}$.

Les tensions obtenues sont envoyées à la (MLIV) pour la commande de l'onduleur. L'adaptation des gains d'entrée et de sortie est réalisée dans les contrôleurs flous. Le système de commande proposé pour MSAP nécessite seulement la connaissance approximative de l'inductance quadratique L_q de la machine. Le système se compose d'un régulateur adaptatif flou de vitesse et d'un dispositif de commande de courant direct i_d en mode glissant. Les conditions de stabilité de Lyapunov sont utilisées pour concevoir les contrôleurs qui résultent en une faible sensibilité aux perturbations au niveau du couple et des variations des paramètres [38].

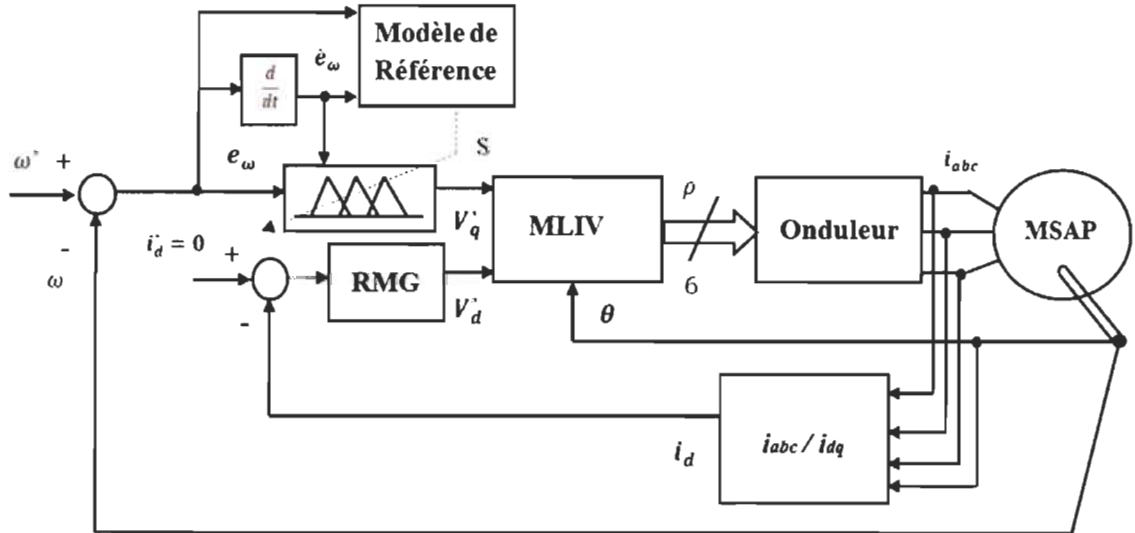


Figure 3.13 Structure de contrôle de la commande LF-MG

Les détails du régulateur flou utilisé dans cette stratégie de commande ont été présentés au début de ce chapitre et la méthode pour concevoir un régulateur en mode glissant est présentée dans la section 2.5.

Considérons une fonction scalaire positive $V(x) > 0$. La loi de commande doit forcer la diminution de cette fonction pour que la surface de glissement soit attractive et invariante.

On choisit

$$V(x) = \frac{1}{2} S_s(x)^2 \quad (71)$$

À partir de la dérivée temporelle de $V(x)$ résulte la condition suivante :

$$\dot{V}(x) < 0 \Rightarrow S_s(x) \dot{S}_s(x) < 0 \quad (72)$$

Ceci peut être exprimé par les conditions suivantes :

$$\lim_{S_s \rightarrow 0^-} \dot{S}_s > 0 \quad \text{et} \quad \lim_{S_s \rightarrow 0^+} \dot{S}_s < 0 \quad (73)$$

3.4.1 Loi de commande

La condition (71) est utilisée pour déterminer une loi de commande appropriée $U(t)$ qui ramène la variable contrôlée à la surface de glissement et la garde sur cette surface, jusqu'à ce que le point d'équilibre soit atteint :

$$U(t) = U_{eq} + U_N \quad (74)$$

où U_{eq} est la composante de commande du modèle de base et U_N la composante non-linéaire. U_N est déterminée pour assurer l'attraction de la variable à la surface de glissement et satisfaire aux conditions de convergence:

$$U_N = K * f(S_s(x)) \quad (75)$$

$$\text{où} \quad f(S_s) = \begin{cases} \frac{S_s}{\varepsilon} & \text{si } |S_s| \leq \varepsilon \\ \frac{S_s}{|S_s| + \delta} & \text{si } |S_s| > \varepsilon \end{cases} \quad (76)$$

avec $\varepsilon > 0, \delta > 0$.

De (8),

$$\frac{di_d}{dt} = -\frac{R}{L_d} i_d + \frac{L_q p \omega}{L_d} i_q + \frac{V_d}{L_d} \quad (77)$$

Considérant i_d comment une sortie, la surface de glissement pour le régulateur du courant i_d est

$$S_s(i_d) = i_{dref} - i_d \quad (78)$$

On dérive $S_s(i_d)$

$$\dot{S}_s(i_d) = \dot{i}_{dref} + \frac{R}{L_d} i_d - \frac{L_q p \omega}{L_d} i_q - \frac{V_d}{L_d} \quad (79)$$

Définir la sortie comme

$$V_d = V_{d0} + V_{dN} \quad (80)$$

De (79)

$$\dot{S}_s(i_d) = \dot{i}_{dref} + \frac{R}{L_d} i_d - \frac{L_q p \omega}{L_d} i_q - \frac{V_{dN}}{L_d} - \frac{V_{d0}}{L_d} \quad (81)$$

Avec

$$V_{d0} = \hat{L}_d \dot{i}_{dref} - \hat{L}_q p \omega i_q \quad (82)$$

où \hat{L}_d et \hat{L}_q sont les inductances estimées. Alors

$$\dot{S}_s(i_d) = \frac{\tilde{L}_d}{L_d} \dot{i}_{dref} + \frac{R}{L_d} i_d - \frac{\tilde{L}_q p \omega}{L_d} i_q - \frac{V_{dN}}{L_d} \quad (83)$$

Où

$$\tilde{L}_d = L_d - \hat{L}_d \quad ; \quad \tilde{L}_q = L_q - \hat{L}_q \quad (84)$$

Désormais

$$S_s \dot{S}_s = (i_{dref} - i_d) \frac{1}{L_d} (\tilde{L}_d \dot{i}_{dref} + R i_d - V_{dN} - \tilde{L}_q p \omega i_q) \quad (85)$$

Équation (79) donne

$$V_{dN} = k_d f(S_s(i_d)) \quad (86)$$

où k_d est un gain positif de régulateur du courant.

Considérant que $i_{dref} = 0$, alors $\dot{i}_{dref} = 0$, tels que la connaissance de L_d n'est pas nécessaire.

On peut écrire (85) comme

$$S_s \dot{S}_s = -\frac{R}{L_d} S_s^2 + S_s \frac{1}{L_d} (-k_d f(S_s) - \widetilde{L}_q p \omega i_q) \quad (87)$$

Pour garantir que

$$S_s(x) \cdot \dot{S}_s(x) < 0 \quad (88)$$

Sauf éventuellement tout près de la surface de glissement (convergence au voisinage de la surface de glissement), il suffit de choisir

$$k_d > |\widetilde{L}_q p \omega i_q| \quad (89)$$

Ainsi, la loi de commande (81) devient

$$V_d = [-\widehat{L}_q p \omega i_q] + k_d f(S_s(i_d)) \quad (90)$$

3.4.2 Résultats de simulation et discussion

Pour démontrer les bonnes performances de la loi de commande proposée, plusieurs simulations ont été réalisées sur une machine de 26 kW-600 tr/min et 5 paires de pôles :

- conditions nominales
- en charge
- variation des paramètres

- comparaison avec une commande vectorielle classique PI.

3.4.2.1 Performances du contrôleur dans le cas des paramètres nominaux

Le test est réalisé à vide et dans les conditions nominales.

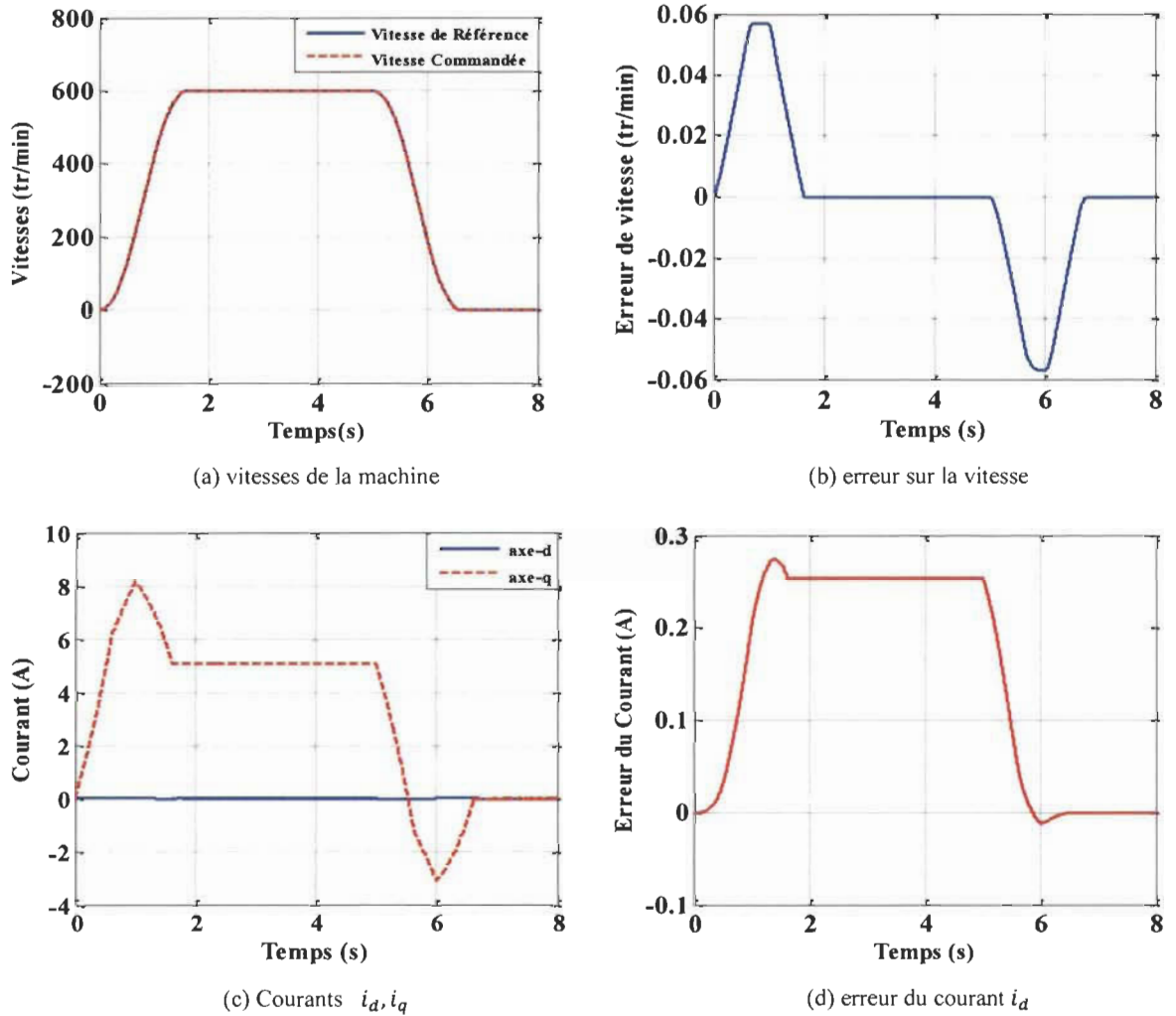
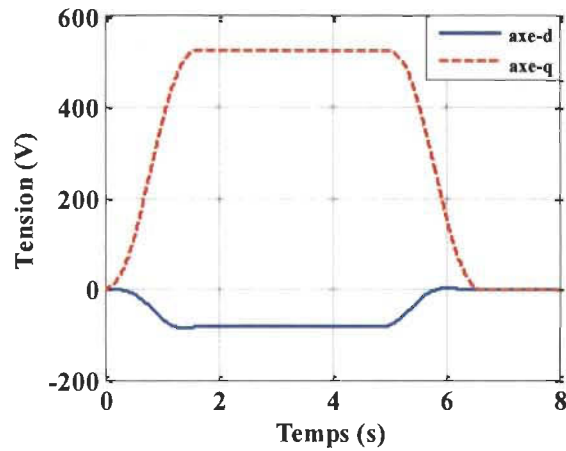
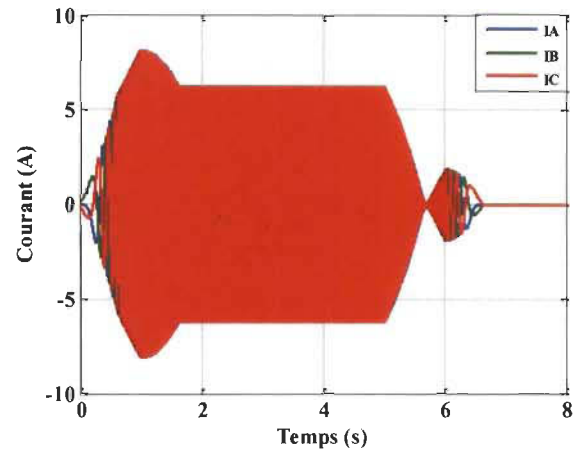
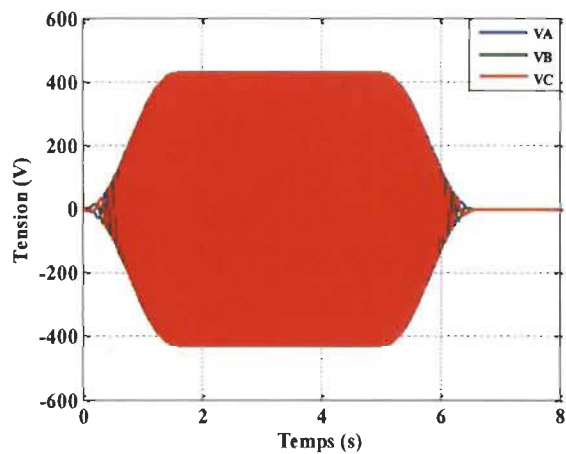
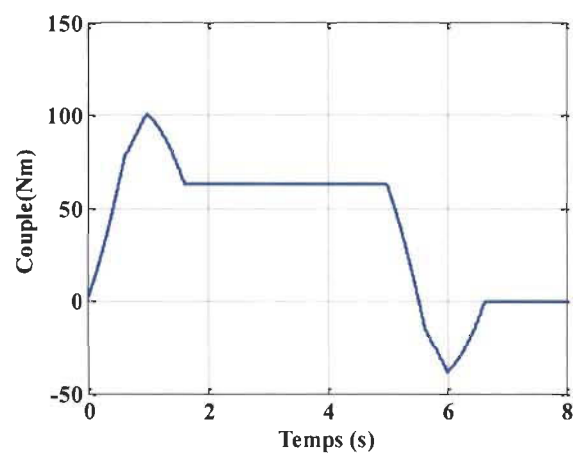


Figure 3.14 Réponses du système LF-MG pour les paramètres nominaux

(e) Tensions V_d, V_q (f) Courants triphasés I_A, I_B, I_C (g) Tensions triphasées V_A, V_B, V_C 

(h) Couple électromagnétique

Figure 3.14 (suite)

Les résultats de la Figure 3.14 a en fonctionnement normal montrent le bon comportement du système dans les modes d'accélération et de décélération. La machine atteint sa vitesse nominale et la vitesse commandée suit de près la vitesse de référence, ce qui n'est pas le cas avec seulement le contrôleur flou adaptatif [5].

Figure 3.14 b et Figure 3.14 d montrent que les erreurs sont très petites; cela démontre la précision du régulateur.

Nous notons que seule inductance L_q a été utilisée dans le processus de réglage des deux contrôleurs.

3.4.2.2 Effet de changement de la charge

Pour évaluer la capacité du contrôleur pour faire face à des perturbations externes, un couple de charge de $\tau_L = 416\text{N.m}$ est introduit à l'instant $t = 2.5\text{ s}$ (Figure 3.15). Le contrôleur de vitesse compense rapidement la perturbation dans la Figure 3.15, on peut voir qu'il n'y a pas de déformation dans la vitesse et la machine atteint sa vitesse nominale et la vitesse commandée suit de près la vitesse de référence. Et la réponse en courant direct est presque entièrement découplée du courant en quadrature.

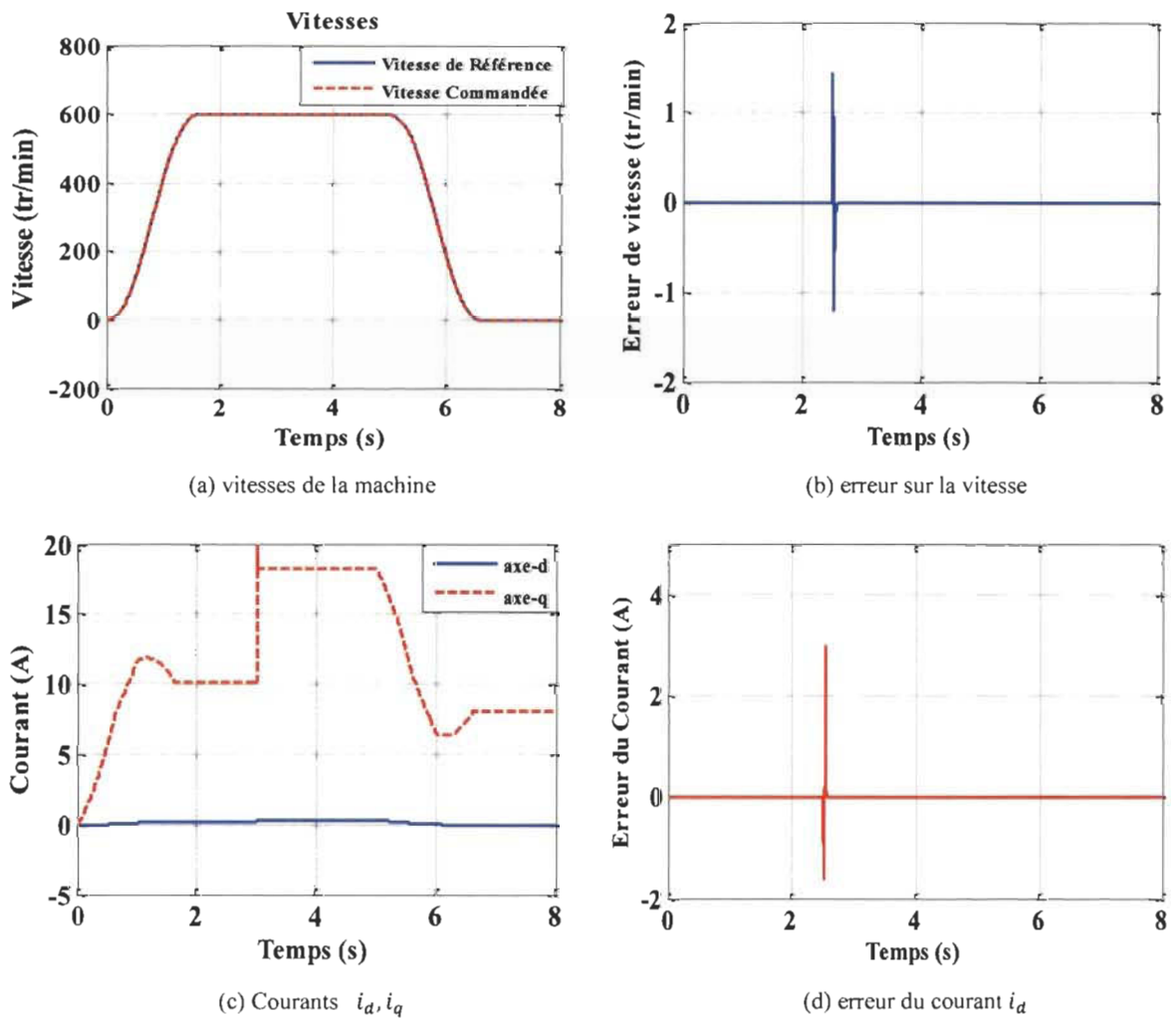
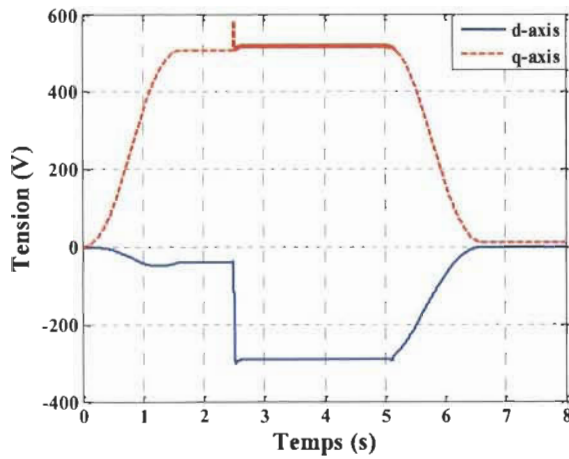
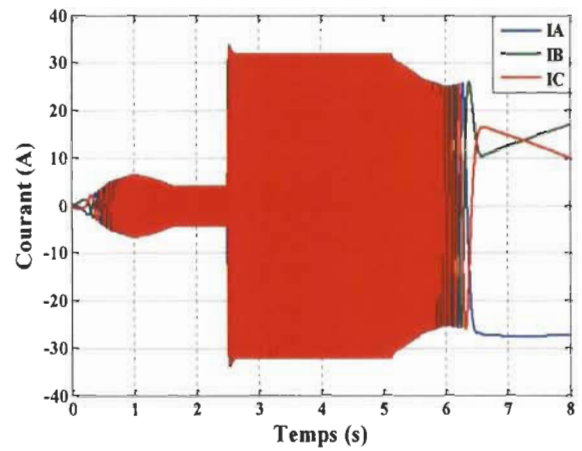
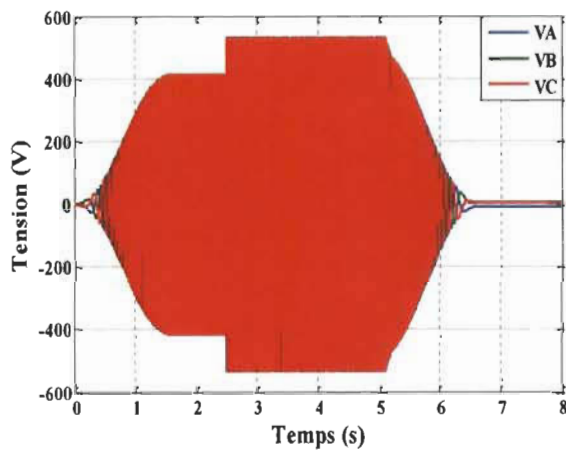
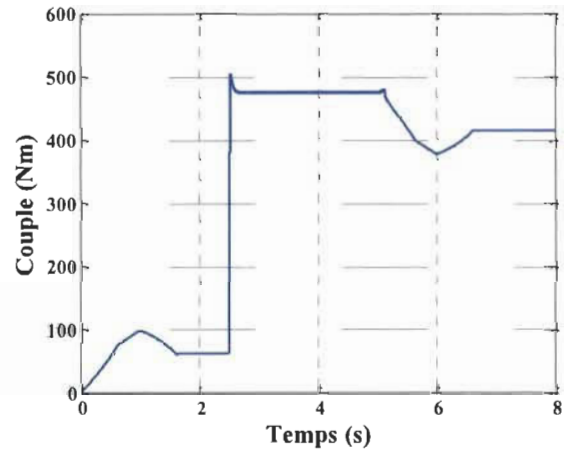


Figure 3.15 Réponses du système LF-MG avec un couple de charge $\tau_L = 416\text{N.m}$ à $t=2.5\text{s}$

(e) Tensions V_d, V_q (f) Courants triphasés I_A, I_B, I_C (g) Tensions triphasées V_A, V_B, V_C 

(h) Couple électromagnétique

Figure 3.15 (suite)

3.4.2.3 Effet des variations des paramètres

Pour étudier les performances des contrôleurs contre les incertitudes paramétriques, les paramètres (L_q, L_d, R, λ, J) sont fixés à 50% de leur valeur nominale (cas 1) et à 150% de leur valeur nominale (cas 2). Les résultats sur la Figure 3.16 montrent que le système répond bien aux grandes variations des paramètres et que l'erreur de vitesse reste comparable avec le cas nominal.

Après ce test, on peut dire que la loi de commande a réussi à faire face aux incertitudes paramétriques tout en maintenant l'erreur de la vitesse et du courant dans des petites plages.

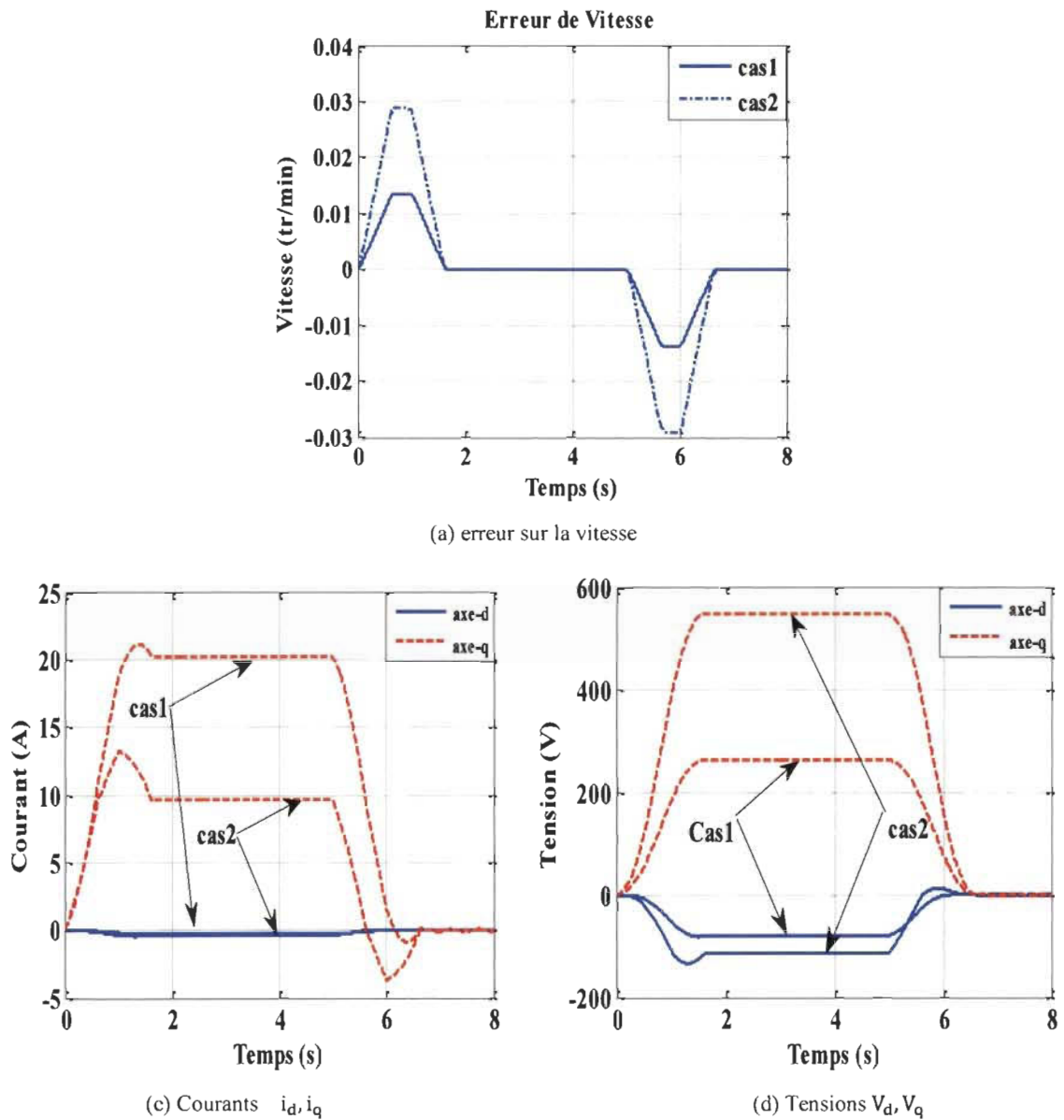
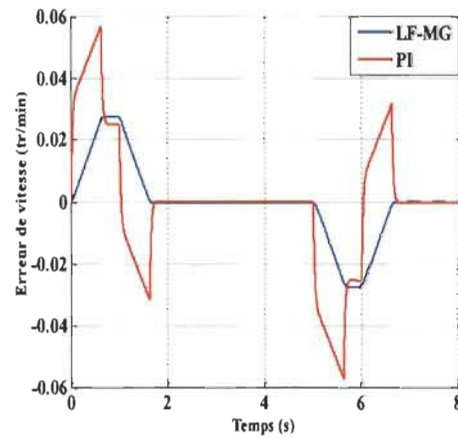


Figure 3.16 Réponses du système LF-MG avec les variations paramétriques

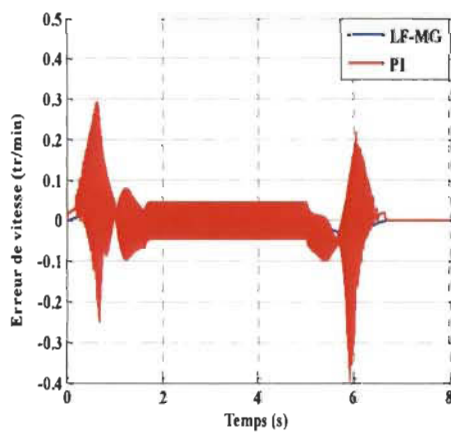
3.4.2.4 Comparaison entre la commande LF-MG et la commande classique (PI)

Les résultats suivants montrent la comparaison entre la commande LF-MG et la commande vectorielle classique à base de régulateur PI dans trois conditions (Figure 3.17) :

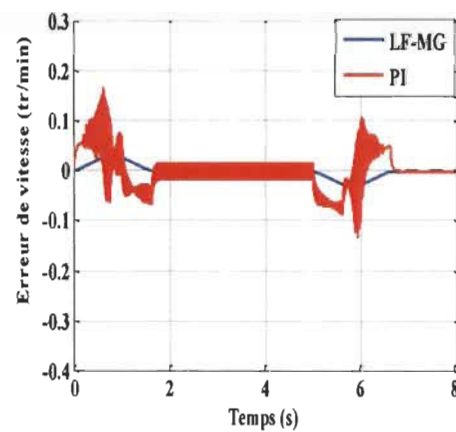
- Conditions nominales;
- $(L_q, L_d, R_s, \lambda, J)$ sont à 50% des valeurs nominales;
- $(L_q, L_d, R_s, \lambda, J)$ sont à 150% des valeurs nominales.



(a) paramètres nominaux



(b) 50% des paramètres nominaux



(c) 150% de paramètres nominaux

Figure 3.17 Comparaison de l'erreur de la vitesse

Cas nominal : les erreurs de la commande LF-MG sont plus petites donc la précision de la commande LF-MG est plus élevée que la commande vectorielle

Cas 50% et Cas 150% : la commande LF-MG réussit à faire face aux changements et ses performances sont similaires au cas nominal. Par contre, on remarque des fortes oscillations dans le cas de la commande vectorielle.

En plus d'obtenir des erreurs de vitesse plus petites, le système de contrôle proposé réagit mieux face aux incertitudes paramétriques.

Le contrôleur LF-MG permet d'améliorer les performances de la loi de commande présentée dans [1,12] avec une petite augmentation de la complexité et avec seulement l'exigence de la connaissance de l'inductance en quadrature. Les résultats de cette loi de commande donnent raison à notre choix parce qu'en plus de sa simplicité, elle nous donne les résultats escomptés.

3.5 Structure de contrôle simplifiée à base de logique floue adaptative de la MSAP

Dans cette partie du travail, on présente une structure de contrôle simplifiée à base de logique floue adaptative de la MSAP. Contrairement aux nombreuses techniques de contrôle de la MSAP, la stratégie proposée permet d'atteindre le suivi de la vitesse sans boucle de courant. Par conséquent, la complexité du contrôle est réduite. Une méthode simple et efficace est utilisée pour ajuster la tension de l'axe d de la machine afin de préserver l'efficacité de la machine. La stabilité du schéma de commande est prouvée par la théorie de stabilité de Lyapunov [1] et ses performances sont validées par une série de simulations sur un modèle de la MSAP [39].

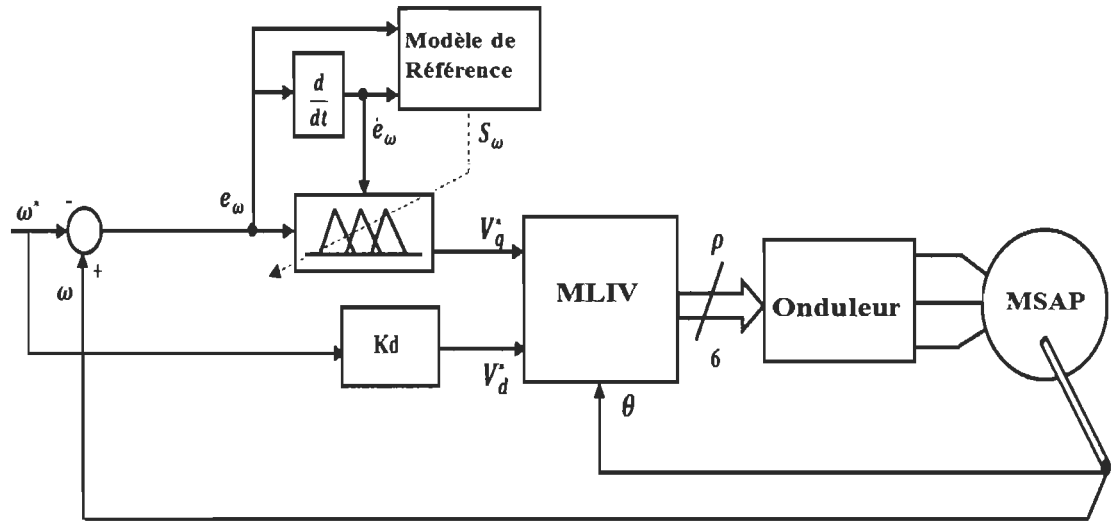


Figure 3.18 Structure de contrôle de la commande LF- simplifiée

On définit $e_\omega = \omega - \omega^*$ et $\dot{e}_\omega = \dot{\omega} - \dot{\omega}^*$, respectivement, comme l'erreur de vitesse et de sa dérivée. La tension directe V_d est gardée sous contrôle grâce à une méthode très simple, la tension de commande dans l'axe d est directement proportionnelle à la vitesse de référence inverse :

$$V_d^* = -K_d \omega^* \quad (91)$$

où

$$K_d = k_0 + \Delta k \quad (92)$$

$$\Delta k = \begin{cases} 0 & \text{if } e_\omega \geq 0 \\ k_s(\omega^*(T_s) - \omega^*(T_s - 1)) & \text{if } e_\omega < 0 \end{cases} \quad (93)$$

T_s : est la période d'échantillonnage

3.5.1 Étude de stabilité

À partir des équations, la dynamique désirée du système peut être représentée par la régression linéaire suivante: Les équations (10) et (11) donnent

$$i_q = -\frac{1}{\lambda} (L_d - L_q) i_d i_q + \frac{2}{3p\lambda} (\dot{w}J + \tau_f + \tau_L) \quad (94)$$

Remplaçant (94) dans (9) résulte en

$$V_q = \frac{2RJ}{3p\lambda} \dot{w} - \frac{R}{\lambda} (L_d - L_q) i_d i_q + \frac{2R}{3p\lambda} \tau_f + \frac{2R}{3p\lambda} \tau_L + L_q \frac{d}{dt} i_q + L_d p w i_d + p \lambda w \quad (95)$$

Les dynamiques désirées du système peuvent être représentées avec la régression linéaire Φ^T et la loi de contrôle peut être définie comme :

$$V_q = \hat{\Phi}^T \hat{W} - K_D S_\omega \quad (96)$$

Considérons un système non-linéaire (8) et (9) avec la loi de commande (96). La stabilité du système en boucle fermée est atteinte avec la loi d'adaptation suivante :

$$\dot{\hat{W}} = -\Gamma \hat{\Phi} S_\omega \quad (97)$$

où $\Gamma = \text{diag}(\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_r)$ et γ_l est une constante positive avec $l = 1, \dots, r$.

La fonction candidate de Lyapunov peut être choisie comme :

$$V = \frac{2RJ}{3p\lambda} S_\omega^2 + \frac{1}{2} \{ \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \tilde{W} \} + (\omega^*(T_s) - \omega^*(T_s - 1))^2 \quad (98)$$

Suivant la procédure présentée dans [1], on définit le signal de référence S_ω

$$S_\omega = e_\omega + \psi \dot{e}_\omega = \omega - \omega^t \quad (99)$$

Dérivant V

$$\dot{V} = \mu \dot{S}_\omega S_\omega + \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} \quad (100)$$

$$\dot{S}_\omega = \dot{\omega} - \dot{\omega}^t \quad (101)$$

On replace l'erreur dans (93)

$$\varepsilon_\omega = \hat{\Phi}^T \hat{W} - \Phi^T W \quad (102)$$

On obtient

$$\dot{V} = \{\hat{\Phi}^T \hat{W} - K_\omega S_\omega - \Phi^T W\} S_\omega + \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} \quad (103)$$

Aussi on a

$$\varepsilon_\omega = \hat{\Phi}^T \tilde{W} - \tilde{\Phi}^T W \quad (104)$$

Donc

$$\dot{V} = \{\varepsilon_\omega - K_\omega S_\omega\} S_\omega + \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} \quad (105)$$

Utilisant

$$\dot{\tilde{W}} = -\Gamma \hat{\Phi} S_\omega \quad (106)$$

$$\dot{V} = \{\hat{\Phi}^T \tilde{W} - \tilde{\Phi}^T W\} S_\omega - K_\omega S_\omega^2 + \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} \quad (107)$$

$$\dot{V} = \tilde{\Phi}^T W S_\omega - K_\omega S_\omega^2 \quad (108)$$

Avec l'application de l'inégalité de Young

$$2ab \leq \frac{1}{\alpha} a^2 + \alpha b^2 \quad \forall a, b \in \mathfrak{R} \forall \alpha > 0 \quad (109)$$

Alors

$$\dot{V} \leq \frac{1}{2\alpha} (\tilde{\Phi}^T W)^2 + \frac{\alpha}{2} S_\omega^2 - K_\omega S_\omega^2 \quad (110)$$

et $K_\omega = \frac{\alpha}{2} + \beta$

où α, β sont des constantes positives

Donc

$$\dot{V} \leq \frac{1}{2\alpha}(\tilde{\Phi}^T W)^2 - \beta S_\omega^2 \quad (111)$$

Alors, $\forall S_\omega \neq 0, \exists \alpha > 0$ et $\beta > 0$ tel que $\dot{V} \leq 0$, le système est stable au sens de Lyapunov (stabilité locale).

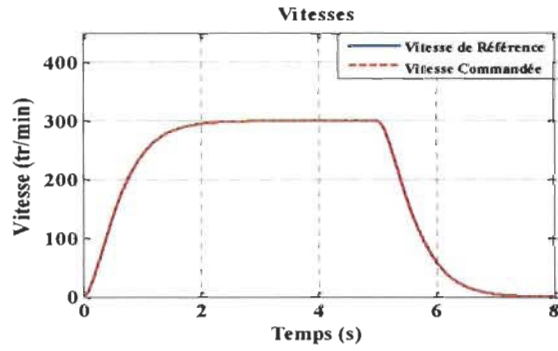
3.5.2 Résultats de simulation

Pour démontrer les bonnes performances de la loi de commande proposée, plusieurs simulations ont été réalisées sur une machine de 26 kW-600 tr/min et 5 paires de pôles :

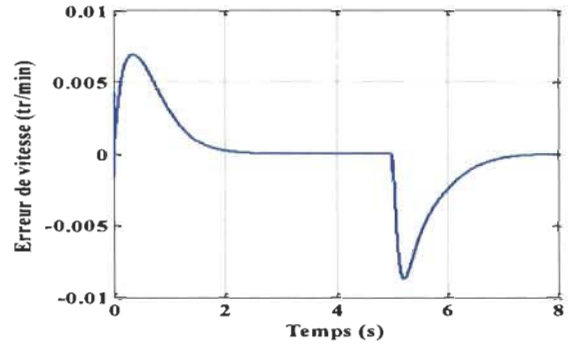
- conditions nominales
- en charge
- variation des paramètres
- comparaison avec une commande vectorielle classique PI.

3.5.2.1 Performances du contrôleur dans le cas des paramètres nominaux

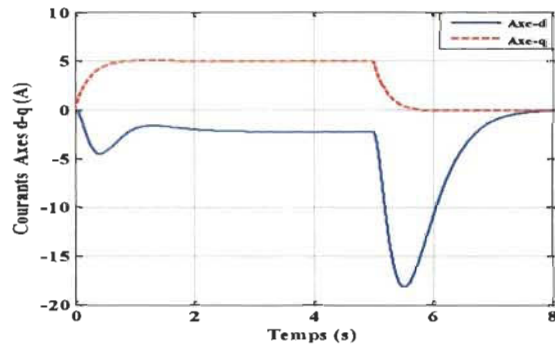
Les résultats de la Figure 3.19 en fonctionnement normal montrent le bon fonctionnement du système dans les modes d'accélération et de décélération. Les résultats montrent un bon comportement de la loi sur le contrôle des paramètres nominaux avec une loi de contrôle très simple pour V_d et sans utilisation directe des paramètres de la machine. La vitesse commandée suit très bien la vitesse de référence comme le montre la Figure 3.19 b; l'erreur de vitesse est très faible et les courants dans la machine ne dépassent pas le courant nominal.



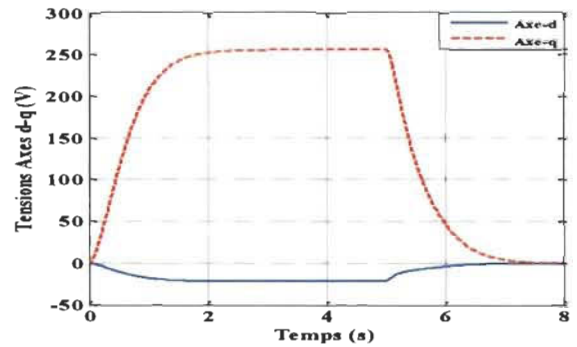
(a) vitesse de la machine



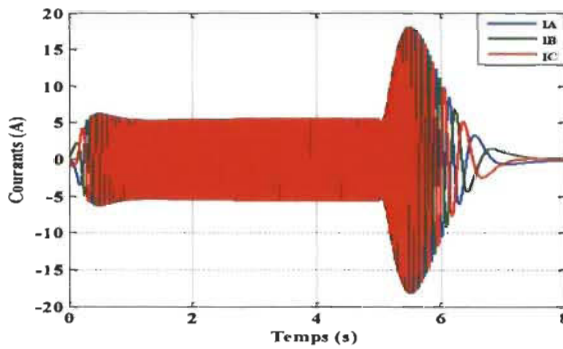
(b) erreur sur la vitesse



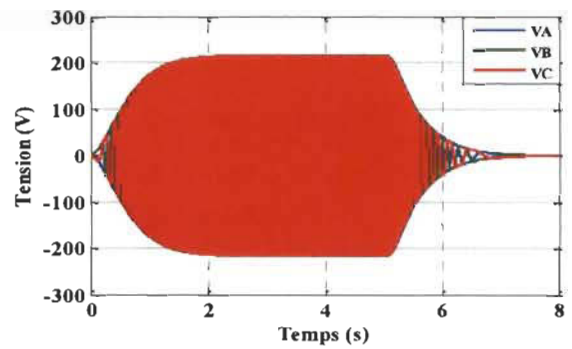
(c) Courants i_d, i_q



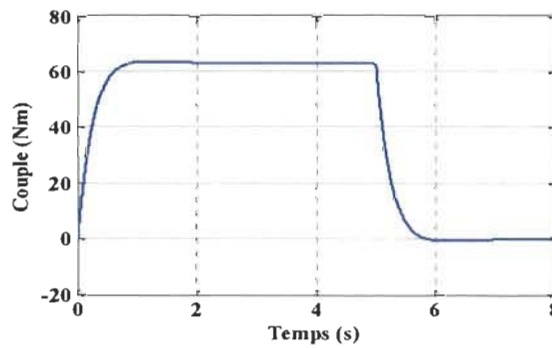
(d) Tensions V_d, V_q



(e) Courants triphasés I_A, I_B, I_C



(f) Tensions triphasées V_A, V_B, V_C



(e) Couple électromagnétique

Figure 3.19 Réponses du système LF –Simplifiée pour les paramètres nominaux

3.5.2.2 Effet de changement de la charge

Pour évaluer la capacité du contrôleur pour faire face à des perturbations externes, un couple de charge $\tau_L = 10\text{N.m}$ est introduit à l'instant $t = 2.5\text{ s}$ Figure 3.20. Le régulateur de vitesse compense rapidement la perturbation et les résultats obtenus confirment le bon fonctionnement de cette commande.

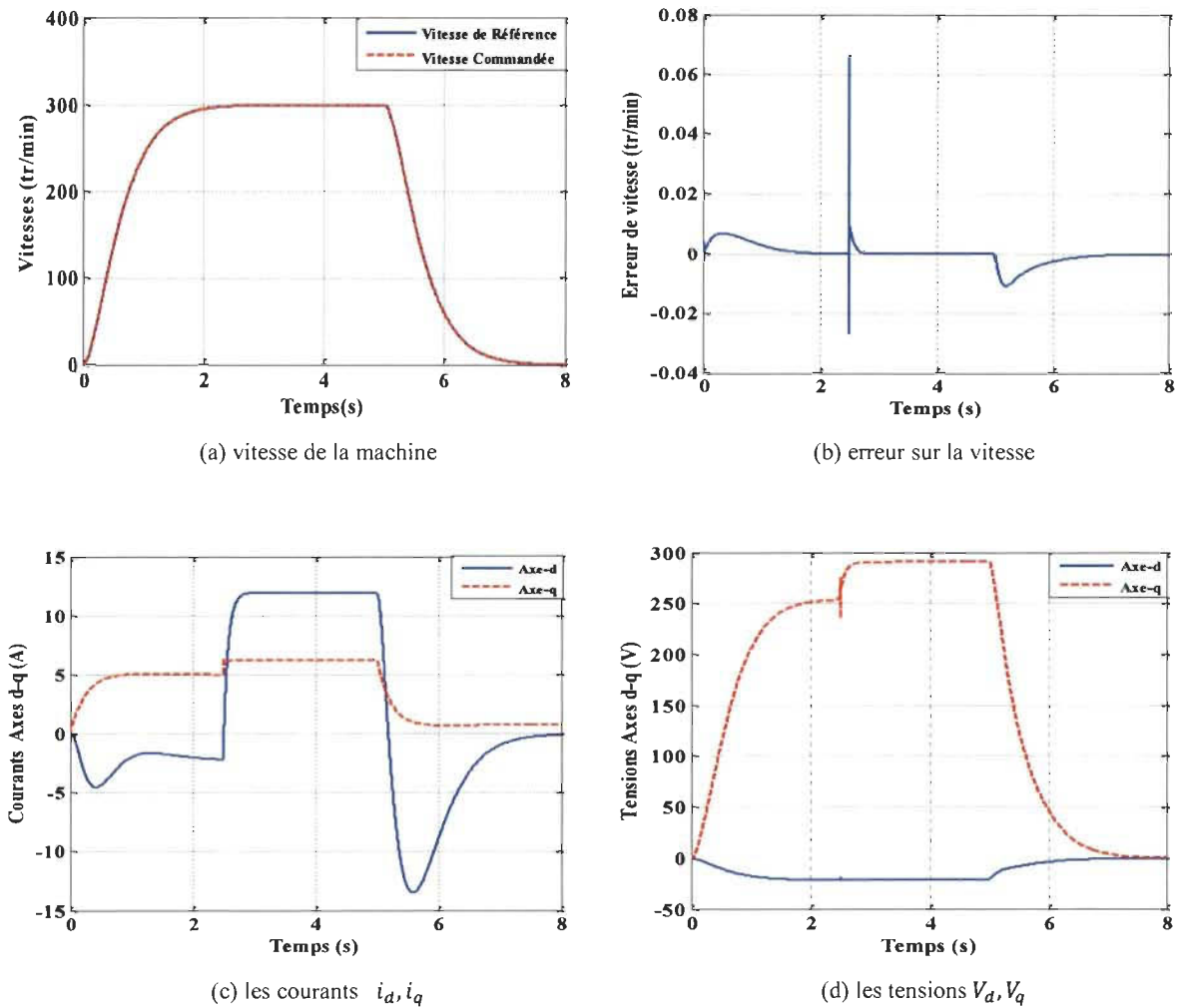
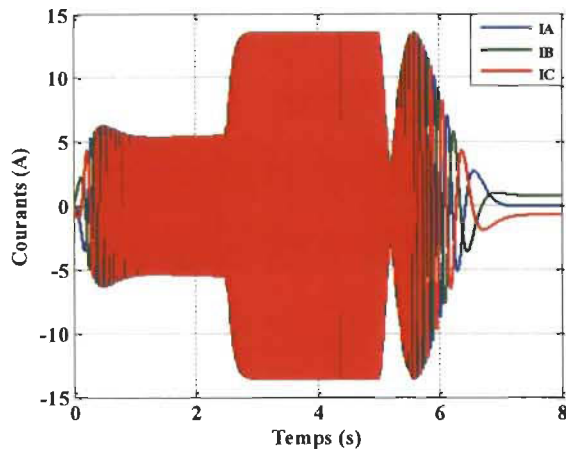
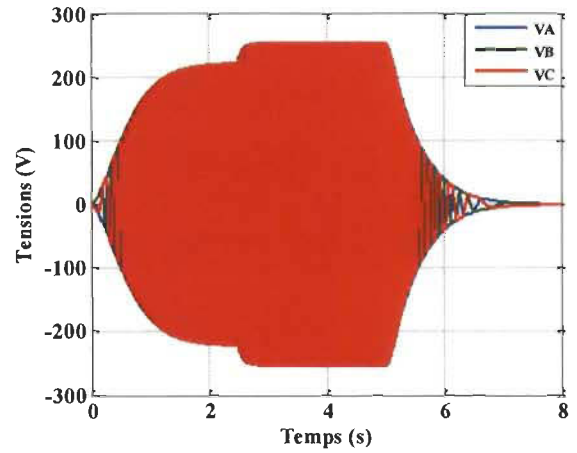
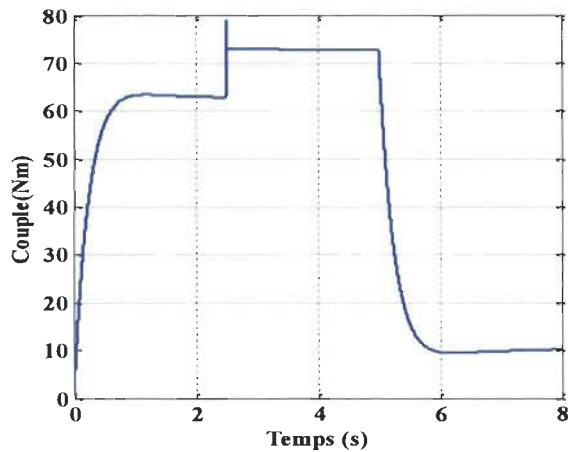


Figure 3.20 Réponses du système LF-simplifiée avec un couple de charge $\tau_L = 10\text{N.m}$ à $t=2,5\text{s}$

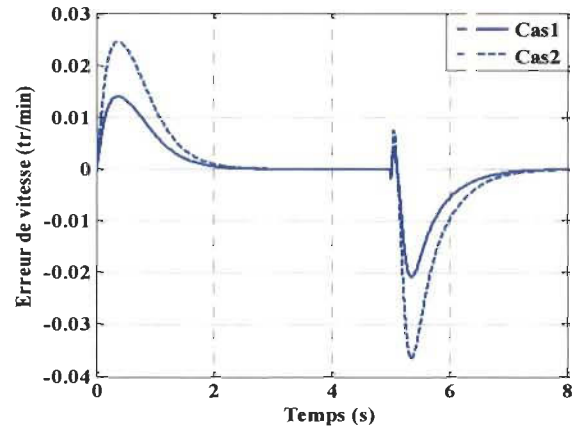
(e) Courants triphasés I_A, I_B, I_C (f) Tensions triphasées V_A, V_B, V_C 

(g) Couple électromagnétique

Figure 3.20 (suite)

3.5.2.3 Effet des variations des paramètres

Pour étudier les performances du contrôleur contre les incertitudes paramétriques, les paramètres (L_q, L_d, R, λ, J) sont fixés à 50% de leur valeur nominale (cas 1) et à 150% de leur valeur nominale (cas 2). Les résultats sont présentés sur la Figure 3.21 et illustrent le fait que le système répond bien à des variations importantes des paramètres et que l'erreur de vitesse reste comparable au cas de consigne (Figure 3.21 a).



(a) erreur sur la vitesse

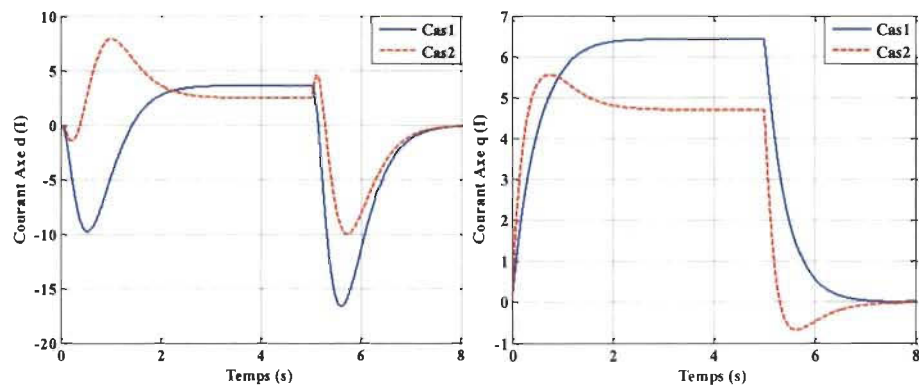
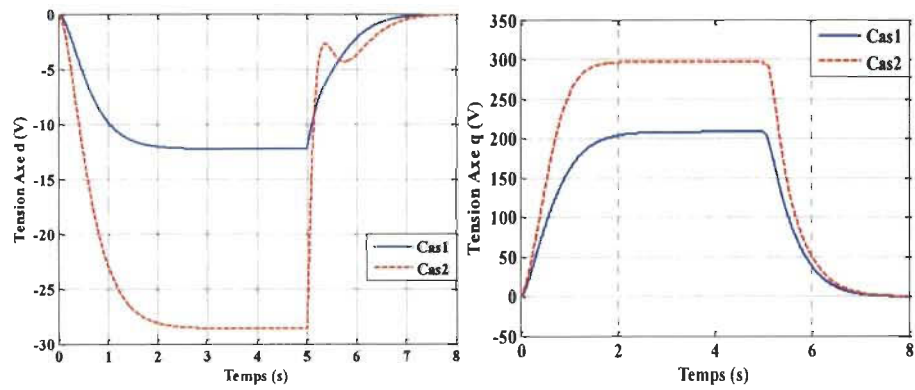
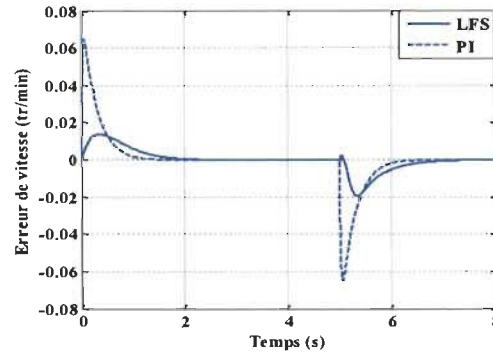
(b) Courants i_d, i_q (c) Tensions V_d, V_q

Figure 3.21 Réponses du système LF-simplifiée avec les variations paramétriques

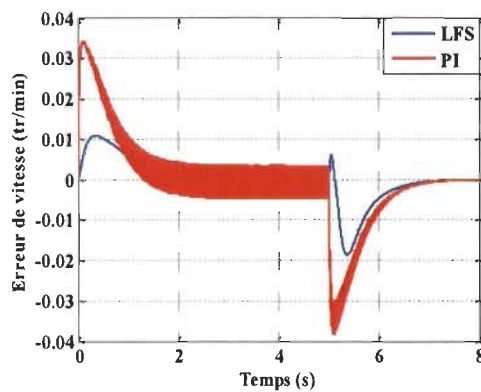
3.5.2.4 Comparaison entre la commande LF-simplifiée et la commande classique (PI)

Le système de contrôle est comparé au contrôle vectoriel classique (contrôleurs PI).

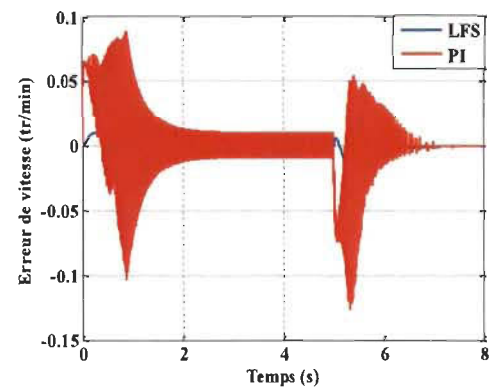
Les résultats des trois cas de paramètres du moteur sont présentés dans la Figure 3.22.



(a) paramètres nominaux



(b) 50% des paramètres nominaux



(c) 150% des paramètres nominaux

Figure 3.22 Comparaison de l'erreur de la vitesse

En plus d'obtenir des erreurs de vitesse plus petites, le contrôleur proposé donne une bien meilleure stabilité lorsque les paramètres varient.

La loi de commande proposée atteint ses objectifs. Les résultats de simulation montrent la bonne performance du contrôleur, en absence de charge et avec charge, et avec l'incertitude paramétrique. Performance et robustesse sont supérieures de la commande PI classique.

3.6 Commande sans capteur de la MSAP

Le but de ce travail est de proposer une stratégie hybride sans capteur de contrôle pour la MSAP pour réaliser un suivi précis de la vitesse avec des paramètres inconnus. La stratégie de contrôle est une combinaison de deux régulateurs flous dans un schéma d'adaptation de modèle de référence, l'une pour la vitesse et l'autre pour le courant, et un réseau neuronal artificiel pour estimer la vitesse de la machine. Le réseau de neurones utilisé pour l'estimation de la vitesse se constitue d'une couche d'entrée deux couches cachées et une couche de sortie; la théorie sur les réseaux de neurones est présentée dans l'annexe B.

La structure de commande proposée améliore le contrôleur présenté dans [1,12] par addition d'un estimateur de vitesse qui utilise seulement la connaissance de la constante de flux (information disponible sur la plaque signalétique de la machine) pour estimer une vitesse. Nous pouvons donc commander la machine avec une loi de contrôle sans nécessiter une vaste identification des paramètres de la machine [40].

La stratégie de contrôle est illustrée dans la Figure 3.23.

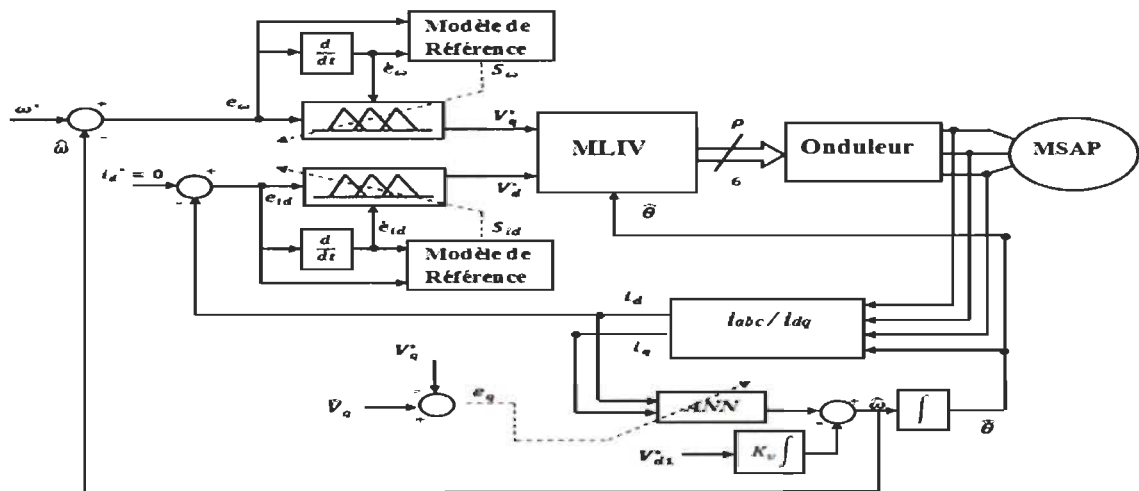


Figure 3.23 Commande sans capteur de la MSAP

$$e_\omega = \hat{\omega} - \omega^*, e_{id} = i_d - i_d^*$$

$$\dot{e}_\omega = \dot{\hat{\omega}} - \dot{\omega}^*, \dot{e}_{id} = \dot{i}_d - \dot{i}_d^*$$

Sont respectivement l'erreur de vitesse de la machine, l'erreur du courant et leurs dérivées par rapport au temps. Ces signaux sont employés comme entrées aux régulateurs flous adaptatifs. Aussi, $e_q = \int(\hat{V}_q - V_q^*)dt$ désigne l'erreur d'observation, avec V_q^* étant la tension en quadrature souhaitée en fonction du temps et \hat{V}_q étant son estimation définie par :

$$\hat{V}_q = p\lambda\hat{\omega} \quad (112)$$

Les sorties des contrôleurs flous et du RNA peuvent être écrites comme suit :

$$\begin{aligned} Y_\omega &= \hat{\Phi}_\omega^T \hat{W}_\omega = \Phi_\omega^T W_\omega + \varepsilon_\omega \\ Y_{id} &= \hat{\Phi}_{id}^T \hat{W}_{id} = \Phi_{id}^T W_{id} + \varepsilon_{id} \\ Y_v &= \hat{\Phi}_v^T \hat{W}_v = \Phi_v^T W_v + \varepsilon_v \end{aligned}$$

$\hat{\Phi}_\omega, \hat{\Phi}_{id}$ sont des vecteurs de couches cachées de fonctions connues (régresseurs), avec $\hat{W}_\omega, \hat{W}_{id}, \hat{W}_v$ les matrices de poids qui représentent l'estimation des paramètres du système.

ε_x est l'erreur de sortie des contrôleurs flous et du RNA, décrite par $\varepsilon_x = \hat{\Phi}_x^T \hat{W}_x - \Phi_x^T W_x$ avec x est ω ou id .

Les modèles de référence sont écrits sous la forme

$$\begin{aligned} S_\omega &= e_\omega + \psi \dot{e}_\omega \\ S_{id} &= e_{id} + \psi_{id} \dot{e}_{id} \end{aligned} \quad (113)$$

où ψ, ψ_{id} sont des constantes positives.

La loi de commande peut être définie comme:

$$\begin{aligned}
 V_q^* &= \hat{\Phi}_\omega^T \hat{W}_\omega - K_\omega S_\omega \\
 V_d^* &= \hat{\Phi}_{id}^T \hat{W}_{id} - K_{id} S_{id} - K_0 i_q \\
 \hat{\omega} &= \hat{\Phi}_v^T \hat{W}_v - K_v \int V_{d1}^*
 \end{aligned}
 \tag{114}$$

avec

$$V_{d1}^* = \hat{\Phi}_{id}^T \hat{W}_{id} - K_{id} S_{id} \tag{115}$$

et $K_\omega, K_0, K_{id}, K_v$ sont des gains positifs.

3.6.1 Résultats de simulation

Pour démontrer les performances de cette loi de commande, des simulations à vide et en charge sont réalisées sur une machine de 3.5kW et 2500 tr/min.

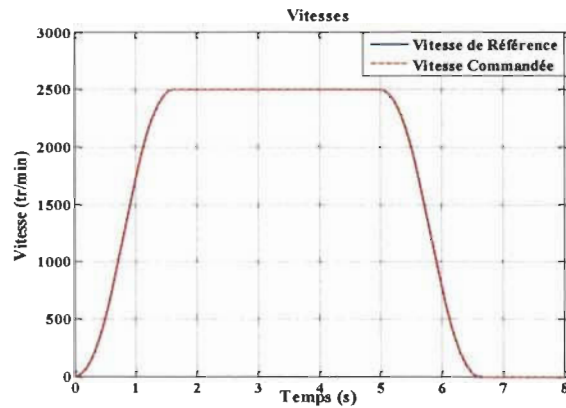
Tableau 3-5 Paramètres de la machine 3.5 kW

Paramètres	Valeurs
P_n (kW)	3.5
τ_n (N.m)	12
ω_n (tr/min)	2500
L_d (mH)	7.7
L_q (mH)	7.7
R_s (Ω)	3.3.
λ (Wb)	0.175
Fr (N.m.s)	0.0002
J (kg.m ²)	0.0008
p	4

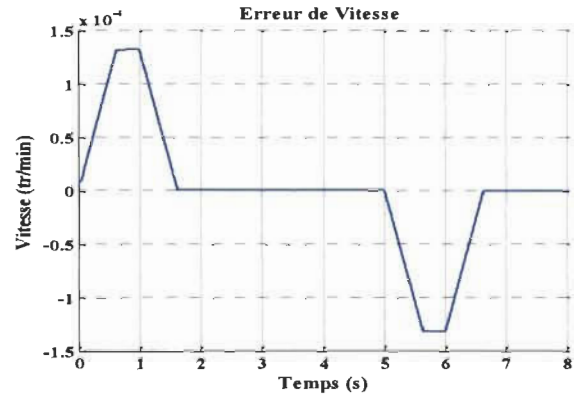
3.6.1.1 Performances du contrôleur dans le cas des paramètres nominaux

La Figure 3.24 montre le bon comportement du système dans les modes d'accélération et de décélération dans les conditions nominales. Même sans capteur, on voit que la machine atteint sa vitesse nominale et la vitesse commandée suit de près la vitesse de référence. Les erreurs actuelles sont également très petites. Nous notons que les seuls

paramètres de la machine qui sont utilisés dans le processus de mise au point des deux contrôleurs et de l'estimateur de vitesse sont la constante de flux et le nombre de paires de pôles, soit des données disponibles sur la plaque signalétique de la machine.



(a) vitesse de la machine



(b) erreur sur la vitesse

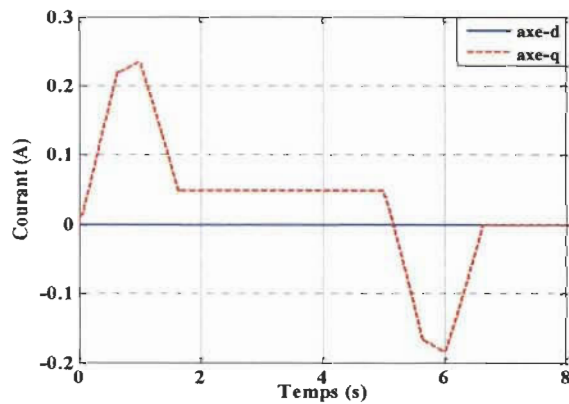
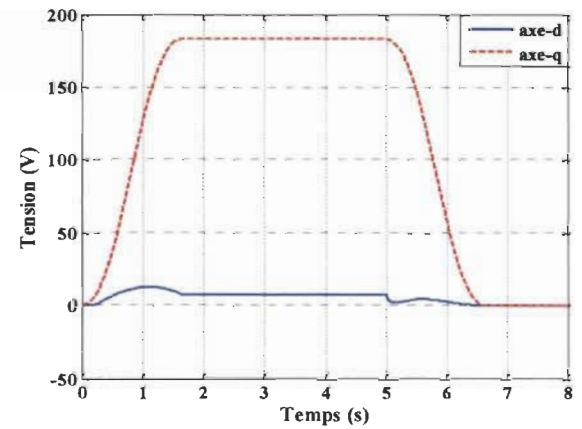
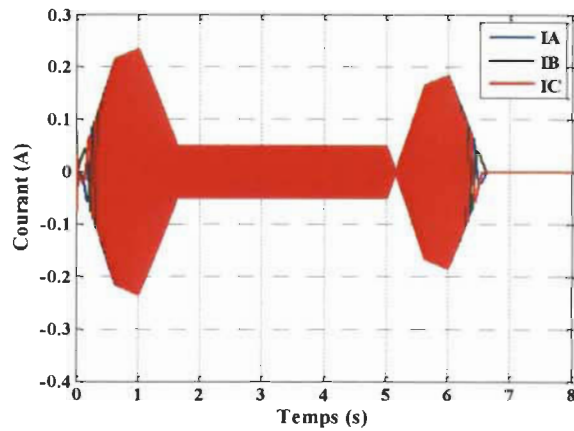
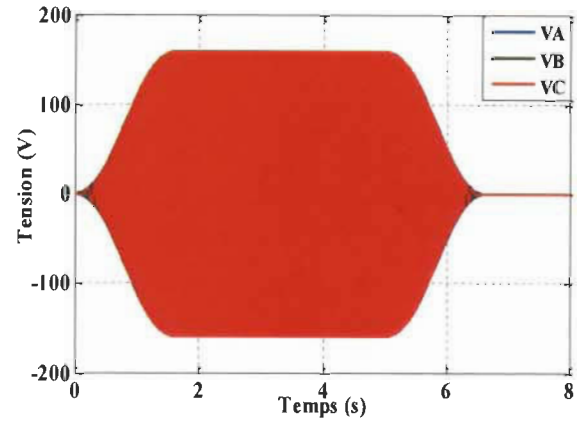
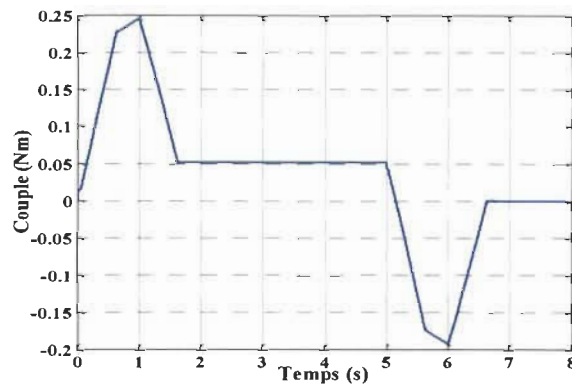
(c) courants i_d, i_q (d) tensions V_d, V_q

Figure 3.24 Réponses du système sans capteur pour les paramètres nominaux

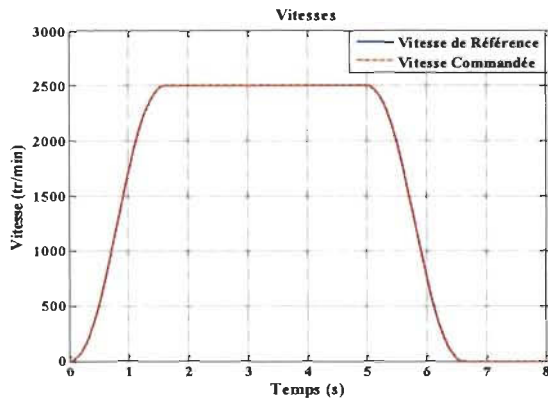
(e) Courants triphasés I_A, I_B, I_C (f) Tensions triphasées V_A, V_B, V_C 

(g) Couple électromagnétique

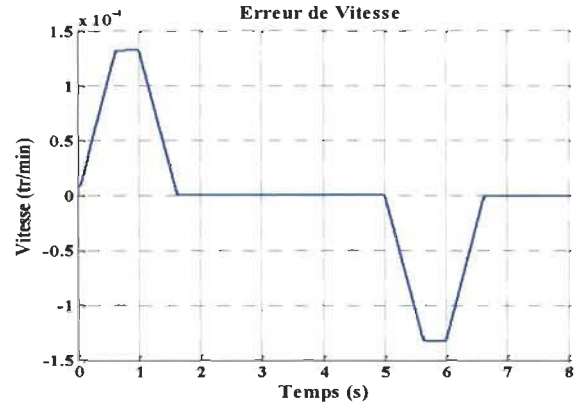
Figure 3.24 (suite)

3.6.1.2 Effet de changement de la charge

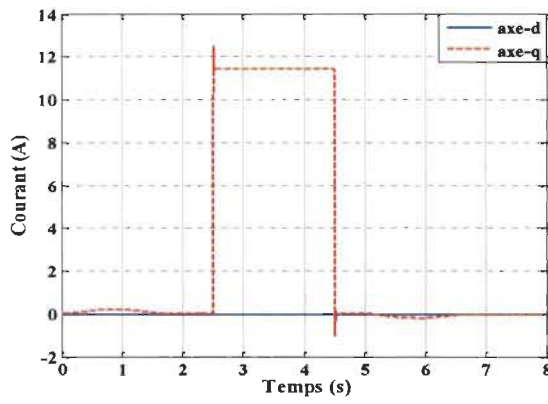
Pour évaluer la capacité de la loi de commande sans capteur pour faire face à des perturbations externes, un couple de charge $\tau_L = 12\text{N.m}$ est introduit à l'instant $t = 2.5\text{s}$ Figure 3.25. L'estimateur de la vitesse réagit très bien et la vitesse est compensée rapidement suite à la perturbation, même sans capteur la commande a réussi à atteindre les résultats escomptés; la Figure 3.25 à montre que même en présence des perturbations externes la vitesse estimée par le réseau de neurones suit la vitesse de référence.



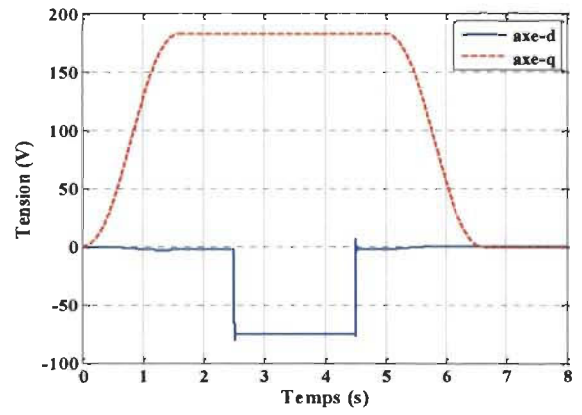
(a) vitesse de la machine



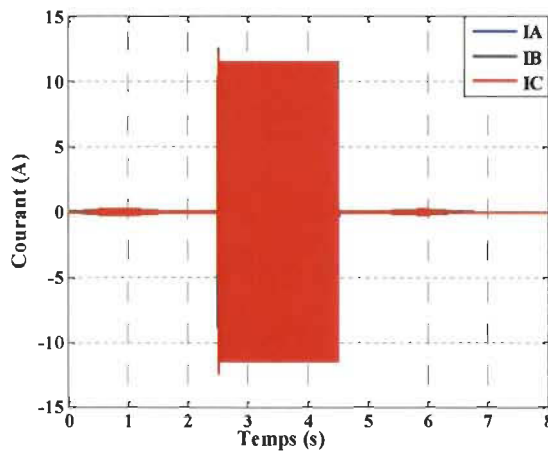
(b) erreur sur la vitesse



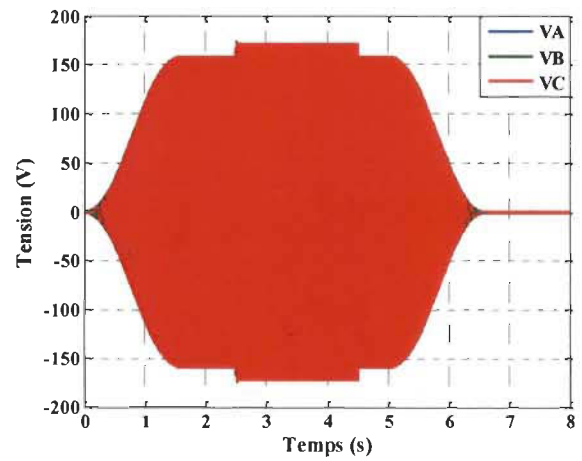
(c) courants i_d, i_q



(d) tensions V_d, V_q

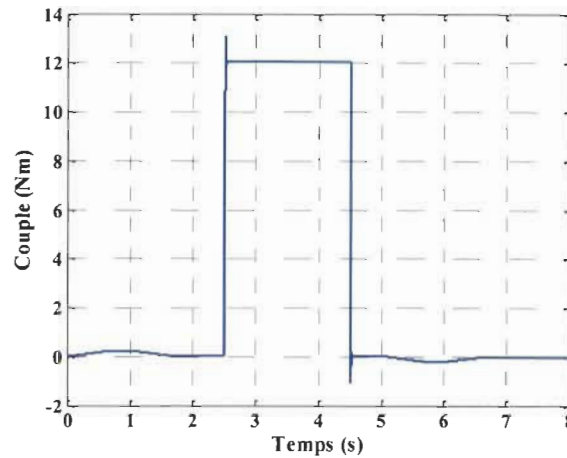


(e) Courants triphasés I_A, I_B, I_C



(f) Tensions triphasées V_A, V_B, V_C

Figure 3.25 Réponses du système sans capteur avec un couple de charge $\tau_L = 12\text{N.m}$ à $t=2.5\text{s}$



(g) Couple électromagnétique

Figure 3.25 (suite)

3.7 Conclusion

Ce travail présente des lois de commande pour la machine synchrone à aimants permanents.

- La commande LF-LF est un système de contrôle à base de logique floue adaptative pour MSAP, pour faire face aux incertitudes structurées et non structurées. Nous avons pu démontrer la robustesse du contrôleur face aux variations des paramètres. Ces performances ont été obtenues sans une connaissance précise des paramètres de la machine, en outre, la stabilité du système est prouvée par la théorie de Lyapunov.

-La commande LF-MG qui permet d'améliorer les performances de la loi de commande présentée dans [1,2] avec une petite augmentation de la complexité et avec seulement l'exigence de la connaissance de l'inductance en quadrature. Les résultats de cette loi de commande donnent raison à notre choix parce qu'en plus de sa simplicité elle nous donne les résultats escomptés.

-Le but de la commande LF-simplifiée est d'améliorer l'efficacité énergétique de la commande de la machine synchrone à aimants permanents dans [12], La loi de commande proposée a atteint ses trois objectifs. Les résultats de simulation montrent la bonne performance du contrôleur, en l'absence de charge et avec charge, et avec l'incertitude paramétrique. La performance et la robustesse sont supérieures à la commande PI classique.

-La commande sans capteur ne nécessite pas de connaissances des paramètres de MSAP. Seulement, le flux de l'aimant permanent et le nombre de paires de pôles, qui peuvent être tirés de la plaque signalétique de la machine sont requis par les contrôleurs. La structure de commande avec logique floue et RNA, fait face aux incertitudes structurées et non structurées avec efficacité.

Le Tableau 3-6 nous donne les avantages et inconvénients de chaque loi de commande.

Tableau 3-6 Avantages et inconvénients des lois de commande

Commande	Nombre de paramètres utilisés	Stabilité	Puissance atteinte
LF-LF	0	prouvée	Toute la puissance
LF-MG	1	Non démontrée	Toute la puissance
LF-simplifiée	0	prouvée	La moitié de la vitesse nominale pour une grande puissance
Sans capteur	0	Non démontrée	Toute la puissance

Chapitre 4 - Validations expérimentales

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, on va passer à l'étape pratique, c'est-à-dire présenter la validation expérimentale des différentes stratégies de commande réalisées dans le chapitre précédent, dont le but était de minimaliser les paramètres de la machine dans la loi de commande et aussi essayer de démarrer la MSAP sans passer par l'étape d'identification.

Dans une première partie, nous présenterons la plate-forme de commande qui a servi pour la validation expérimentale (le banc d'essai).

La seconde partie de ce chapitre sera consacrée à la validation expérimentale des lois de commande avec le système RT-LAB et nous proposerons un ensemble de résultats expérimentaux.

4.2 Banc expérimental

Le banc d'essai est constitué par les éléments suivants :

1. Une plateforme de simulation en temps réel RT-LAB avec système d'exploitation QNX Neutrino v6.5.
2. Un PC –Windows avec RT-LAB v8.03 et MATLAB v7.01, temps d'échantillonnage $T_s = 5e-5$ s.
3. Deux onduleurs de tension triphasée alimentés par un bus cc commun $V_{cc} = 290V$.
4. Une source triphasée variable (avec rhéostat) et disjoncteur.
5. Un transformateur triphasé de 3kVA.
6. Une machine asynchrone de 1HP utilisée comme charge.

7. Deux machines synchrones à aimant permanent de 1HP et 3kW.
8. Capteurs de tension.
9. Capteurs de courant.
10. Capteur de vitesse incrémentale.

La Figure 4.1 représente les principaux éléments du banc d'essai.

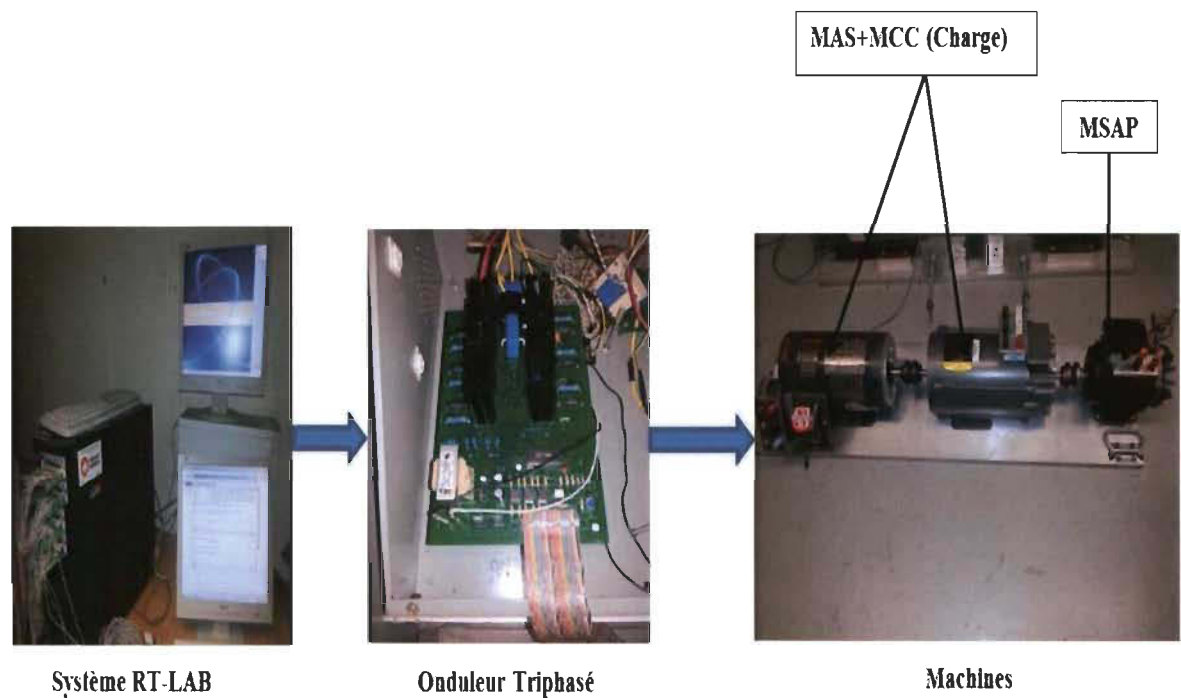


Figure 4.1 Banc d'essai

4.3 Tests expérimentaux de la Structure de contrôle à base de logique floue adaptative de MSAP

La stratégie de commande est une combinaison de deux régulateurs flous dans un schéma d'adaptation de modèle de référence, l'un pour la vitesse et l'autre pour le courant i_d . Aussi, dans cette partie du travail, nous utilisons les résultats obtenus dans la section 3.2

pour déduire les paramètres des régulateurs flous; avec cela démarrer la MSAP sans paramètres. Pour ce test, on va utiliser deux machines: une de 1 HP et l'autre de 3kW.

Dans les tests pratiques, on a choisi une consigne de la vitesse lente (près de 10 s pour atteindre le régime permanent) à cause de la limitation du banc d'essai (protection).

4.3.1 Résultats expérimentaux Machine 1HP

Pour tester les performances de la commande sur une machine de 1HP, deux tests pratiques sont réalisés: un à vide et l'autre en charge.

Tableau 4-1. Paramètres de la MSAP 1HP

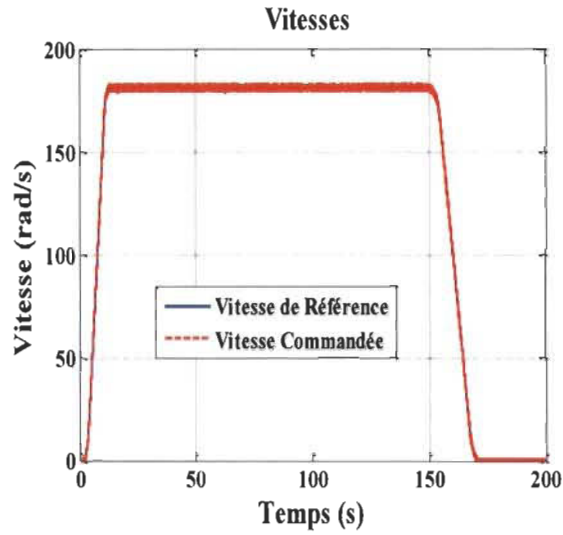
Paramètres	Valeurs
P_n (kW)	0.75
τ_n (N·m)	2
ω_n (tr/min)	3600
L_{f-f} (mH)	7.8
R_{f-f} (Ω)	2.4
K_e (Vs)	0.42
K_t (N. m/Amp)	0.73
p	3

Les paramètres des régulateurs sont obtenus avec la méthode qui est représentée dans la section 3.3 et les paramètres sont les suivants :

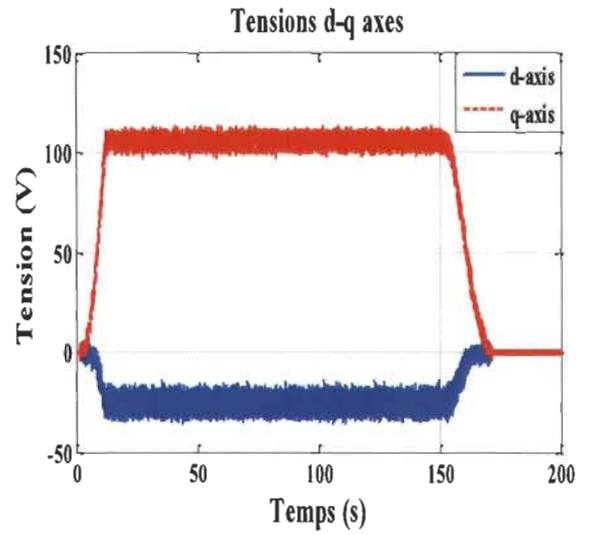
$$\begin{cases} K_\omega = 150.9 \\ \psi = 0.689 \\ \Gamma_\omega = 15.10 \end{cases} \quad \begin{cases} K_{id} = 15.1 \\ \psi_{id} = 0.689 \\ \Gamma_{id} = 0.8167 \end{cases} \quad (116)$$

4.3.1.1 À vide

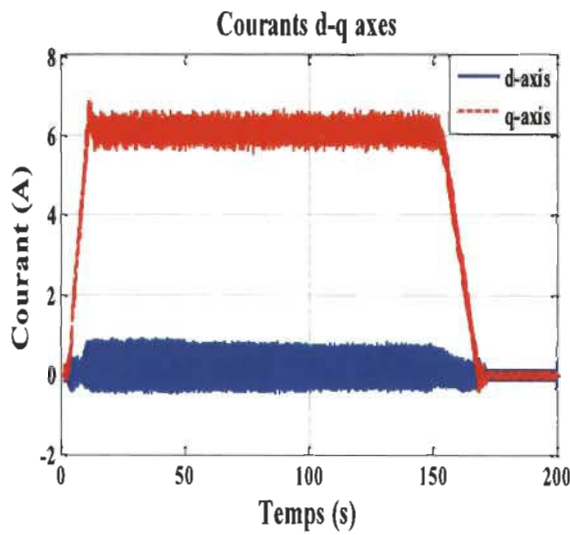
Les résultats obtenus sont les suivants :



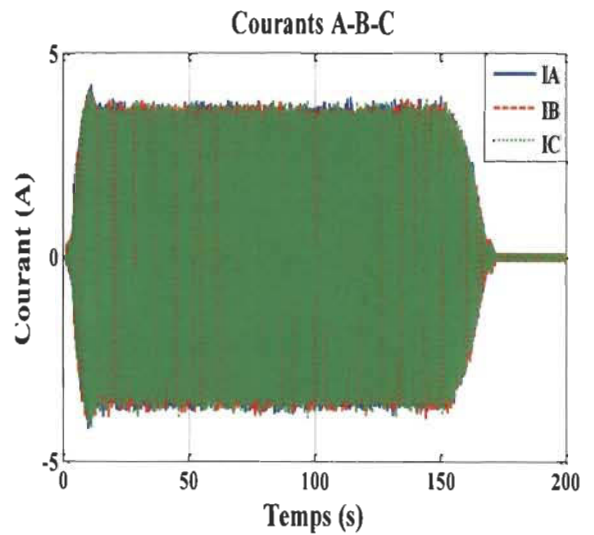
(a) vitesse de la machine



(b) les tensions V_d, V_q



(c) les courants i_d, i_q



(d) Courants triphasés I_A, I_B, I_C

Figure 4.2 Réponses du système LF-LF à vide

Les résultats du test expérimental à vide (Figure 4.2) montrent que cette loi de commande fonctionne très bien pour une machine de 1HP et cela malgré que dans la construction de cette loi de commande, il n'y a pas de paramètres mesurés.

Les résultats obtenus confirment le bon comportement du système dans les modes d'accélération et de décélération. Et on peut dire qu'avec cette loi de commande, la machine atteint la vitesse de référence et la vitesse commandée suit de près la vitesse de référence. Les erreurs actuelles sont également très petites. Sachons que les seules informations utilisées pour démarrer la machine sont tirées de la plaque signalétique et que les résultats expérimentaux sont comparables dans la forme aux résultats des simulations dans les sections 3.2 et 3.3.

4.3.1.2 En charge

Pour tester la capacité de la machine à faire face aux perturbations, un couple de charge $\tau_L = 1.5\text{N.m}$ a été introduit à l'instant $t = 54\text{s}$ (Figure 4.3).

À partir des résultats, on peut dire que le contrôle se fait facilement et que le contrôleur a réagi rapidement et efficacement à l'introduction du couple de charge et il compense la perturbation de la même manière que dans les simulations dans les sections 3.2 et 3.3.

Les résultats obtenus sont les suivants :

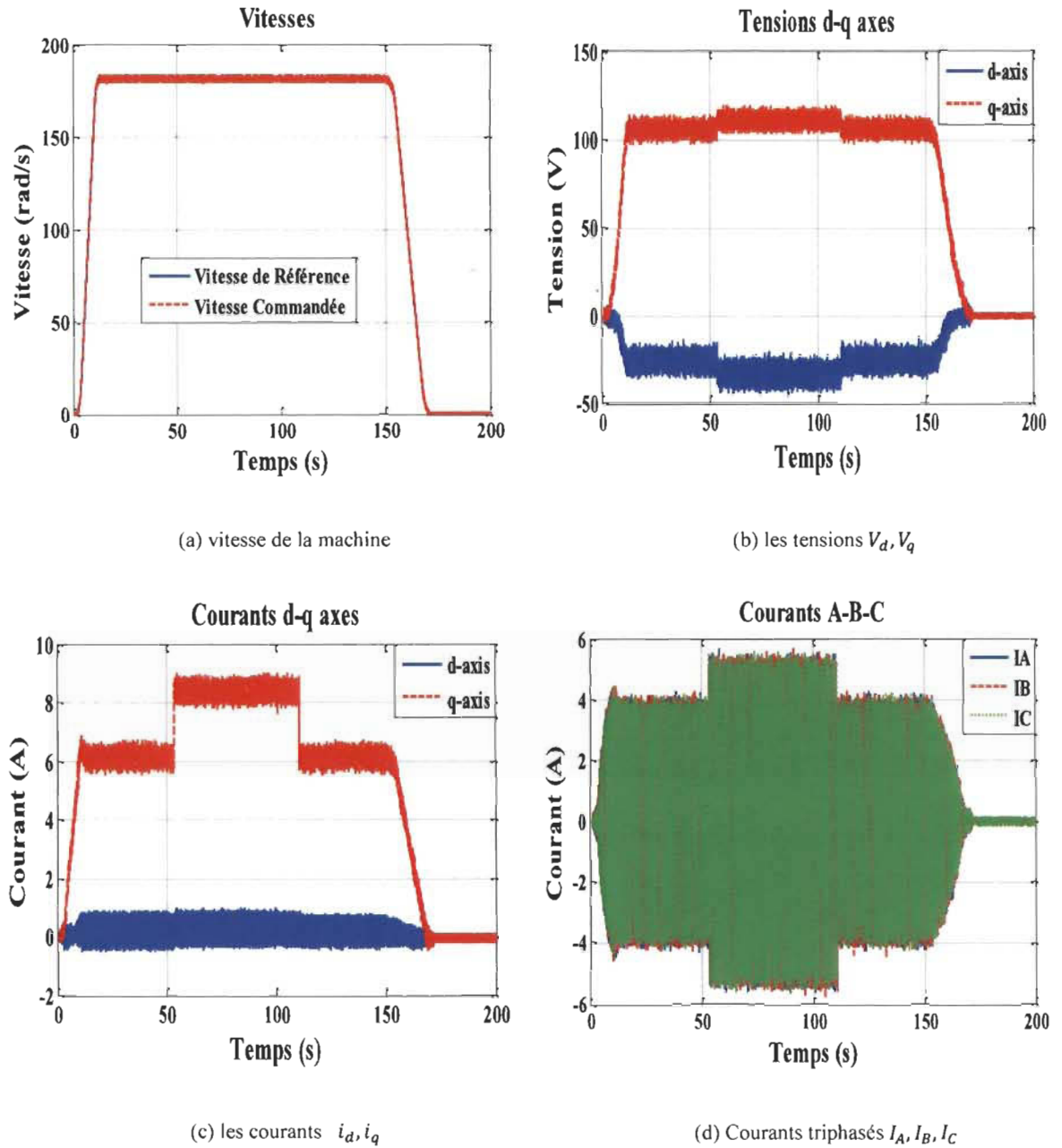


Figure 4.3 Réponses du système LF-LF en charge

4.3.2 Résultats expérimentaux Machine 3kW

Pour confirmer les résultats de la commande sur une machine de 1hp et aussi démontrer que les paramètres d'adaptation de la logique floue obtenus dans la section 3.3 fonctionnent sur plusieurs gammes de machines, des tests sont réalisés sur une machine de 3kW.

Tableau 4-2. Paramètres de la MSAP 3kW

Paramètres	Valeurs
P_n (kW)	3
τ_n (N·m)	15.9
ω_n (tr/min)	1800
L_{f-f} (mH)	1.7
R_{f-f} (Ω)	0.757
K_e (Vs)	0.83
K_t (N. m/Amp)	1.44
p	4

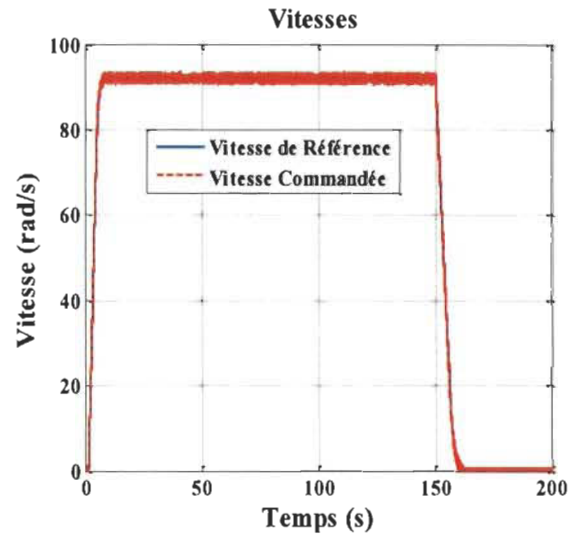
Les paramètres des régulateurs sont obtenus avec la méthode qui est présentée dans la section 3.3 et les paramètres sont les suivants :

$$\begin{cases} K_\omega = 173.4 \\ \psi = 0.839 \\ \Gamma_\omega = 17.36 \end{cases} \quad \begin{cases} K_{id} = 17.36 \\ \psi_{id} = 0.839 \\ \Gamma_{id} = 0.588 \end{cases} \quad (117)$$

4.3.2.1 À vide

Comme précédemment, les résultats du test expérimental à vide (Figure 4.4) montrent que cette loi de commande appliquée sur une machine de 3kW fonctionne très bien malgré l'absence des paramètres de la machine de la loi de commande. Aussi, la machine a pu être démarrée seulement avec les paramètres d'adaptation qui sont calculés auparavant. Sachons que les seules informations utilisées pour démarrer la machine sont tirées de la plaque signalétique et que les résultats expérimentaux sont comparables aux résultats des simulations dans les sections 3.2 et 3.3.

Les résultats obtenus sont les suivants :



(a) vitesse de la machine

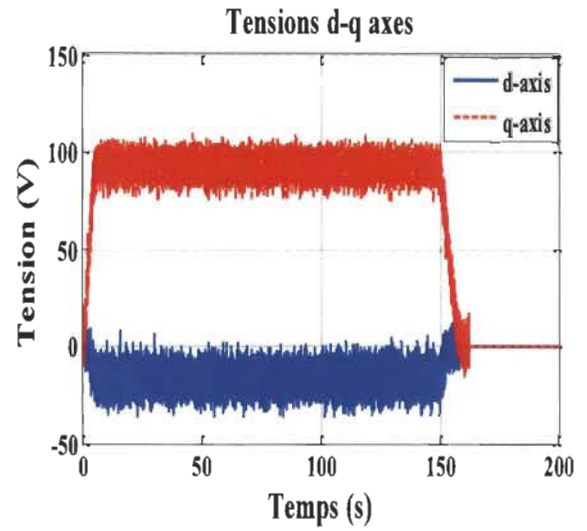
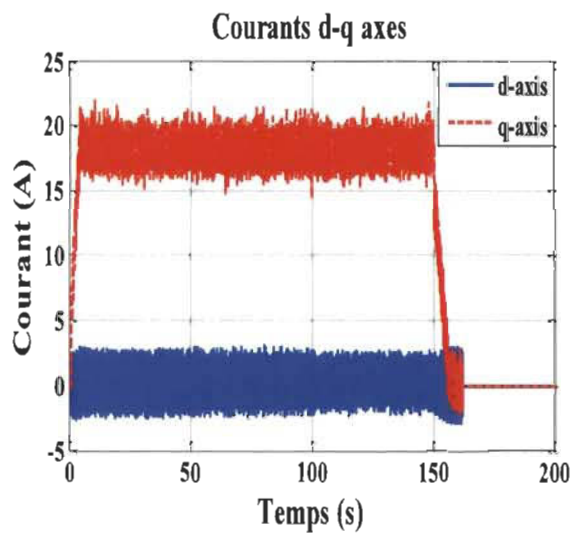
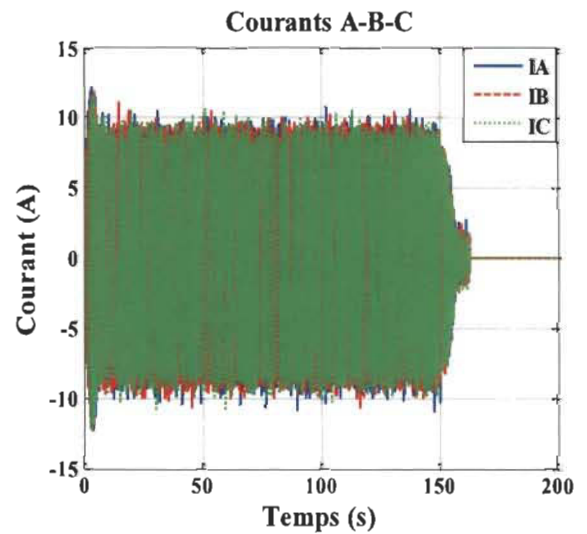
(b) les tensions V_d, V_q (c) les courants i_d, i_q (d) Courants triphasés I_A, I_B, I_C

Figure 4.4 Réponses du système LF-LF à vide

4.3.2.2 En charge

Les résultats obtenus sont les suivants :

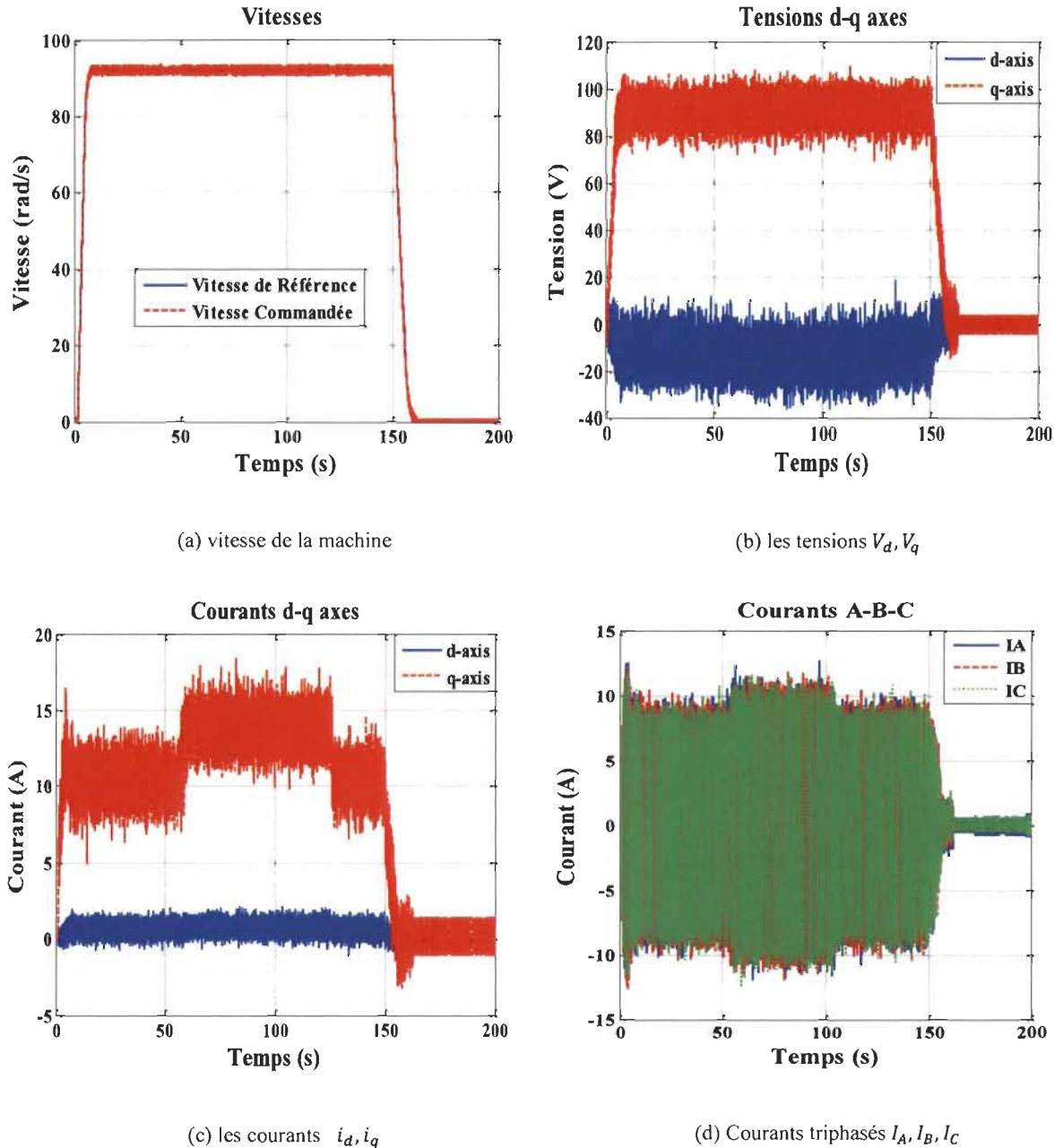


Figure 4.5 Réponses du système LF-LF en charge

Pour confirmer une fois pour toutes que la loi de commande fonctionne très bien avec les paramètres d'adaptation de la section 3.3 un test avec un couple de charge a été effectué.

Pour tester la capacité de la machine à faire face aux perturbations, un couple de charge $T_r=4$ N.m a été introduit à l'instant $t= 59$ s (Figure 4.5).

À partir des résultats, on peut dire que la machine a réagi rapidement et efficacement à l'introduction du couple de charge.

4.4 Tests expérimentaux de la commande de la MSAP à base de logique floue et de mode glissant

La commande hybride pour MSAP se compose d'un régulateur adaptatif flou de vitesse [29] et un dispositif de commande de courant direct I_d en mode glissant (section 3.4), le système nécessite seulement la connaissance approximative de l'inductance quadratique de la machine

Les paramètres des régulateurs sont obtenus avec la méthode essai-erreur.

4.4.1 Résultats expérimentaux pour machine de IHP

4.4.1.1 À vide

Les résultats pratiques obtenus à la Figure 4.6 avec cette loi de commande montrent que la loi de commande fonctionne bien à vide; et la vitesse commandée suit de près la vitesse de référence ces résultats sont comparables aux résultats des simulations dans la section 3.4

Le seul paramètre de la machine qui rentre dans la constitution de la loi de commande est l'inductance L_q .

Les résultats du test à vide sont représentés dans les figures suivantes.

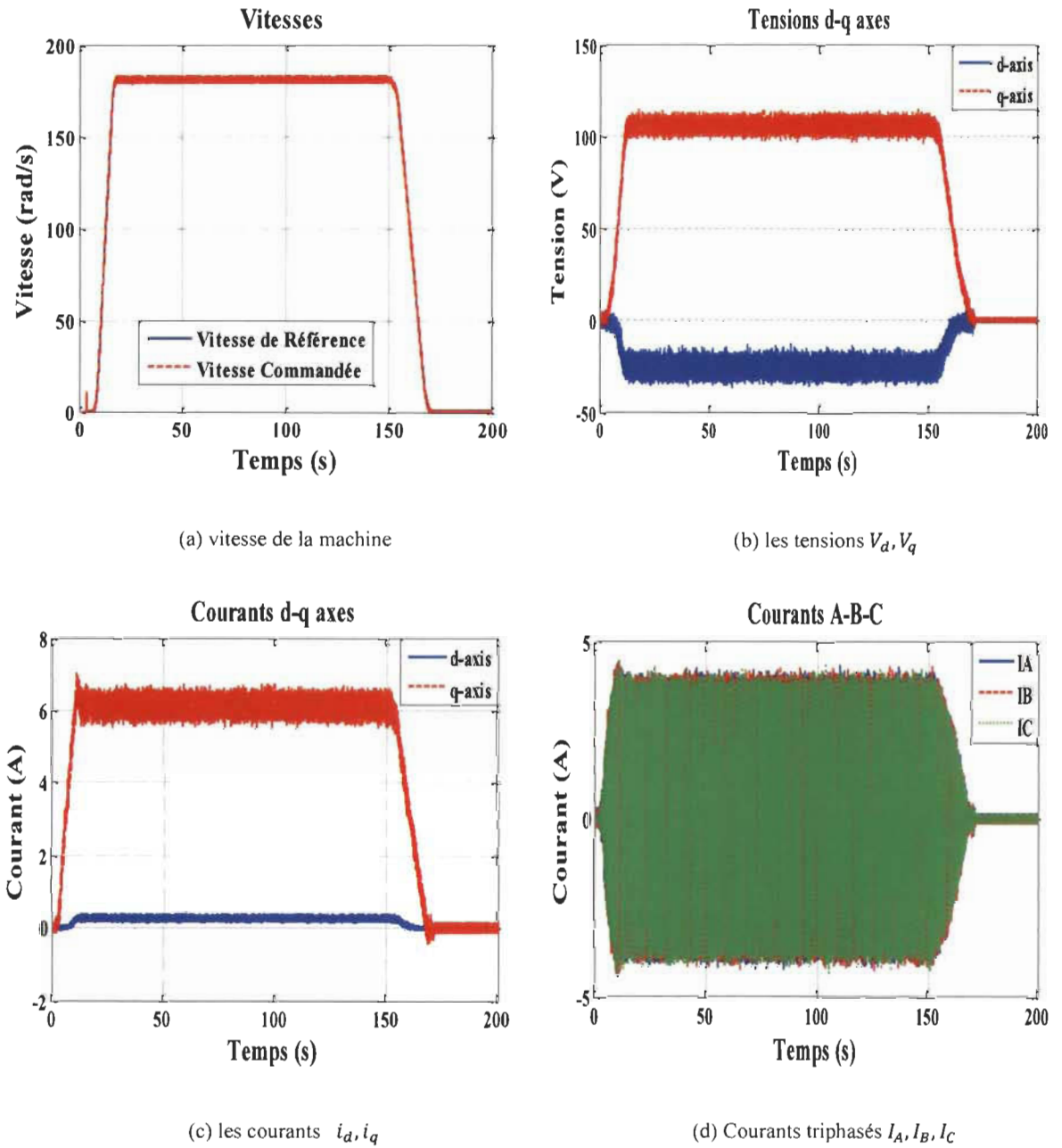
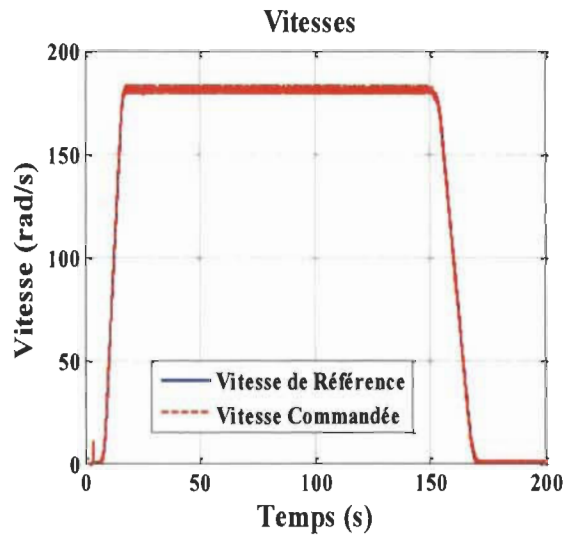


Figure 4.6 Réponses du système LF-MG à vide

4.4.1.2 En charge

Les résultats obtenus en charges sont les suivants.



(a) vitesse de la machine

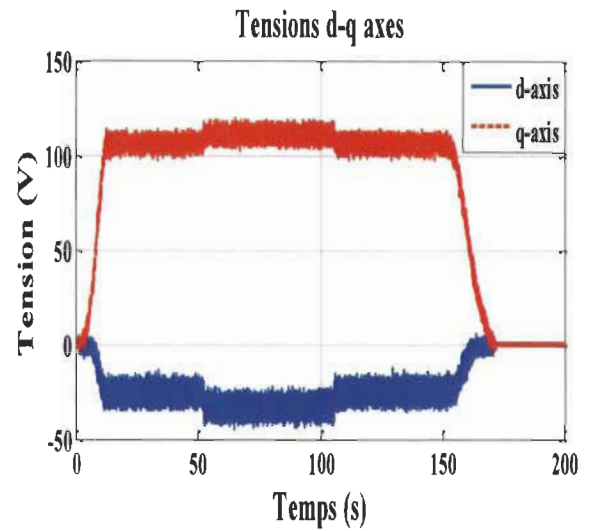
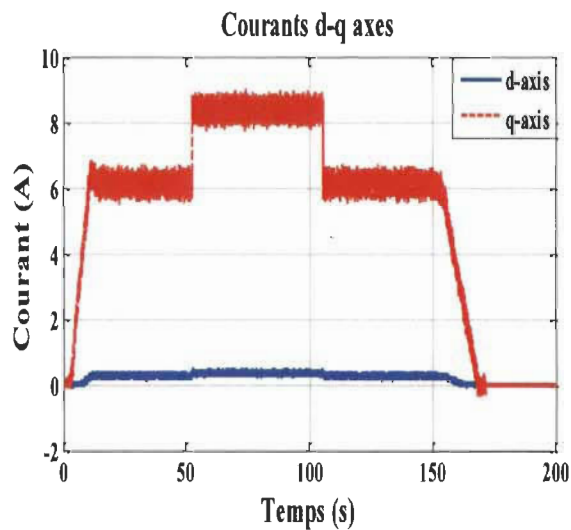
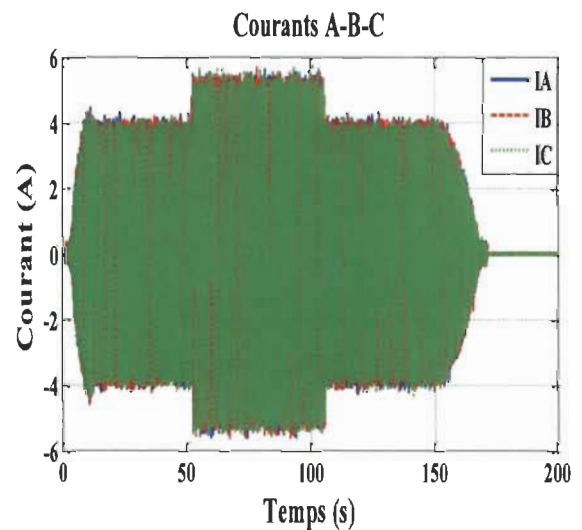
(b) les tensions V_d, V_q (c) les courants i_d, i_q (d) Courants triphasés I_A, I_B, I_C

Figure 4.7 Réponses du système LF-MG en charge

Pour tester la capacité de la machine à faire face aux perturbations, un couple de charge $\tau_L = 1.5\text{N.m}$ a été introduit à l'instant $t = 52\text{s}$ (Figure 4.7).

À partir des résultats, on peut dire que la machine a réagi rapidement et efficacement à l'introduction du couple de charge donc on peut dire que cette commande fonctionne très bien dans la pratique et en théorie.

4.5 Tests expérimentaux de la Structure de contrôle simplifiée à base de logique floue adaptative de MSAP

La structure de contrôle simplifiée à base de logique floue adaptative de la MSAP (section 3.5) permet d'atteindre le suivi sans boucle de courant. Par conséquent, la complexité du contrôle est réduite.

Les paramètres des régulateurs sont obtenus avec la méthode essai-erreur.

4.5.1 Résultats expérimentaux de la machine de IHP

4.5.1.1 À vide

Les résultats pratiques obtenus à la Figure 4.8 avec cette loi de commande montrent que la loi de commande fonctionne bien à vide; et la vitesse commandée suit de près la vitesse de référence ces résultats sont comparables aux résultats des simulations dans la section 3.5, et cela malgré que la tension V_d n'est pas commandée; elle est laissée flottante.

Les résultats à vide de la commande LF-simplifiée sont les suivants:

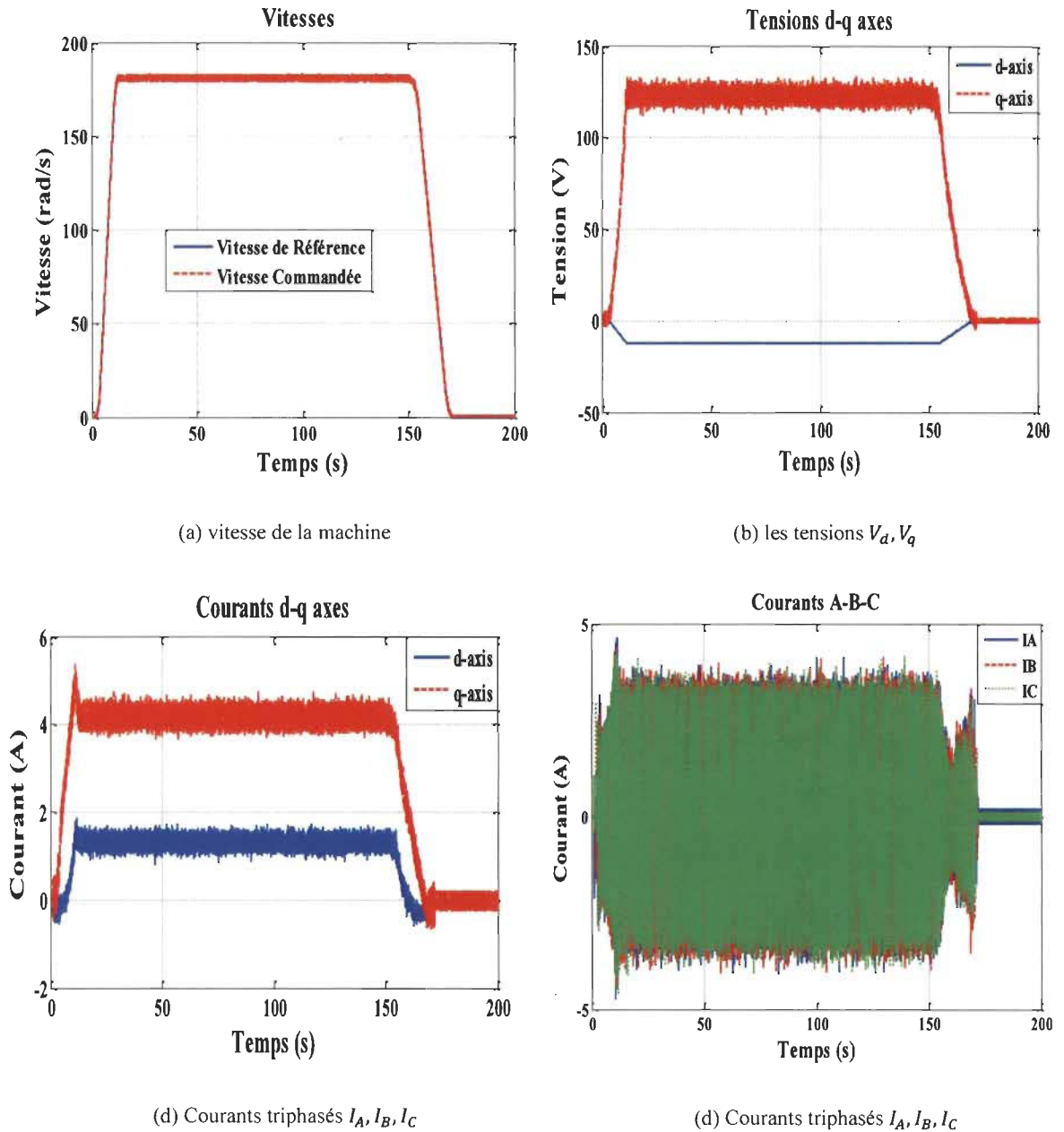


Figure 4.8 Réponses du système LF-Simplifiée

4.5.1.2 En charge

Les résultats en charge de la commande LF-simplifiée sont les suivants :

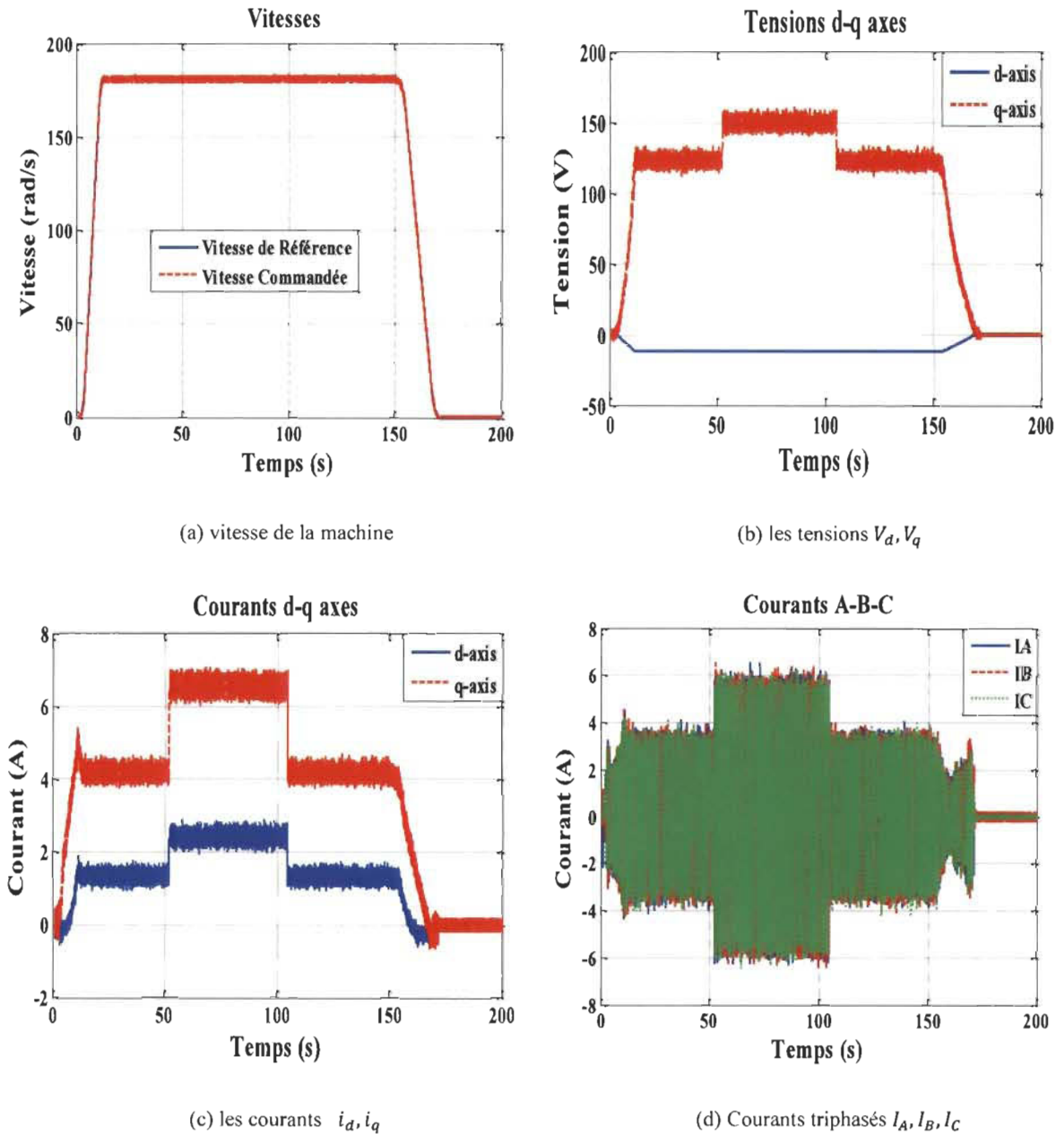


Figure 4.9 Réponses du système LF-Simplifiée en charge

Pour tester la capacité de la machine à faire face aux perturbations, un couple de charge $\tau_L = 1.5\text{N.m}$ a été introduit à l'instant $t=52\text{ s}$ (Figure 4.9).

À partir des résultats, on peut dire que la machine a réagi rapidement et efficacement à la perturbation externe et la vitesse commandée suit de près la vitesse de référence.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, on a vu l'application des lois de commande réalisées dans le chapitre précédent dans la pratique.

On a commencé par confirmer la commande LF-LF avec les paramètres d'adaptation calculés dans la section 3.3 donc on a fait des tests sur deux machines synchrones à aimant permanent une de 1HP et l'autre de 3kW et les résultats obtenus dans la pratique ont confirmé les résultats théoriques.

Après on a réalisé des tests pratiques à vide et en charge pour les commandes LF-MG et LF-Simplifiée. Les résultats obtenus ont confirmé les résultats des simulations obtenus précédemment (3.4), (3.5); on peut donc dire que les lois de commande fonctionnent sans aucun problème dans la pratique.

Chapitre 5 - Conclusion générale

La MSAP est très utilisée dans l'industrie (véhicules électriques, éoliennes...), mais comme toutes les machines électriques, elle souffre du problème de commande lié surtout aux paramètres internes de la machine. Comme les paramètres de la machine entrent dans la conception des lois de commande, cela veut dire qu'avec le temps, le changement de ces paramètres va affaiblir la robustesse des contrôleurs et ainsi nuire au bon fonctionnement de la machine, en plus de demander beaucoup de travaux d'identification, qui ne sont pas toujours faciles à réaliser, car les paramètres sont variables avec plusieurs facteurs comme la température, l'usure, etc.

Dans cette thèse, plusieurs stratégies de contrôle ont été proposées pour l'entraînement de la machine synchrone à aimants permanents.

Les régulateurs adaptatifs (logique floue, réseaux de neurones) peuvent faire face à plusieurs incertitudes paramétriques et aussi permettent d'implémenter des structures de contrôle sans ou avec un minimum de paramètres. Ces stratégies ont été simplifiées et leur stabilité a été prouvée par la théorie de la stabilité de Lyapunov.

Dans le chapitre 3, plusieurs lois de commandes ont été développées pour le contrôle de la MSAP et pour atteindre les objectifs fixés à savoir une loi de commande simple, sans paramètres et une preuve de stabilité complète.

La première commande qu'on a développée est la commande LF-MG [36]. Dans cette stratégie, on a fait la combinaison de deux méthodes : la logique floue pour contrôler la vitesse et le mode glissant pour contrôler le courant direct I_d . Avec cette loi de commande, on a réussi à minimiser le nombre de paramètres de la machine qui sont présents dans la loi

de commande, car dans cette commande seulement l'inductance L_q rentre dans le calcul des régulateurs.

Cette loi de commande est simple, mais aussi elle peut faire face aux incertitudes paramétriques et aux perturbations externes. Les performances de cette stratégie de commande ont été démontrées dans la simulation (section 3.4) et dans la pratique (section 4.2). Le problème de cette commande est l'absence d'une preuve de stabilité complète pour cela, on a développé la commande suivante.

La commande LF-simplifiée [39] a été développée pour résoudre les problèmes de la commande précédente, c'est-à-dire l'absence de preuve stabilité complète et la présence de l'inductance L_q dans le régulateur par mode glissant.

Avec cette stratégie de commande, on peut dire qu'on a atteint nos objectifs, car cette commande est très simple. En plus, elle a une preuve de stabilité et une absence totale des paramètres de la machine dans les régulateurs. Les performances de cette stratégie de commande ont été démontrées dans la simulation (section 3.5) et dans la pratique (section 4.2). Le problème de cette loi de commande est qu'elle n'atteint que 50% de la puissance pour les très grandes machines à cause de leur force électromotrice très élevée.

Pour trouver une solution aux deux commandes précédentes, on a développé une autre commande, c'est la commande LF-LF [37]. La commande LF-LF utilise deux régulateurs flous adaptatifs : un pour contrôler la vitesse et l'autre pour contrôler le courant I_d . Cette combinaison nous a permis d'atteindre nos objectifs, c'est-à-dire contrôler la machine synchrone à aimants permanents sans que les paramètres internes de la machine ne soient présents dans les régulateurs aussi de donner une preuve complète de stabilité avec le théorème de Lyapunov. Les performances de cette stratégie de commande ont été démontrées dans la simulation (section 3.2) et dans la pratique (section 4.2).

Les résultats de simulation et expérimentaux des stratégies de contrôle réalisées précédemment (LF-MG et LF-simplifiée, LF-LF) [37,38,39] ont démontré le bon suivi de la vitesse de consigne et avec précision, ainsi que l'insensibilité face à des incertitudes structurées et non structurées. Tout cela a été obtenu avec des lois de commande aussi simples que possible. Cependant, pour démarrer ces lois de commande, il faut faire des travaux d'identification où chercher les bonnes valeurs des gains de la commande, cela n'est pas facile, surtout ce n'est pas sans coût et une solution de ce problème est présentée dans la section 3.3

Pour atteindre notre objectif, on a combiné deux techniques : à savoir les algorithmes génétiques et l'interpolation polynomiale : les algorithmes génétiques pour trouver les meilleures valeurs des paramètres d'adaptation des régulateurs flous dans la commande LF-LF et, par la détermination d'un paramètre caractéristique, soit la constante de flux des machines, la détermination de fonctions pour déterminer les coefficients des lois de commande. L'optimisation des régulateurs de contrôle, nous assure de bonnes performances, et une grande stabilité des gains d'adaptation. C'est-à-dire, avoir la chance de démarrer la machine sans tests d'identification : il suffit d'entrer la valeur du nombre de paires de pôles et du flux permanent de la machine (informations sur la plaque signalétique de la machine) dans la loi de commande pour pouvoir commander n'importe quelle machine synchrone à aimants permanents. Les résultats obtenus dans la simulation (section 3.3) nous montrent clairement la puissance de cette technique pour confirmer les résultats de simulation. On a fait des tests pratiques (section 4.2) sur deux machines synchrones à aimants permanents, une machine de 1HP et l'autre de 3kW, et les résultats obtenus confirment ceux qui sont obtenus dans la simulation.

La dernière stratégie de commande dans ce travail est une commande sans capteur et sans paramètres [38] pour réussir à faire ce travail, on a utilisé les réseaux de neurones artificiels pour estimer la vitesse de la machine et la commande LF-LF à cause des avantages obtenus par cette commande. Les résultats de simulation (section 3.6) obtenus nous montrent qu'on peut contrôler la machine sans capteur de vitesse.

Cette thèse contribue à la conception de stratégies de contrôle adaptatif de la machine synchrone à aimants permanents. Les lois de commande proposées sont simples et efficaces, aussi avec une preuve de stabilité complète sans oublier sans paramètres internes dans les régulateurs.

Les résultats obtenus dans cette thèse démontrent également que l'on peut faire la synthèse d'une loi de commande performante et robuste pour une machine synchrone à aimants permanents à partir des informations de la plaque signalétique (LF-LF), mais aussi sans capteur de vitesse.

La technique d'optimisation et d'interpolation peut être appliquée sur n'importe loi de commande et pour toutes les machines. Pour cela, il suffit de trouver avec quelles caractéristiques de la machine les gains des régulateurs varient.

Comme perspectives pour travaux futures, nous proposons de généraliser les résultats d'interpolation pour prendre en compte les variations de l'inertie de charge des machines. Les paramètres optimaux de la loi de commande définiraient alors une surface au lieu d'une simple courbe.

Bibliographie

- [1] H. Chaoui, "*Soft-computing based intelligent adaptive control design of complex dynamic systems*," Thèse de doctorat en génie électrique, Université du Québec à Trois-Rivières, (Canada), 2012.
- [2] A. V. Sant and K. Rajagopal, "PM synchronous motor speed control using hybrid fuzzy-PI with novel switching functions," *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 45, no. 10, pp. 4672-4675, Oct. 2009.
- [3] B.-H. Bae, S.-K. Sul, J.-H. Kwon, and J.-S. Byeon, "Implementation of sensorless vector control for super-high-speed PMSM of turbo-compressor," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 39, no. 3, pp. 811-818, Jun. 2003.
- [4] H. Chaoui and P. Sicard, "Sensorless neural network speed control of permanent magnet synchronous machines with nonlinear stiction friction," *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, Jul, 2010, pp. 926-931: IEEE.
- [5] H. Chaoui and P. Sicard, "Adaptive control of permanent magnet synchronous machines with disturbance estimation," *Journal of Control Theory and Applications*, vol. 10, no. 3, pp. 337-343, Jul, 2012.
- [6] C. French and P. Acarnley, "Direct torque control of permanent magnet drives," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 32, no. 5, pp. 1080-1088, Oct, 1996.
- [7] N. R. N. Idris and A. H. M. Yatim, "Direct torque control of induction machines with constant switching frequency and reduced torque ripple," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 51, no. 4, pp. 758-767, Aug, 2004.
- [8] V. Ambrozic, G. S. Buja, and R. Menis, "Band-constrained technique for direct torque control of induction motor," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 51, no. 4, pp. 776-784, Aug, 2004.
- [9] K. Drobnic, M. Nemec, D. Nedeljkovic, and V. Ambrozic, "Predictive direct control applied to AC drives and active power Filter," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 56, no. 6, pp. 1884-1893, Jun. 2009.
- [10] V. I. Utkin, "Sliding mode control design principles and applications to electric drives," *IEEE transactions on industrial electronics*, vol. 40, no. 1, pp. 23-36, Feb, 1993.

- [11] S. Bolognani, S. Bolognani, L. Peretti, and M. Zigliotto, "Design and implementation of model predictive control for electrical motor drives," *IEEE Transactions on industrial electronics*, vol. 56, no. 6, pp. 1925-1936, Jun, 2009.
- [12] H. Chaoui and P. Sicard, "Adaptive fuzzy logic control of permanent magnet synchronous machines with nonlinear friction," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 59, no. 2, pp. 1123-1133, Feb, 2012.
- [13] L.-X. Wang, "*Adaptive fuzzy systems and control: design and stability analysis*," Prentice-Hall, Inc., 1994.
- [14] B. Belabbes, M. K. Fellah, A. Lousdad, A. Meroufel, and M. Abid, "Passivity based control with orientation of the flux of a permanent magnet synchronous motor without mechanical sensor," *Acta Electrotechnica et Informatica Vol*, vol. 9, no. 2, pp. 51-58, 2009.
- [15] H. Jin and J. Lee, "An RMRAC Current regulator for permanent-magnet synchronous motor based on statistical model interpretation," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 56, no. 1, pp. 169-177, Jan. 2009.
- [16] F.-J. Lin and P.-H. Chou, "Adaptive control of two-axis motion control system using interval type-2 fuzzy neural network," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 56, no. 1, pp. 178-193, Jan. 2009.
- [17] P.-J. Lin and C.-H. Lin, "A permanent-magnet synchronous motor servo drive using self-constructing fuzzy neural network controller," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 19, no. 1, pp. 66-72, Mar. 2004.
- [18] S.J. Underwood, I. Husain " Online parameter estimation and adaptive control of permanent-magnet synchronous machine" *IEEE transactions on industrial electronics*, vol. 57, no. 7, pp. 2435-2443, 2010.
- [19] S. Maalej, A. Kruszewski, and R. Delpoux, L. Belkoura "Derivative based control for LPV system with unknown parameters: An application on a Permanent Magnet Synchronous Motors" in 2014 11th *IEEE International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD), 2014*, pp1-6.
- [20] K. Basu, J. S. Prasad, G. Narayanan, H. K. Krishnamurthy, and R. Ayyanar, "Reduction of torque ripple in induction motor drives using an advanced hybrid PWM technique," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 57, no. 6, pp. 2085-2091, 2010.
- [21] H. A. Zarchi, J. Soltani, and G. A. Markadeh, "Adaptive input-output feedback-linearization-based torque control of synchronous reluctance motor without mechanical sensor," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 57, no. 1, pp. 375-384, 2010.

- [22] J. Beerten, J. Verwecken, and J. Driesen, "Predictive direct torque control for flux and torque ripple reduction," *IEEE transactions on industrial electronics*, vol. 57, no. 1, pp. 404-412, 2010.
- [23] H. Chaoui, P. Sicard, and W. Gueaieb, "ANN-based adaptive control of robotic manipulators with friction and joint elasticity," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 56, no. 8, pp. 3174-3187, 2009.
- [24] M. Zerbo, *Identification des paramètres et commande vectorielle adaptative a orientation du flux rotorique de la machine asynchrone a cage*. Thèse de doctorat en génie électrique, Université du Québec à Trois-Rivières, 2008.
- [25] L. Chedot, "Contribution à l'étude des machines synchrones à aimants permanents internes à large espace de fonctionnement. Application à l'alternateur-démarrateur," PhD thesis, Université de technologie de Compiègne, 2004.
- [26] T. Rekioua, "Contribution à la modélisation et à la commande vectorielle des machines synchrones à aimants permanents," Thèse de doctorat en Génie électrique l'institut National Polytechnique de Lorraine (France), 1991.
- [27] J. M. Mendel, *"Uncertain rule-based fuzzy logic systems: introduction and new directions,"* Prentice-Hall, 2001.
- [28] C. W. De Silva, *"Intelligent control: fuzzy logic applications,"*. CRC press, 1995.
- [29] M. Gunes and N. Dogru, "Fuzzy control of brushless excitation system for steam turbogenerators," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 25, no. 3, pp. 844-852, 2010.
- [30] M. Mitchell, *"An introduction to genetic algorithms,"*. MIT press, 1998.
- [31] J. Slotine and W. Li, *"Applied Nonlinear Control,"* Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1991, 1998.
- [32] R. Freeman and P. Kokotovic, "Lyapunov design," *The control handbook*," vol. 77, pp. 932-940, CRC Press, 1996.
- [33] A. G. Aissaoui, H. Abid, and M. Abid, "Fuzzy sliding mode control for a self-controlled synchronous motor drives," *Electronic Journal «Technical Acoustics*, p. 16, Jun, 2005.
- [34] N. Madani, M. Benkhoris, S. Siala, and M. Mahmoudi, "Sliding mode control of an asynchronous motor drive," in *Seventh International Conference on Power Electronics and Variable Speed Drives*, Institution of Engineering and Technology , 1998, pp. 341-346.

- [35] M. A. Fnaiech, F. Betin, G.-A. Capolino, and F. Fnaiech, "Fuzzy logic and sliding-mode controls applied to six-phase induction machine with open phases," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 57, no. 1, pp. 354-364, 2010.
- [36] A. Kechich and B. Mazari, "La commande par mode glissant: Application à la machine synchrone à aimants permanents (approche linéaire)," *Afrique Science*, vol. 4, no. 1, pp. 21-37, 2008.
- [37] H. Teiar, S. Boukaka, H. Chaoui, and P. Sicard, "Adaptive fuzzy logic control structure of PMSMs," in *2014 IEEE 23rd International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, 2014, pp. 745-750: IEEE.
- [38] H. Teiar, H. Chaoui, and P. Sicard, "PMSM control based on adaptive fuzzy logic and sliding mode," in *IECON 2013-39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2013.
- [39] H. Teiar, H. Chaoui, and P. Sicard, "Simple adaptive fuzzy logic control structure of permanent magnet synchronous machines," *IEEE Transportation in Electrification Conference and Expo (ITEC), 2015 IEEE*, 2015, pp. 1-6.
- [40] H. Teiar, H. Chaoui, and P. Sicard, "Almost parameter-free sensorless control of PMSM," in *Industrial Electronics Society, IECON 2015-41st Annual Conference of the IEEE*, 2015, pp. 004667-004671.
- [41] S. Haykin, "Neural networks: a comprehensive foundation Prentice-Hall Upper Saddle River," *NJ MATH*, 1999.
- [42] J. Ghouili, "Commande sans capteur d'une machine asynchrone avec estimation de la vitesse par réseaux de neurones," Thèse de doctorat en génie électrique, Université du Québec à Trois-Rivières (Canada), 2005.
- [43] J.-M. Renders, *Algorithmes génétiques et réseaux de neurones: applications à la commande de processus*. Hermès, 1995.
- [44] O. Teytaud, "Apprentissage, réseaux de neurones et applications," Thèse de doctorat, Université Lyon 2, 2001.
- [45] S. Lesueur, "Algorithmes à base de réseaux de neurones pour la commande de systèmes dynamiques non linéaires et leurs modèles d'intégration sur silicium" Thèse de doctorat en génie électrique, Université du Québec à Trois-Rivières (Canada), 2004.
- [46] H. Chaoui and P. Sicard, "Adaptive Lyapunov-based neural network sensorless control of permanent magnet synchronous machines," *Neural Computing and Applications*, vol. 20, no. 5, pp. 717-727, 2011.

- [47] H. Chaoui and P. Sicard, "Robust ANN-based nonlinear speed observer for permanent magnet synchronous machine drives," in *2011 IEEE International Electric Machines & Drives Conference (IEMDC)*, 2011, pp. 587-592: IEEE.
- [48] K. Gulez, A. A. Adam, and H. Pastaci, "A novel direct torque control algorithm for IPMSM with minimum harmonics and torque ripples," *IEEE/ASME Transactions on mechatronics*, vol. 12, no. 2, pp. 223-227, 2007.
- [49] P.-Y. Chen, R.-D. Chen, Y.-P. Chang, L.-S. Shieh, and H. A. Malki, "Hardware implementation for a genetic algorithm," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 57, no. 4, pp. 699-705, 2008.
- [50] Y. Chen and Q. Wu, "Design and implementation of PID controller based on FPGA and genetic algorithm," in *IEEE Electronics and Optoelectronics (ICEOE), International Conference on*, 2011, vol. 4, pp. V4-308-V4-311.
- [51] U. Itkis, *Control systems of variable structure*. Halsted Press, 1976.
- [52] A. Kaddouri, "*Étude d'une commande non-linéaire adaptative d'une machine synchrone à aimants permanents*," Thèse de doctorat en génie électrique, Université Laval (Canada), 2000.
- [53] B. N. Mobarakeh, "Commande vectorielle sans capteur mécanique des machines synchrones à aimants: Méthodes, Convergence, Robustesse, Identification 'en ligne' des paramètres," These de Doctorat de Institut National Polytechnique de Lorraine, vol. 65, 2001.
- [54] A. Meroufel, Y. Djeriri, A. Massoum, and A. Hammoumi, "Commande vectorielle par les réseaux de neurones artificiels de l'énergie d'une MADA intégrée à un système éolien," *Revue des Energies Renouvelables*, vol. 13, no. 4, pp. 669-682, 2010.
- [55] J. Retif, "Commande vectorielle des machines asynchrones et synchrones," *INSA de Lyon, Tech. Rep*, vol. 62, p. 147, 2008.
- [56] T. Wildi and G. Sybille, *Electrotechnique*. De Boeck Supérieur, 2000.
- [57] H. Razik, "La machine asynchrone à vitesse variable" *Hermes*, 1, pp.178, 2006
- [58] H. Chaoui, W. Gueaieb, M. Biglarbegan, and M. C. Yagoub, "Computationally efficient adaptive type-2 fuzzy control of flexible-joint manipulators," *Robotics*, vol. 2, no. 2, pp. 66-91, 2013.
- [59] G. S. Baicher, "A two stage genetic algorithm for optimisation of causal IIR perfect reconstruction multirate filter banks," in *Evolutionary Computation, 1999. CEC 99. Proceedings of the 1999 Congress on*, 1999, vol. 2: IEEE.

- [60] K. Sundareswaran and M. Vasu, "Genetic tuning of PI controller for speed control of DC motor drive," in *Industrial Technology 2000. Proceedings of IEEE International Conference on*, 2000, vol. 1, pp. 521-525: IEEE.
- [61] M. Rahman, M. Hoque, C. Butt, M. N. Uddin, and M. Abido, "Testing of genetic-PI based controller for IPMSM drive," in *Industrial Technology, 2002. IEEE ICIT'02. 2002 IEEE International Conference on*, 2002, vol. 1, pp. 119-124: IEEE.
- [62] M. Zareh, M. Marzband, and S. Nejad, "Finding optimum parameters for vector control of salient pole synchronous motor using fuzzy-genetic algorithm," in *International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion, 2006. SPEEDAM 2006.*, 2006, pp. 707-712: IEEE.
- [63] M. Lankarany and A. Rezazade, "Parameter estimation optimization based on genetic algorithm applied to DC motor," in *Electrical Engineering, 2007. ICEE'07. International Conference on*, 2007, pp. 1-6: IEEE.
- [64] M. Xiu-juan, L. Yi, and L. Ling, "Research and simulation on PID control method for brushless DC motor based on genetic algorithm and BP neural network," in *2008 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, 2008.
- [65] F.-K. Chang and C.-H. Lee, "Design of fractional PID control via hybrid of electromagnetism-like and genetic algorithms," in *2008 Eighth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, 2008, vol. 2, pp. 525-530: IEEE.
- [66] Q. Zhang, Q. Jia, H. Sun, and Z. Gong, "Application of a genetic algorithm-based PI controller in a spherical robot," in *2009 IEEE International Conference on Control and Automation*, 2009, pp. 180-184: IEEE.
- [67] S.-C. Hsieh, J.-W. Perng, and L.-S. Ma, "PI control design based on sensitivity analysis and genetic algorithms," in *Information Security and Intelligence Control (ISIC), 2012 International Conference on*, 2012, pp. 95-98: IEEE.
- [68] P. Hajebi and S. M. T. AlModarresi, "Online adaptive fuzzy logic controller using genetic algorithm and neural network for networked control systems," in *Advanced Communication Technology (ICACT), 2013 15th International Conference on*, 2013, pp. 88-98: IEEE.
- [69] S. Singh and K. S. Rattan, "Implementation of a Fuzzy Logic Controller on an FPGA using VHDL," in *Fuzzy Information Processing Society, 2003. NAFIPS 2003. 22nd International Conference of the North American*, 2003, pp. 110-115: IEEE.
- [70] S. Joy, V. Rani, P. Kanagasabapathy, and A. Kumar, "Digital Fuzzy Logic Controller using VHDL," in *IEEE Indicon Conference, Chennai, India, Feb 2006*.

- [71] J. L. Gonzalez-Vazquez, O. Castillo, and L. T. Aguilar-Bustos, "A generic approach to fuzzy logic controller synthesis on FPGA," in *2006 IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 2006, pp. 2317-2322: IEEE.
- [72] N. Patil, R. Chile, and L. Waghmare, "Implementation of model reference adaptive fuzzy controller," in *Information and Communication Technology in Electrical Sciences (ICTES 2007)*, 2007. *ICTES. IET-UK International Conference on*, 2007, pp. 100-104: IET.
- [73] H. Chaoui, W. Gueaieb, M. C. Yagoub, and P. Sicard, "Hybrid neural fuzzy sliding mode control of flexible-joint manipulators with unknown dynamics," in *IECON 2006-32nd Annual Conference on IEEE Industrial Electronics*, 2006, pp. 4082-4087: IEEE.
- [74] H. Chaoui, W. Gueaieb, and M. C. Yagoub, "Neural network based speed observer for interior permanent magnet synchronous motor drives," in *Electrical Power & Energy Conference (EPEC), 2009 IEEE*, 2009, pp. 1-6: IEEE.
- [75] H. Chaoui and P. Sicard, "Sensorless ANN-based control for permanent magnet synchronous machine drives," in *Industrial Electronics Society, IECON 2013-39th Annual Conference of the IEEE*, 2013, pp. 3114-3119: IEEE.
- [76] H. Chaoui and P. Sicard, "Electrical sensorless adaptive control of permanent magnet synchronous machine drives," in *2013 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, 2013.
- [77] 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, Université Henri Poincaré-Nancy I, 1999.
- [78] H. Chaoui, "Conception et comparaison de lois de commande adaptative à base de réseaux de neurones pour une articulation flexible avec non-linéarité dure," Mémoire de maîtrise en Génie électrique, Université du Québec à Trois-Rivières, 2002.
- [79] O. Aboulshamat, "Algorithme de commande adaptative par mode de glissement à base de réseaux de neurones pour une articulation flexible avec non-linéarité dure," Mémoire de maîtrise en Génie électrique, Université du Québec à Trois-Rivières (Canada) 2003.
- [80] I. Rivals, L. Personnaz, G. Dreyfus, and J. Ploix, "Modélisation, classification et commande par réseaux de neurones: principes fondamentaux, méthodologie de conception et illustrations industrielles," *Les réseaux de neurones pour la modélisation et la commande de procédés*, JP Corriou, ed.(Lavoisier Tec & Doc, 1995), 1995.

- [81] F. Benoît-Marand, "Modélisation et identification des systèmes non linéaires par réseaux de neurones à temps continu: application à la modélisation des interfaces de diffusion non linéaires," Thèse de doctorat en Automatique , École doctorale des sciences pour l'ingénieur et aéronautique - SPI&A Poitiers (France), 2007.
- [82] F. Elie, "Conception et réalisation d'un système utilisant des réseaux de neurones pour l'identification et la caractérisation à bord de satellites de signaux transitoires de type sifflement," Thèse de doctorat en Électronique, Université d'Orléans (France) 1997.
- [83] M. Salem, D. E. Chaouch, and M. F. Khelfi, "Commande neuronale inverse des systèmes non linéaires," in *Forth International Conference on Computer Integrated Manufacturing CIP*, 2007.
- [84] G. Dreyfus "Réseaux de neurones-Méthodologie et applications," *Réseaux de neurones-Méthodologie et applications*, Eyrolles, 2002.
- [85] J. Jouffroy, "Stabilité et systèmes non linéaires: réflexions sur l'analyse de contraction," Thèse de doctorat, Université Savoie Mont Blanc, 2002.
- [86] E. Muxika Olasagasti, "Application des réseaux de neurones à l'identification d'un axe de machine-outil," Thèse de doctorat, Grenoble, INPG, 2002.
- [87] W. Zhang, "System identification based on a generalized ADALINE neural network," in *2007 American Control Conference*, 2007, pp. 4792-4797: IEEE.
- [88] J. M. Mendel, "Fuzzy logic systems for engineering: a tutorial," *Proceedings of the IEEE*, vol. 83, no. 3, pp. 345-377, 1995.
- [89] J. Liu, J.-B. Yang, J. Wang, H.-S. SII, and Y.-M. Wang, "Fuzzy rule-based evidential reasoning approach for safety analysis," *International Journal of General Systems*, vol. 33, no. 2-3, pp. 183-204, 2004.
- [90] H. B. B. Abad, A. Y. Varjani, and T. Asghar, "Using Fuzzy Controller in Induction Motor Speed Control with Constant Flux," in *WEC (5)*, 2005, pp. 307-310: Citeseer.
- [91] C.-W. Tao, J. S. Taur, T. W. Hsieh, and C. Tsai, "Design of a fuzzy controller with fuzzy swing-up and parallel distributed pole assignment schemes for an inverted pendulum and cart system," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 16, no. 6, pp. 1277-1288, 2008.
- [92] C. Xia, Y. Yan, P. Song, and T. Shi, "Voltage disturbance rejection for matrix converter-based PMSM drive system using internal model control," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 59, no. 1, pp. 361-372, 2012.
- [93] D. Xiao and M. Rahman, "Direct Torque Control of an Interior Permanent Magnet Synchronous Machine fed by a Direct AC-AC Converter," in *Power Electronics*

- and Motion Control Conference, 2006. IPEMC 2006. CES/IEEE 5th International, 2006*, vol. 3, pp. 1-6: IEEE.
- [94] M. Fatu, R. Teodorescu, I. Boldea, G.-D. Andreescu, and F. Blaabjerg, "IF starting method with smooth transition to EMF based motion-sensorless vector control of PM synchronous motor/generator," in *2008 IEEE Power Electronics Specialists Conference*, 2008, pp. 1481-1487: IEEE.
- [95] M. Merabtene, N. Tali-Maamar, M. Benkhoris, M. Ait-Ahmaed, and M. Mahmoudi, "Hybrid control of permanent magnet of synchronous machine: Self-tuning speed controller and classical IP current controller," in *Electrical Machines and Systems, 2001. ICEMS 2001. Proceedings of the Fifth International Conference on*, 2001, vol. 2, pp. 726-730: IEEE.
- [96] J. Habibi and S. Vaez-Zadeh, "Efficiency-optimizing direct torque control of permanent magnet synchronous machines," in *2005 IEEE 36th Power Electronics Specialists Conference*, 2005, pp. 759-764: IEEE.
- [97] A. Khlaief, M. Boussak, and M. Gossa, "Open phase faults detection in PMSM drives based on current signature analysis," in *Electrical Machines (ICEM), 2010 XIX International Conference on*, 2010, pp. 1-6: IEEE.
- [98] V. Repecho, D. Biel, A. Arias, and F. Guinjoan, "Angle estimation using high frequency injection for sliding mode controlled permanent magnet synchronous machines drives," in *2011 7th International Conference-Workshop Compatibility and Power Electronics (CPE)*, 2011, pp. 161-166: IEEE.
- [99] D. Vindel, S. Haghbin, A. Rabiei, O. Carlson, and R. Ghorbani, "Field-oriented control of a PMSM drive system using the dSPACE controller," in *Electric Vehicle Conference (IEVC), 2012 IEEE International*, 2012, pp. 1-5: IEEE.
- [100] Z. Baozhou, W. Lili, L. Aiyang, L. Fuqiang, Y. Chao, and D. Jianliang, "Study of a new detection technology for sensorless PMSM drive with flux linkage observer," in *Consumer Electronics, Communications and Networks (CECNet), 2011 International Conference on*, 2011, pp. 1691-1694: IEEE.
- [101] M. Mardaneh, F. Bavafa, S. Alavi, and M. S. Sadeghi, "Nonlinear PI controller for interior permanent magnet synchronous motor drive," in *Control, Instrumentation and Automation (ICCIA), 2011 2nd International Conference on*, 2011, pp. 225-230: IEEE.
- [102] M. Rahimi, M. Momeni, and K. Abbaszadeh, "A new approach to minimize torque pulsations in PMSM driven by field oriented control," in *SPEEDAM 2010*, 2010, pp. 490-494: IEEE.

- [103] M. Hedef, M. Mekideche, and A. Djerdir, "Vector controlled permanent magnet synchronous motor (PMSM) drive with stator turn fault," in *Electrical Machines (ICEM), 2010 XIX International Conference on*, 2010, pp. 1-6: IEEE.
- [104] Z. Kaiqi, "The study of improved pi method for pmsm vector control system based on svpwm," in *Industry Applications Society Annual Meeting (IAS), 2011 IEEE*, 2011, pp. 1-4: IEEE.
- [105] G. T. Chiang, J.-i. Itoh, J. S. Lee, and R. D. Lorenz, "Performance evaluation of interior permanent magnet synchronous machines using deadbeat-direct torque flux control in an indirect matrix converter with a reactor free boost converter," in *2012 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*, 2012, pp. 4008-4014: IEEE.
- [106] K. Mun-Soo *et al.*, "A robust control of permanent magnet synchronous motor using load torque estimation," in *Industrial Electronics, 2001. Proceedings. ISIE 2001. IEEE International Symposium on*, 2001, vol. 2, pp. 1157-1162: IEEE.
- [107] J.-S. Jang, B.-G. Park, T.-S. Kim, D. M. Lee, and D.-S. Hyun, "Sensorless control of four-switch three-phase PMSM drive using extended Kalman filter," in *Industrial Electronics, 2008. IECON 2008. 34th Annual Conference of IEEE*, 2008, pp. 1368-1372: IEEE.
- [108] S. Hassaine, S. Moreau, S. Gherbi, M. Sedraoui, and B. Mazari, "Real time implementation of a robust controller for PMSM drive system using H_{∞} norm," in *IECON 2012-38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, 2012, pp. 1976-1981: IEEE.
- [109] D. Yousfi, A. Halelfadl, and M. El Kard, "Sensorless control of permanent magnet synchronous motor," in *Multimedia Computing and Systems, 2009. ICMCS'09. International Conference on*, 2009, pp. 341-344: IEEE.
- [110] J. Espina, A. Arias, J. Balcells, and C. Ortega, "Speed anti-windup PI strategies review for field oriented control of permanent magnet synchronous machines," in *2009 Compatibility and Power Electronics*, 2009, pp. 279-285: IEEE.
- [111] S. Vaez-Zadeh and S. Bakhtvar, "Cascade sliding mode control of permanent magnet synchronous motors," in *IECON 02 [Industrial Electronics Society, IEEE 2002 28th Annual Conference of the]*, 2002, vol. 3, pp. 2051-2056: IEEE.

Annexe A – Résultats de simulations avec interpolation polynomiale des coefficients de la loi commande LF-LF

On trouve ici les résultats de simulation de la commande avec deux régulateurs flous (Figure 3.3) avec les paramètres d'adaptation de la logique floue par rapport à k_e et au nombre de paires de pôles obtenus précédemment avec l'interpolation polynomiale (section 3.3).

Le Tableau A-1 donne les paramètres de quelques machines utilisées dans le test. [12,98,104,99,108,110].

Tableau A-1 Paramètres des MSAP

Paramètres	M4	M5	M6	M7	M8
P_n (kW)	3.5	2.2	1	0.500	0.120
τ_n (N·m)	8.5	12	6	2	0.2
ω_n (tr/min)	2500	1750	2100	2400	5800
L_d (mH)	7.7	41.59	44.8	3.3	8.7
L_q (mH)	7.7	57.06	102.7	3.3	8.7
R_s (mΩ)	3.3	3.3	5.8	1.59	2.68
λ (Wb)	0.175	0.4832	0.533	0.052	0.1333
Fr (N·m·s)	0.2e-3	20.44e-4	0.0006	0.47e-3	1e-5
J (kg·m ²)	1.5e-3	10.07e-3	0.00529	35.73e-4	0.5e-4
P	4	3	2	6	2

Comme il y a beaucoup de machines utilisées dans notre étude, nous avons pris quelques machines pour les tests qui représentent les différentes gammes des machines d'étude afin de démontrer la capacité de généralisation de la méthode.

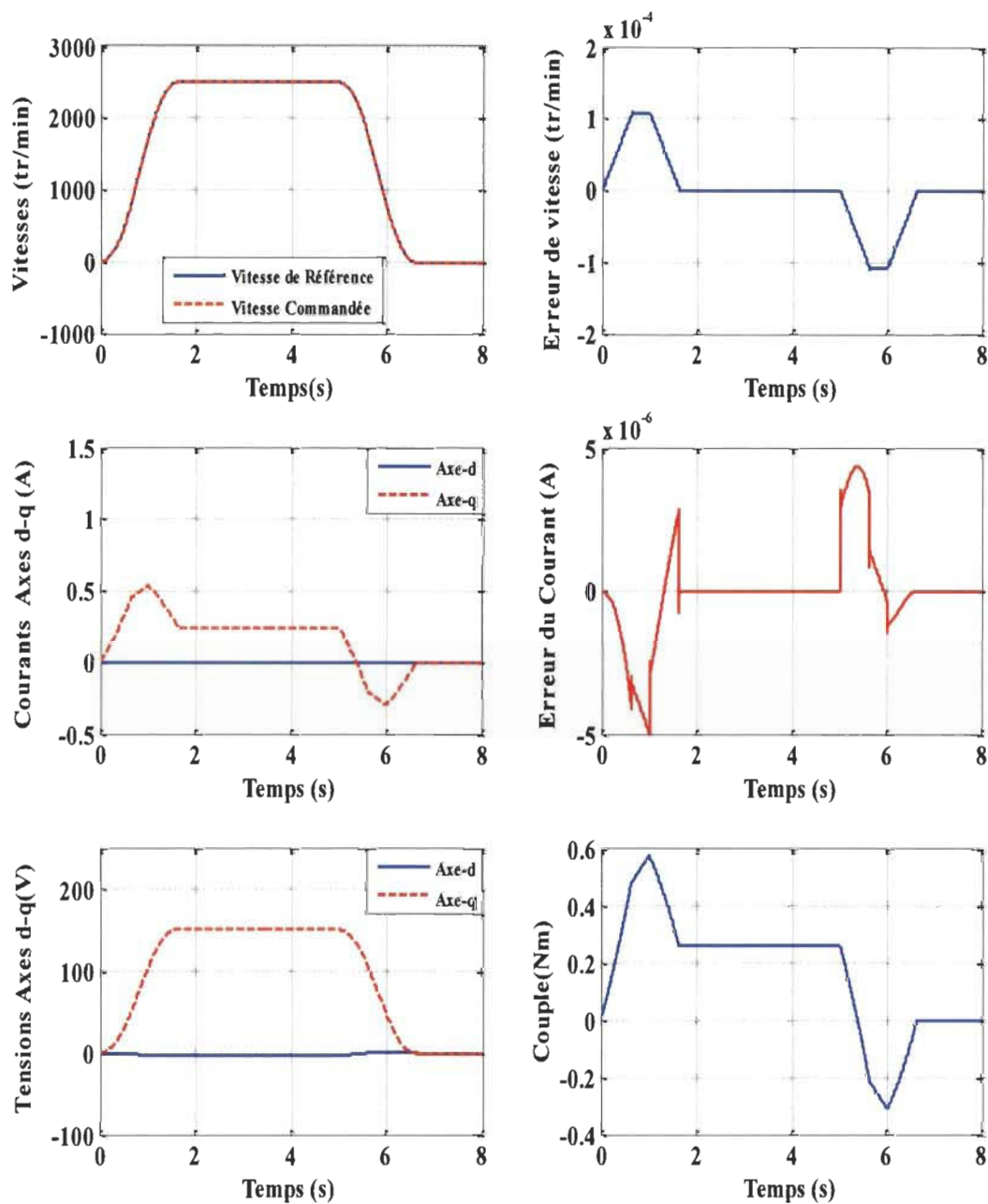
Pour démontrer les bonnes performances de la loi de commande proposée, deux simulations sont effectuées, à vide et en charge. Les paramètres des régulateurs flous sont dans le Tableau A-2.

Tableau A-2 Paramètres des régulateurs flous de M4 à M8

	K_{ω}	ψ	Γ_{ω}	K_{id}	ψ_{id}	Γ_{id}	γ
M4	152	0.7	14.71	14.71	0.7	0.803	0.0224
M5	193.1	0.99	18.85	18.85	0.99	0.507	0.0619
M6	196	1.02	19.16	19.16	1.02	0.53	0.0683
M7	121.2	0.5	11.62	11.62	0.5	1.195	0.0066
M8	142.7	0.64	13.77	13.77	0.64	0.915	0.0171

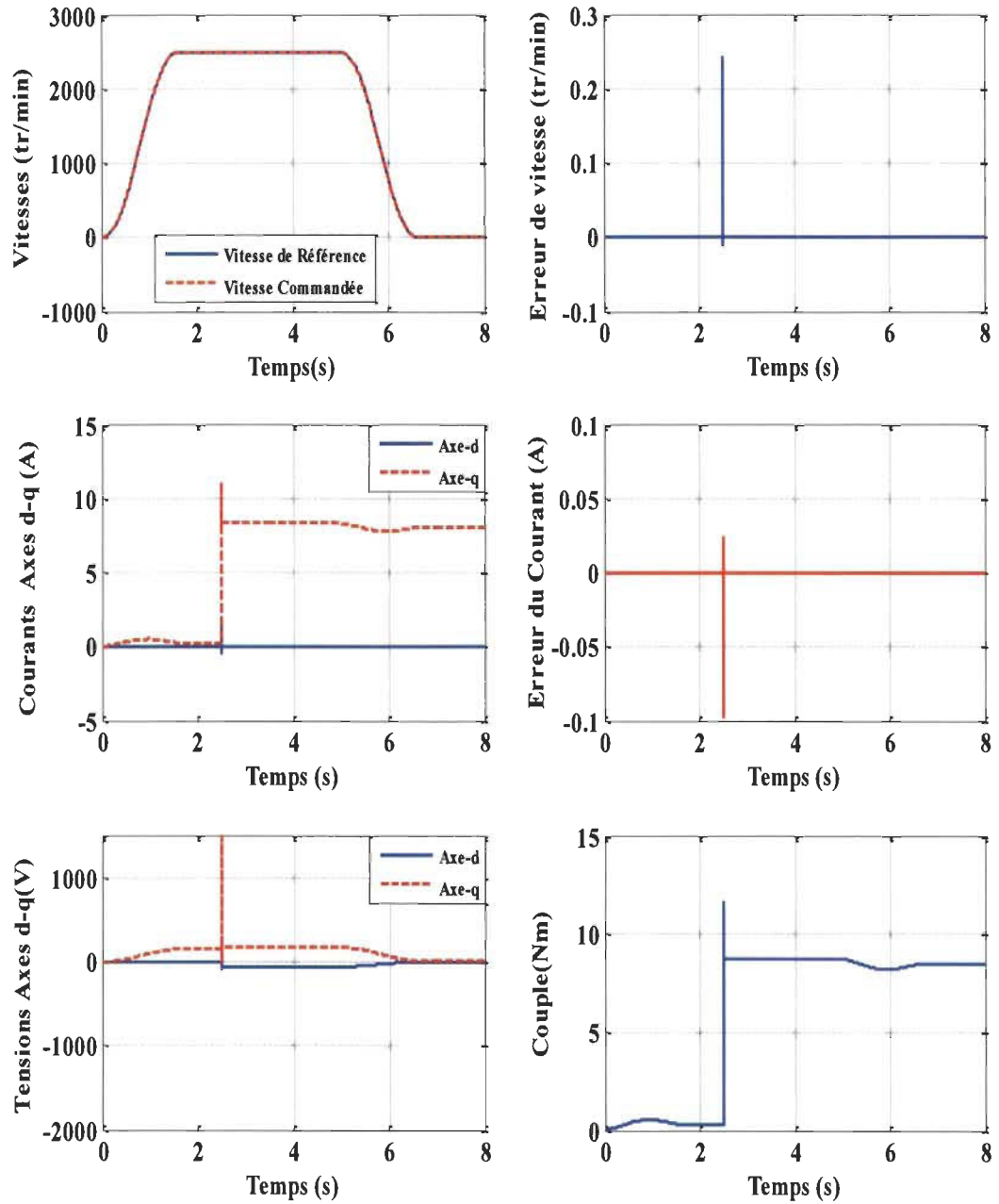
A.1. Résultats de simulation

A.1.1. Machine de 3.5kW à 2500 tr/min



(a) Conditions nominales

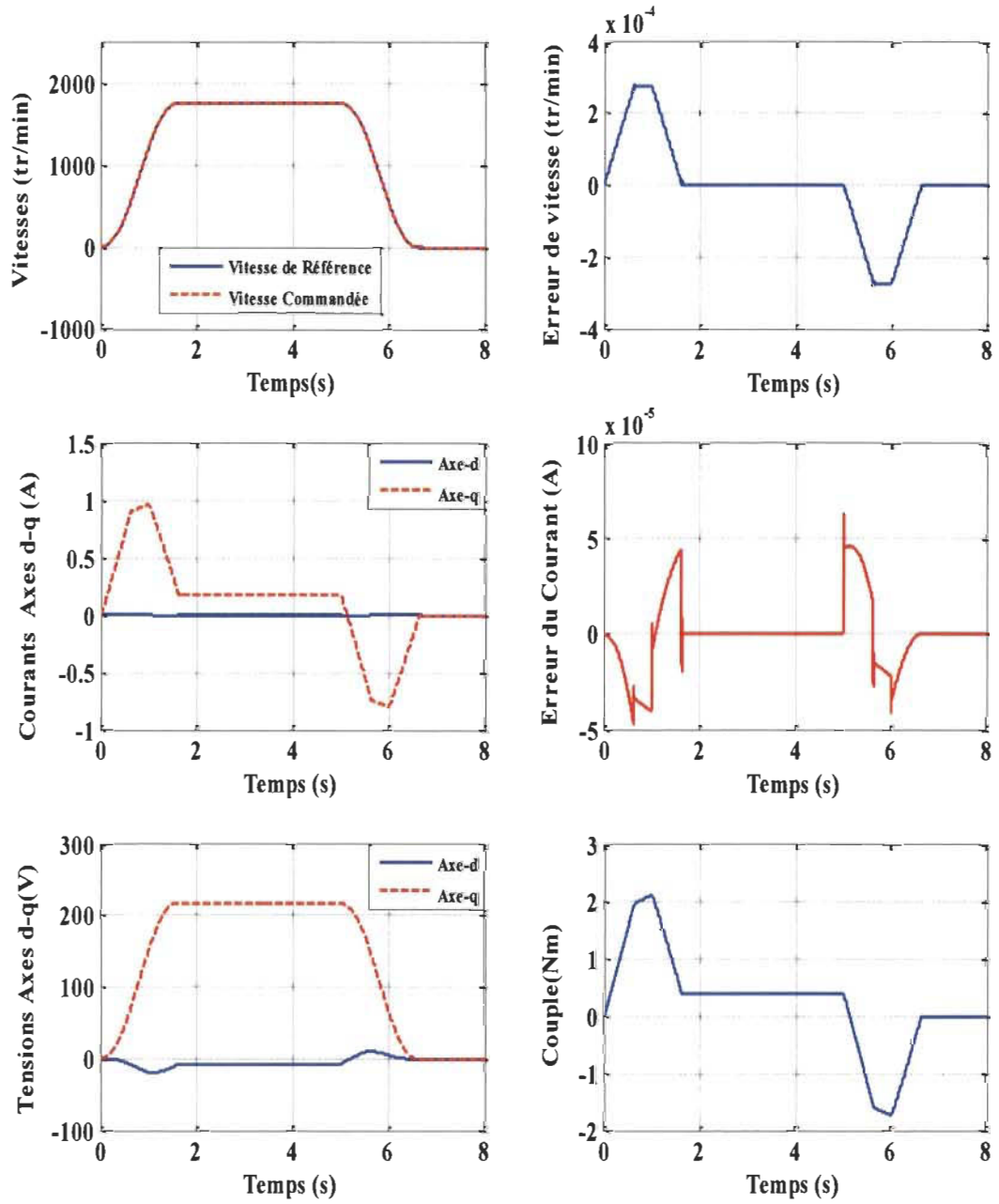
Figure A.1 Résultats de simulation pour une machine de 3.5 kW



(b) en charge avec $\tau_L = 8.5$ N.m à $t = 2.5$ s

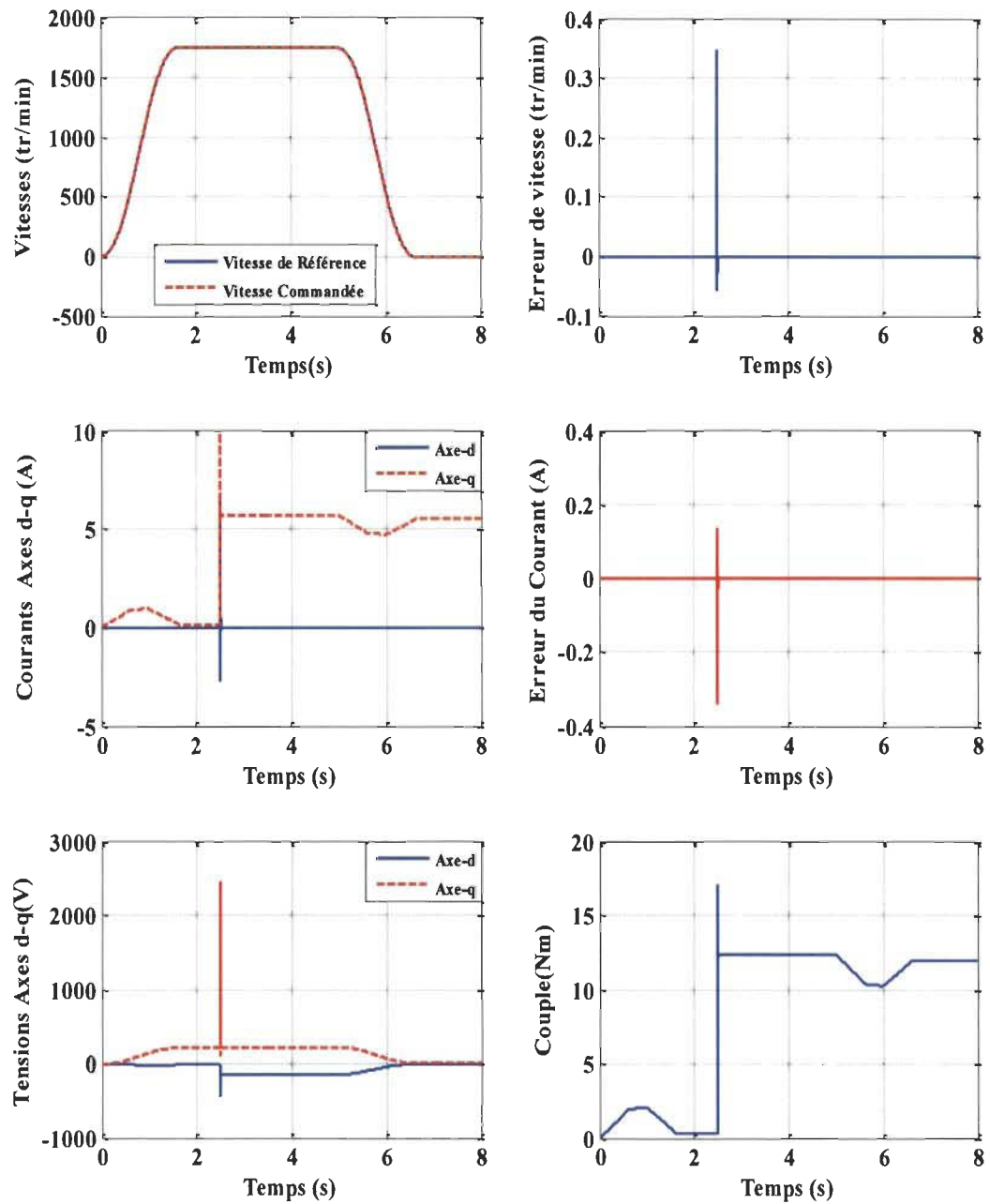
Figure A.1 (suite)

A.1.2. Machine de 2.2 kW à 1750 tr/min



(a) Conditions nominales

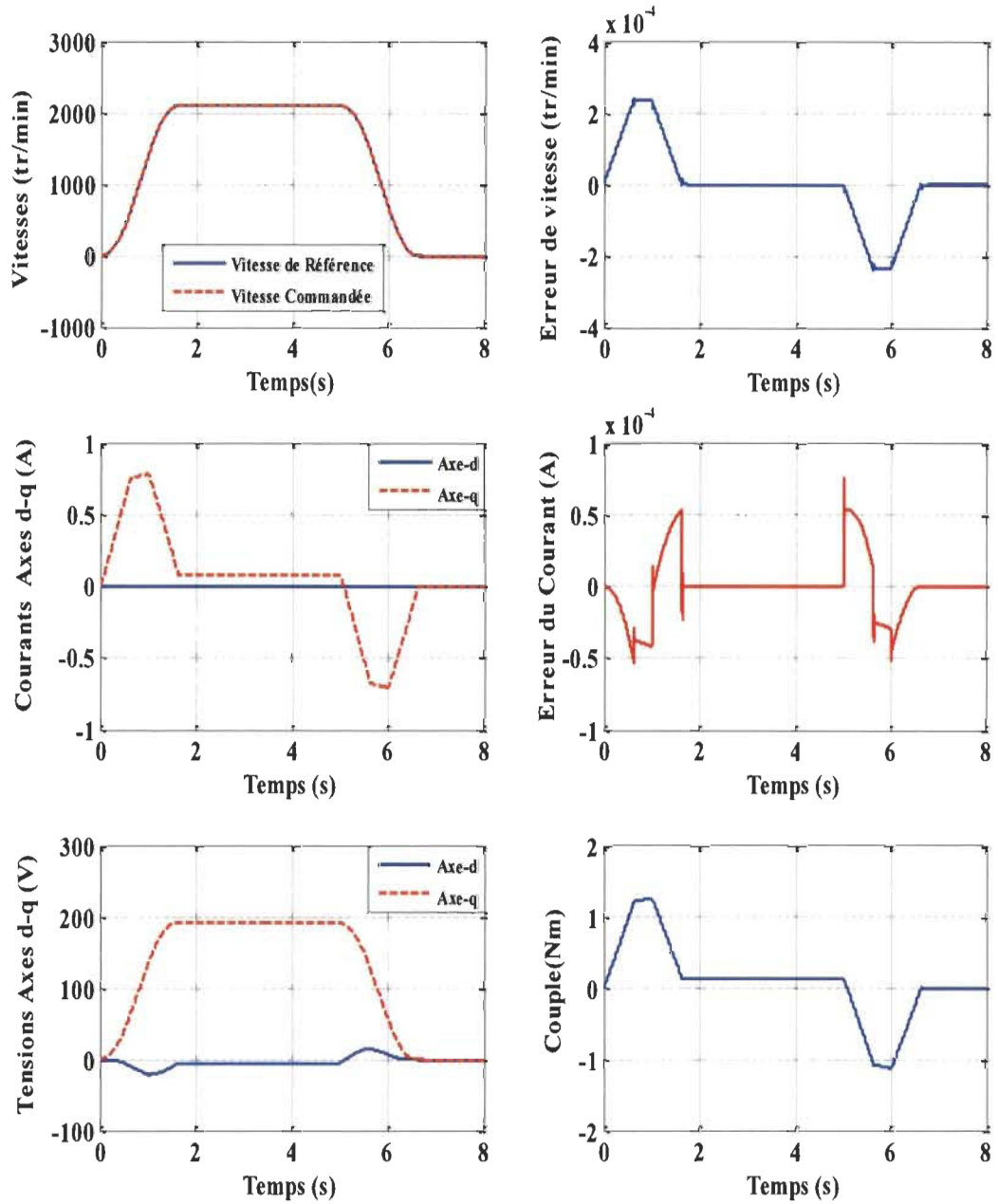
Figure A.2 Résultats de simulation pour une machine de 2.2 kW



(b) en charge avec $\tau_L = 12\text{N.m}$ à $t=2.5$ s

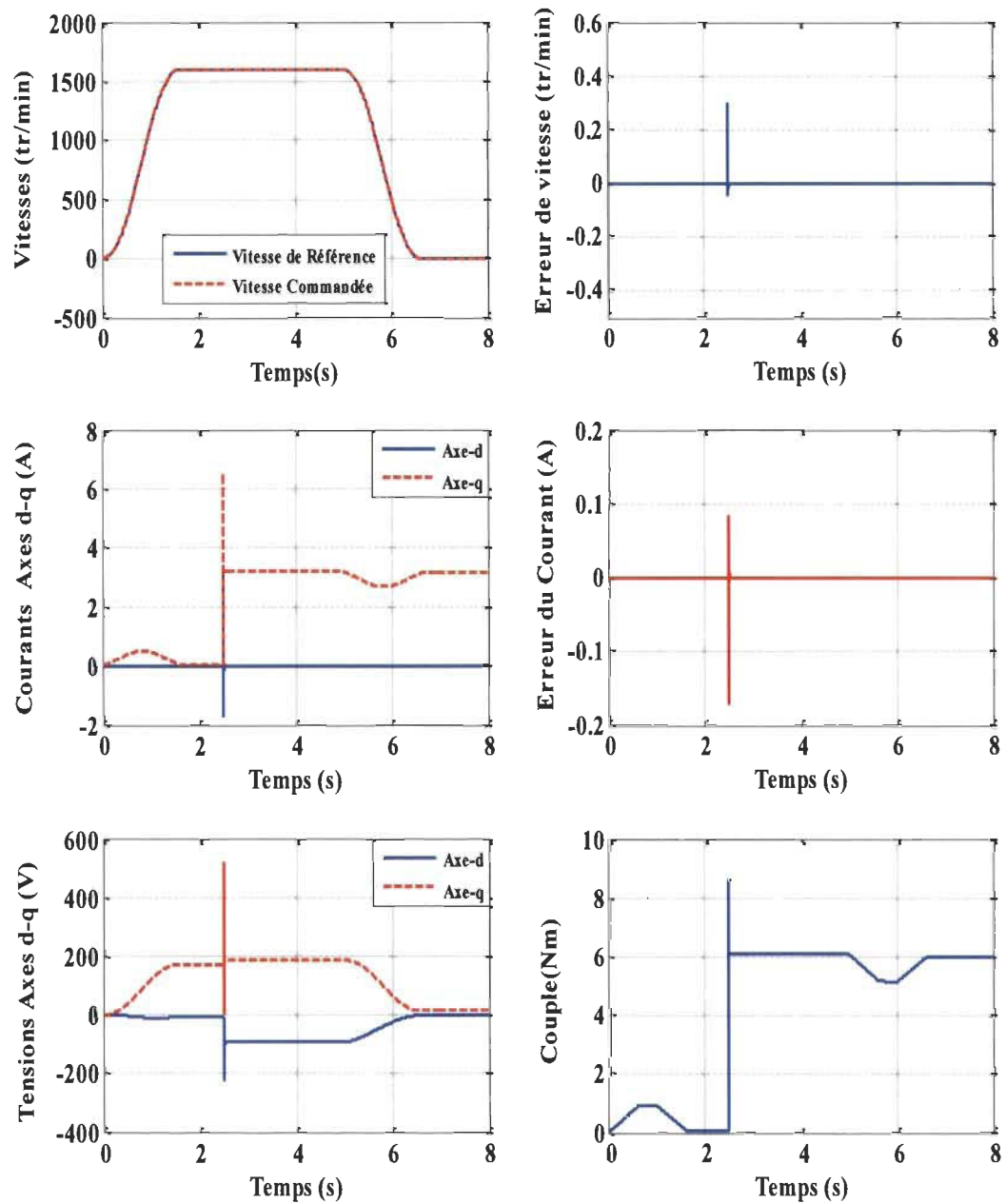
Figure A.2 (suite)

A.1.3. Machine de 1 kW à 2100 tr/min



(a) Conditions nominales

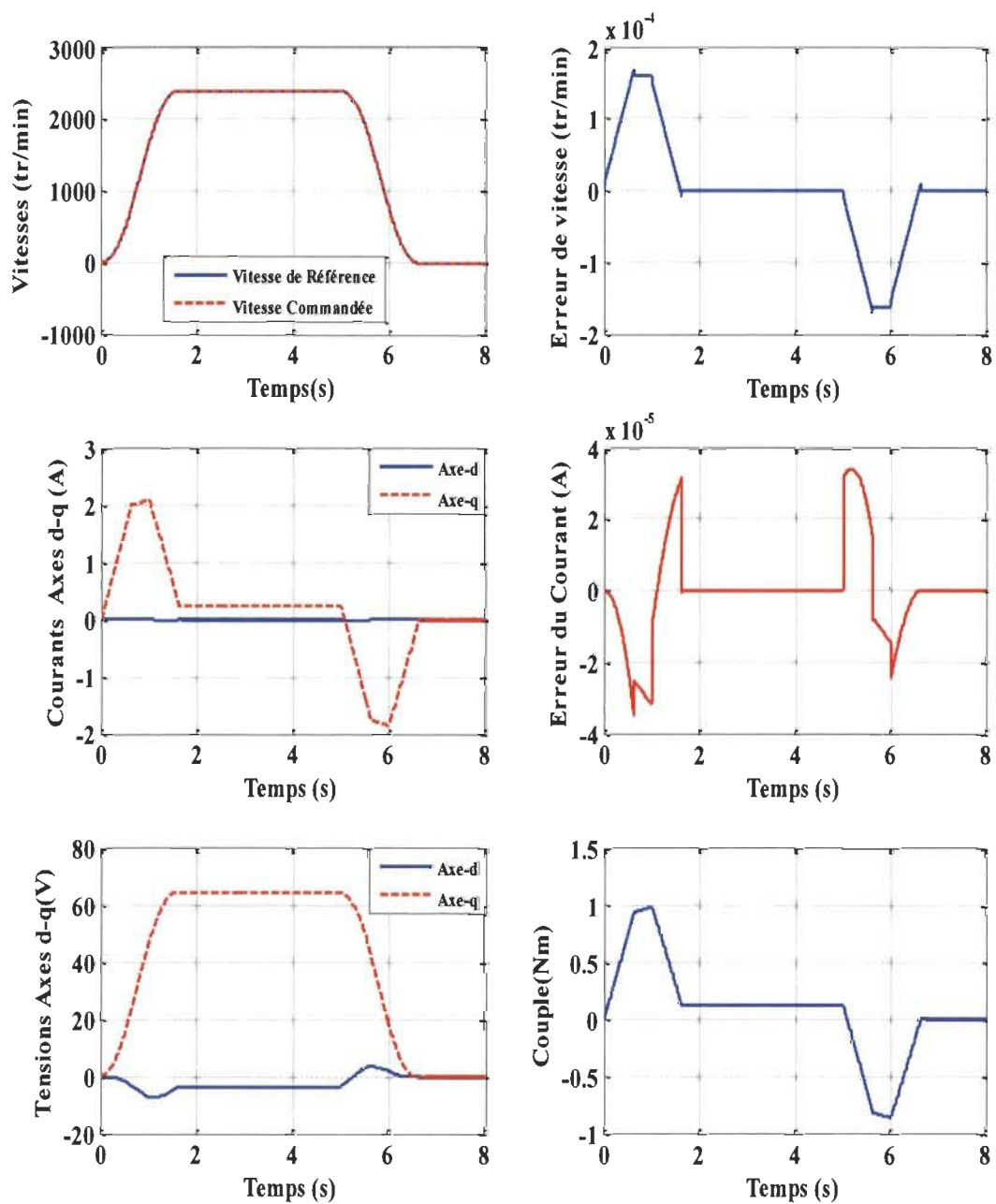
Figure A.3 Résultats de simulation pour une machine de 1 kW



(b) en charge avec $\tau_L = 6$ N. m à $t = 2.5$ s

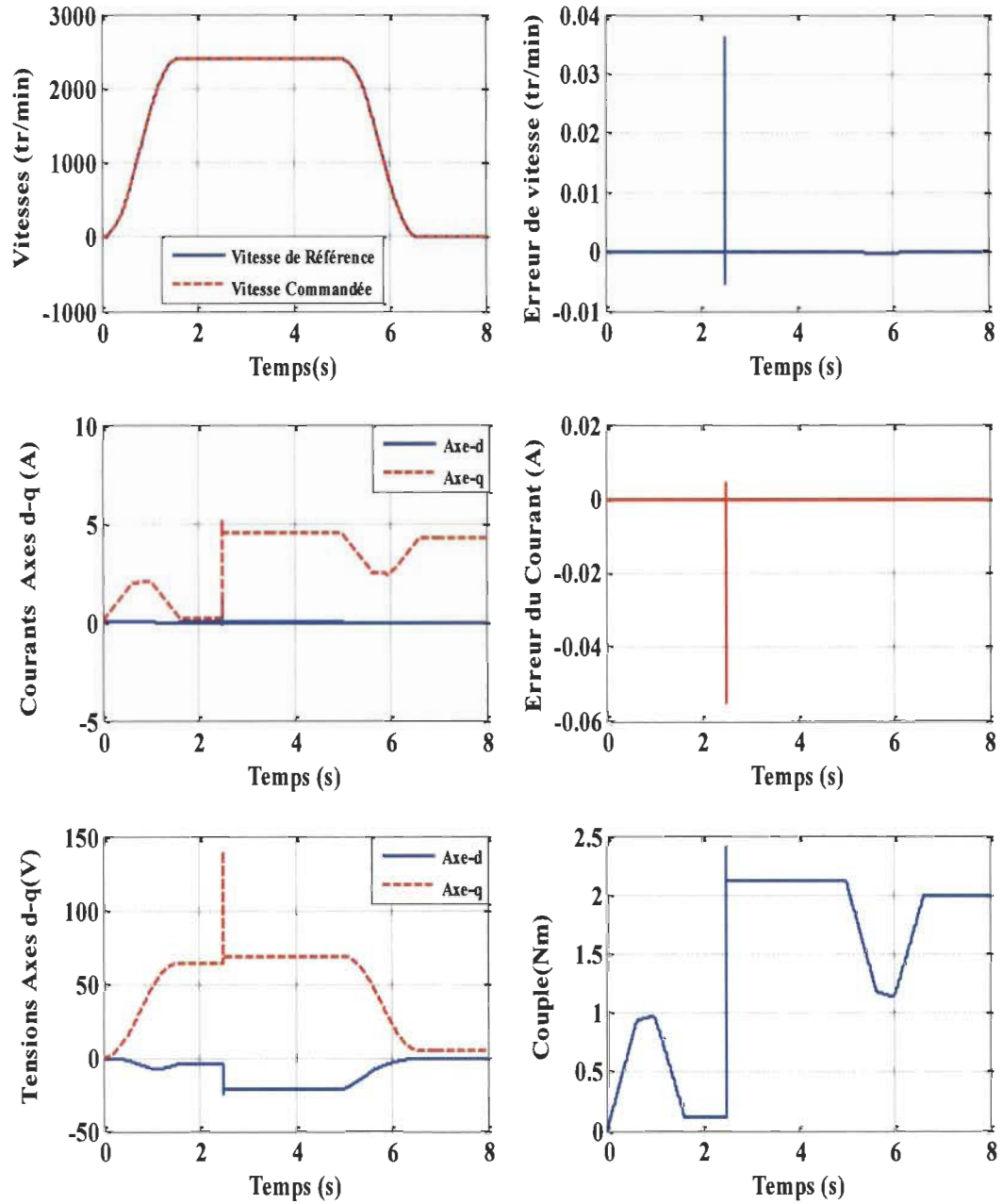
Figure A.3 (suite)

A.1.4. Machine de 500W à 2400 tr/min



(a) Conditions nominales

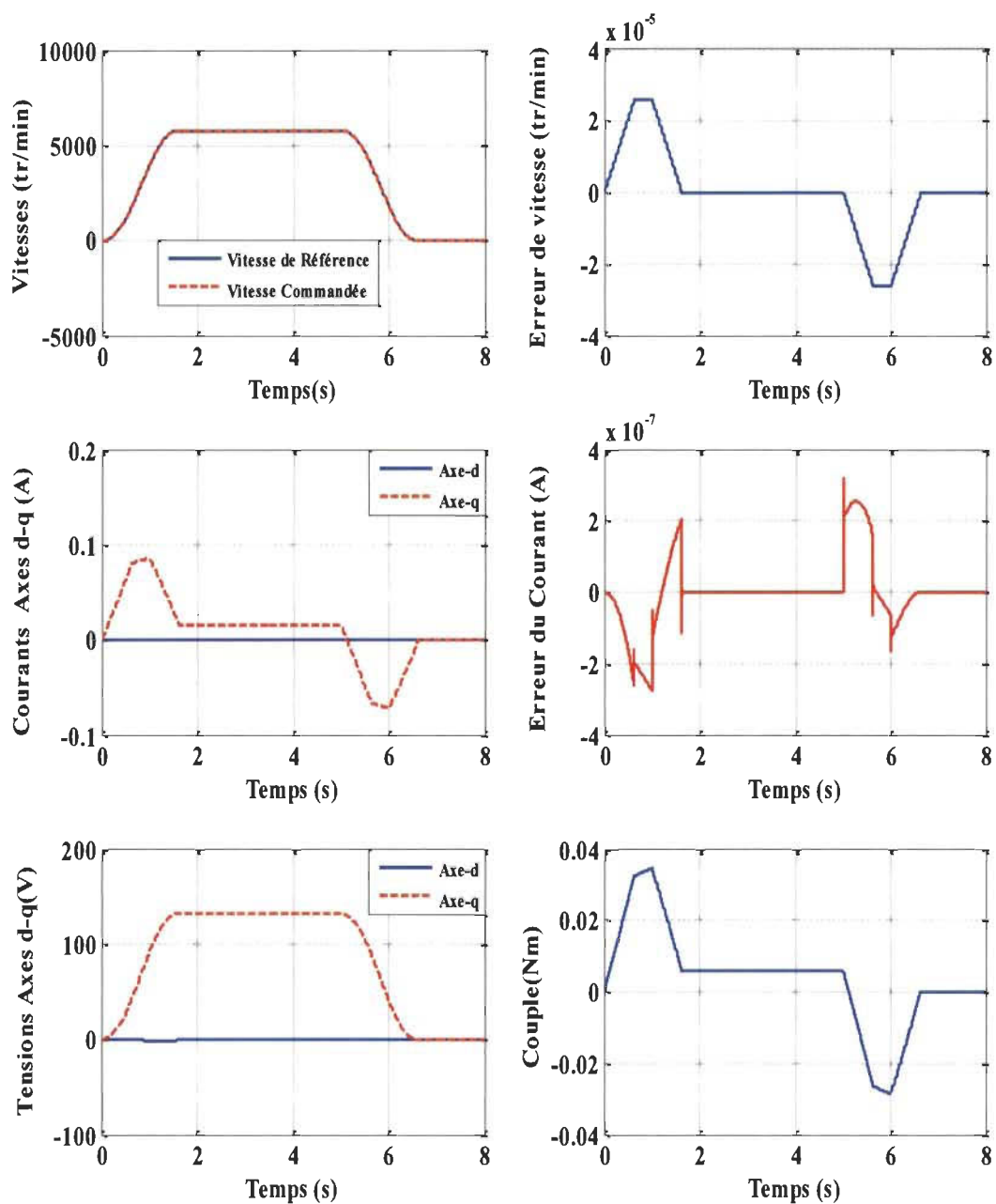
Figure A.4 Résultats de simulation pour une machine de 500W



(b) en charge avec $\tau_L = 2\text{N}\cdot\text{m}$ à $t=2.5\text{ s}$

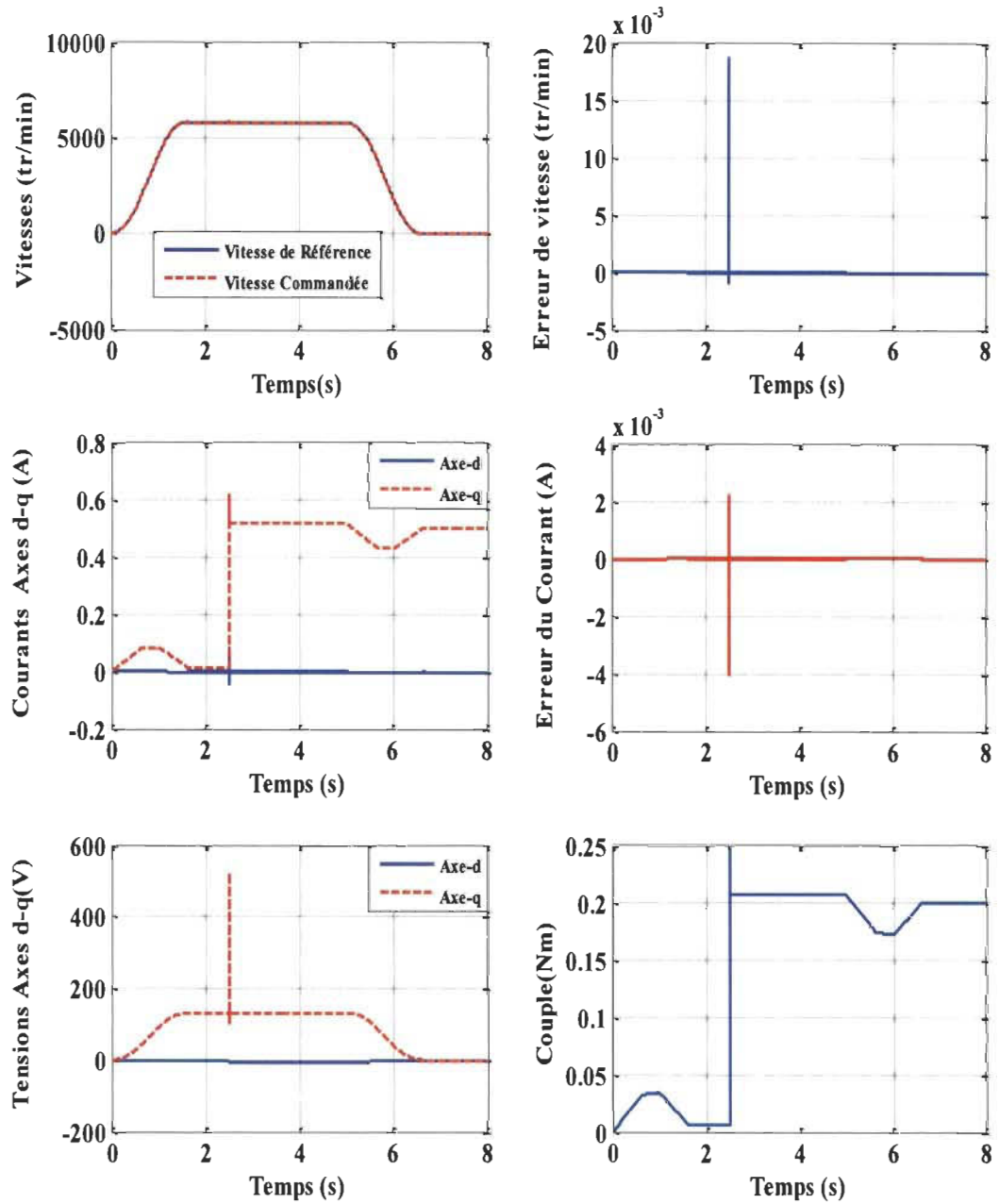
Figure A.4 (suite)

A.1.5. Machine de 120W à 5800 tr/min



(a) Conditions nominales

Figure A.5 Résultats de simulation pour une machine de 120W



(b) en charge avec $T_r = 0.2$ N.m à $t = 2.5$ s

Figure A.5 (suite)

Annexe B – Réseaux de neurones artificiels

B.1. Introduction

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont une technique non linéaire, qui est basée sur le modèle des neurones biologiques. Ces réseaux ont pour but de modéliser les capacités d'apprentissage d'un cerveau humain. Ils sont constitués d'un ensemble d'entités simples qu'on appelle neurones [40].

Les premiers travaux sur les réseaux de neurones ont été réalisés par Mc Culloch et Pitt, en 1943; ils se sont basés sur des fondements biologiques. Le principe de leur modèle binaire comprend un modèle où chaque neurone a une fonction de seuil. Après eux, c'est Hebb qui a proposé un mécanisme d'apprentissage sous la forme de règles de modifications des connexions synaptiques [41,42].

Les réseaux de neurones sont l'un des outils qui aident à résoudre plusieurs problèmes où les outils classiques ont montré leurs limites. L'optimisation des systèmes non-linéaires a été parmi les applications pour lesquelles ils ont été utilisés [43].

L'utilisation des réseaux de neurones artificiels dans la commande des systèmes non-linéaires est très large, à cause de leurs propriétés d'approximation universelle qui donnent la capacité d'approximer une fonction non-linéaire avec un degré de précision fixe.

Les réseaux de perceptrons multicouches (Multi Layer Perceptrons) et les fonctions radiales de base RBF sont les plus utilisés.

Au début, les premières applications des réseaux de neurones dans la commande des systèmes n'ont pas été basées sur l'étude de stabilité du système; c'était le point faible de

cette application. L'introduction du théorème de Lyapunov, pour calculer et aussi garantir la stabilité du système en boucle fermée, permet de résoudre ce problème [44].

B.2. Élément de base des réseaux de neurones

B.2.1. La structure de base

Le modèle mathématique le plus simple des réseaux de neurones vient de la structure biologique que l'on appelle neurone formel (Figure B.1).

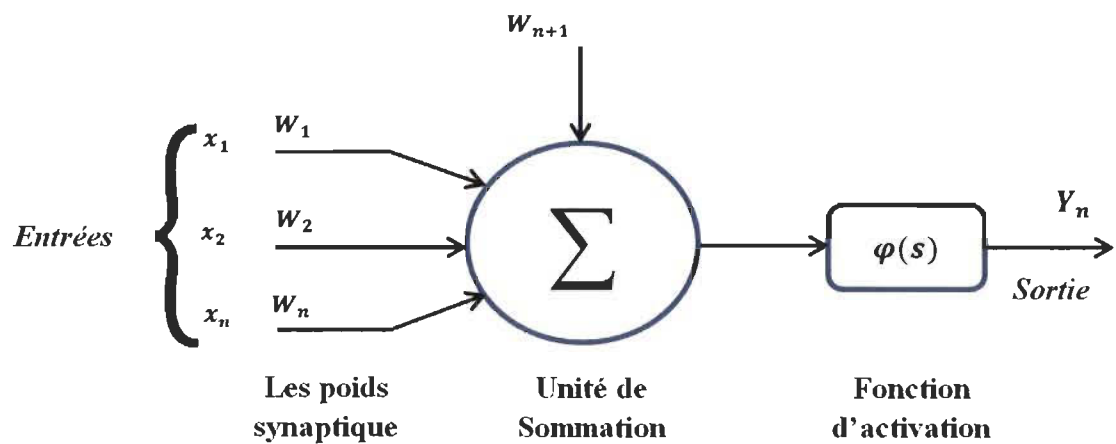


Figure B.1 Neurone formel

Un neurone formel est une fonction algébrique non-linéaire et bornée, dont la valeur dépend des paramètres des poids des connexions, et qui possède n entrées, mais juste une seule sortie.

L'équation qui décrit un neurone formel est la suivante

$$s = \sum_{i=1}^{n+1} w_i x_i \quad (118)$$

$$y_n = \varphi(s) \quad (119)$$

x_i, w_i, φ, y_n sont respectivement, les entrées, les poids synaptiques, la fonction d'activation et la sortie du neurone

B.2.2. Structure d'un réseau de neurones monocouche

Le réseau de neurones est un ensemble de neurones connectés entre eux sous la forme de mailles. En général, les neurones sont regroupés en couches et la forme la plus simple d'un réseau de neurones est le réseau à une couche. Donc pour faire un réseau de neurones, il suffit de faire une connexion entre les entrées (couche d'entrée) et les sorties (couche de sortie) du réseau par l'intermédiaire des poids qui jouent le même rôle que les synapses dans les neurones biologiques. Les informations sont portées par les valeurs des poids alors que la structure du réseau sert juste à traiter les informations et les envoyer vers la sortie du réseau [42,43].

La forme mathématique d'un réseau de neurones monocouche est la suivante:

$$y(j) = \sum_{i=1}^N W(i, j) \cdot x(i) + b_j \quad (120)$$

Avec

$y(j)$ Vecteur des sorties

$W(i, j)$ Matrice des poids du réseau de neurones

$x(i)$ Vecteur des entrées

b_j Biais

La Figure B.2 représente un réseau de neurones monocouche.

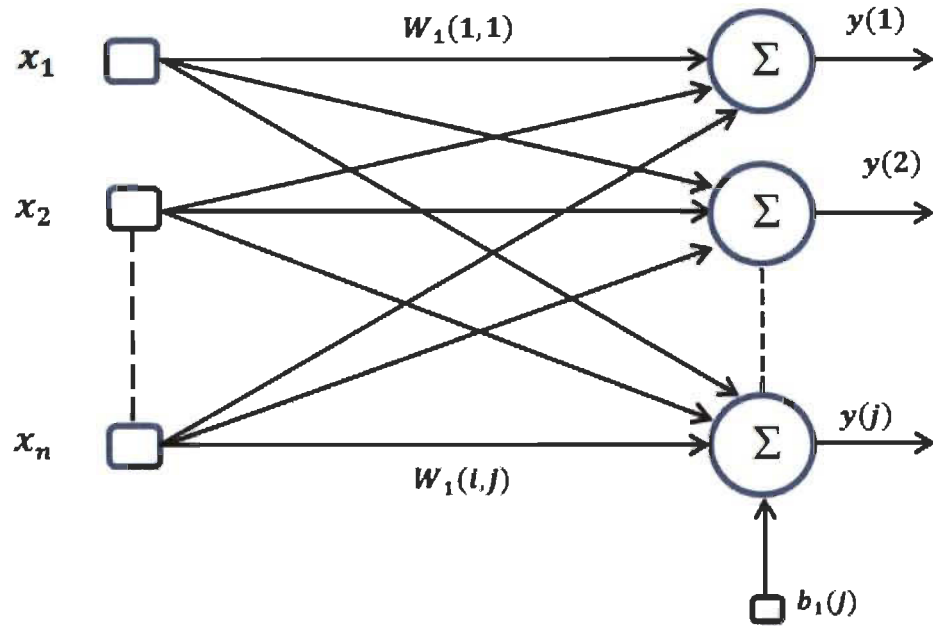


Figure B.2 Réseau de neurones monocouche

B.2.3. Structure des réseaux de neurones multicouches

Pour un réseau de neurones multicouche, à la différence d'un réseau monocouche, ce réseau est constitué de plusieurs couches et chaque couche est constituée d'une matrice de poids W_{ij} et d'un vecteur de seuil b_j . Cette architecture est la plus utilisée et aussi la plus puissante parmi les structures des réseaux de neurones.

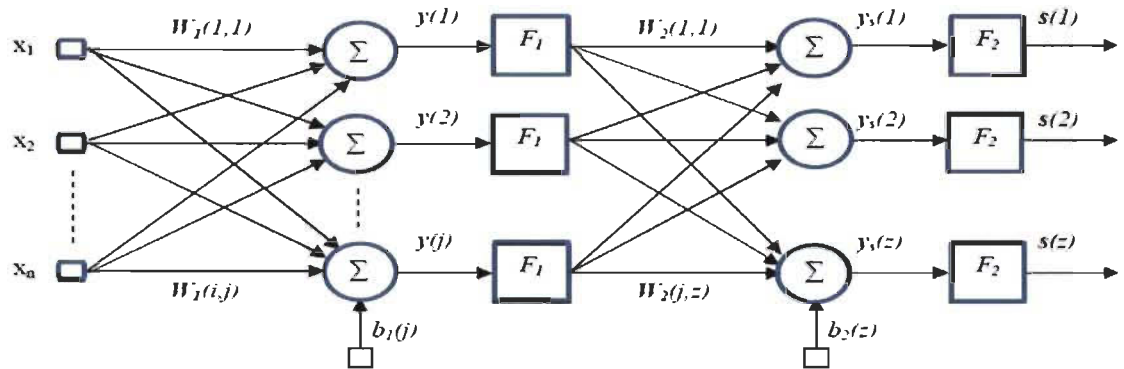


Figure B.3 Réseau de neurones multicouche

La formulation mathématique d'un réseau de neurones multicouche est la suivante (pour la sortie $s(z)$):

$$s(z) = F_2(y_s(z)) \quad (121)$$

$$y_s(z) = \sum_{i=0}^j W_2(i, z) \cdot F_1(y(i)) + b_2(j) \quad (122)$$

$$y(s) = \sum_{i=0}^n W_1(i, s) \cdot x(i) + b_1(i) \quad (123)$$

Avec

$s(z \times 1)$: Le vecteur de sortie

$y_s(1)$: La sortie de la 1^{ière} couche de dimension ($j \times 1$),

$x(n \times 1)$: Le vecteur d'entrée

$W1(n, j)$: Matrice des poids pour la 1^{ière} couche

et

$F1$ et $F2$: sont respectivement les fonctions d'activation appliquées à la 2^{ème} couche et à la couche de sortie.

La fonction d'activation dans les couches cachées a un rôle très important et grâce à cela, le réseau de neurones est très utilisé dans l'identification et le contrôle.

Ce réseau est très complexe; aussi, son calcul est très difficile, car les neurones de sortie dépendent de la fonction non-linéaire des neurones cachés.

B.2.4. Fonction d'activation

Les fonctions d'activations représentent généralement certaines formes de non-linéarité. L'une des formes de non-linéarité la plus simple, et qui est appropriée aux réseaux discrets, est la fonction signe. Cependant, pour la majorité des algorithmes d'apprentissage, il est nécessaire d'utiliser des fonctions différentiables [42,43].

Les fonctions d'activation les plus utilisées sont illustrées dans la Figure B.4.

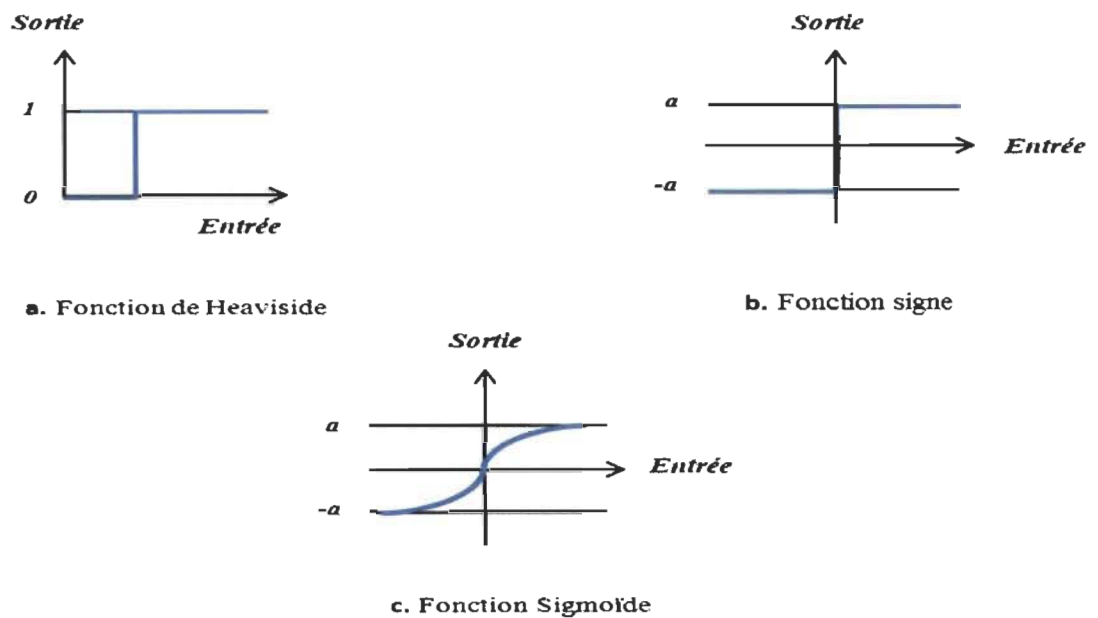


Figure B.4 Exemple de quelques fonctions d'activation

B.3.Exemples de réseaux de neurones

B.3.1. Réseau de neurones linéaire

Un réseau de neurones linéaire est différent du perceptron; la spécification de ce réseau, c'est qu'il possède une fonction d'activation linéaire et une règle d'apprentissage qui permet de faire le calcul entre une descente de gradient et l'erreur sur une mesure d'erreur quadratique.

On retrouve beaucoup ce type de réseau dans les commandes et le traitement du signal à cause de sa convergence rapide.

L'ajout d'une couche ne va rien changer dans le réseau, car ce réseau est limité, et les bons résultats obtenus sont grâce à la relation linéaire entre l'entrée et la sortie [42,43].

B.3.2. Réseau RBF

Les réseaux de neurones de type RBF (*Radial Basis Function*) sont des réseaux avec une seule couche cachée et une fonction d'activation appelée fonction noyau ou gaussienne.

La fonction d'activation pour la couche de sortie est une fonction linéaire. La particularité de cette méthode est qu'elle est utilisée juste pour un domaine de valeurs restreintes.

La réponse de la fonction-noyau est maximale à son noyau; elle décroît généralement de façon monotone avec la distance qu'il y a entre le vecteur d'entrée et le centre de la fonction noyau.

Pour approximer un comportement donné, les fonctions noyau sont regroupées pour couvrir l'ensemble des données d'entrée. Après, on fait une pondération pour ses fonctions et leur somme est calculée pour obtenir la sortie.

Les réseaux de neurones de type RBF sont des réseaux très puissants; leur apprentissage est simple et rapide, mais ils demandent beaucoup de neurones comparativement à un réseau de neurones multicouche. Grâce à leurs avantages, ils sont très utilisés pour le traitement d'images, la reconnaissance des formes et dans la classification [44].

B.3.3. Principaux types d'apprentissage

L'apprentissage est un procédé cognitif où l'individu doit réaliser une tâche de manière autonome; par exemple, on peut voir la manière dont on peut apprendre à lire à un enfant. On peut lui présenter des exemples de lettres et de chiffres ainsi qu'écrire avec des écritures et des fontes différentes. À la fin de l'apprentissage, on s'attend à ce que l'enfant soit capable de lire non seulement tous les chiffres et les lettres de son livre de lecture, mais également tous les chiffres et les lettres qu'il est susceptible de voir.

On fera la même chose pour l'apprentissage des réseaux de neurones, à l'aide d'une procédure numérique programmée sur un ordinateur.

L'apprentissage d'un réseau de neurones signifie que celui-ci change son comportement de façon à lui permettre de se rapprocher d'un objectif bien défini. Ce but est normalement l'approximation d'un ensemble d'exemples où l'optimisation de l'état du réseau est fonction de ses poids pour atteindre l'optimum d'une fonction de coût fixée [42,45].

Les types d'apprentissage principaux d'un réseau de neurones sont :

- L'apprentissage supervisé
- L'apprentissage non-supervisé.

B.3.3.1. Apprentissage supervisé

Dans un apprentissage supervisé, le réseau est alimenté avec des données d'entrée. Les coefficients (les poids) du réseau sont adaptés pour approximer les sorties du réseau aussi bien que possible pour qu'elles correspondent à des sorties désirées.

B.3.3.2. Apprentissage non-supervisé

Dans le cas d'un apprentissage non-supervisé, le réseau décidera de lui-même quelles sont les sorties, c'est-à-dire que l'adaptation des coefficients synaptiques ne dépend que des critères internes du réseau. L'adaptation est réalisée avec les entrées et non avec l'erreur ou les sorties désirées.

B.3.4. Les méthodes d'apprentissage

Dans les réseaux de neurones, les connaissances des experts sont exprimées sous forme de règles; elles sont codées dans des poids des réseaux et dans des fonctions d'activation. Ces connaissances sont utilisées pour l'apprentissage du réseau.

B.3.4.1 Apprentissage selon une descente de gradient

On utilise cette méthode à cause de sa simplicité; elle est utilisée dans de nombreuses applications. Cette méthode réalise une minimisation selon une descente de gradient avec un pas fixe.

La formulation de cette méthode est la suivante :

$$W(k + 1) = W(k) + \Delta W(k) \quad (124)$$

avec

$$\Delta W(k) = -\eta g(k) \quad (125)$$

$W(k + 1)$: Le nouveau vecteur des poids du réseau de neurones

$W(k)$: L'ancien vecteur des poids du réseau de neurones

$g(k)$: Le gradient de l'erreur

η : Le taux d'apprentissage est compris entre 0 et 1.

B.3.4.2. Rétropropagation du gradient de l'erreur

La rétro-propagation du gradient de l'erreur est l'algorithme le plus utilisé dans les réseaux de neurones de type *feedforward*. Ce type correspond à des réseaux qui ont une couche d'entrée, une couche de sortie et au moins une couche cachée; il n'y a pas de connexion entre les neurones de la même couche et il n'y a pas de récursivité dans les connexions.

Le principe de la rétro-propagation consiste à calculer l'erreur (sortie-sortie désirée) ainsi que de propager cette erreur sur tout le réseau qui permet de faire le réajustement automatique de ses poids. Il y a une répétition de l'opération jusqu'à atteindre le critère d'arrêt.

- **Algorithme**

Les étapes à suivre pour implémenter l'algorithme de rétro-propagation du gradient de l'erreur sont les suivantes :

- 1- Il faut d'abord initialiser les poids $W^{[q]}$ et leur donner des petites valeurs aléatoires.
- 2- Présentation d'une entrée x_k et de la sortie désirée d_k .
- 3- Calcul de la sortie actuelle par propagation à travers les couches :

$$y_j^{[q]} = F \left(\sum_i W_{ji}^{[q]} \cdot y_i^{[q-1]} \right) \quad (126)$$

avec F est la fonction de transfert des neurones et $[q]$ la $q^{i\text{ème}}$ couche du réseau

- 4- Accumulation de l'erreur en sortie.

$$\varepsilon = \sum_k (d_k - y_k^{[s]})^2 \quad (127)$$

avec :

d_k La sortie désirée associée au vecteur d'entrée x_k ,

$y_k^{[s]}$ La sortie de la dernière couche à l'instant t ,

ε L'erreur cumulée pour k présentations de couples (d_k, x_k)

5- Rétro-propagation du gradient de l'erreur ($\underline{\delta}$) depuis la dernière couche vers la première couche :

- Pour chaque cellule de sortie

$$\delta_i^{[s]} = -(d_i - y_i^{[s]}) \cdot F'(p_i^{[s]}) \quad (128)$$

- Pour chaque cellule de la couche cachée

$$\delta_i^{[q]} = -\sum_k \delta_k^{[q+1]} W_{ki} \cdot F'(p_i^{[q]}) \quad (129)$$

6- Mise à jour des poids selon la formule suivante

$$\Delta W_{ij}^{[q]} = \alpha (\delta_i^{[q]} x_j^{[q]}) \quad (130)$$

Avec le coût d'apprentissage compris entre 0 et 1

7- Retour à l'étape 2 si le critère n'est pas satisfaisant.

B.3.4.3. Algorithme d'apprentissage à base de gradient

Dans un apprentissage supervisé pour les réseaux de neurones, on fait l'adaptation des poids de telle manière que l'erreur (la sortie du réseau – la sortie désirée) soit très petite. En général, les algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones sont basés sur la méthode du gradient. Le critère est de la forme suivante :

$$J = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^m (Y_{rq}(X_p) - Y_q^d(X_p))^2 \quad (131)$$

Y_{rq} : La sortie du réseau

Y_q^d : La sortie désirée

X_p : Le vecteur d'entrée

Ceci se fait d'une manière itérative, en modifiant les poids en fonction du gradient ainsi que de la fonction de coût selon la loi d'adaptation suivante :

$$W_{ji}^l(k+1) = W_{ji}^l(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial W_{ji}^l} \quad (132)$$

avec

W_{ji}^l : Le poids de connexion entre $j^{\text{ème}}$ neurone de la couche l et $i^{\text{ème}}$ de la couche $l-1$

$i = 1, \dots, n+1$: La $i^{\text{ème}}$ composante du vecteur d'entrée

$j = 1, \dots, m+1$: La $j^{\text{ème}}$ composante du vecteur de sortie

$l = 1, \dots, L$: L'ordre d'une couche dans le réseau de neurones

η : Appelé taux d'apprentissage positif; sa valeur est entre 0 et 1.

B.4. Conclusion

Les réseaux de neurones artificiels ont reçu un grand intérêt de la part des chercheurs, car ils sont capables d'apprendre le comportement d'un système à partir de ses données d'entrée-sortie. Les capacités d'apprentissage et de généralisation permettent aux RNA de résoudre plus efficacement les problèmes complexes non-linéaires variant dans le temps.

Jusqu'à présent, les réseaux multicouches et l'algorithme de rétro-propagation sont les plus populaires et les plus utilisés dans les applications de contrôle, pour leur simplicité. Cependant, cet algorithme est basé sur le gradient et, par conséquent, ceci cause de sérieux

inconvenients, car il n'est pas approprié pour tous les types de surfaces. Par conséquent, la convergence et la stabilité de cette approche ne peuvent être garanties. Pour corriger ce problème, de nouvelles techniques d'adaptation à base de Lyapunov sont proposées comme des solutions de remplacement des méthodes classiques à base de gradient.

Annexe C – Publications

- H. Teiar, H. Chaoui, and P. Sicard: "PMSM Control Based on Adaptive Fuzzy Logic and Sliding Mode", *IEEE Conference on Industrial Electronics Society (IECON 2013)*, Vienna, Austria, November 2013.
- H. Teiar, S. Boukaka, H. Chaoui, and P. Sicard: "Adaptive Fuzzy Logic Control Structure of PMSMs", *IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE 2014)*, Istanbul, Turkey, June 2014.
- H. Teiar, H. Chaoui, and P. Sicard: «Simple Adaptive Fuzzy Logic Control Structure of Permanent Magnet Synchronous Machines" *IEEE Transportation Electrification Conference (ITEC 2015)*, Michigan, USA, June 2015.
- H. Teiar, H. Chaoui, and P. Sicard "Almost parameter-free sensorless control of PMSM" *IEEE Conference on Industrial Electronics Society (IECON 2015)*, Yokohama, Japan, November 2015.