

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

جامعة عمار ثليجي بالأغواط

UNIVERSITE AMAR TELIDJI LAGHOUAT



كلية التكنولوجيا

FACULTE DE TECHNOLOGIE

قسم الكهروتقني

DEPARTEMENT D'ELECTROTECHNIQUE

Mémoire

En vue de l'obtention du diplôme de MASTER en Electromécanique

Option : Electromécanique

Présenté par :

BOUDJEMEL Ahmed Elamine

Thème :

Commande DTC_Neuro_Floue D'une Machine Asynchrone Triphasée

Soutenu le 28/09/2021

Devant le jury :

Nouar Allal

MAA à UAT Laghouat

Président

Hadjedj Marouane

MCB à UAT Laghouat

Examineur

Noureddine Lahcène

MCA à UAT Laghouat

Encadreur

Année Universitaire 2020/2021

Dédicace

*Tout d'abord, je me voudrais a remercier mon **dieu** le très -Haut, le digne de remerciement et louange, qui m'a donne tout l'énergie depuis ma naissance jusqu'à maintenant.*

Je dédie également cet humble travail à :

- ✓ A Mes gentils parents (ma mère et mon père), qui ont tout le crédit dans tout au long de ma carrière d'étude.*
- ✓ A mes frères et sœurs.*
- ✓ A ma famille.*
- ✓ A tous les enseignants du département de génie électrique.*
- ✓ A tous mes camarades de promo 2021.*
- ✓ A tous les vrais amis (chacun en son nom).*

Remerciement

D'abord et avons tout, nous tenons à exprimer nos remerciements et notre gratitude à Dieu Tout-Puissant, qui nous a fourni toute la force et la patience, non seulement dans cette note, mais tout au long de notre vie, en espérant à Dieu le plus de succès et de visement pour le reste de nos vies.

Nous tenons à remercier infiniment notre encadreur, Monsieur **NOUREDDINE Lahcène**, pour sa patience et ses conseils précieux qui nous ont été très utiles. Permettez-nous Monsieur de vous exprimer nos reconnaissances et nos remerciements les plus sincères.

Nous remercions également Monsieur **NOUAR Allal** Professeur à l'université de Laghouat, de nous honorer en acceptant de présider le jury de soutenance.

Nous remercions Monsieur **HADJEDJ Marouane**, Maître de conférences à l'université de Laghouat, pour l'intérêt qu'il a porté à notre travail en acceptant d'examiner notre travail.

Nous tenons également à remercier, respecter et apprécier nos **honorables parents** qui nous soutiennent pleinement dans notre carrière d'étude. Nous avons beaucoup d'amour et d'appréciation pour eux.

Nous exprimons notre profonde gratitude et remerciement à :

- Frère et ami Linani Messaoude, qui a eu beaucoup d'encouragements et d'assistance pendant la période du projet malgré toutes les Difficultés.
- Tout le personnel enseignant du département de génie électrique avec appréciation et respect.
- tous nos amis et collègues pour leur soutien moral et à tous ceux qui ont un droit sur nous.

المخلص:

في هذا العمل، نتعامل مع التحكم المباشر في عزم الدوران والتدفق (DFTC)، مع تطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي (المنطق الضبابي والشبكة العصبية والجمع بينهما). طوال هذا العمل، واصلنا تنفيذ النماذج ومحاكاة هذه الأساليب المطورة. في الفصل الأول نقدم النمذجة والمحاكاة للألة غير المتزامنة ثلاثية الطور. يقدم الفصل الثاني نموذجًا مباشرًا للتحكم في العزم والتدفق للألة غير المتزامنة (DFTC)، كما تمت مناقشة نتائج المحاكاة في نهاية هذا الفصل. ناقشنا في الفصل الثالث تطبيق مصحح المنطق الضبابي للتحكم في هذه الألة وفسرنا نتائج المحاكاة لهذه التقنية. في الفصل الرابع طبقنا مصحح الشبكة العصبية للتحكم في هذا الجهاز وناقشنا نتائج المحاكاة لهذه التقنية. أما بالنسبة للفصل الخامس، فقد سعينا إلى إيجاد إحدى الطرق لربط هاتين التقنيتين الذكيتين معًا من أجل زيادة تحسين النتائج، وقد حققنا بشكل فعال الغرض من عملنا.

الكلمات المفتاحية : الآلة غير متزامنة ثلاثية الطور , التحكم المباشر في التدفق الكهرومغناطيسي وعزم الدوران , المنطق الضبابي , الشبكة العصبية , العصبي- الضبابي.

Résumé:

Dans ce travail, nous traitons la commande directe du couple et du flux (DFTC), avec l'application des techniques de l'intelligence artificielle (logique floue et réseau de neurones et la combinaison entre eux). Tout au long de ce travail, nous avons continué à implémenter des modèles et à simuler ces méthodes développées. Dans le premier chapitre on présente la modélisation et la simulation de la machine asynchrone triphasée. Le deuxième chapitre présente un modèle de commande directe du couple et du flux de la machine asynchrone (DFTC), les résultats de la simulation sont également discutés à la fin de ce chapitre. Dans le troisième chapitre, nous avons discuté l'application du correcteur de la logique floue pour contrôler cette machine, et nous avons interprété les résultats de simulation de cette technique. Au quatrième chapitre, nous avons appliqué un correcteur basé sur les réseaux de neurones pour contrôler cette machine, et nous avons discuté les résultats de simulation de cette technique. Quant au cinquième chapitre, nous avons cherché à trouver l'un des moyens de relier ces deux techniques intelligentes afin d'améliorer plus les résultats, et nous avons effectivement réalisé le but de notre travail.

Mots clés : Machine asynchrone triphasée, Contrôle Direct du Couple et du flux DTC, logique floue, réseau de neurone, Neuro-Floue.

Abstract:

In this work, we deal with direct torque and flux control (DFTC), with the application of artificial intelligence techniques (fuzzy logic and neural network and the combination between them). Throughout this work, we continued to implement models and simulate these developed methods. In the first chapter we present the modeling and simulation of the three-phase asynchronous machine. The second chapter presents a direct torque and flux control model of the asynchronous machine (DFTC), the simulation results are also discussed at the end of this chapter. In the third chapter, we discussed the application of the fuzzy logic corrector to control this machine, and we interpreted the simulation results of this technique. In the fourth chapter, we applied a neural network based corrector to control this machine, and we discussed the simulation results of this technique. As for the fifth chapter, we have sought to find one of the ways to link these two smart techniques together in order to further improve the results, and we have effectively achieved the purpose of our work.

Keywords: Three-phase asynchronous machine, Direct Torque and Flux control, Fuzzy logic, Neural network, Neuro-Fuzzy.

SOMMAIRE

Liste des figures

Liste des tableaux

Notations symboliques

Introduction generale 1

Chapitre I

Modélisation et simulation de la machine asynchrone

I.1 Introduction	4
I.2 Description de la machine asynchrone	4
I.3 Principe de fonctionnement de la machine asynchrone	6
I.4 Avantages et inconvénients la machine asynchrone	6
I.5 Modélisation de la machine asynchrone	7
I.5.1 Hypothèse simplificatrices	7
I.5.2 La MAS dans le plan triphasé (abc)	8
I.5.3 Équations générales de la machine asynchrone triphasée	8
Equations électriques	8
Equation magnétiques	10
Equations mécaniques	11
I.6 Transformation de système triphasé vers biphasé	13
I.6.1 Principe de la transformation de Park	13
I.6.2 Équations des tensions du MAS dans le repère de Park	15
I.6.3 Référentiels utilisés	16
I.6.4 Expression du couple électromagnétique	17
I.7 Partie Simulation	18
I.7.1 Schéma de simulation de la MAS	18
I.7.2 Résultat De Simulation et interprétation	18
I.8 Conclusion	21

Chapitre II

Commande DTC de la machine asynchrone triphasé

II.1 Introduction	23
II.2 Principe de la DTC	23
II.2.1 Comportement du flux statorique	24
II.2.2 Comportement du couple électromagnétique	25

II.3 Présentation de la structure de contrôle	26
II.3.1 Alimentation de l'onduleur	26
II.3.2 Choix du vecteur de tension V_s	26
II.4 Les Estimateurs	28
II.4.1 Estimation du flux	28
II.4.2 Estimation du couple	28
II.5 Elaboration du vecteur de commande	29
II.5.1 Elaboration du contrôleur de flux	29
II.5.2 Elaboration du contrôleur de couple	29
II.5.3 Correcteur a deux niveaux	30
II.5.4 Comparateur a trois niveaux	30
II.6 Elaboration de la table de commutation (Stratégie de commutation)	31
II.6.1 Stratégie de commutation dans la DTC	31
II.6.2 Table de commutation	31
II.7 Avantages de la DTC	31
II.8 Inconvénients de la DTC	33
II.9 Structure générale de la commande directe du couple	33
II.10 Partie simulation	34
II.10.1 Résultat de simulation et interprétation	34
II.11 Conclusion	39

Chapitre III

Application de la logique floue à la commande DTC

III.1 Introduction	41
III.2 Généralité sur la logique floue	41
III.2.1 Ensembles Floues	41
III.2.2 Sous Ensemble Flou	42
III.2.3 Les fonction d'appartenance	42
III.2.4 Variable linguistique	44
III.2.5 L'opérateur de la logique floue	45
III.3 Structure d'une commande floue	46
III.3.1 Fuzzification	47
III.3.2 Inférence floue	47
III.3.3 Défuzzification	47
III.4 Avantages et inconvénients de la commande par la logique floue	48

III.4.1 Les avantages	48
III.4.2 Les inconvénients	48
III.5 Application de la logique floue à la commande de vitesse de la MAS	49
III.5.1 Choix de la structure du régulateur par la logique floue	49
A. Sélection et normalisation des variables d'entrée et de sortie	49
B. Interface de fuzzification	49
C. Traitement numérique de l'inférence	50
D. Défuzzification par centre de gravité	52
E. Structure d'un régulateur à logique floue (RLF)	52
III.5.2 Commande de la machine asynchrone par un RLF	52
III.6 Partie simulation	53
III.6.1 Résultats de simulation et interprétations	53
III.7 Conclusion	55

Chapitre IV

Application du réseau de neurone à la commande DTC

IV.1 Introduction	57
IV.2 Présentation générale	57
IV.2.1 Neurone biologique	58
IV.2.2 Neurone formel	59
IV.3 Architecture de réseaux de neurones	60
IV.3.1 Les réseaux de neurones bouclés	60
IV.3.2 Les réseaux de neurones non bouclés	60
IV.3.3 Structure d'un réseau de neurones (modèle de perceptron)	61
A. Le perceptron simple (monocouche)	61
B. Perceptron multicouches (PMC)	62
IV.4 Apprentissage des réseaux de neurones	62
IV.4.1 Les types d'apprentissage	63
A. Apprentissage supervisé	64
B. Apprentissage non supervisé	64
C. Apprentissage auto supervisé	64
IV.4.2 Les méthodes d'apprentissage	64
A. Règle de Hebb	65
B. Retro-propagation du gradient de l'erreur	65
IV.5 Régulation de la vitesse par des réseaux de neurones	67

IV.6 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones	67
IV.6.1 Avantage des réseaux de neurones	67
IV.6.2 Inconvénients des réseaux de neurones	68
IV.7 Structure de la commande neuronale directe du couple (DTNC)	68
IV.8 Partie simulation	68
IV.8.1 Résultat de simulation et interprétation	69
IV.9 Conclusion	71

Chapitre V

Commande DTC_ Neuro_Floue de la MAS

V.1 Introduction	73
V.2 La commande DTC par réseaux de neuro-flous	73
V.2.1 Structure de commande neuro-floue	73
V.2.2 Principe de fonctionnement	74
V.3 Les différentes architectures neuro-floue	74
V.3.1 Première architecture	75
V.3.2 Deuxième architecture	75
V.3.3 Troisième architecture	76
V.4 Types de combinaison neuro-flous	77
V.4.1 Les Systèmes coopératifs et concourants	77
V.4.2 Les systèmes neuro-flous fondus	77
V.4.3 Systèmes neuro-flous hybrides intégrés	78
A.Systèmes neuro-flous de type Mamdani	78
B.Systèmes neuro-flous de type Takagi –Sugeno	79
C.Systèmes ANFIS (adaptative network fuzzy inférences system)	81
a.Les avantages de l'ANFIS	83
V.5 Les avantages des systèmes neuro-flous	84
V.5.1 La rapidité de calcul	84
V.5.2 La flexibilité	84
V.5.3 Généralisation des connaissances	86
V.6 Régulateur de vitesse neuro-flou appliqué à la commande	86
V.7 Partie simulation	87
V.7.1 Résultats de simulation et interprétations	87
V.8 Etude comparative	89
V.9 Conclusion	90

Conclusion générale	93
Annexe	94
Bibliographie	95

Liste des figures

Chapitre I

Fig. I.1	Moteur asynchrone triphasé (à cage d'écureuil).	5
Fig. I.2	Moteur asynchrone triphasé (à rotor bobiné).	5
Fig. I.3	Représentation électrique de la machine asynchrone.	7
Fig. I.4	Représentation schématique d'une machine asynchrone triphasée.	8
Fig. I.5	Représentation des phases du MAS dans les axes (d, q).	13
Fig. I.6	Modèle globale de la machine asynchrone sous Matlab /Simulink.	17
Fig. I.7	Courant statorique $i_{s\alpha}$.	17
Fig. I.8	Courant statorique $i_{s\beta}$.	18
Fig. I.9	Courant rotorique $i_{r\alpha}$.	18
Fig. I.10	Courant rotorique $i_{r\beta}$.	19
Fig. I.11	Couple électromagnétique C_{elm} .	19
Fig. I.12	Vitesse de rotation Ω_r .	19

Chapitre II

Fig. II.1	Structure générale d'une DTC appliquée au MAS.	23
Fig. II.2	Vecteurs des flux statorique, rotorique et de fuites.	24
Fig. II.3	Schéma global de la chaîne de commande du MAS.	25
Fig. II.4	Choix du vecteur de tension.	26
Fig. II.5	Correcteur de flux à hystérésis.	28
Fig. II.6	Correcteur à hystérésis à trois niveaux du couple.	29
Fig. II.7	Structure générale du contrôle direct du couple.	31
Fig. II.8	Trajectoire de flux (Wb).	32
Fig. II.9	Courants statoriques $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$ (A).	32
Fig. II.10	module de flux statorique (Wb).	33
Fig. II.11	Couple électromagnétique C_{elm} .	33
Fig. II.12	Vitesse de rotation Ω_r .	33
Fig. II.13	Trajectoire de flux (Wb).	35
Fig. II.14	Courants statoriques $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$ (A).	35
Fig. II.15	module de flux statorique (Wb).	35
Fig. II.16	Couple électromagnétique C_{elm} .	36
Fig. II.17	Vitesse de rotation Ω_r .	36

Chapitre III

Fig. III.1	format d'un ensemble flou normalisé.	40
Fig. III.2	Différentes formes pour les fonctions d'appartenance	41
Fig. III.3	Représentation des variables linguistiques.	42
Fig. III.4	Opérateurs logiques :(A) ensembles flous a et b ; (B) ensembles flous $a \cap b$; (C) ensembles flous $a \cup b$.	44
Fig. III.5	Structure d'un contrôleur flou.	44
Fig. III.6	Défuzzification par centre de gravité	46
Fig. III.7	La représentation de ces ensembles flous	48
Fig. III.8	Schéma du fonctionnement du régulateur à logique floue	49
Fig. III.9	Schéma montrant l'emploi du régulateur flou dans la commande d'une machine asynchrone	49
Fig. III.10	Trajectoire de flux (Wb).	50
Fig. III.11	Vitesse de rotation Ω_r .	51
Fig. III.12	Couple électromagnétique C_{elm} .	51
Fig. III.13	Courants statoriques $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$ (A).	51
Fig. III.14	Module de flux statorique (Wb).	52

Chapitre IV

Fig. IV.1	Structure d'un réseau de neurone biologique.	54
Fig. IV.2	presentation d'un reseau de neurone biologique humain.	55
Fig. IV.3	neurone formel et un exemple biologique	56
Fig. IV.4	Réseaux de neurone bouclés.	57
Fig. IV.5	Réseaux de neurone non bouclés	58
Fig. IV.6	Modèle d'un perceptron simple	59
Fig. IV.7	réseau multicouche.	59
Fig. IV.8	Apprentissage supervisé.	60
Fig. IV.9	Apprentissage non supervisé.	61
Fig. IV.10	i le neurone amont, j le neurone aval et ∂w_{ij} le poids de la connexion.	62
Fig. IV.11	Commande directe du couple d'une MAS basé sur les réseaux de neurones.	64
Fig. IV.12	Trajectoire de flux (Wb).	65
Fig. IV.13	courbe de vitesse Ω_r .	66
Fig. IV.14	courbe de couple C_{elm} .	66
Fig. IV.15	courbe de courant $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$ (A).	66

Fig. IV.16	module de flux statorique (Wb).	67
-------------------	---------------------------------	----

Chapitre V

Fig. V.1	Représentation d'un système Neuro_Floue.	69
Fig. V.2	Structure générale d'un réseau Neuro_Floue.	70
Fig. V.3	Exemple de réseaux de neurones pour la commande floue.	71
Fig. V.4	Exemple d'association en série d'un réseau de neurone et un système flou.	72
Fig. V.5	Exemple d'association en parallèle d'un réseau de neurone et un système Flou.	73
Fig. V.6	Système Neuro_Flou coopératif	73
Fig. V.7	Système Neuro_Flou concourant.	73
Fig. V.8	Système Neuro_Flou type Mamdani.	74
Fig. V.9	Système Neuro_Flou type Takagi –Sugeno.	76
Fig. V.10	Architecture d'ANFIS.	77
Fig. V.11	L'Architecture de l'ANFIS.	79
Fig. V.12	Schéma montrant l'emploi du régulateur Neuro_Flou dans la commande DTC d'une machine asynchrone	81
Fig. V.13	Trajectoire de flux (Wb).	82
Fig. V.14	Vitesse de rotation Ω_r .	83
Fig. V.15	Couple électromagnétique C_{elm} .	83
Fig. V.16	Courants statoriques $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$ (A).	83
Fig. V.17	Module de flux statorique (Wb).	84
Fig. V.18	Courbe complète pour la comparaison des vitesses	85

Liste des tableaux

Tab. I.1	Avantages et inconvénients la machine asynchrone.	7
Tab. II.1	table de vérité de la structure de la commande par DTC.	30
Tab. III.1	Matrice d'inférence de 7 ensembles flous.	48
Tab. IV.1	La loi de Hebb.	62
Tab. V.1	Les avantages des systèmes neuro-flous.	80
Tab. V.2	tableau comparative.	85

Notations symboliques

S_A, S_B, S_C	Les trois phases statoriques.
R_A, R_B, R_C	Les trois phases rotoriques.
V_{sa}, V_{sb}, V_{sc}	Tensions statoriques.
V_{ra}, V_{rb}, V_{rc}	Tensions rotoriques.
i_{sa}, i_{sb}, i_{sc}	Courants statoriques.
i_{ra}, i_{rb}, i_{rc}	Courants rotoriques.
$\Phi_{sa}, \Phi_{sb}, \Phi_{sc}$	Flux totaux à travers ces enroulements statoriques.
$\Phi_{ra}, \Phi_{rb}, \Phi_{rc}$	Flux rotoriques.
$[V_{r(abc)}]$	Matrice des tensions rotoriques.
$[i_{r(abc)}]$	Matrice des courants rotoriques.
$[\Phi_{r(abc)}]$	Matrice des Flux rotoriques.
$V_{s\alpha}, V_{s\beta}$	les tensions statoriques dans le repère de Park
$i_{s\alpha}, i_{s\beta}$	les courants statoriques dans le repère de Park
$\dot{\Phi}_{s\beta}, \dot{\Phi}_{s\beta}$	Flux statoriques dans le repère de Park
θ_s	Angle électrique définit la position relative instantanée entre les axes statoriques et les axes (d,q) du repère de Park.
θ_r	Angle électrique définit la position relative instantanée entre les axes rotoriques et les axes (d,q) du repère de Park.
θ	Angle électrique définit la position relative instantanée entre les axes Statoriques et les axes rotoriques qui sont choisi comme axes des références.
r_s	Résistance d'une phase statorique.
r_r	Résistance d'une phase rotorique.
Ω_s	Vitesse de synchronisme.
Ω_r	Vitesse rotorique.
l_s	Inductance propre d'une phase statorique.
l_r	Inductance propre d'une phase rotorique.
ω_s	Pulsation statorique, liée à la fréquence du stator.
f.é.m	Force Electromotrice.
C_{elm}	Couple électromagnétique.

V_m	Tension moyenne.
J	Moment d'inertie des masses tournantes.
C_r	Couple résistant imposé à l'arbre de la machine.
f	Coefficient de frottement visqueux.
P	Nombre de paires de pôles de la force magnétomotrice résultante.
g	Le glissement de la vitesse
P	La puissance
$[L_s]$	Matrice des inductances statoriques.
$[L_r]$	Matrice des inductances rotoriques.
$[M_{sr}]$	Matrice des inductances mutuelles statoriques.
$[M_{rs}]$	Matrice des inductances mutuelles rotoriques.
M_s	Inductance mutuelle entre phases statoriques.
M_r	Inductance mutuelle entre phases rotoriques.
M	Maximum de l'inductance mutuelle entre phase du stator et la phase correspondante du rotor
$M_{sr/rs}$	le maximum de l'inductance mutuelle entre une phase statorique et une phase rotorique, obtenu lorsque les axes sont alignés
$P(\theta_s)$	Matrice de Park.
$P^{-1}(\theta_s)$	Matrice de Park inverse.
MAS	machine asynchrone.
DTC	direct torque control
$\overline{\phi_s}(k)$	est le vecteur du flux statorique au pas d'échantillonnage actuel.
$\overline{\phi_s}(k + 1)$	est le vecteur du flux statorique au pas d'échantillonnage suivant.
$\Delta\overline{\phi_s}$	est la variation du vecteur flux statorique
T_e	est la période d'échantillonnage.
x^*	l'abscisse du centre de gravité
$\angle\overline{\phi_s}$	le module de flux
$(\overline{\phi_s})_{ref}$	le flux de référence.
$\Delta\overline{\phi_s}$	est la largeur d'hystérésis du correcteur.
ΔC_{elm}	l'erreur de Couple.
w_g, w_d	les largeurs gauche et droite.
μ_a, μ_b, μ_c	le degré d'appartenance à l'ensemble a, b et c.

c_g, c_d	Les limites gauche et droite, respectivement.
C_{flx}	Correcteur de flux
C_{cpl}	Correcteur de couple
LF	logique floue.
SEF	les sous-ensembles flous
RLF	Régulateur Floue.
DTFC	DTC par logique floue.
RNA	Réseaux de neurone.
ANN	Réseaux de neurone.
NF	neuro-floue.
SIF	systeme d'inférence floue .
ANFIS	Adaptative Network Fuzzy Inférences System.
FALCON	Fuzzy Adaptive Learning Control Network.
NEFCON	Neuro-Fuzzy Control.
GARIC	Une types de combinaison Neuro_Floue.
SONFIN	Self –constructing neural fuzzy inference network

INTRODUCTION GENERALE :

Notre monde aujourd'hui a atteint des développements impressionnants dans de nombreux domaines de la vie, en particulier dans le domaine de l'industrie, ou plutôt dans le domaine des entraînements électromécaniques. Ce domaine a adopté plusieurs branches, dont les plus importantes sont les machines électriques, qui à leur tour sont également divisées en plusieurs sections, dont l'une est celle des machines triphasées asynchrones. En raison de sa nécessité et de son importance dans le développement de l'industrie, de nombreuses découvertes ont été faites concernant cette machine et les moyens de la contrôler, qui nous allons le définir au cœur du discours dans ce mémoire.

La machine asynchrone est la plus puissante et la moins chère du marché. Des avancées importantes dans la maîtrise technologique, tant dans le domaine de l'électronique de puissance que dans le domaine de la microélectronique, ont permis de mettre en œuvre un contrôle performant dans cette machine faisant d'elle une concurrente superbe dans les domaines de la vitesse variable et de la commande directe du couple DTC.

Dans cet humble travail, nous traitons l'une des méthodes de commande, à savoir : la commande directe du couple et du flux (DFTC), avec l'application des techniques de l'intelligence artificielle (logique floue et réseau de neurones et la combinaison entre eux). Tout au long de ce travail, nous avons continué à implémenter des modèles et à simuler ces méthodes développées, ce mémoire contient quatre chapitres.

Le premier chapitre présente une simulation de la machine asynchrone alimentée par un réseau triphasé, modélisée par des équations mathématiques. Nous avons discutés les résultats de la simulation à la fin de ce chapitre.

Le deuxième chapitre présente un modèle de commande directe du couple et du flux de machine asynchrone (DFTC), Nous avons discutés les résultats de la simulation à la fin de ce chapitre.

Dans le troisième chapitre, nous avons discuté l'application du correcteur de la logique floue pour contrôler cette machine, et nous avons interprété les résultats de simulation de cette technique.

Au quatrième chapitre, nous avons appliqué un correcteur basé sur les réseaux de neurones pour contrôler cette machine, et nous allons discuter les résultats de simulation de cette technique.

Quant au cinquième chapitre, nous allons chercher à trouver l'un des moyens de relier ces deux techniques intelligentes afin d'améliorer encore les résultats, et nous allons effectivement obtenir la plupart de ces buts.

Nous terminerons par une conclusion générale sur l'ensemble de cette étude avec des perspectives allant dans ce sens.

Chapitre I

Modélisation et simulation de la machine asynchrone

I.1 Introduction

Les moteurs asynchrones triphasés représentent plus de 80% des actionneurs électromécaniques utilisés dans l'industrie. On distingue deux types de machines asynchrones selon que les enroulements rotoriques sont bobinés (à collecteur) ou à cage d'écureuil (à induction). Les avantages des moteurs à cage d'écureuil résident dans leur simplicité de construction, de manœuvre et d'entretien, leur robustesse mécanique et leur faible prix de revient. Pour la machine à rotor bobiné, les tôles de ce rotor sont munies d'encoches où sont placés des conducteurs formant un bobinage le plus souvent triphasé, trois bagues et trois balais sont prévus pour accéder à ces enroulements, permettant de modifier certaines des caractéristiques électriques du circuit rotorique.

Le moteur asynchrone est très couramment utilisé dans une gamme de puissances allant de quelques centaines de watts à plusieurs milliers de kilowatts. Il est caractérisé par un fonctionnement stable, une vitesse pratiquement constante et un rendement élevé autour de la charge nominale. [1]

I.2 Description de la machine asynchrone

La machine asynchrone triphasée comporte un stator fixe et un rotor mobile autour de l'axe de symétrie de la machine. Dans des encoches régulièrement réparties sur la face interne du stator sont logés trois enroulements identiques, à p paires de pôles ; leurs axes sont distants entre eux d'un angle électrique égal à $2/3$.

Les phases du stator sont alimentées par un réseau triphasé de tensions sinusoïdales à fréquence et amplitude constantes ou par un onduleur de tension ou de courant à fréquence et à amplitude réglables. [2]

La structure électrique du rotor peut être réalisée :

- ❖ Soit par un système d'enroulements triphasés (rotor bobiné), raccordés en étoile à trois bagues sur lesquelles frottent trois balais fixes accessibles par la plaque à bornes et mis en court-circuit pendant les régimes permanents.
- ❖ Soit par une cage conductrice intégrée aux tôles ferromagnétiques (rotor à cage). Il sera admis que la deuxième structure est électriquement équivalente à la première. La machine est représentée à la figure I.1 par ses six enroulements dans l'espace électrique. Il contient également des éléments secondaires à savoir le ventilateur et sa

couverture (capot de ventilation), deux flasques paliers (coté de ventilateur et coté bout d'arbre), deux roulements, boîte de raccordement, une clavette et la plaque signalétique.

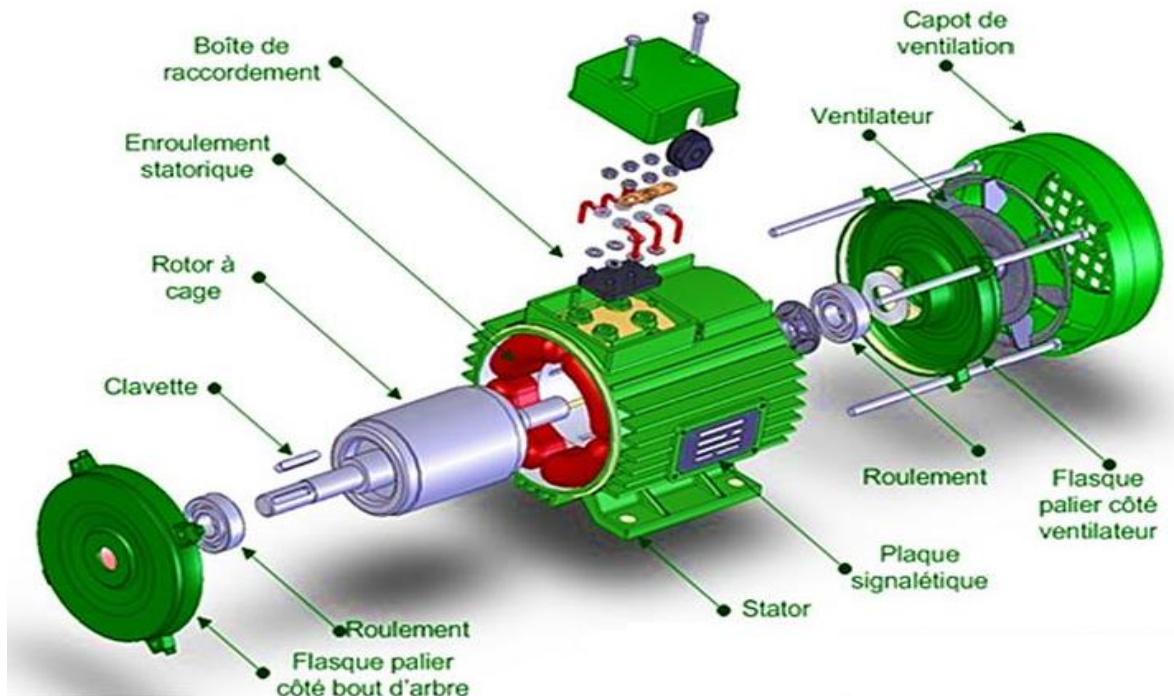


Figure I.1: Moteur asynchrone triphasé (à cage d'écureuil). [3]

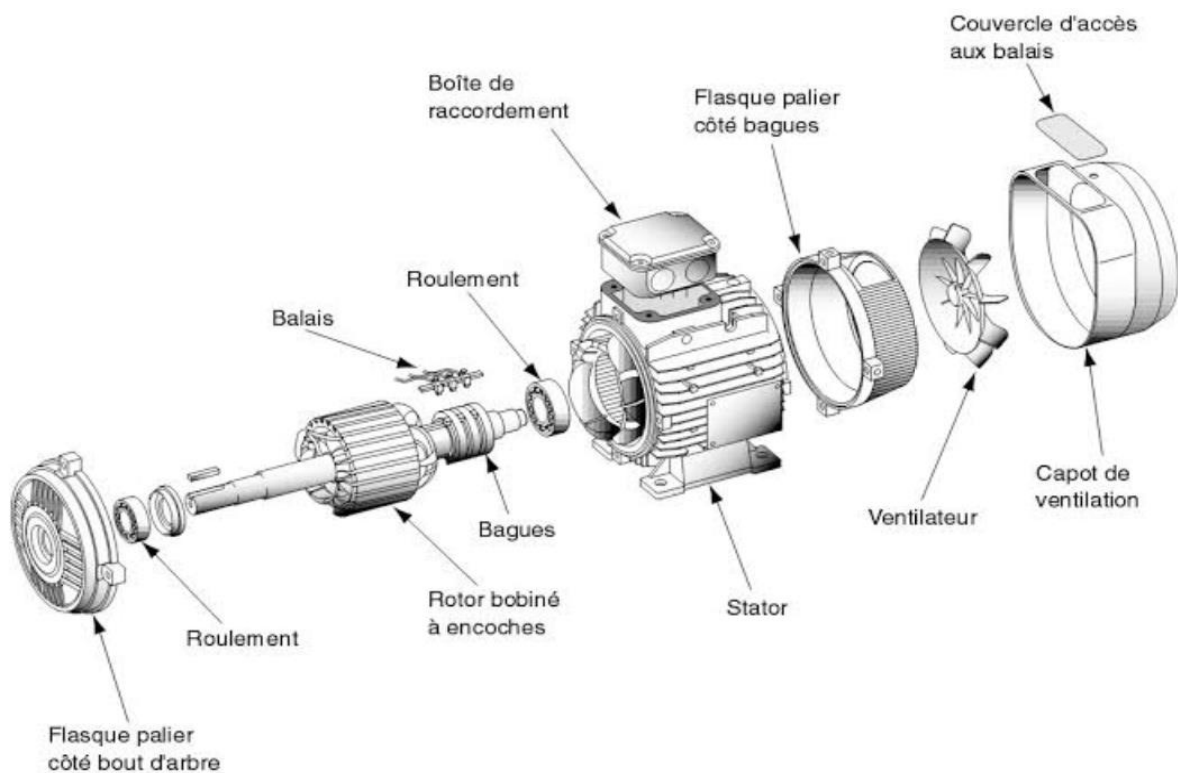


Figure I.2: Moteur asynchrone triphasé (à rotor bobiné). [4]

I.3 Principe de fonctionnement de la machine asynchrone

Dans les années 1980, le moteur asynchrone triphasé a été inventé par Nikola Tesla. Ce moteur se compose de deux parties de base, statique et mobile. Son objectif principal est de convertir l'énergie électrique en mécanique.

Le fonctionnement de la machine asynchrone est basé sur le principe d'interaction électromagnétique. En effet, l'enroulement statoriques étant alimenté par un courant symétrique triphasé de pulsation ω_s , crée un champ tournant de vitesse Ω_s . Ce champ tournant crée une f.é.m. dans le rotor, le rotor étant court-circuité va produire un courant. La présence d'un champ magnétique et d'un courant électrique crée une force mécanique, avec la géométrie de la machine, on a un couple qui fait tourner le moteur. [5]

I.4 Avantages et inconvénients la machine asynchrone

Le moteur asynchrone est le moteur électrique le plus utilisé dans l'industrie ; il est peu coûteux, on le fabrique en grande séries, il est robuste, fiable et économique.

Il fonctionne directement sur le secteur alternatif, sans transformations préalables de l'énergie électrique qui l'alimente, c'est le moteur industriel par excellence qui ne possède pas d'organes délicats comme le collecteur du moteur à courant continu et qui n'utilise pas décontractés glissants comme le moteur synchrone (pour l'excitation du rotor).

Les courants qui circulent dans le stator, constituent l'unique source externe du champ magnétique. Sa vitesse varie un peu quand on le charge, on dit qu'il glisse, mais ce glissement est en générale ne dépasse pas quelques centièmes de la vitesse à vide, il est négligeable le plus souvent. Le démarrage des moteurs asynchrones ne pose pas de problèmes pour les unités de petite puissance. Par contre, pour les moteurs de forte puissance, il faut démarrer sous-tension réduite pour éviter un appel de courant trop élevé.

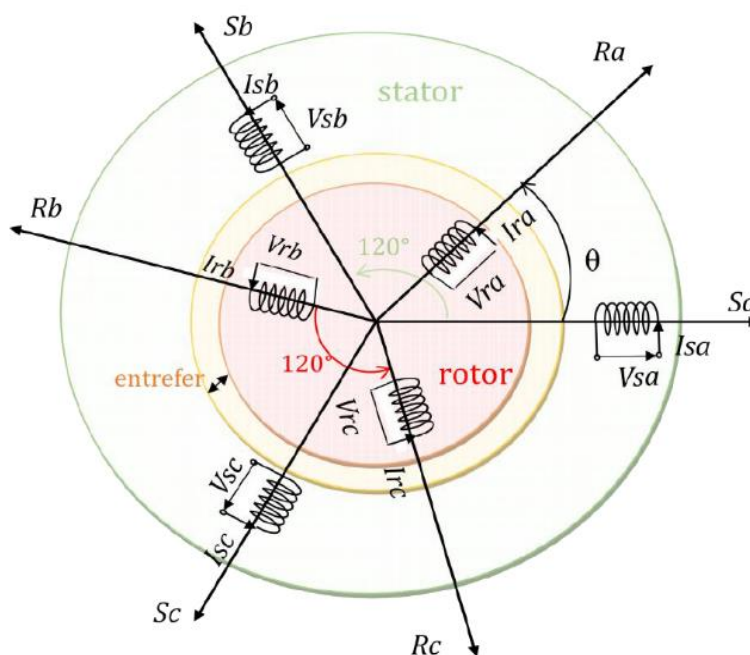
Par contre dans le moteur asynchrone les courants statoriques sont à la fois à générer le flux et le couple. Le découplage naturel de la machine à courant continu n'existe pas. D'autre part on ne peut connaître les variables internes du rotor à cage qu'à travers le stator.

L'inaccessibilité du rotor nous amènera à modifier l'équation vectorielle rotorique pour exprimer les grandeurs rotoriques à travers leurs actions sur le stator. La simplicité structurelle cache donc une grande complexité fonctionnelle due aux caractéristiques qui viennent d'être évoquées mais également aux non linéarités, à la difficulté d'identification étaux variations des paramètres (r_r en particulier). [6] [7]

Tableau I.1 : Avantages et inconvénients la machine asynchrone.

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ✓ Structure simple. ✓ Robuste et facile à construire. ✓ Coût réduit. ✓ Absence d'un système bagues balais 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Non découplage naturel. ✓ Non linéarités.

I.5 Modélisation de la machine asynchrone

**Figure I.3**: Représentation électrique de la machine asynchrone. [8]

I.5.1 Hypothèse simplificatrices

Les hypothèses couramment posées sont :

- ❖ Pas de saturation du circuit magnétique,
- ❖ L'hystérésis et les courants de Foucault sont négligeables,
- ❖ Pas de phénomène d'effet de peau,
- ❖ L'entrefer est d'épaisseur uniforme.

De plus, on considérera que la force magnétomotrice, créée par les enroulements statoriques et rotoriques, est à répartition sinusoïdale le long de l'entrefer. [8]

I.5.2 La MAS dans le plan triphasé (abc)

Soit une machine asynchrone triphasée au stator et au rotor représentée schématiquement par la figure I.4 et dont les phases sont repérées respectivement par S_A , S_B , S_C . L'angle électrique θ variable en fonction du temps définit la position relative instantanée entre les axes magnétiques des phases S_A et R_A choisis comme axes de référence. [9]

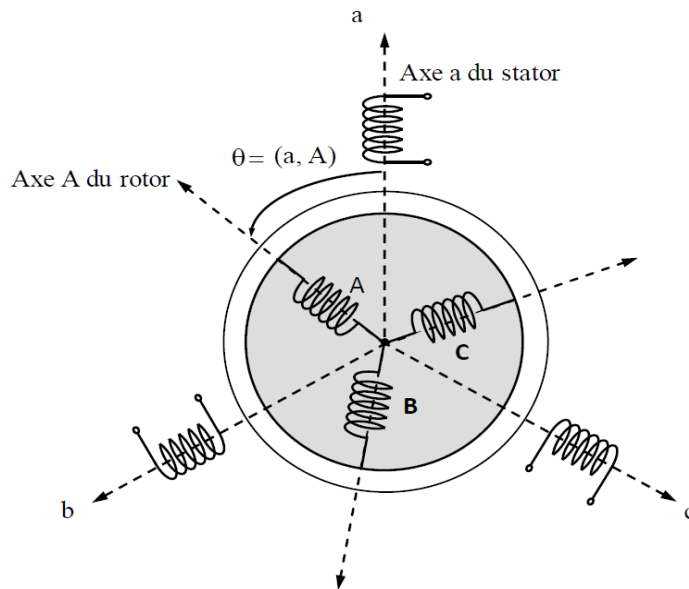


Figure I.4: Représentation schématique d'une machine asynchrone triphasée.

I.5.3 Équations générales de la machine asynchrone triphasée

Dans ces conditions, si on considère que le moteur à induction est triphasé au stator et au rotor. Les trois types d'équations traduisant le comportement du moteur sont [11]:

➤ Equations électriques

L'équation de la vitesse de synchronisme Ω_s :

$$\Omega_s = \omega_s / p \quad (\text{I.1})$$

ω_s : Pulsation statorique, liée à la fréquence du stator.

p : nombre de pair de pôle de la force magnétomotrice résultante.

Le glissement de la vitesse de rotation par rapport à celle du champ tournant statoriques : [10]

$$g = \frac{\Omega_s - \Omega_r}{\Omega_s} \quad (\text{I.2})$$

Ces équations de tension des trois phases statoriques et des trois phases rotoriques sont :

$$\begin{cases} V_{sa} = R_s i_{sa} + \frac{d}{dt} \Phi_{sa} \\ V_{sb} = R_s i_{sb} + \frac{d}{dt} \Phi_{sb} \\ V_{sc} = R_s i_{sc} + \frac{d}{dt} \Phi_{sc} \end{cases} \quad (\text{I.3})$$

$$\begin{cases} V_{ra} = R_r i_{ra} + \frac{d}{dt} \Phi_{ra} \\ V_{rb} = R_r i_{rb} + \frac{d}{dt} \Phi_{rb} \\ V_{rc} = R_r i_{rc} + \frac{d}{dt} \Phi_{rc} \end{cases} \quad (\text{I.4})$$

En désignant par :

V_{sa}, V_{sb}, V_{sc} : Tensions appliquées aux trois phases statoriques.

i_{sa}, i_{sb}, i_{sc} : Courants qui traversent les trois phases statoriques.

$\Phi_{sa}, \Phi_{sb}, \Phi_{sc}$: Flux totaux à travers ces enroulements.

V_{ra}, V_{rb}, V_{rc} : Tensions rotoriques

i_{ra}, i_{rb}, i_{rc} : Courants rotoriques

$\Phi_{ra}, \Phi_{rb}, \Phi_{rc}$: Flux rotoriques

r_s : Résistance d'une phase statorique.

r_r : Résistance d'une phase rotorique.

Les équations (I-2) et (I-3) peuvent être écrits sous la forme matricielle suivante :

Pour le stator :

$$\begin{bmatrix} V_{sa} \\ V_{sb} \\ V_{sc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_s & 0 & 0 \\ 0 & r_s & 0 \\ 0 & 0 & r_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Phi_{sa} \\ \Phi_{sb} \\ \Phi_{sc} \end{bmatrix} \quad (\text{I.5})$$

Ou sous la forme condensée comme suit :

$$[V_{s(abc)}] = [r_s][i_{s(abc)}] + \frac{d}{dt} [\Phi_{s(abc)}] \quad (\text{I.6})$$

Pour le rotor :

$$\begin{bmatrix} V_{ra} \\ V_{rb} \\ V_{rc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_r & 0 & 0 \\ 0 & r_r & 0 \\ 0 & 0 & r_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Phi_{ra} \\ \Phi_{rb} \\ \Phi_{rc} \end{bmatrix} \quad (\text{I.7})$$

Ou sous la forme condensée comme suit :

$$[V_{r(abc)}] = [r_r][i_{r(abc)}] + \frac{d}{dt} [\Phi_{r(abc)}] \quad (\text{I.8})$$

➤ Equation magnétiques

Les hypothèses simplificatrices citées antérieurement conduisent à des relations linéaires entre les flux et les courants de la machine asynchrone, ces relations s'écrivent matriciellement comme suit : [12]

Pour le stator :

$$\begin{bmatrix} \Phi_{sa} \\ \Phi_{sb} \\ \Phi_{sc} \end{bmatrix} = [L_S] \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} + [M_{sr}] \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} \quad (\text{I.9})$$

Pour le rotor :

$$\begin{bmatrix} \Phi_{ra} \\ \Phi_{rb} \\ \Phi_{rc} \end{bmatrix} = [L_r] \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} + [M_{rs}] \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} \quad (\text{I.10})$$

Tel que : $[M_{sr}] = [M_{rs}]^T$

On désigne par :

$[L_S]$: Matrice des inductances statoriques.

$[L_r]$: Matrice des inductances rotoriques.

$[M_{sr}]$: Matrice des inductances mutuelles statoriques rotoriques.

Où :

$$[L_S] = \begin{bmatrix} l_S & M_S & M_S \\ M_S & l_S & M_S \\ M_S & M_S & l_S \end{bmatrix} \quad (\text{I.11})$$

$$[L_r] = \begin{bmatrix} l_r & M_r & M_r \\ M_r & l_r & M_r \\ M_r & M_r & l_r \end{bmatrix} \quad (\text{I.12})$$

Ainsi :

$$[M_{sr}] = [M_{rs}]^T = M_{sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (\text{I.13})$$

Avec :

l_s : Inductance propre d'une phase statorique.

l_r : Inductance propre d'une phase rotorique.

M_s : Inductance mutuelle entre phases statoriques.

M_r : Inductance mutuelle entre phases rotoriques.

θ : Angle électrique définit la position relative instantanée entre les axes statoriques et les axes rotoriques qui sont choisis comme axes des références.

M : Maximum de l'inductance mutuelle entre phase du stator et la phase correspondante du rotor

➤ Equations mécaniques

L'étude des caractéristiques de la machine asynchrone fait introduire de la variation non seulement des paramètres électriques (tension, courant, flux) mais aussi des paramètres mécaniques (couple, vitesse) : [13]

$$C_{elm} = P [i_{s(abc)}]^T \frac{d}{dt} [M_{sr}] [i_{r(abc)}] \quad (\text{I.14})$$

Pour avoir un modèle complet de la machine il nécessite d'introduire l'équation du mouvement de la machine est exprimée comme suivant :

$$J \frac{d}{dt} \Omega_r = C_{elm} - C_r - f \Omega_r \quad (\text{I.15})$$

Avec :

J : Moment d'inertie des masses tournantes.

C_r : Couple résistant imposé à l'arbre de la machine.

Ω_r : Vitesse rotorique.

C_{elm} : Couple électromagnétique.

f : Coefficient de frottement visqueux.

Les équations (I.4) ainsi obtenus sont à coefficients variables entraînant la complexité de résolution du modèle défini par (I.3). Cela conduira à l'usage de la transformation de Park qui permettra de rendre constant ces paramètres.

I.6 Transformation de système triphasé vers biphasé

I.6.1 Principe de la transformation de Park

Dans un système triphasé quelconque de tensions, de courants ou de flux, $[x_a \ x_b \ x_c]$, on associe un système biphasé $[x_d \ x_q]$ donnant le même champ tournant. Les deux systèmes sont liés par la matrice de Park $P(\theta_s)$ donnée ci-dessous :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} = P(\theta_s) \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \quad (\text{I.16})$$

$$\text{Avec : } P(\theta_s) = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos(\theta_s) & \cos\left(\theta_s + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_s + \frac{4\pi}{3}\right) \\ -\sin(\theta_s) & -\sin\left(\theta_s + \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta_s + \frac{4\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \quad (\text{I.17})$$

Où : θ_s est l'angle entre l'axe d du repère de Park et l'axe de la phase (a) du système triphasé.

Ce système n'étant pas réversible, il faut lui adjoindre une équation supplémentaire.

Pour cela, on introduit x_0 proportionnelle à la composante homopolaire des grandeurs triphasées, telle que :

$$x_0 = \frac{1}{3} (x_a + x_b + x_c) \quad (\text{I.18})$$

D'où la matrice de Park s'écrit :

$$P(\theta_s) = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos(\theta_s) & \cos\left(\theta_s + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_s + \frac{4\pi}{3}\right) \\ -\sin(\theta_s) & -\sin\left(\theta_s + \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta_s + \frac{4\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (\text{I.19})$$

Sa matrice inverse $P^{-1}(\theta_s)$ s'écrit sous la forme :

$$P^{-1}(\theta_s) = \begin{bmatrix} \cos(\theta_s) & -\sin(\theta_s) & 1 \\ \cos\left(\theta_s - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta_s - \frac{2\pi}{3}\right) & 1 \\ \cos\left(\theta_s + \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta_s + \frac{2\pi}{3}\right) & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{I.20})$$

D'autre part, la figure ci-dessous, représente les phases du MAS et leurs équivalents dans le Plan de Park (d, q) :

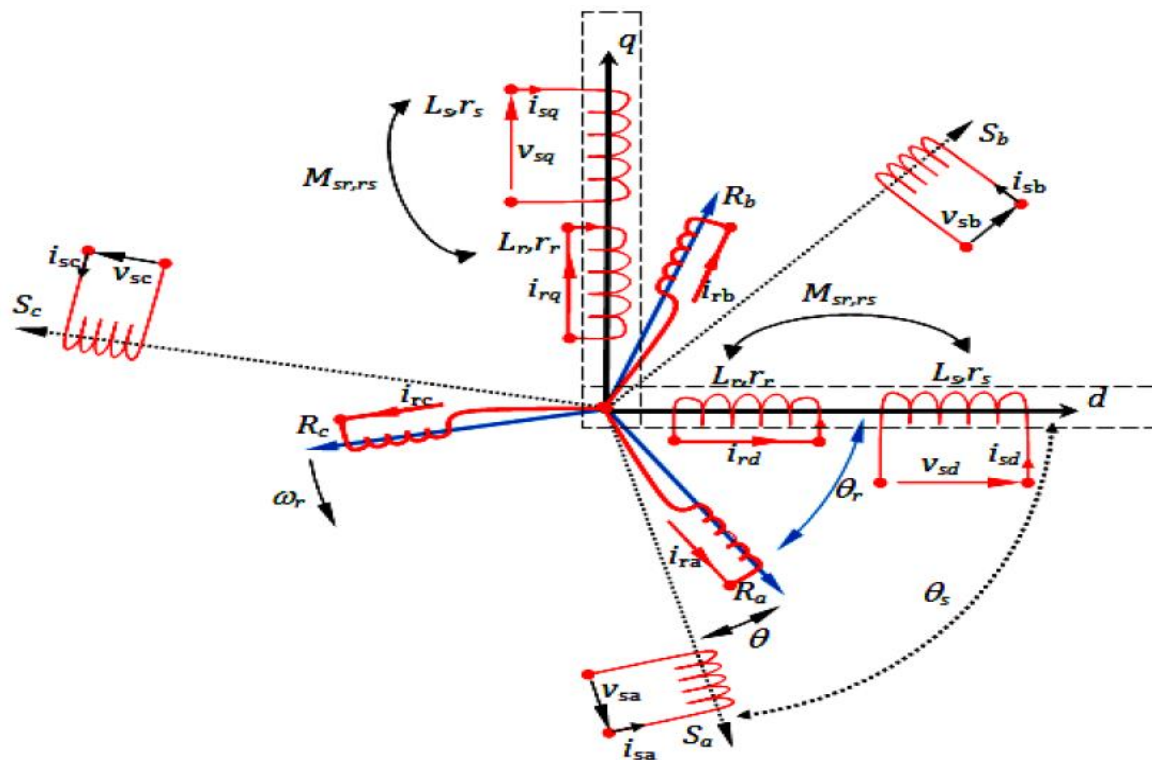


Figure I.5: Représentation des phases du MAS dans les axes (d, q).

L'équation (I.5) sous forme matricielle compacte peut être généralisée pour trois phases repérées par les indices a, b et c, que ce soient statoriques ou rotoriques :

$$[V_{abc}] = [r][i_{abc}] + \frac{d}{dt} [\phi_{abc}] \quad (\text{I.21})$$

En appliquant la transformation de Park aux équations de tension, on obtient le système d'équations des tensions dans le repère de Park, qui constitue un modèle électrique dynamique pour l'enroulement équivalent :

$$\begin{cases} V_d = r i_d + \frac{d\phi_d}{dt} - \frac{d\theta_s}{dt} \phi_q \\ V_q = r i_q + \frac{d\phi_q}{dt} - \frac{d\theta_s}{dt} \phi_d \\ V_0 = r i_0 + \frac{d\phi_0}{dt} \end{cases} \quad (\text{I.22})$$

Dans le cas d'un système symétrique et une alimentation équilibrée (la somme des composantes a , b , c est nulle), la troisième équation, toujours vérifiée car identiquement nulle, devient inutile.

I.6.2 Équations des tensions du MAS dans le repère de Park

Les équations des tensions statoriques et rotoriques s'écrivent dans le repère de Park sous la forme suivante :

$$\begin{cases} V_{sd} = r_s i_{sd} + \frac{d\phi_{sd}}{dt} - \frac{d\theta_s}{dt} \phi_{sq} \\ V_{sq} = r_s i_{sq} + \frac{d\phi_{sq}}{dt} + \frac{d\theta_s}{dt} \phi_{sd} \\ V_{rd} = r_r i_{rd} + \frac{d\phi_{rd}}{dt} - \frac{d\theta_r}{dt} \phi_{rq} = 0 \\ V_{rq} = r_r i_{rq} + \frac{d\phi_{rq}}{dt} - \frac{d\theta_r}{dt} \phi_{rd} = 0 \end{cases} \quad (\text{I.23})$$

Sachant que les flux dans le repère de Park, sont exprimés en fonction des courants statoriques et rotoriques par :

$$\begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \\ \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & M & 0 \\ 0 & L_s & 0 & M \\ M & 0 & L_r & 0 \\ 0 & M & 0 & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{rd} \\ i_{rq} \end{bmatrix} \quad (\text{I.24})$$

Rappelons que :

- ❖ l_s est l'inductance propre d'une phase statorique
- ❖ l_r est l'inductance propre d'une phase rotorique
- ❖ M_s est un coefficient de mutuelle inductance entre deux phases statoriques
- ❖ M_r est un coefficient de mutuelle inductance entre deux phases rotoriques

- ❖ M_{sr} est le maximum de l'inductance mutuelle entre une phase statorique et une phase rotorique, obtenu lorsque les axes sont alignés
- ❖ $L_s = l_s - M_s$ est l'inductance cyclique statorique
- ❖ $L_r = l_r - M_r$ est l'inductance cyclique rotorique
- ❖ $M = (3/2) M_{sr}$ est l'inductance mutuelle cyclique entre stator et rotor

I.6.3 Référentiels utilisés

Il existe différentes possibilités concernant le choix de l'orientation du repère d'axe (d, q) qui dépendent des objectifs de l'application :

- ❖ Axes solidaires au champ tournant
- ❖ Axes tournant à la vitesse du rotor
- ❖ Axes liés au stator

$$\left| \begin{array}{l} \frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s \text{ et } \frac{d\theta}{dt} = \omega_s - \omega_r \\ \frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s \text{ et } \frac{d\theta}{dt} = \omega_s \\ \frac{d\theta_s}{dt} = 0 \text{ et } \frac{d\theta}{dt} = -\omega_r \end{array} \right. \quad (\text{I.25})$$

Pour agir sur les grandeurs réelles, il faut alors opérer un changement de référentiel c'est à dire la transformation inverse de Park. De même à partir des grandeurs saisies pour l'estimation ou la commande du système, il convient pour passer dans ce repère de Park, d'opérer les deux transformations de Clarke et de Park respectivement : $abc \rightarrow \alpha\beta$ et $\alpha\beta \rightarrow dq$. Cependant le repère lié au stator est utilisé pour l'estimation des flux dans les commandes directe. Et puisque l'objectif du présent travail, est d'implanter la DTC basée entre autres sur la connaissance de l'amplitude et la position du flux statorique, on présente le modèle complet de la machine dans le repère de Park lié au référentiel statorique (α, β) et mis sous la forme d'état suivante :

$$\dot{X} = AX + BU \quad (\text{I.26})$$

Tels que :

$$\dot{X} = \begin{bmatrix} i_{\alpha s} \\ i_{\beta s} \\ \phi_{\alpha s} \\ \phi_{\beta s} \end{bmatrix} \text{ et } U = \begin{bmatrix} V_{\alpha s} \\ V_{\beta s} \end{bmatrix} \quad (\text{I.27})$$

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma} \left[\frac{1}{T_r} + \frac{1}{T_s} \right] & -\omega_r & \frac{1}{\sigma L_s T_r} & \frac{\omega_r}{\sigma L_s} \\ \omega_r & -\frac{1}{\sigma} \left[\frac{1}{T_r} + \frac{1}{T_s} \right] & -\frac{\omega_r}{\sigma L_s} & \frac{1}{\sigma L_s T_r} \\ -r_s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -r_s & 0 & 0 \end{bmatrix} \text{ et } B = \begin{bmatrix} \sigma L_s & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{I.28})$$

Avec :

$$\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r} \quad (\text{I.29})$$

Le coefficient de dispersion de Blondel

$$T_s = \frac{L_s}{r_s} \quad T_r = \frac{L_r}{r_r} \quad (\text{I.30})$$

Les constantes de temps statoriques et rotoriques respectivement

$$\omega_r = p \Omega_r \quad (\text{I.31})$$

La pulsation mécanique du rotor et p le nombre de paires de pôles du MAS.

I.6.4 Expression du couple électromagnétique

Le couple électromagnétique peut être exprimé par plusieurs expressions dont on retient la suivante qui convient à la DTC et qui est exprimée en fonction des variables d'état utilisées précédemment :

$$C_{elm} = \frac{3}{2} p (\phi_{s\alpha} i_{s\beta} - \phi_{s\beta} i_{s\alpha}) \quad (\text{I.32})$$

I.7 Partie Simulation

I.7.1 Schéma de simulation de la MAS

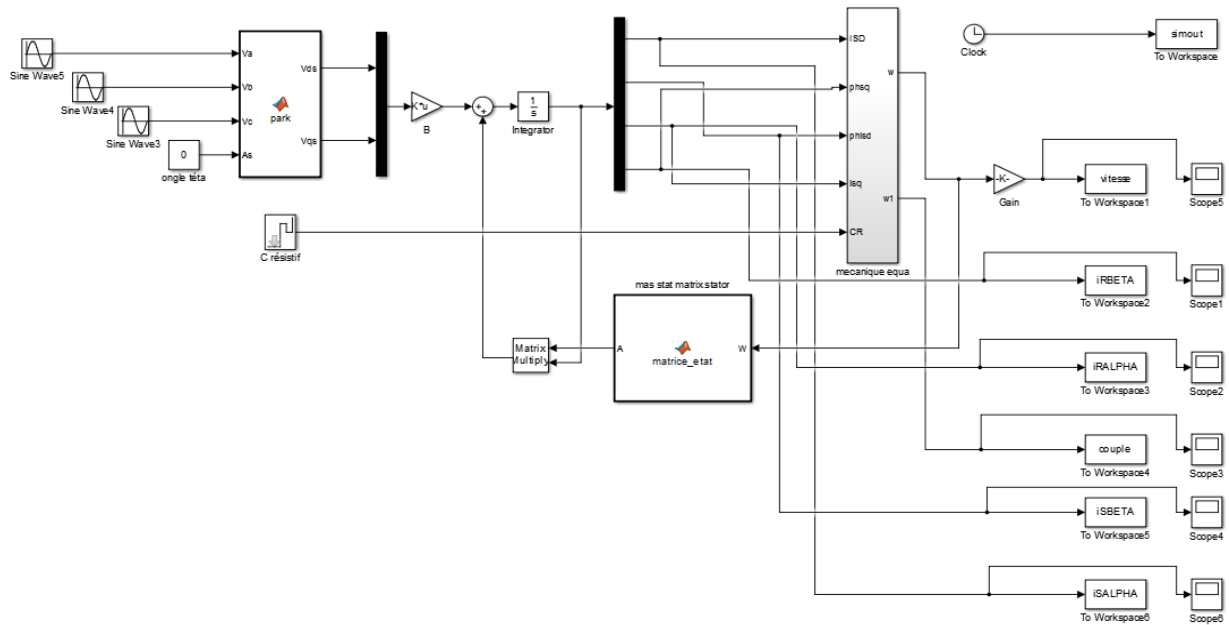


Figure I.6: Modèle globale de la machine asynchrone sous Matlab /Simulink.

I.7.2 Résultat De Simulation et interprétation

Les figures ci-dessous présentent les principales caractéristiques de la MAS pour un fonctionnement à vide dans les premières instantes et puis en charge.

Essai à vide et en charge

On considère les résultats des courbes de l'instant 0 à l'instant 1 s comme essai à vide, et Aux instants $t = 1, 1.5,$ et 2 s, Nous avons appliqué des charges sur ce système, $C_r = 8, 5,$ et 10 N.m.

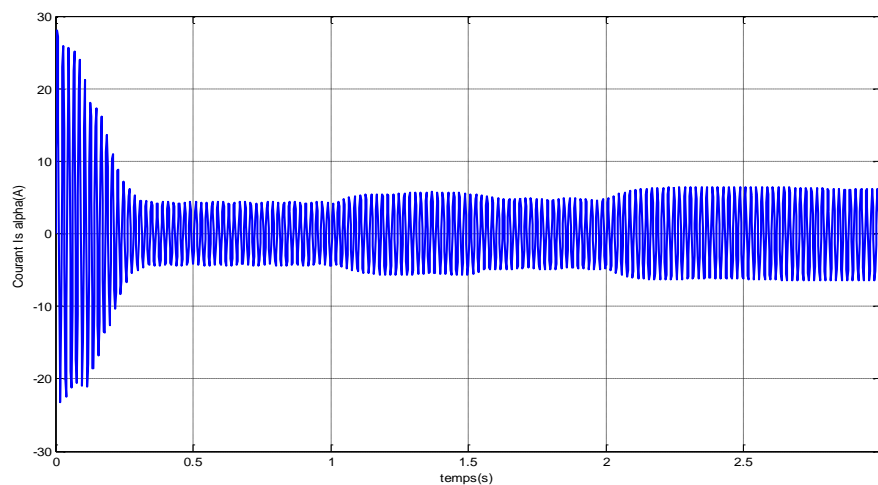
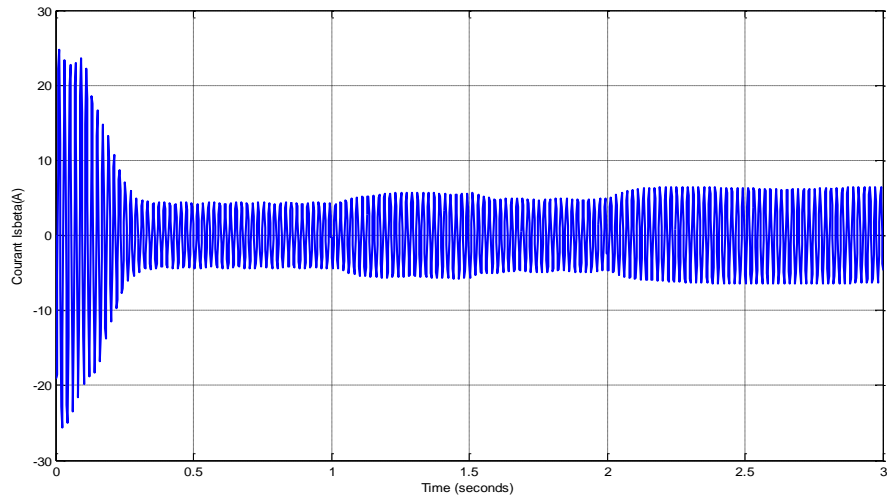
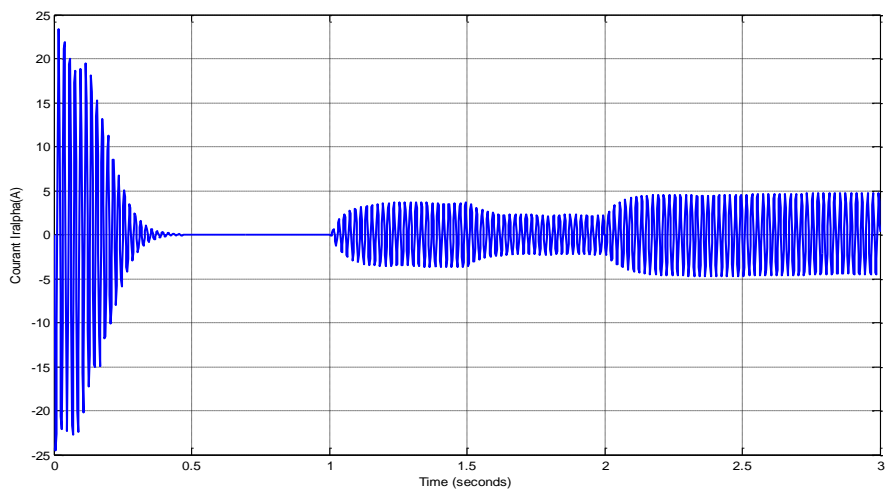
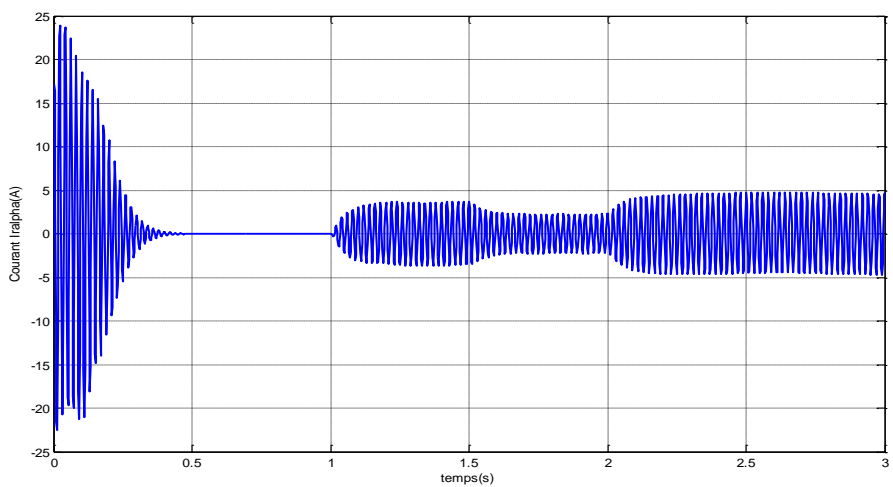


Figure I.7: Courant statorique $i_{s\alpha}$.

**Figure I.8:** Courant statorique $i_{s\beta}$.**Figure I.9:** Courant rotorique $i_{r\alpha}$.**Figure I.10:** Courant rotorique $i_{r\beta}$.

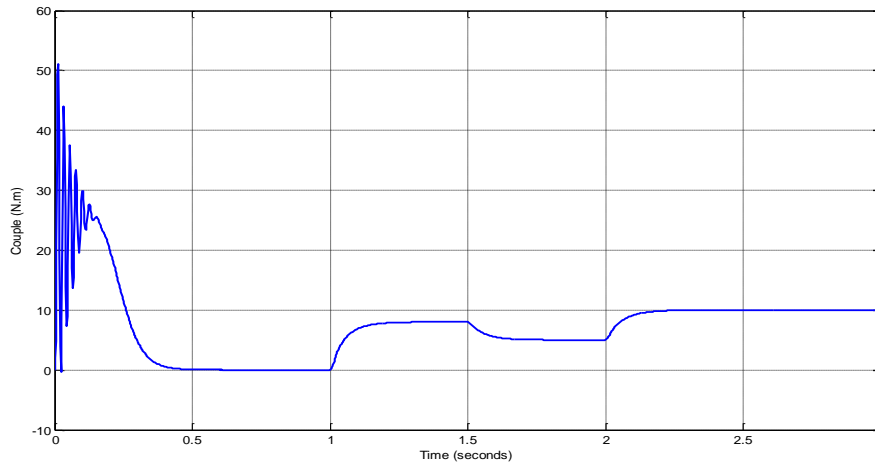


Figure I.11: Couple électromagnétique C_{elm} .

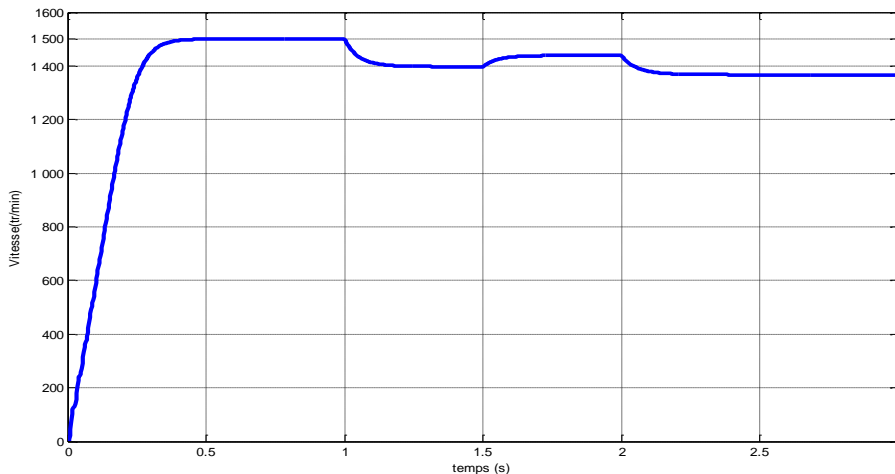


Figure I.12: Vitesse de rotation Ω_r .

L'alimentation avec une tension $V=220/380$ v et fréquence $F=50$ Hz.

Essai à vide :

La vitesse présente une augmentation dans le premier instant de démarrage avec un accroissement presque linéaire, après un temps d'environ 0.3s la vitesse de rotation s'établit à une valeur proche de la vitesse de synchronisme.

La courbe du couple se présente aux premiers instants du démarrage une pulsation très importante, après 0.3s le couple tend vers zéro.

Les courants statoriques présentent des oscillations successives autour de zéro avec une amplitude maximale jusqu'à 0.3s, après ce temps l'amplitude de ces oscillations est restée constante.

Essai en charge :

Nous avons appliqué à l'arbre de la machine asynchrone une charge variable $C_r = 8, 5$ et 10 N.m aux instants $t = 1, 1.5, \text{ et } 2 \text{ s}$.

Nous constatons que :

La courbe de la vitesse décroît jusqu'à une vitesse dont les valeurs sont inférieures à la vitesse de l'essai à vide $\Omega_r = 1500 \text{ tr/min}$, selon les charges appliquées, tout à fait normal parce que la machine n'est pas commandée (en boucle ouverte).

Le couple électromagnétique rejoint, après un régime transitoire, la valeur qui compense les couples résistantes $C_r = 8, 5$ et 10 N.m appliqués.

Les courants statoriques et rotoriques évoluent progressivement, tout dépend des besoins de la machine selon les charges appliquées sur l'arbre.

I.8 Conclusion

Dans ce chapitre, notre but est de vérifier le modèle de la machine asynchrone alimenté par le réseau. Par ailleurs, pour étudier une machine électrique, le but de l'électrotechnicien est d'élaborer un modèle aussi fin que possible qui puisse rendre compte de la réalité. On sait que le dimensionnement d'une motorisation se fait en prenant en compte les régimes transitoires (mise en vitesse) qui sont plus contraignants que les régimes établis. Il importe donc que les modèles soient utilisables aussi bien en régime statique que dynamique.

De nombreuses applications industrielles nécessitent un contrôle de vitesse ou de position. La relation fondamentale de la dynamique montre que le contrôle de la vitesse (ou de la position qui est la primitive de la vitesse) passe par le contrôle du couple. Donc le but du deuxième chapitre est le contrôle direct du couple et de flux de la machine asynchrone.

Chapitre II

Commande DTC de la machine asynchrone triphasé

II.1 Introduction

L'évolution conjointe de l'électronique de puissance et de l'électronique numérique a contribué à l'élaboration des algorithmes de commande plus avancés améliorant les performances statiques et dynamiques de la machine asynchrone et assurant ainsi un découplage du flux et du couple.

La commande vectorielle par orientation du flux rotorique a été développée pour supprimer le couplage interne de la machine. Cependant, bien qu'elle donne des performances élevées à la machine asynchrone, le contrôle vectoriel par orientation du flux rotorique présente un certain nombre d'inconvénient : faible robustesse vis-à-vis les variations des paramètres rotoriques, présence de transformations de coordonnées dépendent d'un angle estimé et utilisation d'un capteur mécanique (coûteux). [15]

La commande directe du couple (DTC : direct torque control) vient pour pallier les inconvénients inhérents de la commande vectorielle. [16]

La commande DTC (Direct Torque Control) utilisé pour un onduleur de tension à deux niveaux, alimentant une machine asynchrone, son objectif est de réguler le flux statorique et le couple électromagnétique, sans disposer de mesures de vitesse, de flux ou de couple. Les seules mesures utilisées sont les tensions et les courants alimentant le stator, de la machine. Le flux et le couple sont entièrement estimés à partir de ces mesures. [17]

II.2 Principe de la DTC

La commande directe du couple est basée sur la détermination directe de la séquence de commande à appliquer aux interrupteurs d'un onduleur de tension. Ce choix est généralement basé sur l'utilisation de régulateurs à hystérésis dont la fonction est de contrôler l'état du système, à savoir ici l'amplitude du flux statorique et le couple électromagnétique.

L'état de ces grandeurs nous permet de définir le vecteur de tension statorique à appliquer au MAS pour maintenir le couple et le flux dans leurs bandes d'hystérésis. Une variable intervenant également dans le choix des tensions est la position du vecteur statorique dans le plan complexe. Pour cela, le plan est divisé en six secteurs et quelque fois en douze secteurs.

Le schéma de principe de cette technique est indiqué sur la figure II.1 qui représente les estimateurs de flux et de couple, ainsi que les régulateurs par hystérésis du couple et du flux. La position du vecteur de flux est calculée à partir de leurs composantes dans le plan

complexe $\alpha \beta$. Le régulateur de flux est à deux niveaux et celui du couple à trois niveaux initialement proposés par Takahashi. [18]

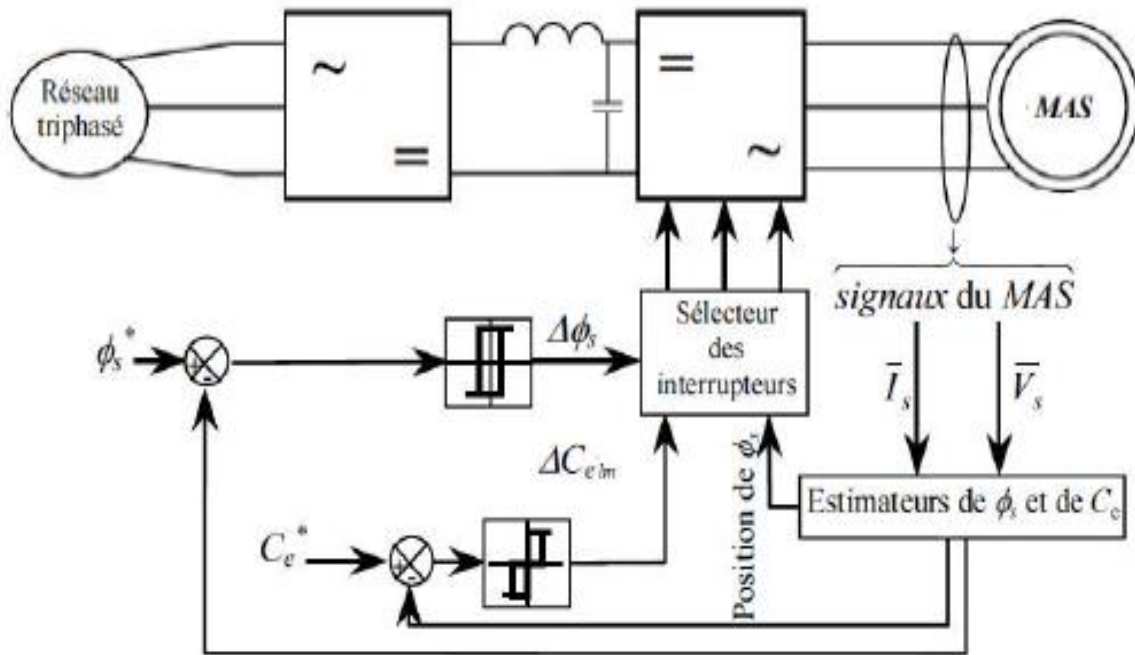


Figure II.1: Structure générale d'une DTC appliquée au MAS.

II.2.1 Comportement du flux statorique

On se place dans le repère (α, β) lié au stator du MAS. Le flux statorique peut être obtenu par l'équation complexe suivante [17] :

$$\bar{V}_s = r_s \bar{I}_s + \frac{d\bar{\phi}_s}{dt} \tag{II.1}$$

Le flux statorique est donc :

$$\bar{\phi}_s = \bar{\phi}_{s0} + \int_0^t (\bar{V}_s - r_s \bar{I}_s) dt \tag{II.2}$$

En négligeant la chute de tension due à la résistance du stator pour simplifier l'étude (pour les machines à grandes vitesses), on trouve :

$$\bar{\phi}_s \approx \bar{\phi}_{s0} + \int_0^t \bar{V}_s dt \tag{II.3}$$

Pendant la période d'échantillonnage, le vecteur de tension appliquée à la MAS reste constant. On peut écrire :

$$\overline{\phi}_s(k+1) \approx \overline{\phi}_s(k) + \overline{V}_s T_e \quad (\text{II.4})$$

$$\Delta \overline{\phi}_s \approx \overline{V}_s T_e \quad (\text{II.5})$$

$\overline{\phi}_s(k)$: est le vecteur du flux statorique au pas d'échantillonnage actuel.

$\overline{\phi}_s(k+1)$: est le vecteur du flux statorique au pas d'échantillonnage suivant.

$\Delta \overline{\phi}_s = \overline{\phi}_s(k+1) - \overline{\phi}_s(k)$: est la variation du vecteur de flux statorique

T_e : est la période d'échantillonnage.

II.2.2 Comportement du couple électromagnétique

Le couple électromagnétique est proportionnel au produit vectoriel entre les vecteurs des flux statorique et rotorique donné par la figure II.2 selon l'expression suivante :

$$C_{elm} = K(\overline{\phi}_s \times \overline{\phi}_r) = K|\overline{\phi}_s||\overline{\phi}'_r| \sin(\delta) \quad (\text{II.6})$$

$\overline{\phi}'_r$: est le vecteur flux rotorique ramené au stator

$\overline{\phi}_r$: est le vecteur flux rotorique.

$\overline{\phi}_s$: est le vecteur flux statorique.

$\overline{\phi}_\sigma$: est le vecteur flux de fuites.

δ : est l'angle entre les vecteurs flux statorique et rotorique.

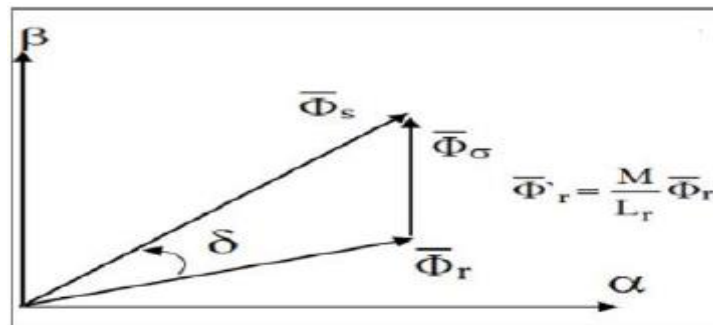


Figure II.2: Vecteurs des flux statorique, rotorique et de fuites.

Lorsque les deux flux statorique et rotorique sont maintenus constants, par limitation du flux statorique dans une bande d'hystérésis autour de sa consigne (Figure II.2), le couple sera en fonction de l'angle de déphasage entre ces deux flux.

Pour agir sur cet angle, on doit varier la position du vecteur flux statorique dans le repère (α, β) , en appliquant un vecteur de tension approprié. Ainsi, pour augmenter la valeur

algébrique du couple, il suffit d'appliquer un vecteur de tension en quadrature avance par rapport au flux statorique. [19]

II.3 Présentation de la structure de contrôle

II.3.1 Alimentation de l'onduleur

La source d'alimentation triphasée est supposée symétrique, d'amplitude de tension et fréquence, imposées et constantes. La figure II.3 illustre le schéma global du système complet à étudier.

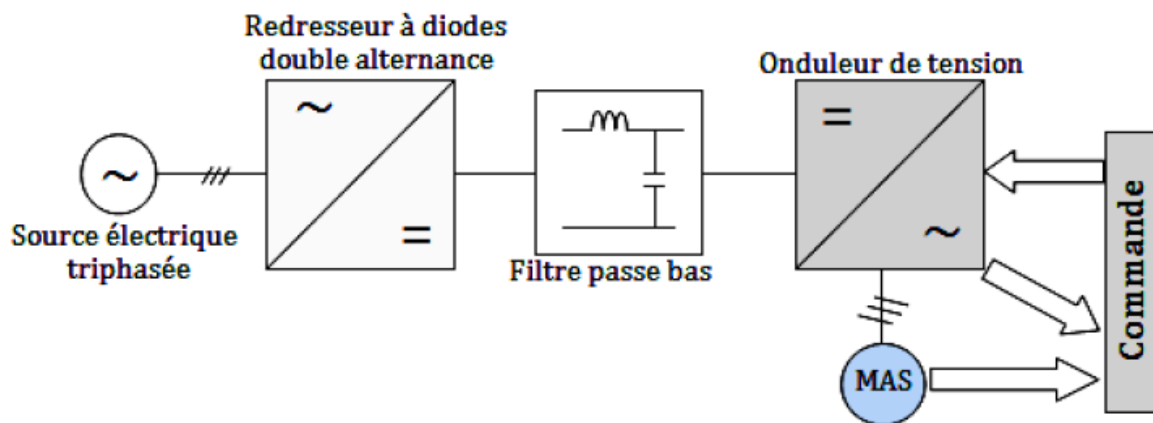


Figure II.3: Schéma global de la chaîne de commande du MAS.

Cette source d'alimentation est supposée parfaite, elle produit trois tensions $V_a(t)$, $V_b(t)$ et $V_c(t)$, identiques, alternatives de fréquence fixe et décalées entre elles de 120° . Ces tensions sont exprimées par :

$$\begin{cases} V_a(t) = V_m \sqrt{2} \sin(\omega t) \\ V_b(t) = V_m \sqrt{2} \sin(\omega t - \frac{2\pi}{3}) \\ V_c(t) = V_m \sqrt{2} \sin(\omega t + \frac{2\pi}{3}) \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

II.3.2 Choix du vecteur de tension V_s

Pour fixer l'amplitude du vecteur flux statorique, l'extrémité du vecteur flux doit dessiner une trajectoire circulaire. Pour cela, le vecteur de tension appliqué doit rester toujours perpendiculaire au vecteur flux. Ainsi en sélectionnant un vecteur approprié, l'extrémité du flux peut être contrôlée et déplacée de manière à maintenir l'amplitude du vecteur flux à l'intérieur d'une certaine fourchette. Le choix de V_s dépend de la variation souhaitée pour le module du flux, mais également de l'évolution souhaitée pour sa vitesse de rotation et par conséquent pour le couple.

On délimite généralement l'espace d'évolution de φ_s dans le référentiel fixe (stator) en le décomposant en six zones symétriques par rapport aux directions des tensions non nulles. Lorsque le vecteur flux se trouve dans la zone numérotée i , les deux vecteurs V_i et V_{i+3} ont la composante de flux la plus importante. En plus, leur effet sur le couple dépend de la position du vecteur flux dans cette zone. Le contrôle du flux et du couple est assuré en sélectionnant un des quatre vecteurs non nuls ou un des deux vecteurs nuls. Le rôle du vecteur de tension sélectionné est décrit par la figure II.4.

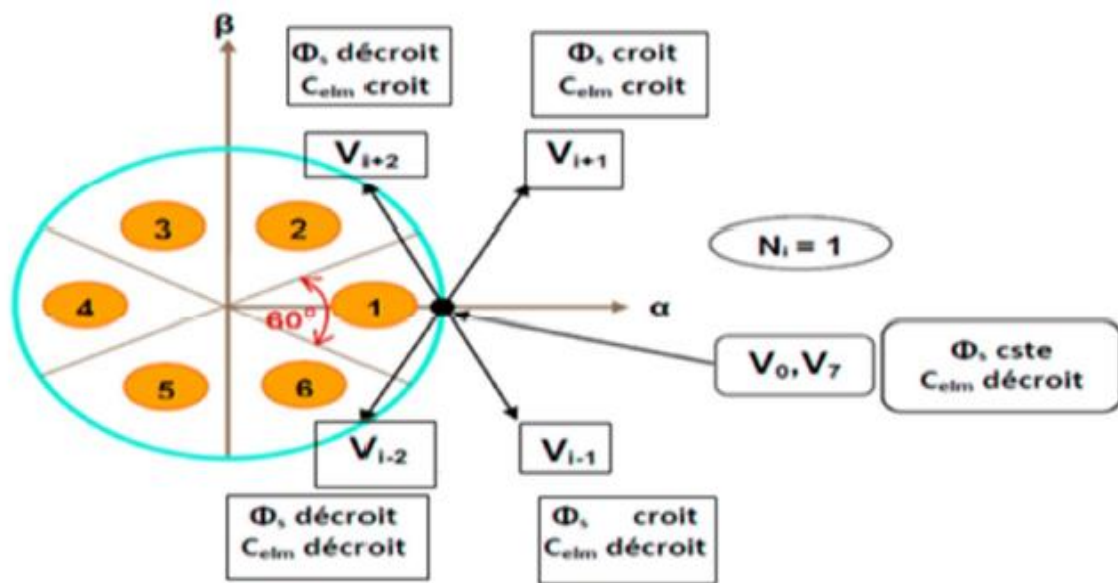


Figure II.4 : Choix du vecteur de tension.

Le choix du vecteur V_s dépend :

- De la position de φ_s dans le référentiel (s).
- De la variation souhaitée pour le module de φ_s .
- De la variation souhaitée pour le couple.
- Ainsi le sens de rotation de φ_s .

Lorsque le flux φ_s se trouve dans une zone i , le contrôle du flux et du couple peut être assuré en sélectionnant l'un des huit vecteurs de tensions suivants :

- Si V_{i+1} est sélectionné alors φ_s croît et C_{elm} croît.
- Si V_{i-1} est sélectionné alors φ_s croît et C_{elm} décroît.
- Si V_{i+2} est sélectionné alors φ_s décroît et C_{elm} croît.
- Si V_{i-2} est sélectionné alors φ_s décroît et C_{elm} décroît.
- Si V_0 ou V_7 sont sélectionnés alors la rotation du flux φ_s est arrêtée, d'où une décroissance du couple alors que le module du flux φ_s reste inchangée. [20] [21] [22]

II.4 Les Estimateurs

L'estimation du flux statorique et du couple électromagnétique se fait à partir du vecteur de tension et de courant statorique

II.4.1 Estimation du flux

On considère le système d'axes (α, β) lié au stator du MAS. Les équations des tensions statoriques sont exprimées par : [21] [22]

$$\begin{cases} V_{s\alpha} = r_s i_{s\alpha} + \dot{\phi}_{s\alpha} \\ V_{s\beta} = r_s i_{s\beta} + \dot{\phi}_{s\beta} \end{cases} \quad (\text{II.8})$$

Le calcul des flux statoriques se fait selon les expressions suivantes :

$$\overline{\phi}_{s\alpha} = \int_0^t (V_{s\alpha} - r_s i_{s\alpha}) dt \quad (\text{II.9})$$

$$\overline{\phi}_{s\beta} = \int_0^t (V_{s\beta} - r_s i_{s\beta}) dt \quad (\text{II.10})$$

La version discrétisée de cet estimateur, définie pour une période d'échantillonnage T_e , peut être formulée de la façon suivante :

$$\overline{\phi}_{s\alpha}(n) = \overline{\phi}_{s\alpha}(n-1) + [V_{s\alpha}(n-1) - r_s i_{s\alpha}(n-1)]T_e \quad (\text{II.11})$$

$$\overline{\phi}_{s\beta}(n) = \overline{\phi}_{s\beta}(n-1) + [V_{s\beta}(n-1) - r_s i_{s\beta}(n-1)]T_e \quad (\text{II.12})$$

Le module du flux et sa phase sont obtenus par calcul comme suit :

$$\overline{\phi}_s = \sqrt{\overline{\phi}_{s\alpha}^2 + \overline{\phi}_{s\beta}^2} \quad (\text{II.13})$$

$$\angle \overline{\phi}_s = \arctg \frac{\overline{\phi}_{s\beta}}{\overline{\phi}_{s\alpha}} \quad (\text{II.14})$$

II.4.2 Estimation du couple

Une fois les deux composantes du flux sont obtenues, le couple peut être tiré facilement d'après la formule suivante : [20]

$$C_{elm} = \frac{3}{2} p (\phi_{s\alpha} i_{s\beta} - \phi_{s\beta} i_{s\alpha}) \quad (\text{II.15})$$

II.5 Elaboration du vecteur de commande

II.5.1 Elaboration du contrôleur de flux

Son but est de maintenir l'extrémité du vecteur $\bar{\phi}_s$ dans une couronne circulaire comme le montre la figure II.5, la sortie du correcteur doit indiquer le sens d'évolution du module de s F, afin de sélectionner le vecteur de tension correspondant. Pour cela un simple correcteur à hystérésis à deux niveaux convient parfaitement, et permet de plus d'obtenir de très bonnes performances dynamiques. La sortie du correcteur, représentée par une variable booléenne [flux C], indique directement si l'amplitude du flux doit être augmentée [flux C =1] ou diminuée [flux C =0] de façon à maintenir : [19]

$$(\bar{\phi}_s)_{ref} - (\bar{\phi}_s) \leq \Delta\bar{\phi}_s \quad (\text{II.16})$$

Avec $(\bar{\phi}_s)_{ref}$: est le flux de référence.

$\Delta\bar{\phi}_s$: est la largeur d'hystérésis du correcteur.

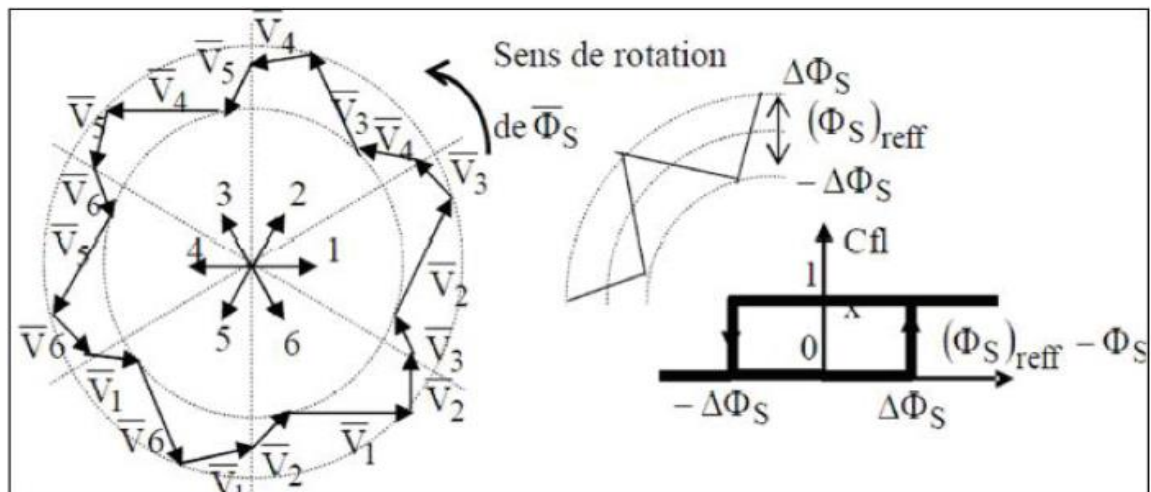


Figure II.5 : Correcteur de flux à hystérésis.

II.5.2 Elaboration du contrôleur de couple

On définit l'erreur sur le couple, noter C_{elm} , comme la différence entre le couple de référence et sa valeur estimée.

$$\Delta C_{elm} = |C_{elmref} - C_{elm}| \quad (\text{II.17})$$

Le correcteur de couple a pour but de maintenir le couple dans les limites admissibles définies comme suit :

$$|C_{elmref} - C_{elm}| \leq \Delta C_{elm} \quad (\text{II.18})$$

Avec :

C_{elmref} est le couple de référence,

ΔC_{elm} est la bande d'hystérésis du correcteur.

Cependant une différence avec le contrôle de flux est que le couple peut être positif ou négatif selon le sens de rotation du MAS, Deux solutions sont à envisager :

- Un correcteur à hystérésis à deux niveaux ;
- Un correcteur à hystérésis à trois niveaux. [23][24]

II.5.3 Correcteur a deux niveaux

Le comparateur à deux niveaux diffère du précédent par la plus grande simplicité de son application. Il se réduit au contrôle du couple sur un seul sens de rotation du moteur. Ainsi, seuls les vecteurs V_{i+1} et V_{i+2} peuvent être sélectionnés pour faire évoluer le vecteur flux et par conséquent la diminution du couple et uniquement opérée par l'application des vecteurs nuls. Avec ce correcteur, pour inverser le sens de rotation du MAS il est nécessaire de croiser deux phases du MAS. Cependant ce correcteur est plus simple à implanter. De plus en sélectionnant correctement les vecteurs nuls suivant les zones S_i , on s'aperçoit que pour chaque zone i , il y a un bras de l'onduleur qui ne commute jamais, et permet ainsi de diminuer la fréquence moyenne de commutation des interrupteurs, diminuant ainsi les pertes par commutation au niveau de l'onduleur. [27]

II.5.4 Comparateur a trois niveaux

Il permet de contrôler le moteur dans les deux sens de rotation, soit pour un couple positif ou négatif. La sortie du correcteur, représentée par la variable booléenne C_{cpl} indique directement si l'amplitude du couple doit être augmentée ($=1$) ou diminuée ($=-1$) ou la maintenir ($=0$). [25]

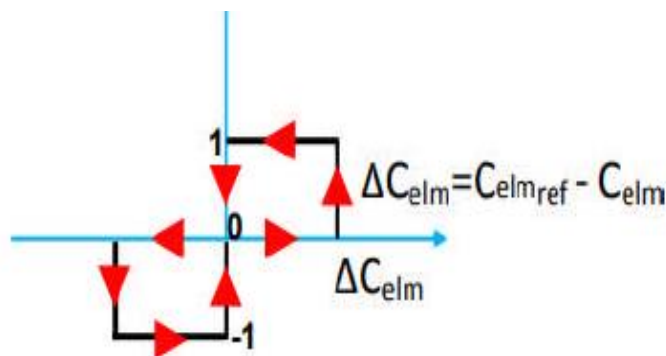


Figure II.6: Correcteur à hystérésis à trois niveaux du couple.

II.6 Elaboration de la table de commutation (Stratégie de commutation)

II.6.1 Stratégie de commutation dans la DTC

L'objectif est de réaliser un contrôle performant aussi bien en régime permanent qu'en régime transitoire, et ceci par la combinaison des différentes stratégies de commutation. La sélection adéquate du vecteur de tension, à chaque période d'échantillonnage, est faite pour maintenir le couple et le flux dans les limites des deux bandes à hystérésis.

En particulier la sélection est faite sur la base de l'erreur instantanée du flux φ_s et du couple C_{elm} . plusieurs vecteurs tensions peuvent être sélectionnés pour une combinaison donnée du flux et du couple. Le choix se fait sur la base d'une stratégie prédéfinie et chacune d'elles affecte le couple et l'ondulation du courant, les performances dynamiques et le fonctionnement à deux ou quatre quadrants.

II.6.2 Table de commutation

La table de commande est construite en fonction de l'état des variables (Cflx) et (Ccpl) et de la zone N_i de la position de flux φ_s elle se présente donc sous la forme suivante : [21]

Tableau II.1: table de vérité de la structure de la commande par DTC.

		N	1	2	3	4	5	6	Correcteur
Cflx =1	Ccpl=1		V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_1	2 niveaux
	Ccpl=0		V_7	V_0	V_7	V_0	V_7	V_0	
	Ccpl=-1		V_6	V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	3 niveaux
Cflx =0	Ccpl=1		V_3	V_4	V_5	V_6	V_1	V_2	2 niveaux
	Ccpl=0		V_0	V_7	V_0	V_7	V_0	V_7	
	Ccpl=-1		V_5	V_6	V_1	V_2	V_3	V_4	3 niveaux

II.7 Avantages de la DTC

- Il n'est pas nécessaire de faire la transformation des coordonnées, car les courants et les tensions sont dans un repère lié au stator.
- Utilise un modèle simplifié du moteur à induction.
- Il n'existe pas de bloc qui calcule la modulation de la tension (MLI).
- Il n'est pas nécessaire de faire un découplage des courants par rapport aux tensions de commande, comme dans le cas de la commande vectorielle.
- Elle exige deux comparateurs à hystérésis et un contrôleur de vitesse du type PI, tandis que dans la commande vectorielle exige 2 régulateurs PI et un modulateur de PWM.

II.10 Partie simulation

Une simulation de la commande directe du couple a été effectuée en SIMULINK dans un environnement MATLAB pendant (3 secondes). Nous avons simulé le comportement du système commandé en utilisant un régulateur de vitesse de type PI classique.

II.10.1 Résultat de simulation et interprétation

Essai à vide et en variation de vitesse

Au long de cette simulation, nous allons considère que la phase de l'instant $t = 0$ jusqu'à l'instant $t = 1$ seconde, est un essai à vide avec $\omega_{ref} = 105$ rad/s au début.

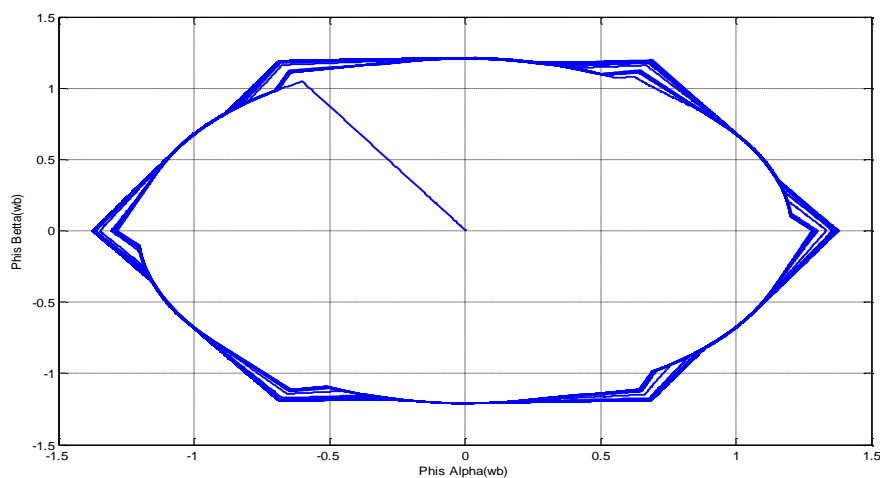


Figure II.8: Trajectoire de flux (Wb).

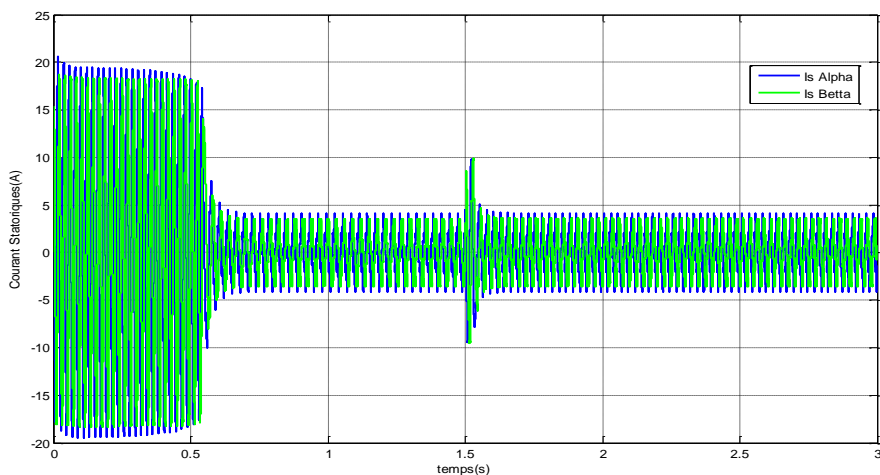


Figure II.9: Courants statoriques $I_{S\alpha}$ et $I_{S\beta}$ (A).

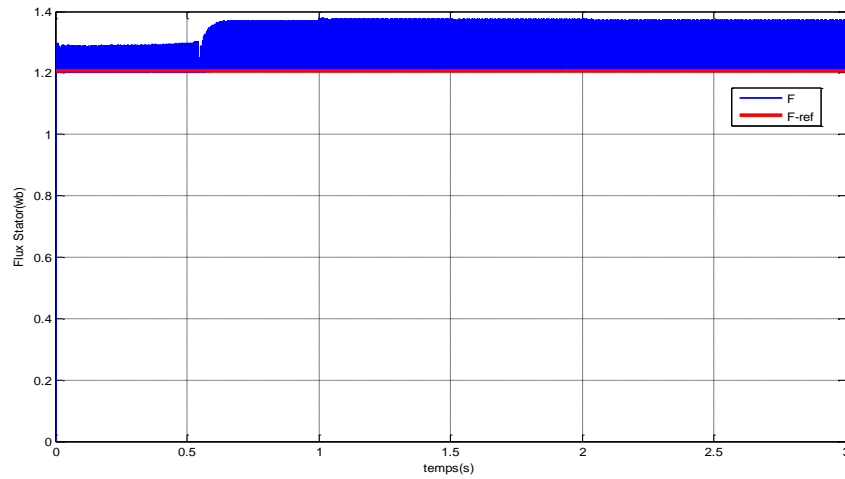


Figure II.10: Module de flux statorique (Wb).

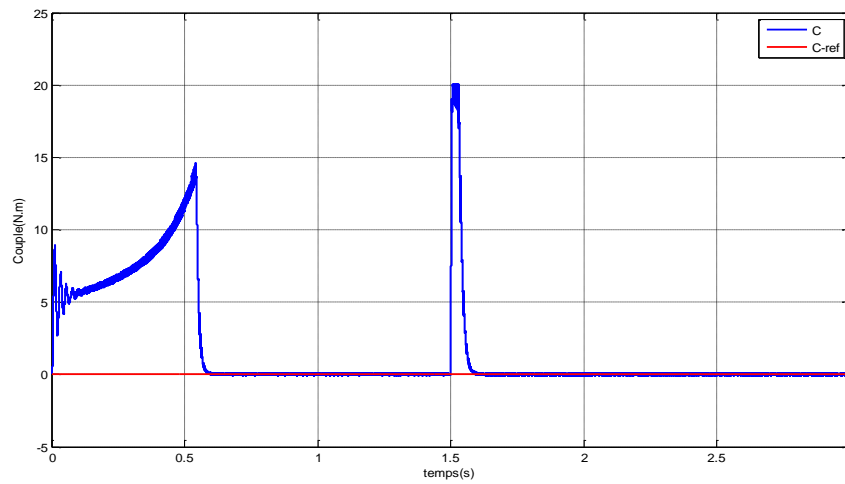


Figure II.11 : Couple électromagnétique C_{elm} .

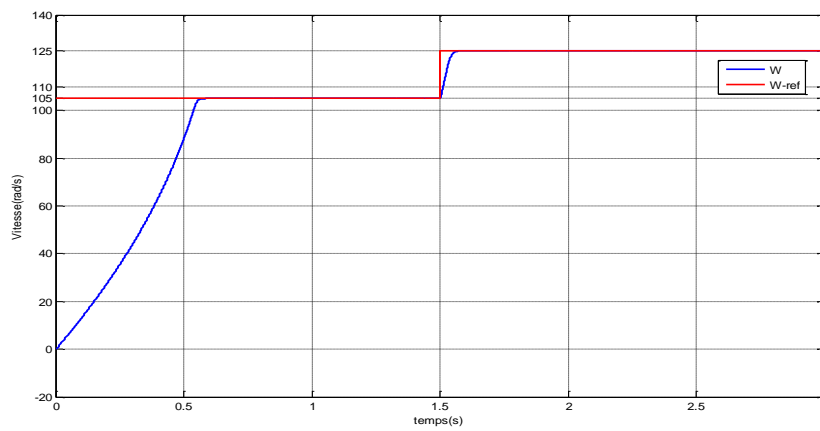


Figure II.12 : Vitesse de rotation Ω_r .

Essai à vide

La réponse de la vitesse à un échelon de 105 rad/s qui montre que la DTC présente une haute performance dynamique sans dépassement au démarrage, et atteint la valeur de consigne au bout d'environ 0.6 s, ainsi que une erreur statique nulle, et la même remarque pour les courants qui présentent des allures sinusoïdales bruitées au démarrage.

On remarque qu'il y a une évolution du flux statorique dans le repère biphasé (α, β). La valeur de référence du flux dans ce cas est de 1.2 Wb. Lors du démarrage, nous observons des ondulations. Celles-ci sont dues, en partie, à l'influence du terme résistif dans le calcul et le contrôle du flux à faible vitesse du moteur. [25]

La trajectoire du flux statorique est pratiquement circulaire, le flux atteint sa référence de contrôle sans aucun dépassement des bornes de la bande de contrôle.

Essai en variation de vitesse

A l'instant $t = 1.5$ s on ajoute une vitesse de 20 rad/s, c'est-à-dire que nous modifions la valeur de la vitesse de référence à 125 rad/s.

Les résultats de simulation obtenus pour le changement de la référence de vitesse $\omega_{ref} = 105$ rad/s à $\omega_{ref} = 125$ rad/s à l'instant $t = 1.5$ s, sont représentés dans les figures (II.8 jusqu'à II.12) précédentes.

Lorsqu'en augmentant la vitesse, on constate une augmentation du couple pendant une courte période.

La trajectoire du flux statorique est pratiquement circulaire, le flux atteint sa référence de contrôle sans aucun dépassement de la bande d'hystérésis.

Ainsi les courants statoriques sont influencés par la variation de vitesse, et clairement influés en fréquences. Puis ils reviennent à leurs valeurs normales. [15]

Essai en variation de charge

Aux instants $t = 1, 1.5$ et 2 s, Nous avons appliqué des charges sur ce système, $C_r = 8, 5$ et 10 N.m.

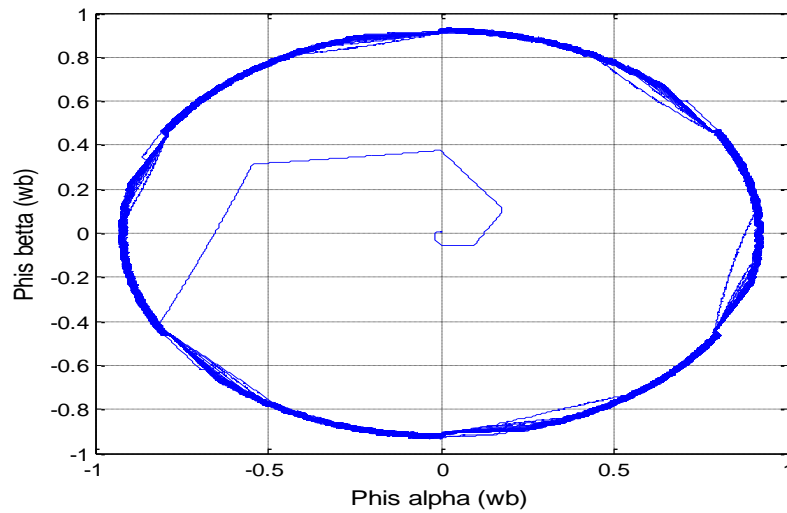


Figure II.13 : Trajectoire de flux (Wb).

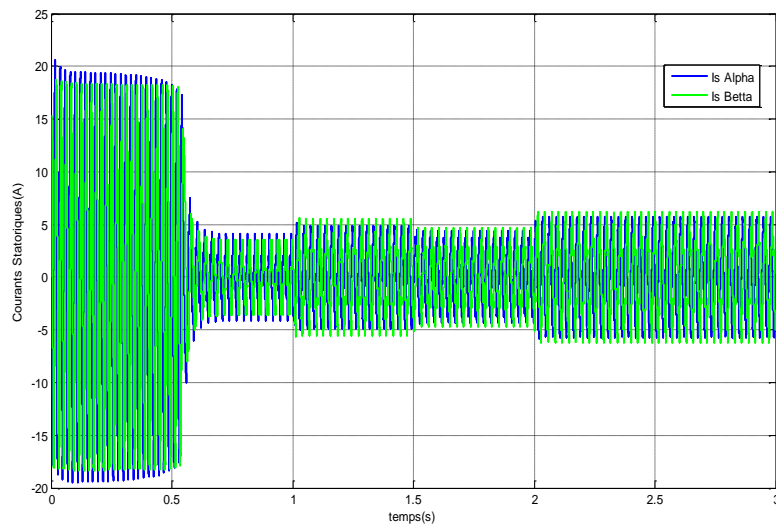


Figure II.14 : Courants statoriques $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$ (A).

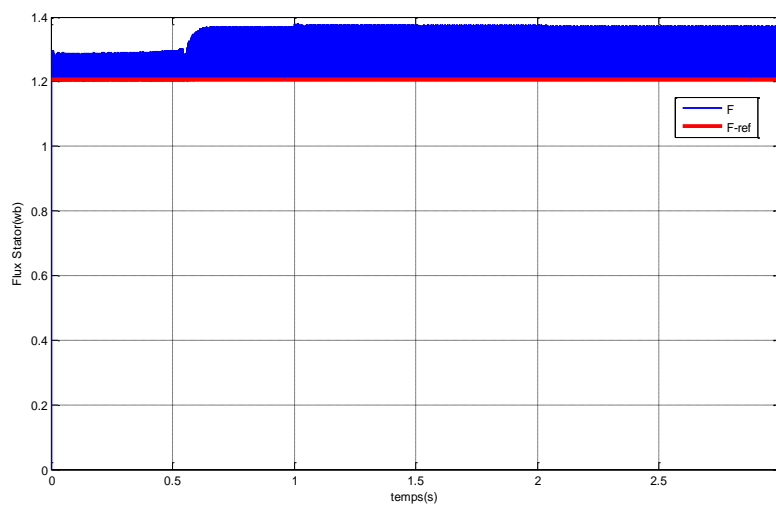


Figure II.15 : Module de flux statorique (Wb).

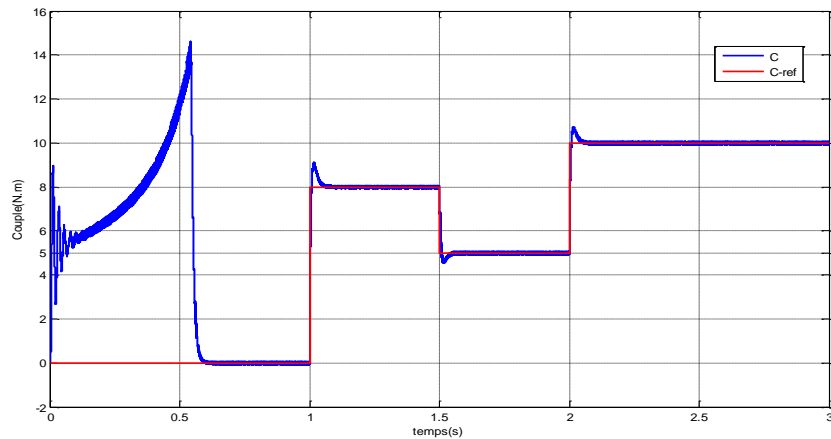


Figure II.16: Couple électromagnétique C_{elm} .

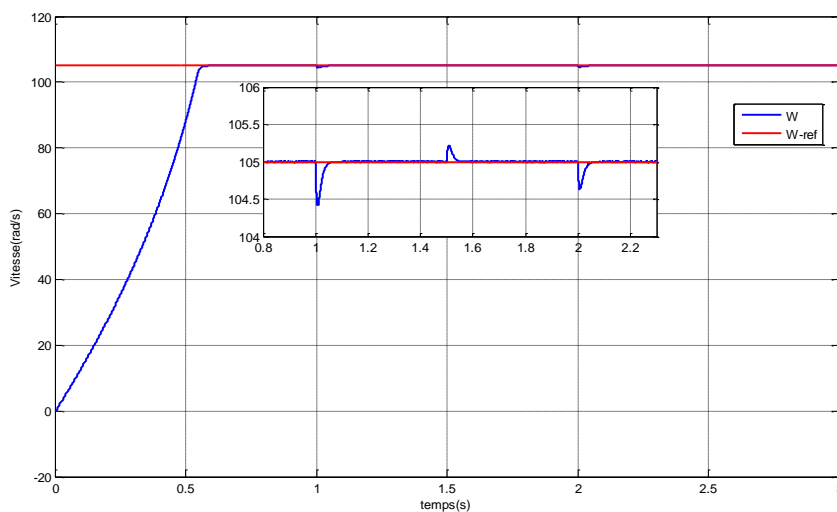


Figure II.17: Vitesse de rotation Ω_r .

Essai en variation de charge

Aux instants $t = 1, 1.5,$ et 2 s, Nous avons appliqué des charges sur ce système, $C_r = 8, 5,$ et 10 N.m, et les figures (II.12 jusqu'à II.17) montrent les résultats.

On remarque que le régulateur PI classique est peu robuste vis-à-vis à la variation de la charge, en effet un rejet rapide de la perturbation exige une augmentation de la constante d'intégration ce qui peut entraîner des dépassements au niveau de la réponse dynamique de la vitesse, dans les trois (03) cas de la charge. On constate que le couple suit parfaitement les valeurs de la consigne et reste dans la bande d'hystérésis.

On observe aussi que la vitesse de rotation n'est pas affectée par la variation de la charge. Ainsi que les courants évoluent avec succès selon les besoins énergétiques de la machine.

De même le module de flux statorique n'est pas affecté par la variation de la charge. On peut dire donc, que la commande permet d'obtenir une réponse très rapide des grandeurs commandées. [25]

II.11 Conclusion

Dans ce chapitre, les principaux concepts de base de la commande directe du couple « DTC » ont été présentés. Nous avons vu comment s'effectue le contrôle direct du couple et du flux statorique en utilisant un choix convenable des vecteurs de tension de l'onduleur. L'un des avantages de ce type de commande est le non nécessité du capteur mécanique. D'un autre côté, l'inconvénient principal est la présence des oscillations au niveau du couple qui sont dues à la variation de la fréquence de commutation.

Dans les prochains chapitres, nous discuterons le rôle des techniques de l'intelligence artificielle dans l'amélioration des performances du DTC pour la commande de la machine asynchrone.

Chapitre III

Application de la logique floue à la commande DTC

III.1 Introduction

Afin d'apporter une solution aux problèmes rencontrés dans les méthodes de commande classiques, une stratégie de commande basée sur la "théorie de la logique floue" a été développée. L'origine du développement de cette théorie était le contrôle de processus basé sur l'expérience de l'opérateur.

La méthodologie du contrôle flou apparaît utile quand les processus sont très complexes à analyser par des techniques conventionnelles ou quand les sources d'information sont jugées non précises ou incertaines. [28]

Le but de ce chapitre est de représenter dans un premier temps, un bref rappel sur les ensembles flous et un aperçu général sur la logique floue, ainsi que son application pour le réglage de la vitesse de la machine asynchrone triphasée par le remplacement du régulateur classique de vitesse, par la linéarisation entrée sortie en utilisant un régulateur flou. [8]

III.2 Généralité sur la logique floue

Le système de logique floue se caractérise par plusieurs particularités qui le distinguent des autres dans la méthode de contrôle, parmi lesquelles nous mentionnons les suivantes :

III.2.1 Ensembles Floues

Dans la théorie des ensembles conventionnels, une chose appartient ou n'appartient pas à un certain ensemble. Toutefois, dans la réalité, il est rare de rencontrer des choses dont le statut est précisément défini. Par exemple, où est exactement la différence entre une personne grande et une autre de grandeur moyenne? C'est à partir de ce genre de constatation que le Professeur L. Zadeh a développé sa théorie. Il a défini les ensembles flous comme étant des termes Linguistiques du genre: zéro, grand, négatif, petit ... Ces termes existent aussi dans les ensembles conventionnels [35].

Cependant, ce qui différencie ces deux théories sur les ensembles provient des limites des ensembles. Dans les ensembles flous, il est permis qu'une chose appartienne partiellement à un certain ensemble; ceci s'appelle le degré d'appartenance. Dans les ensembles conventionnels, le degré d'appartenance est 0 ou 1 alors que dans la théorie des ensembles flous, le degré d'appartenance peut varier entre 0 et 1 (on parle alors de fonction d'appartenance μ) [28].

III.2.2 Sous Ensemble Flou

Les sous-ensembles flous (SEF) sont une classe d'objet où la transition entre l'appartenance et le non appartenance à l'ensemble est graduelle. Un Sous-ensembles flou. A, est défini par :

- Un intervalle convexe A de \mathcal{R} , auquel est associé un label linguistique (e.g. "Petit", "Moyen", "Grand").

- Une fonction réelle $U_A(x)$ à valeurs dans $[0, 1]$, qui donne le degré d'appartenance d'une variable x au sous-ensemble flou $U_A(x)$. La fonction d'appartenance modélise les situations où un même élément peut être classé dans plusieurs catégories avec des degrés divers. [29]

- Un sous ensemble flou est caractérisé par un noyau, un support et une hauteur. [3]

Noyau : C'est l'ensemble des éléments qui sont vraiment dans E :

$$\text{Noy} (E) = \{x / \mu_E (x) = 1\} \quad (\text{III.1})$$

Support: C'est l'ensemble des éléments qui sont dans E à degrés divers.

Hauteur: c'est la borne supérieure de la fonction d'appartenance :

$$H (E) = \sup (X \in E) \mu_E (x) \quad (\text{III.2})$$

- Ensemble normalisée : un ensemble est dit normalisé s'il est de hauteur 1.

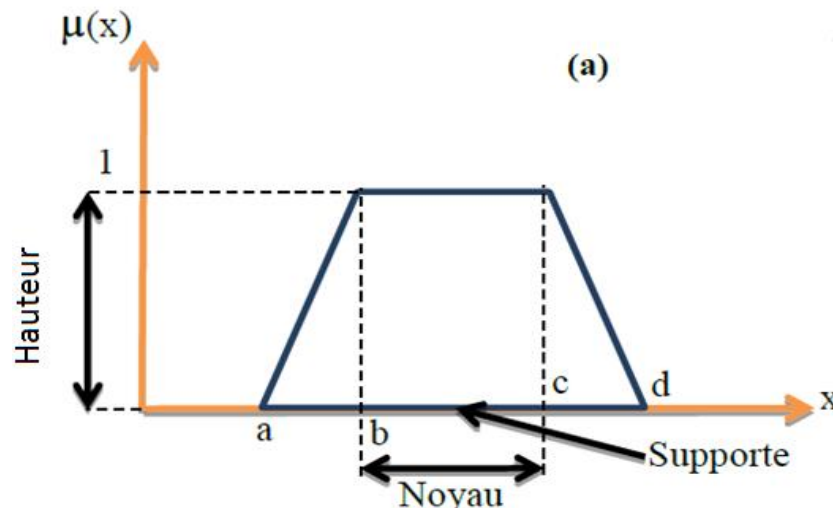


Figure III.1: format d'un ensemble flou normalisé.

III.2.3 Les fonction d'appartenance

On peut utiliser pour les fonctions d'appartenance des formes différentes donné à la figure III.2

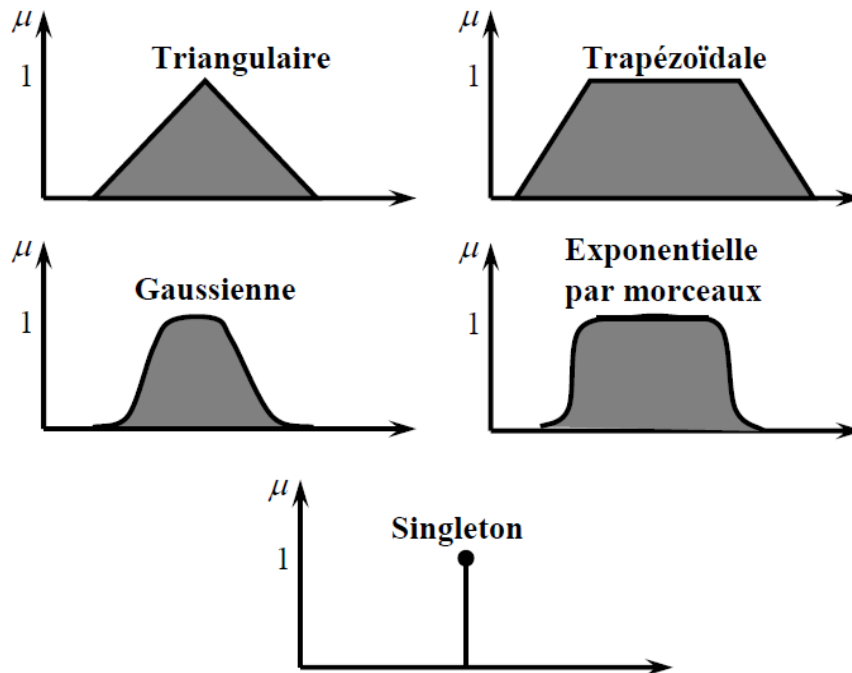


Figure III.2: Différentes formes pour les fonctions d'appartenance. [34]

Dans un domaine continu, les ensembles flous sont définis analytiquement par leurs fonctions d'appartenance. Nous trouvons dans la littérature des formes variées pour les fonctions d'appartenance floues. [33], [8]

✓ **Fonction d'appartenance trapézoïdale**

$$\mu(x, a, b, c, d) = \max\left(0; \min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right)\right) \quad (\text{III.3})$$

✓ **Fonction d'appartenance exponentielle par morceaux**

$$\mu(x, c_g, c_d, w_g, w_d) = \begin{cases} \exp\left(-\left(\frac{x-c_g}{2w_g}\right)^2\right) & \text{si } x < c_g \\ \exp\left(-\left(\frac{x-c_d}{2w_d}\right)^2\right) & \text{si } x > c_g \\ 1 & \text{autrement} \end{cases} \quad (\text{III.4})$$

Où c_g et c_d sont les limites gauche et droite, respectivement ; et w_g, w_d sont les largeurs gauche et droite, respectivement. Pour $c_g = c_d$ et $w_g = w_d$.

✓ **la fonction d'appartenance gaussienne est obtenue.**

$$\mu(x; c, \sigma) = \exp(-(x - c/2\sigma)^2) \quad (\text{III.5})$$

Où c est le centre de la gaussienne et σ sa largeur.

✓ Fonction d'appartenance singleton

$$\mu(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x = x_0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (\text{III.6})$$

En général, on utilise pour les fonctions d'appartenance trois formes géométriques : trapézoïdale, triangulaire et de cloche. Les deux premières formes sont les plus souvent employées en raison de leur simplicité.

✓ fonction d'appartenance triangulaire

$$\begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & \text{si } a < x < b \\ \frac{c-x}{c-b} & \text{si } b < x < c \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{III.7})$$

III.2.4 Variable linguistique

Une variable linguistique est caractérisée par un triple $(x, F(x), U)$ ou x : le nom de variable $F(x)$: ensemble de terme de variable, c'est l'ensemble des noms des valeurs linguistiques de x dont chaque valeur est un sous ensemble flou défini dans U . Comme exemple de la variable linguistique, on prend la vitesse de rotation du moteur.

Son ensemble de terme $F(\text{vitesse})$ peut être: $F(\text{vitesse}) = (\text{lent}, \text{moyenne}, \text{rapide}, \dots)$ Ou chaque terme dans $F(\text{vitesse})$ est caractérisé par un ensemble flou dans l'univers de discours $U = [0, 200]$. Par exemple. Pour les vitesses inférieures ou égales à 80 intervient la variable linguistique (lent), et pour les vitesses supérieures ou égales à 150 intervient la variable linguistique (rapide). Ces deux termes peuvent être caractérisés comme des ensembles flous dont les fonctions d'appartenance sont montrées sur la figure III.3. [31]

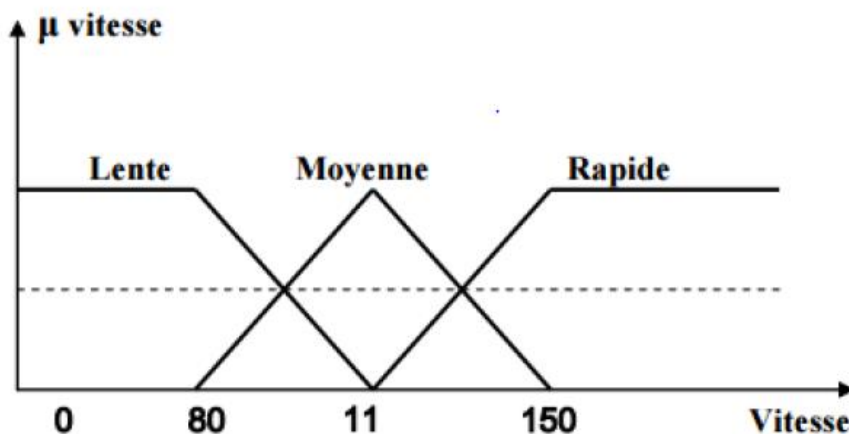


Figure III.3: Représentation des variables linguistiques.

III.2.5 L'opérateur de la logique floue

Les variables linguistiques sont liées entre elles au niveau des inférences par des opérateurs flous. Parmi ces opérateurs, on trouve les opérateurs ET, OU et NON. [35] [28]

✓ Opérateur NON

La propriété «l'air n'est pas froid» peut être caractérisée de façon évidente par la fonction d'appartenance :

$$NON(\mu_A(x)) = 1 - \mu_A(x) \quad (\text{III.8})$$

✓ Opérateur ET

L'opérateur « ET » correspond à l'intersection de deux ensembles a et b et on écrit :

$$C = a \cap b \quad (\text{III.9})$$

Dans le cas de la logique floue, l'opérateur « Et » est réalisé dans la plupart des cas par la formation du minimum, qui est appliquée aux fonctions d'appartenance $\mu_a(x)$ et $\mu_b(x)$ des ensembles a et b, à savoir :

$$\mu_c = \min\{\mu_a, \mu_b\} \quad (\text{III.10})$$

$$\mu_a(x) \cap \mu_b(x) = \min(\mu_a(x), \mu_b(x)) \quad (\text{III.11})$$

Où μ_a , μ_b et μ_c signifient respectivement le degré d'appartenance à l'ensemble a, b et c. On parle alors d'opérateur minimum.

✓ Opérateur OU

L'opérateur «Ou» correspond à l'union de deux ensembles a et b et on écrit :

$$C = a \cup b \quad (\text{III.12})$$

Il faut maintenant calculer le degré d'appartenance à l'ensemble « c » selon les degrés des ensembles a et b. Cela se rédige par la formulation du maximum. On a donc l'opérateur maximum.

$$\mu_a(x) \cup \mu_b(x) = \max(\mu_a(x), \mu_b(x)) \quad (\text{III.13})$$

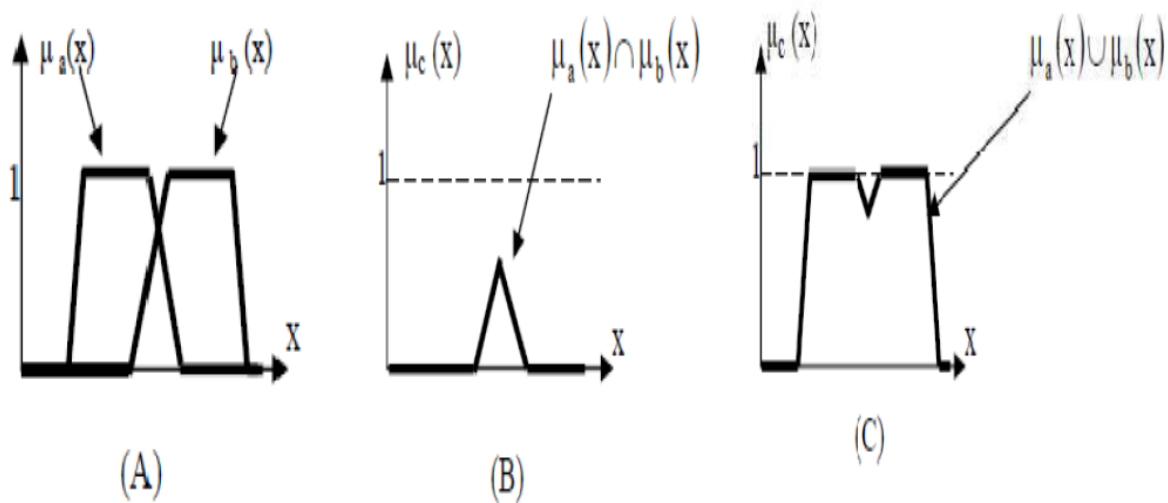


Figure III.4: Opérateurs logiques : (A) ensembles flous a et b ; (B) ensembles flous $a \cap b$; (C) ensembles flous $a \cup b$.

III.3 Structure d'une commande floue

Un régulateur flou est un système à base de connaissance particulière composé de quatre modules principaux à savoir : la base de règle, la fuzzification, le moteur d'inférence et la défuzzification comme il est montré par la figure III.5: [36], [37], [33], [8]

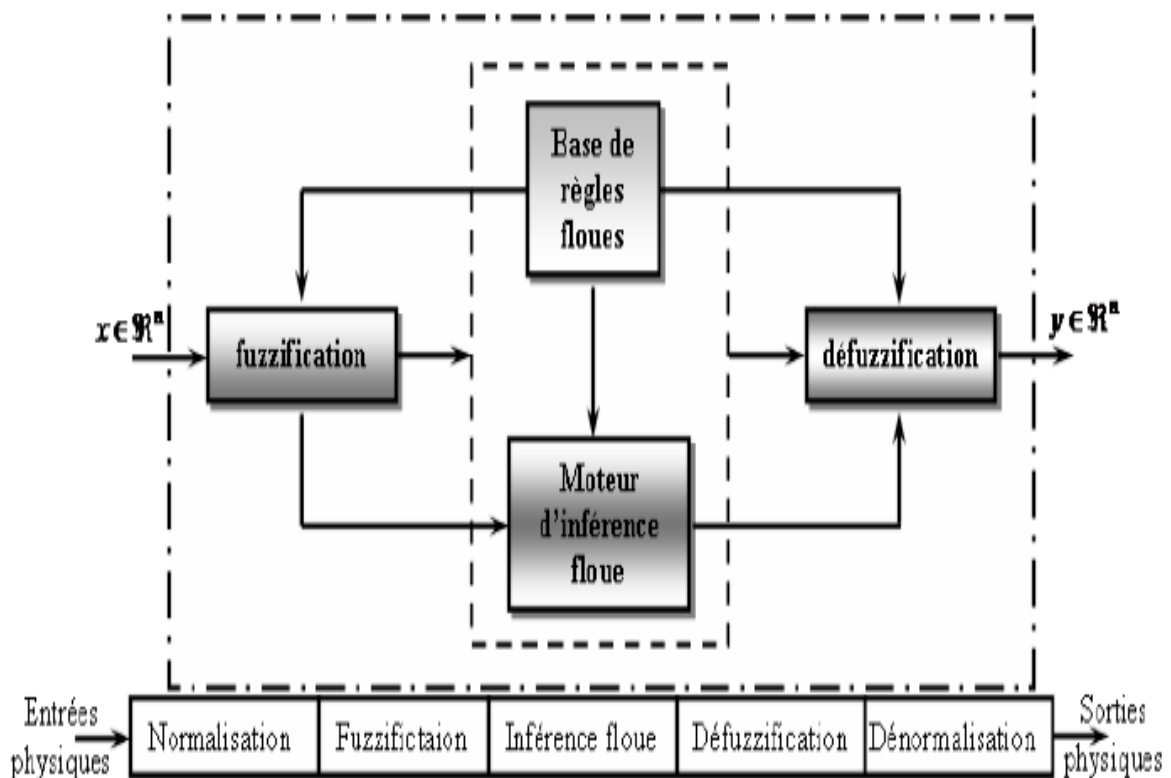


Figure III.5: Structure d'un contrôleur flou.

III.3.1 Fuzzification

Les variables d'entrée et de sortie choisies pour modéliser ou commander un système sont des grandeurs numériques. L'étape de fuzzification consiste à transformer ces grandeurs réelles en variables linguistiques en vue d'un traitement d'inférence. Ainsi, à chaque variable d'entrée et de sortie, on lui associe des ensembles caractérisant les termes linguistiques pris par ces variables. Ces termes seront utilisés pour écrire les règles d'inférence. [30], [3]

III.3.2 Inférence floue

Les inférences lient les grandeurs mesurées (transformées en variable linguistiques) à la variable de sortie exprimée également en variable linguistique.

Plusieurs possibilités existent pour la réalisation des opérateurs de la logique floue qui s'appliquent aux fonctions d'appartenance. A partir de ces possibilités, on introduit la notion de méthodes d'inférences permettant un traitement numérique de ces inférences ; en général, on utilise l'une des méthodes suivantes : [32]

- Méthode d'inférence Max-Min (contrôleur de type Mamdani)
- Méthode d'inférence Max-Prod (contrôleur de type Larsen)
- Méthode d'inférence Somme-Prod (contrôleur de type Zadeh).

III.3.3 Défuzzification

La Défuzzification est l'opération qui permet de passer d'une représentation sous forme de variable linguistique à une variable numérique applicable physiquement : c'est la phase Inverse de la Fuzzification. Pour la méthode de défuzzification, plusieurs stratégies de défuzzification existent, les plus utilisées sont : [29].

- _ La méthode de valeur maximale
- _ La méthode de centre de gravité
- _ La méthode de moyenne des maximums
- _ La méthode des hauteurs pondérées

Nous utilisons La méthode de centre de gravité

La méthode du centre de gravité (COG) : la sortie défuzzifiée x^* correspond à l'abscisse du centre de gravité de la surface de la fonction d'appartenance résultante $\mu(x)$ figure III.6. Mathématiquement, cela se traduit par :

$$x^* = \frac{\sum_{i=1}^n \mu(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n \mu(x_i)} \quad (\text{III.14})$$

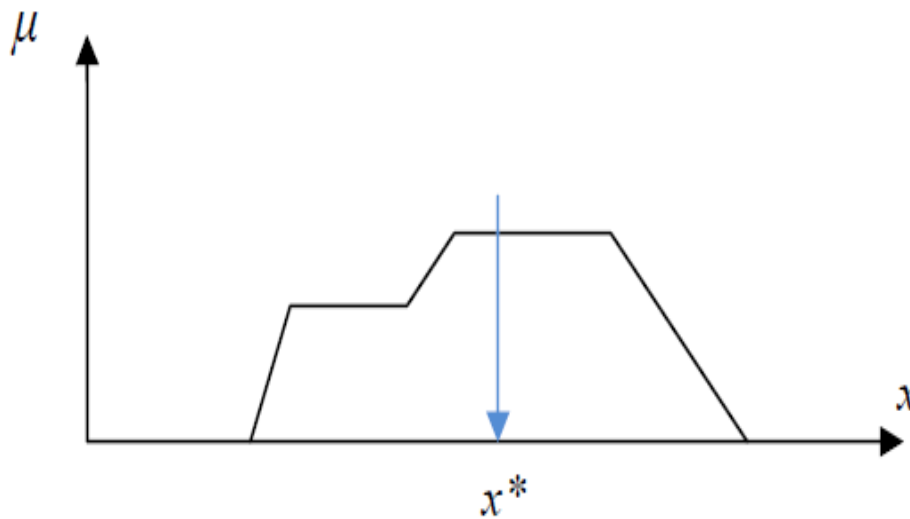


Figure III.6: Défuzzification par centre de gravité.

III.4 Avantages et inconvénients de la commande par la logique floue

III.4.1 Les avantages

- ✓ Le non nécessité d'une modélisation mathématique rigoureuse du processus.
- ✓ La possibilité d'implanter des connaissances (linguistiques) de l'opérateur du processus.
- ✓ La maîtrise du procédé avec un comportement complexe (fortement non-linéaire et difficile à modéliser).
- ✓ L'emploi possible aussi pour les processus rapides (grâce à des processeurs dédiés).
- ✓ La réduction du temps de développement et de la maintenance.
- ✓ La simplicité de définition et de conception.

III.4.2 Les inconvénients

- ✓ Le manque de directives précises pour la conception d'un réglage (choix des grandeurs à mesurer, détermination de la fuzzification, des inférences et de la défuzzification).
- ✓ L'approche artisanale et non systématique (implantation des connaissances des opérateurs souvent difficile).
- ✓ La cohérence des inférences non garantie a priori (apparition de règles d'inférence contradictoires possible). [3]

III.5 Application de la logique floue à la commande de vitesse de la MAS

Dans cette partie, nous allons suivre les étapes indiquées dans le diagramme de la figure III.5 pour concevoir un régulateur par logique floue de type Mamdani pour la boucle de commande de vitesse.

Le choix des variables d'entrée et de sortie est la première étape à mener pour la conception d'un contrôleur flou. Les étapes suivantes: la normalisation de ces variables dans un domaine bien défini, la fuzzification, l'inférence et son traitement et finalement la défuzzification. [8]

III.5.1 Choix de la structure du régulateur par la logique floue

A. Sélection et normalisation des variables d'entrée et de sortie

Pour le réglage de la vitesse de la machine asynchrone, nous avons choisi comme variables d'entées l'erreur " e " qui est la différence entre la vitesse de référence Ω^* imposée par l'opérateur, et la vitesse de rotation du rotor de la machine. L'autre variable d'entrée est la dérivée de l'erreur qui représente la différence entre l'erreur actuelle et l'erreur précédente

$$\Delta e = e_{i+1} - e_i. \quad (\text{III.15})$$

Comme variable de sortie une seule variable de commande qui est le couple de référence C_{elmref} est choisie.

La normalisation se fait par une division des variables e , Δe et le variable de commande U respectivement par les coefficients k_e , $k_{\Delta e}$ et K_u de telle sorte qu'elles évoluent dans le domaine $[-250 \ 250]$ pour toutes les variables de la vitesse, et dans le domaine $[-1000 \ 1000]$ pour toutes les variables du couple, et dans le domaine $[-1.3 \ 1.3]$ pour toutes les variables du flux. [31]

5.1.2 Interface de fuzzification

La fuzzification représente d'une part le choix de l'univers de discours des variables linguistique. Ce choix est généralement basé sur l'expérience de l'opérateur. L'intervalle de l'univers de discours est choisi entre $[-0.1 \ 0.1]$, pour toutes les variables et pour toutes les régulations.

D'autre part la fuzzification consiste à choisi la forme des fonctions d'appartenance. Pour une raison de simplification en vue d'avoir le même effet de réglage dans les sens de rotation, les - fonctions d'appartenance de forme triangulaire avec intersection de 50% placées

symétriquement par rapport à zéro sont utilisées. Le nombre des ensembles flous est sept pour toutes les variables linguistiques qui sont successivement noté:

NG: Négatif Grand; NM: Négatif Moyen; NP: Négatif Petit; EZ: Environ Zéro; PP: Positif Petit ; PM: Positif Moyen; PG: Positif Grand. [31]

La représentation de ces ensembles flous est donnée par la figure III.7.

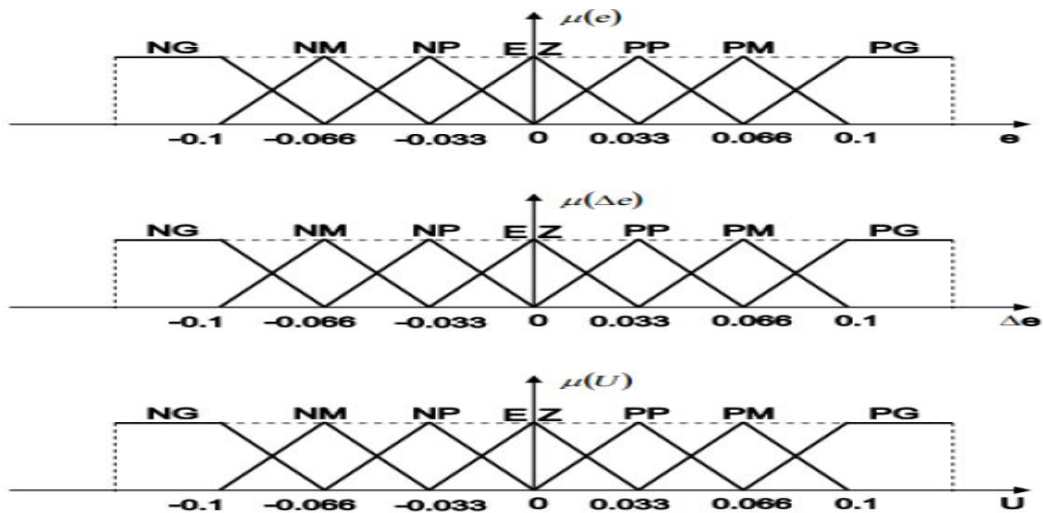


Figure III.7: La représentation de ces ensembles flous.

5.1.3 Traitement numérique de l'inférence

Les règles d'inférence pour notre système sont représentées par une matrice d'inférence selon le tableau III.1.

Après avoir choisi les règles d'inférence, les opérateurs de la logique floue permettent de choisir une méthode pour le traitement de l'inférence. Sachant que l'opérateur ET est le minimum, l'opérateur OU est le maximum et l'opérateur ALORS est le maximum. La méthode retenue sera la méthode min/max.

Tableau III.1: Matrice d'inférence de 7 ensembles flous.

$\Delta E/E$	NG	NM	NP	EZ	PP	PM	PG
NG	NG	NG	NG	NG	NM	NM	EZ
NM	NG	NG	NG	NM	NP	EZ	PP
NP	NG	NG	NM	NP	EZ	PP	PM
EZ	NG	NM	NP	EZ	PP	PM	PG
PP	NP	NP	EZ	PP	PM	PG	PG
PM	NP	EZ	PP	PM	PG	PG	PG
PG	EZ	PP	PM	PG	PG	PG	PG

5.1.4 Défuzzification par centre de gravité

La défuzzification consiste à transformer la décision de sortie linguistique en une décision numérique. Pour notre cas d'étude nous avons utilisées la méthode du centre de gravité pour la défuzzification.

Cette méthode la plus utilisée pour la défuzzification, elle consiste en la détermination du centre de gravité à la fonction d'appartenance.

5.1.5 Structure d'un régulateur à logique floue (RLF)

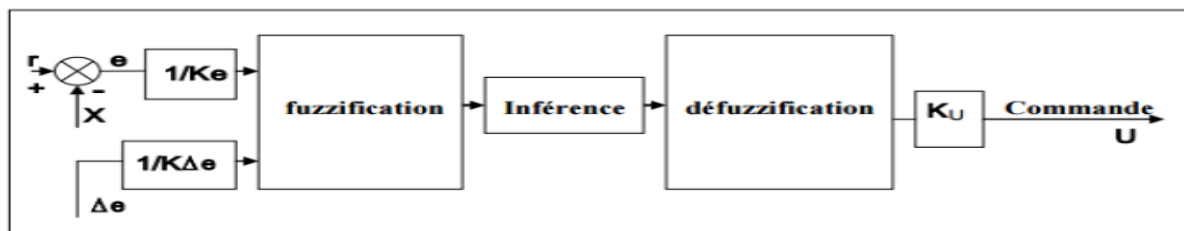


Figure III.8: Schéma du fonctionnement du régulateur à logique floue.

III.5.2 Commande de la machine asynchrone par un RLF

Par rapport au PI classique, nous avons choisi le régulateur flou :

- Structure proportionnelle intégrée, de sorte que le régulateur reçoive l'erreur comme entrée, et Variation de l'erreur de vitesse de rotation de la machine asynchrone par rapport à la référence.

- La sortie représente la variation du couple électromagnétique comme indiqué dans la figure III.9 suit : [32]

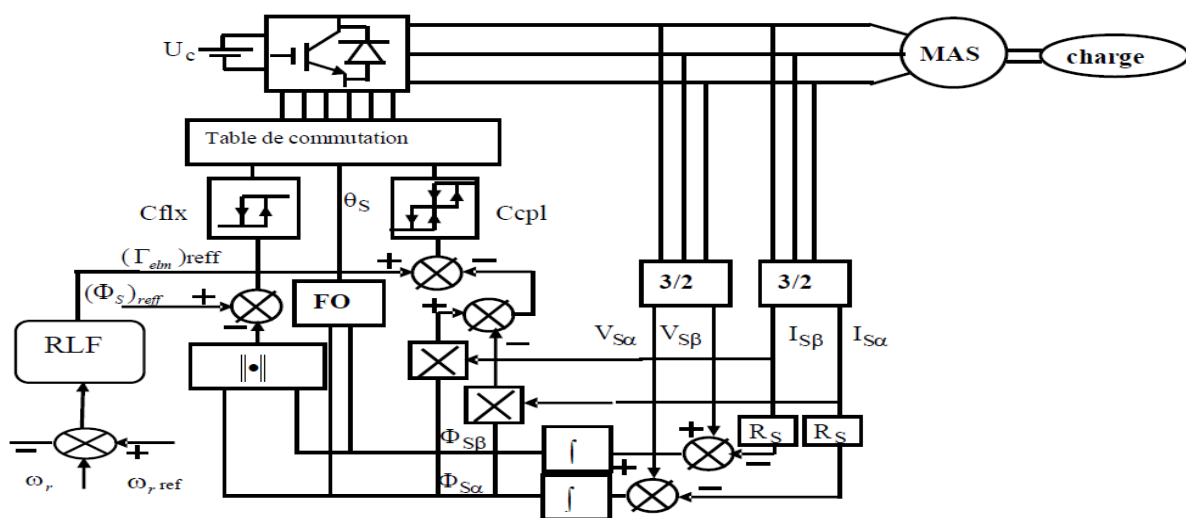


Figure III.9: Schéma montrant l'emploi du régulateur flou dans la commande d'une machine asynchrone

III.6 Partie simulation

Afin de démontrer les améliorations offertes par la mise en œuvre de la logique floue (DTFC) par rapport à DTC classique dans les performances dynamiques et statiques du contrôle de machine asynchrone. Une étude de simulation a été menée dans les mêmes conditions que l'étude des deux chapitres précédents, cette dernière a pu montrer les résultats de l'étude, Nous discuterons de ses courbes dans les rubriques suivantes et expliquerons ce que nous pouvons expliquer.

III.6.1 Résultats de simulation et interprétations

Les figures ci-dessous montrent les résultats de la simulation avec application de la DTC associée au correcteur floue sur la machine asynchrone, en supposant l'intervalle 0 à 0.8 s comme essai à vide, et le reste du temps comme essai en charges variables $C_r = 8, 5, \text{ et } 10$ N.m aux instants $t = 1, 1.5, \text{ et } 2$ s respectivement.

Essai à vide

On note que la vitesse de rotation atteint la vitesse de référence dans un temps de réponse excellent $t = 0.4$ s avec un faible dépassement. De plus, la valeur de l'erreur de vitesse est inférieure à celle du chapitre précédent. Ceci indique que la DTC basée sur un correcteur flou est mieux performante que celle de la DTC classique.

Essai en charge :

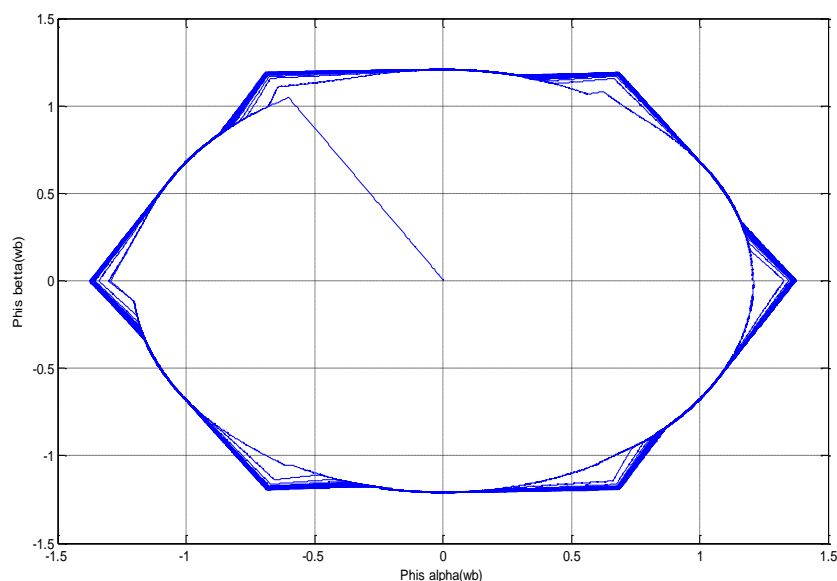


Figure III.10: Trajectoire de flux (Wb).

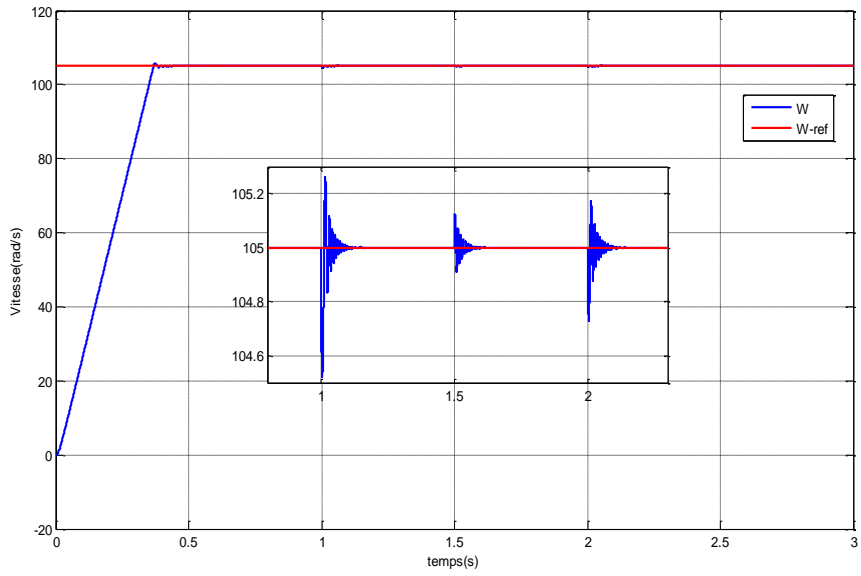


Figure III.11: Vitesse de rotation Ω_r .

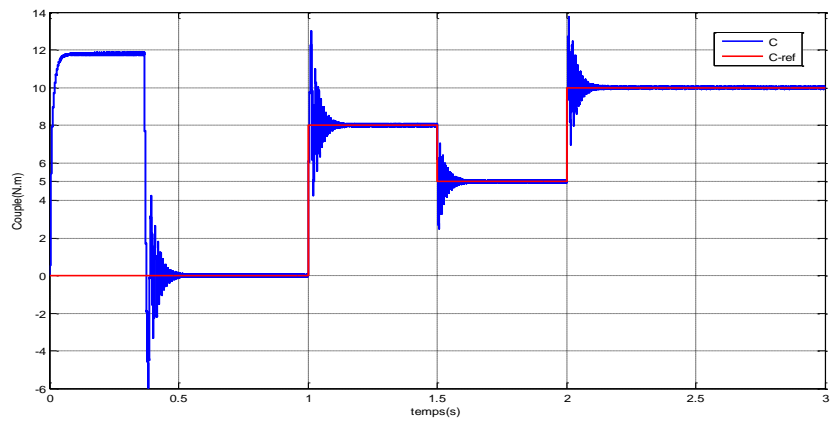


Figure III.12: Couple électromagnétique C_{elm} .

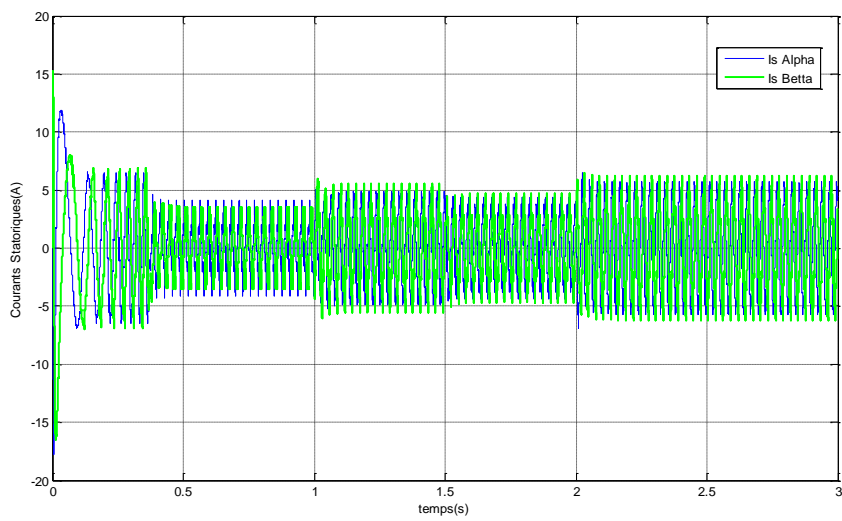


Figure III.13: Courants statoriques $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$ (A).

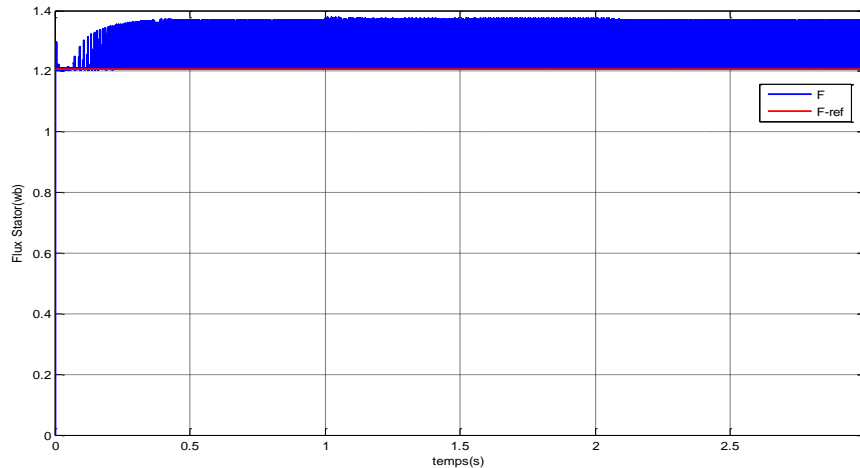


Figure III.14: Module de flux statorique (Wb).

Essai en charge

Concernant la vitesse de rotation, il y a une légère pulsation lors de l'application des charges variables aux instants $t=1$, 1.5, et 2 secondes. Ces ondulations disparaissent rapidement c'est-à-dire que l'effet de perturbation est rejeté.

Pour la courbe de couple, il y a toujours une impulsion d'amplitude décroissante jusqu'à ce qu'elle soit égale au couple résistant pour chacune des charges appliquées.

Nous avons également remarqué que les courants statoriques ont des ondulations d'amplitude proportionnelles aux charges appliquées selon les besoins énergétiques de la machine.

III.7 Conclusion

Les notions de base de la logique floue ont été présentées au début de ce chapitre. Les aspects de la commande par logique floue, ainsi que la conception d'un correcteur flou ont été introduits tout en justifiant notre choix de ce type de commande qui réside dans sa capacité de traiter l'imprécis, l'incertain et le vague, et sa simplicité de conception. Une simulation à base d'un correcteur flou a été effectuée afin de faire la régulation de vitesse d'une machine asynchrone linéarisée.

Les résultats de simulation montrent un découplage parfait entre les deux sous systèmes (couple et vitesse). Les performances de cette commande sont satisfaisantes. Elle peut être employée pour des systèmes non linéaires mal modélisés. [8]

Chapitre IV

Application du réseau de neurone à la commande DTC

IV.1 Introduction

Le réseau de neurone artificiel est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspirée du fonctionnement de vrais neurones. Des unités formelles permettent de réaliser des traitements complexes de l'information. Il constitue une approche permettant d'aborder sous des angles nouveaux, les problèmes de perception, de mémoire, d'apprentissage, et de raisonnement. Il s'avère aussi une alternative très prometteuse pour contourner des limitations des méthodes numériques classiques. Grâce à son traitement parallèle de l'information, il infère des propriétés émergentes permettant de résoudre des problèmes jadis qualifiés de complexes, Ils s'adaptent aux non-linéarités cinétiques ainsi qu'aux perturbations (couple résistant) et aux variations paramétriques. [38]

Dans ce chapitre nous allons présenter les performances de la commande directe du couple de la machine asynchrone en utilisant cette technique.

IV.2 Présentation générale

L'origine des réseaux de neurones vient de l'essai de modélisation mathématique du cerveau humain les premiers travaux datent de 1943 et sont l'œuvre de MM. Mac Culloch et Pitts. Ils supposent que l'impulsion nerveuse est le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone et que la pensée née grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurone interconnecté dans la figure IV.1. Ils ont connu des débuts prometteurs vers la fin des années 50, mais le manque d'approfondissement de la théorie a gelé ces travaux jusqu'aux années 80.

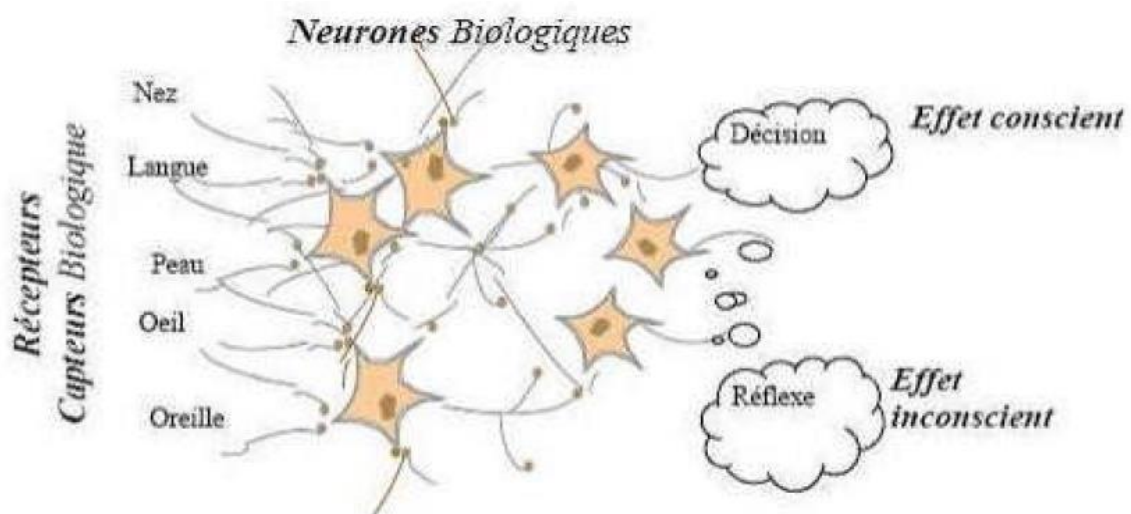


Figure IV.1: Structure d'un réseau de neurone biologique.

Les réseaux de neurones forment une famille de fonctions non linéaires, permettant de construire, par apprentissage, une très large classe de modèles et de contrôleurs. Un réseau de neurone est un système d'opérateurs non linéaires interconnectés, recevant des signaux de l'extérieur par ses entrées, et délivrant des signaux de sortie, qui sont en fait les activités de certains neurones. [18]

IV.2.1 Neurone biologique

Le cerveau humain possède deux hémisphères latérales reliées par le corps calleux et d'autres ponts axone aux; il pèse moins de deux kilogrammes et contient mille milliards de cellules, dont 100 milliards sont des neurones constitués en réseaux. Les neurones sont des cellules nerveuses décomposables en quatre parties principales comme il est représenté sur la figure IV.2.

- Les dendrites, sur lesquelles les autres cellules entrent en contact synaptique, c'est par les dendrites que se fait la réception des signaux
- Le corps de la cellule, c'est l'unité de traitement
- L'axone, où passent les messages accumulés dans le corps de la cellule, l'envoi de l'information se fait par l'axone
- Les synapses par lesquelles la cellule communique avec d'autres cellules, ce sont des points de connexion par où passent les signaux de la cellule

Un neurone stimulé envoie des impulsions électriques ou potentielles d'action à d'autres neurones. Ces impulsions se propagent le long de l'axone unique de la cellule, et sont converties en signaux chimiques. Quand l'accumulation des excitations atteint un certain seuil, le neurone engendre un potentiel d'action, d'une amplitude d'environ 100 mV et pendant une durée de 1 ms. [39]

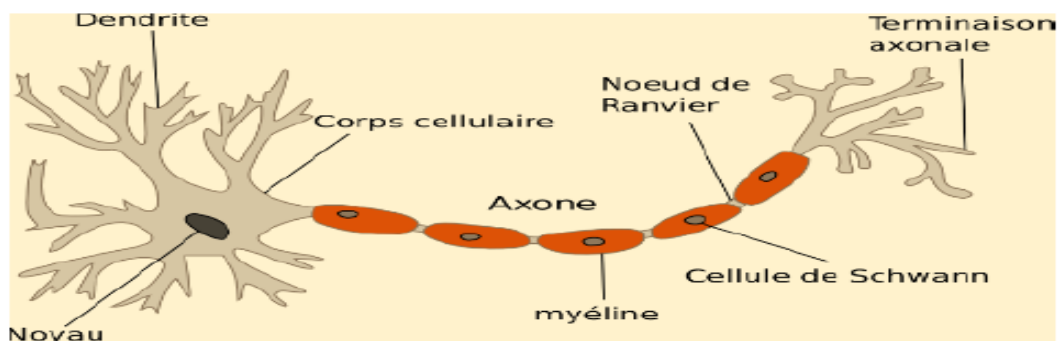


Figure IV.2: présentation d'un reseau de neurone biologique humain.

IV.2.2 Neurone formel

Dans la littérature un neurone formel est un automate très simple imitant grossièrement la structure et le fonctionnement d'un neurone biologique, il représente une fonction algébrique non linéaire et bornée, dans la valeur dépend de paramètres appelés coefficient ou poids. Les variables de cette fonction sont habituellement appelés 'entrées' du neurone et la valeur de la fonction est appelée sa sortie.

Un neurone est avant tout un opérateur mathématique numérique qui réalise deux opérations. La première est la somme pondérée du neurone par les poids synaptiques : cette somme est appelée potentiel neuronal. La seconde génère la sortie du neurone, image par fonction f appelée généralement fonction d'activation ou d'évaluation sur la figure IV.3.

$$a_i = \sum_{j \in P_i} w_{ij} x_j, y_i = f(a_i) \quad (\text{IV.1})$$

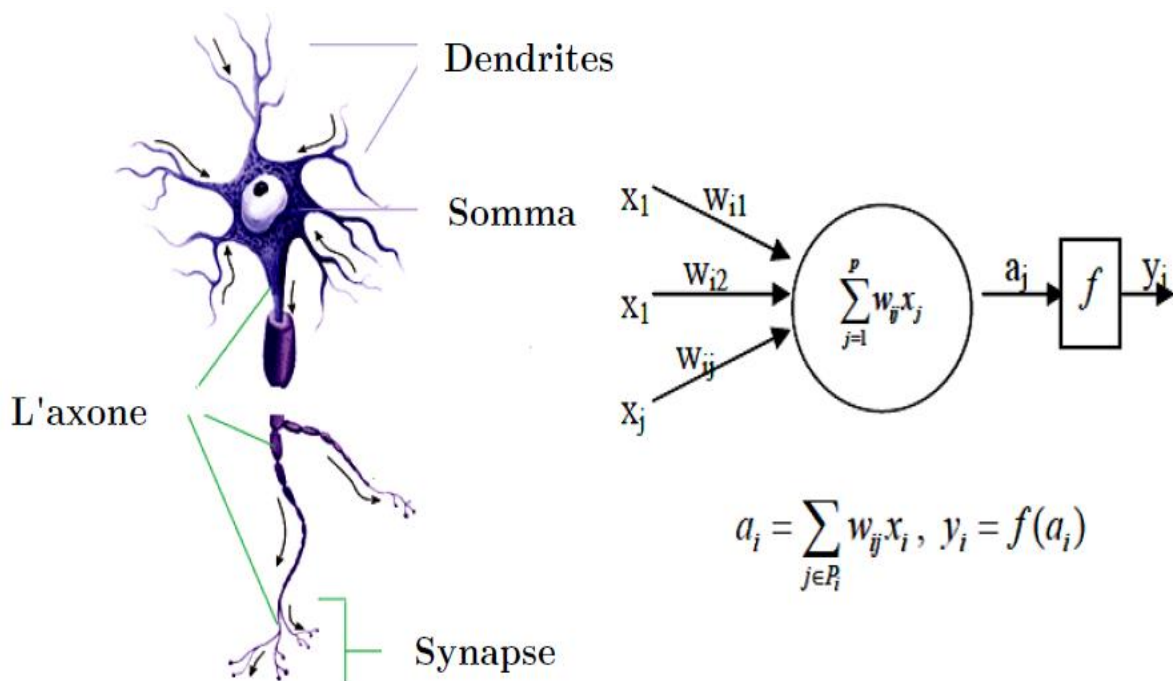


Figure IV.3: neurone formel et un exemple biologique.

Avec x_i : paramètre d'entrées

w_{ij} : poids synaptiques

a_i : potentiel neuronal

y_i : sortie du neurone i

f : la fonction d'activation

Une collection de neurones formels est appelée réseaux de neurones .ces réseaux sont souvent constitués de couches de neurones interconnectés (MCCULLOCH , 1943) et le type de connections , la nature de la fonction d'activation et d'autres paramètres détermineront le type du réseau de neurones (perceptron multicouches ,réseaux à fonctions de base radiales, réseaux de kohenen,etc).même si les réseaux de neurones ne présentent ,dans la majorité des cas , qu'une lointaine parenté avec l'achitecture anatomique, physiologique et biologique du tissu nerveux dont ils sont inspirés,ils remportent actuellement un succès important , parcequ'ils présentent des propriétés intéressantes dans des domaines comme : la commande ds processus , le diagnostique , la compression ,la prévision ,l'interpolation ,l'optimisation ,la classification, la reconnaissance de la parole,...etc. [29]

IV.3 Architecture de réseaux de neurones

IV.3.1 Les réseaux de neurones bouclés

L'architecture la plus général pour un réseau de neurones est bien les réseaux bouclés, dont le graphe des connexions est cyclique, lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient a son point de départ. La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même, alors la notion du temps est explicitement prise en considération. A chaque connexion d'un neurone bouclé est attaché un retard, multiple entier de l'unité de temps choisi dans la figure IV.4. [18]

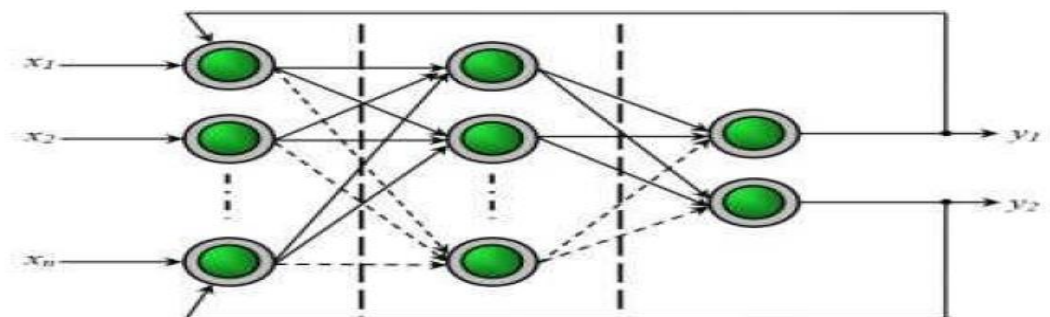


Figure IV.4: Réseaux de neurone bouclés.

IV.3.2 Les réseaux de neurones non bouclés

Appelés aussi réseaux proactifs, réseaux statiques ou réseaux unidirectionnels (Fed for Ward networks), un réseau de neurones non bouclé réalise une ou plusieurs fonctions algébriques de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones. Il peut être monocouche ou multicouche, partiellement ou complètement connecté (tous les neurones d'une même couche sont connectés à chaque nœud de la couche adjacente suivante).

Ce réseau est représenté graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux figure IV.24, dans un tel réseau, le flux de l'information circule des entrées vers les sorties sans «retour en arrière», si on se déplace dans le réseau, à partir d'un neurone quelconque, en suivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ. Les neurones qui effectuent le dernier calcul de la composition de la fonction sont les neurones de sortie, ceux qui effectuent des calculs intermédiaires sont les neurones cachés. [18]

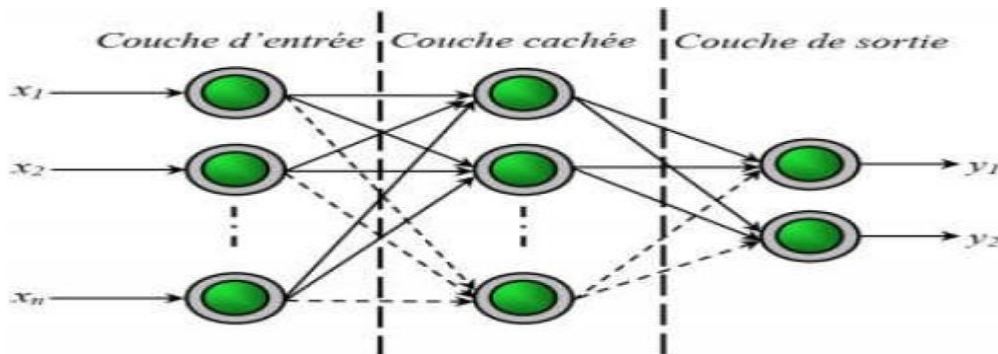


Figure IV.5: Réseaux de neurone non bouclés.

IV.3.3 Structure d'un réseau de neurones (modèle de perceptron)

Le réseau de neurones est constitué de plusieurs neurones qui sont organisés généralement sous forme de niveaux différents appelés couches de réseau. Les neurones appartenant à la même couche possèdent les mêmes caractéristiques et utilisent le même type de fonction d'activation. Le mode de connexion entre les neurones d'un réseau définit son structure et influence son fonctionnement. En effet, il existe plusieurs modèles de réseaux de neurones qui diffèrent par leur topologie. [40]

A. Le perceptron simple (monocouche)

Le perceptron se compose de deux couches: la couche d'entrée et la couche de sortie qui donne la réponse correspondant à la stimulation présente en entrée. Les cellules de la première couche répondent en oui/non. La réponse «oui» correspond à une valeur «1» et la réponse «non» correspond à une valeur «0» à la sortie du neurone. Les cellules d'entrée sont reliées aux cellules de sortie grâce à des synapses d'intensité variable.

L'apprentissage du perceptron s'effectue en modifiant l'intensité de ces synapses. Les cellules de sortie évaluent l'intensité de la stimulation en provenance des cellules de la première couche en effectuant la somme des intensités des cellules actives. Sa principale limite est qu'il ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables. [18]

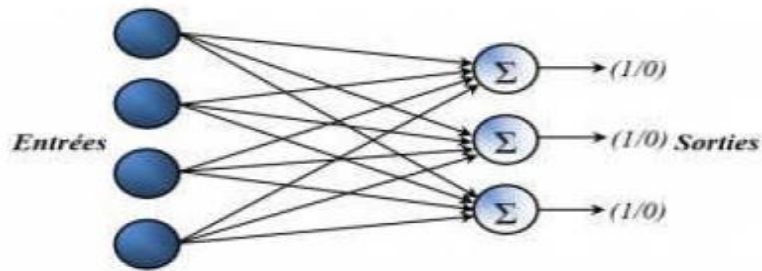


Figure IV.6: Modèle d'un perceptron simple.

B. Perceptron multicouches (PMC)

Les entrées sont arrangées par couche, il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches avales. Chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante.

On appelle :

- _ **Couche d'entrée** : l'ensemble des neurones d'entrées.
- _ **Couche de sortie** : l'ensemble des neurones de sorties.
- _ **Couches cachées** : les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur.

En général, la couche d'entrée est une couche passive. Ses neurones n'effectuent aucun traitement donné par la figure IV.7. [41]

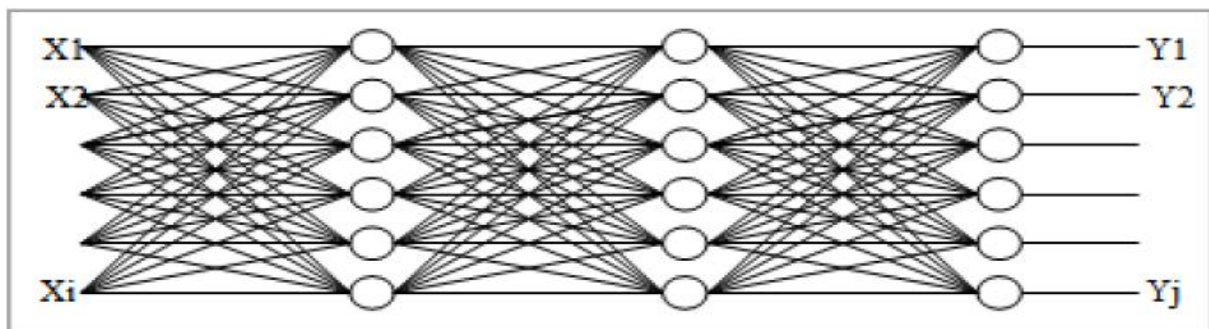


Figure IV.7: réseau multicouche.

IV.4 Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est considéré comme une tâche de construction de nouvelles connaissances ou amélioration des connaissances existantes dont le rôle est de définir les poids de chaque connexion (MOODY, 1995). Le but de cette phase est d'améliorer les performances du système en tenant compte des ressources et des compétences dont il dispose.

L'apprentissage et l'adaptation constituent deux caractéristiques essentielles des réseaux de neurones. Lorsque la phase d'apprentissage est achevée, le réseau doit être capable de faire les bonnes associations pour les vecteurs d'entrées qu'il n'aura pas appris. C'est l'une des propriétés importante dans les réseaux de neurones. [29]

IV.4.1 Les 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]

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

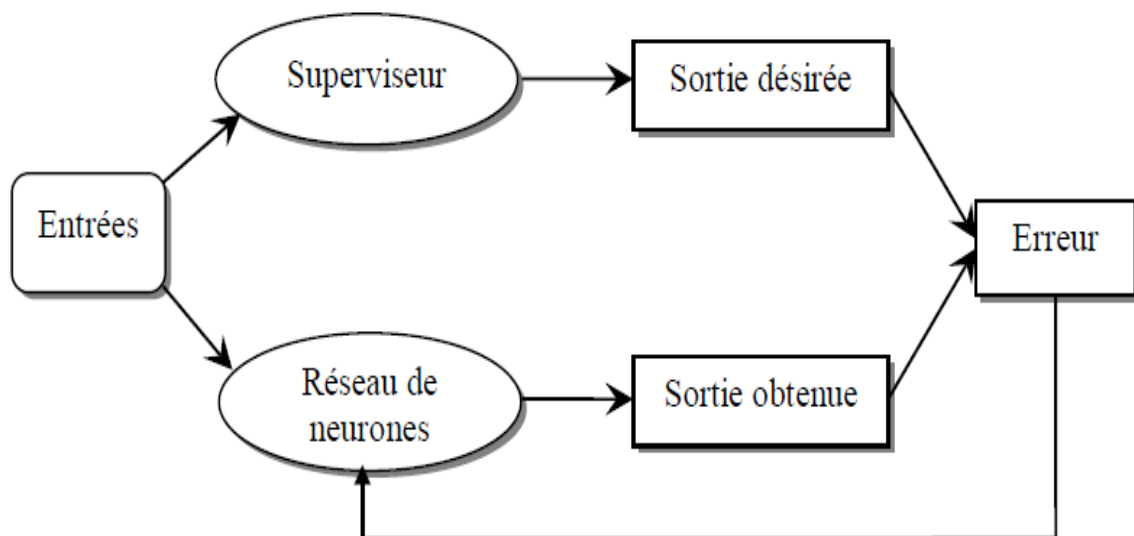


Figure IV.8: Apprentissage supervisé.

A. Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est illustré par la figure IV.8. Le réseau de neurones s'adapte par comparaison entre le résultat calculé en fonction des entrées fournies et la réponse attendue en sortie. Ainsi, le réseau va se mettre à jour jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie correspondante à une entrée donnée. [40]

B. Apprentissage non supervisé

Dans ce type d'apprentissage non supervisé donné par la figure IV.9, on ne dispose d'aucune information préalable d'appréciation du comportement, le réseau doit donc apprendre tout seul sans une intervention externe. On dispose dans ce cas d'un environnement qui fournit des stimulais. En réagissant à ces stimulais, l'algorithme d'apprentissage va réajuster les paramètres du réseau jusqu'à la stabilisation.

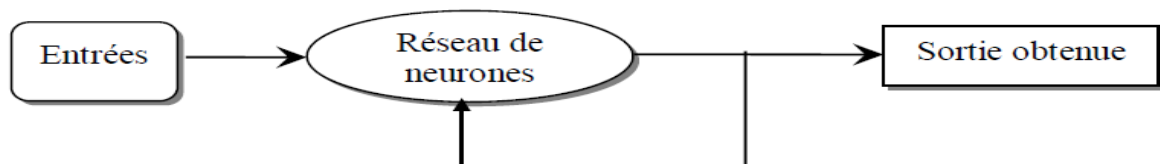


Figure IV.9: Apprentissage non supervisé.

Ce type d'apprentissage est basé sur des probabilités. On présente une entrée au réseau et on la laisse évoluer librement jusqu'à ce qu'elle se stabilise. [40]

C. Apprentissage auto supervisé

Le réseau de neurones évalue lui-même ses performances, sans l'aide d'un « professeur ». Un objet est présent à l'entrée du réseau de neurones, à qui on a indiqué la classe à laquelle appartient cet objet. Si le réseau ne le classe pas correctement, il mesure lui-même l'erreur qui le faite, le propage cette erreur vers l'entrée. Le réseau procède à autant d'itérations qu'il est nécessaire jusqu'à obtenir la réponse correcte. [38]

IV.4.2 Les méthodes d'apprentissage

Les connaissances de l'expert ont une forme énumérée : elles sont exprimées sous forme de règles. Dans le cas des réseaux de neurones, les connaissances ont une forme distribuée : elles sont codées dans les poids des connexions, la topologie du réseau, les fonctions de transfert de chaque neurone, le seuil de ces fonctions, la méthode d'apprentissage utilisée. Il existe un certain nombre de méthodes d'apprentissage. [29]

A. Règle de Hebb

C'est la méthode d'apprentissage la plus ancienne (1949), elle est inspirée de la biologie. Elle traduit le renforcement des connexions liant deux neurones activés. Si un des deux neurones au moins n'est pas activé, le poids de la connexion n'est pas modifié. La loi de Hebb s'applique aux connexions entre neurones. Elle s'exprime de la façon suivante : "Si deux cellules sont activées en même temps, alors la force de la connexion augmente".

La modification des poids dépend de l'activation des neurones présynaptique et post synaptique, ainsi comme le montre la table 1. x_i et x_j sont respectivement les valeurs d'activation des neurones i et j , ∂w_{ij} (dérivée partielle du poids) correspond à la modification de poids réalisée. [29]

Tableau IV.1: La loi de Hebb

x_i	x_j	∂w_{ij}
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	+

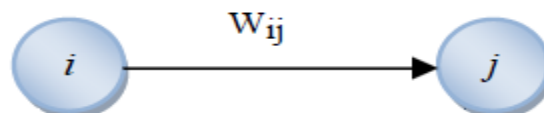


Figure IV.10: i le neurone amont, j le neurone aval et ∂w_{ij} le poids de la connexion.

B. Retro-propagation du gradient de l'erreur

Cet algorithme est utilisé dans les réseaux de type Feed forward, dont l'objectif est de modifier les poids du réseau dans le sens contraire du gradient du critère de performance. Le principe de la rétro-propagation consiste à présenter au réseau un vecteur d'entrées, de procéder au calcul de la sortie par propagation à travers les couches, de la couche d'entrées vers la couche de sortie n passant par les couches. Cette sortie obtenue est comparée à la sortie désirée, une erreur est alors obtenue. A partir de cette erreur, est calculé le gradient de l'erreur qui est à son tour propagé de la couche de sortie vers la couche d'entrée, d'où le terme de rétro-propagation. Cela permet la modification des poids du réseau et donc l'apprentissage.

L'opération est réitérée pour chaque vecteur d'entrée et cela jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit vérifié. [29]

IV.5 Régulation de la vitesse par des réseaux de neurones

Le régulateur de vitesse est un régulateur à base de réseau de neurones. En effet, nous nous proposons dans ce qui suit de construire un réseau de neurones, qui, à chaque instant k et en fonction des deux entrées $e(k)$ et $\Delta e(k)$ fait correspondre une sortie $C_{elm}(k)$. Les deux variables d'entrée de ce réseau sont normalisées entre -1 et 1. En effet, elles sont définies comme suit :

$$e(k) = \frac{w_{ref}(k) - w(k)}{w_{ref}(k)} \quad (\text{IV.2})$$

$$\Delta e(k) = e(k) - e(k-1) \quad (\text{IV.3})$$

La variable de sortie $C_{elm}(k)$ sera le couple de référence pour la boucle de régulation du couple. [43]

IV.6 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones

IV.6.1 Avantage des réseaux de neurones

- Capacité de représenter n'importe quelle fonction, linéaire ou pas, simple ou complexe ;
- Faculté d'apprentissage à partir d'exemples représentatifs, par « rétro propagation des erreurs ». l'apprentissage ou construction du modèle est automatique ;
- Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données ;
- Simple à manier, beaucoup moins de travail personnel à fournir que dans l'analyse statistique classique. Aucune compétence en math, informatique statistique requise ;
- Comportement moins mauvais en cas de faible quantité de données ;
- Pour l'utilisation novice, l'idée d'apprentissage est plus simple à comprendre que les complexités des statistiques multi variables. [38]

IV.6.2 Inconvénients des réseaux de neurones

- L'absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie du réseau et le nombre de neurones à placer dans la (ou les) couche (s) cachée (s) ;
- Le choix des valeurs initiales des poids du réseau et le réglage du pas d'apprentissage, qui jouent un rôle important dans la vitesse de convergence ;
- Le problème du sur-apprentissage (apprentissage au détriment de la généralisation) ;
- La connaissance acquise par un réseau de neurone est codée par les valeurs des poids synaptiques, les réseaux de neurones sont donc des boîtes noires où les connaissances sont inintelligibles pour l'utilisateur; [38]

IV.7 Structure de la commande neuronale directe du couple (DTNC)

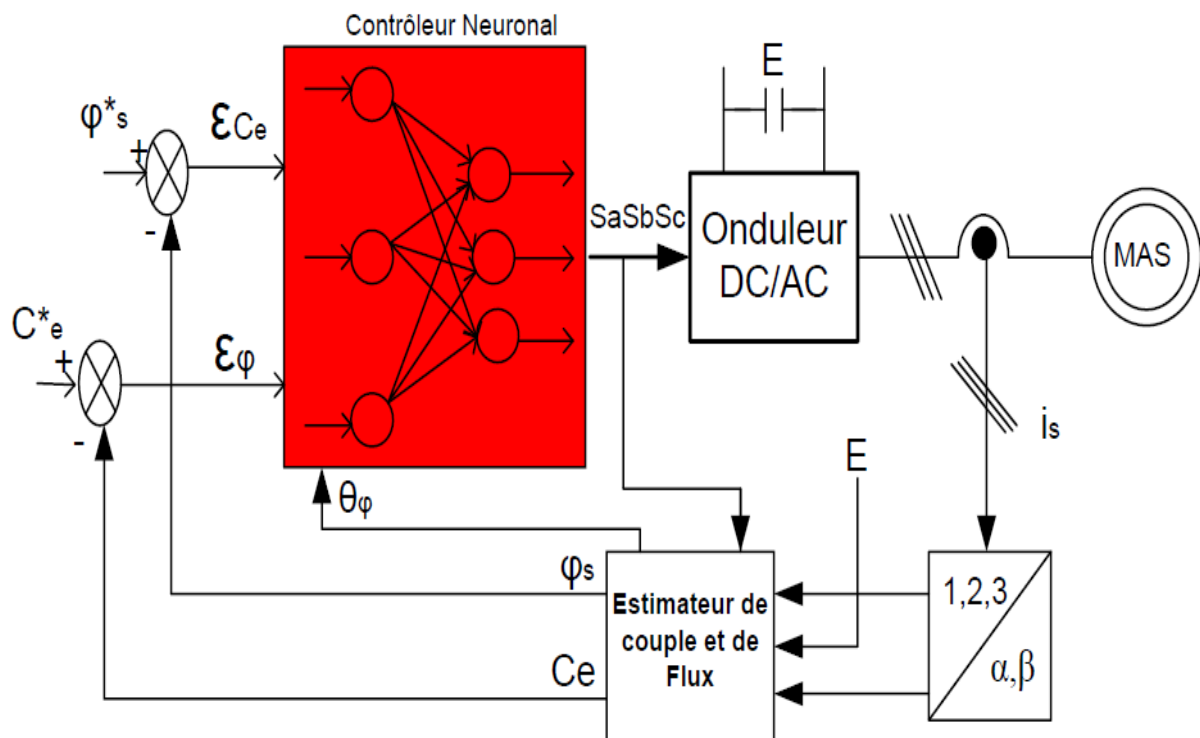


Figure IV.11: Commande directe du couple d'une MAS basé sur les réseaux de neurones.

IV.8 Partie simulation

Afin de démontrer les améliorations apportées par la mise en œuvre du réseau de neurones à intelligence artificielle (DTNC) par rapport au DTC Classique dans les performances dynamiques et statiques du contrôle de machine asynchrone. Une étude de simulation a été menée dans les mêmes conditions d'étude pour les deux chapitres précédents, où ce dernier a pu présenter les résultats de l'étude.

IV.8.1 Résultat de simulation et interprétation

Les figures ci-dessous montrent les résultats de la simulation par l'application de la DTC basée sur un correcteur de réseau de neurone sur la machine asynchrone, en supposant toujours l'intervalle 0 à 0,8 comme essai à vide, et le reste du temps comme essai en charges variables $C_r = 8, 5, \text{ et } 10 \text{ N.m}$ aux instants $t = 1, 1.5, \text{ et } 2 \text{ s}$.

Essai à vide

Nous faisons le test sans charge pour déterminer s'il y a une amélioration du temps de réponse et une réduction de l'erreur de vitesse par rapport au DTC Classique.

Nous avons remarqué les mêmes résultats que nous avons obtenus dans l'application de la DTC avec correcteur flou sauf pour le couple et la vitesse.

Pour couple, les oscillations sont réduites au démarrage et au retour à la valeur zéro.

Concernant à la vitesse, il n'y a pas de vibration lorsque la vitesse mesurée atteint la vitesse de référence, en plus la même valeur de l'erreur statique obtenue en DTC Floue.

Essai en charge

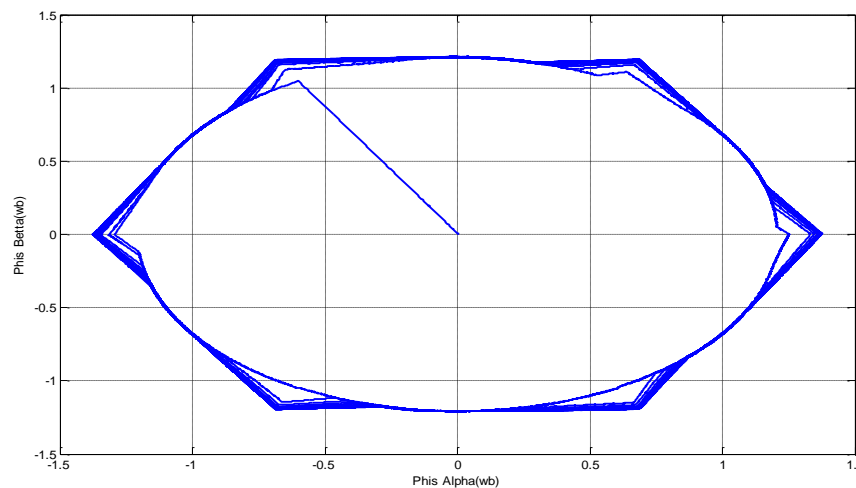


Figure IV.12: Trajectoire de flux (Wb).

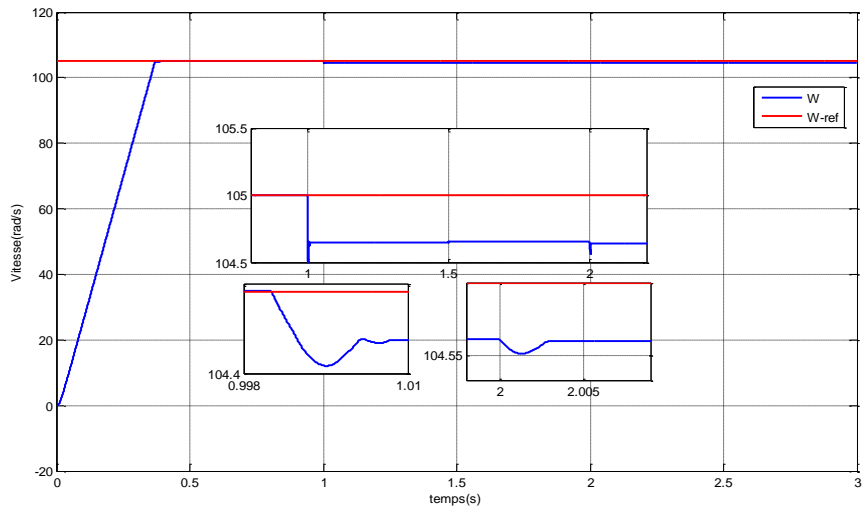


Figure IV.13: courbe de vitesse Ω_r .

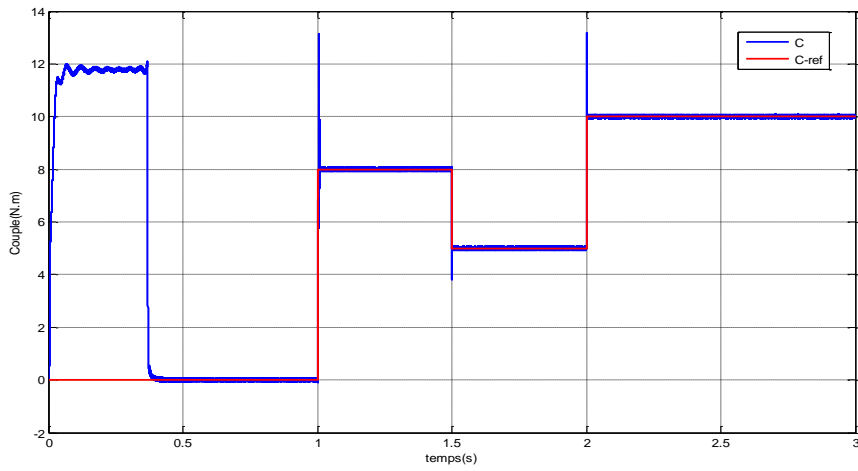


Figure IV.14: courbe de couple C_{elm} .

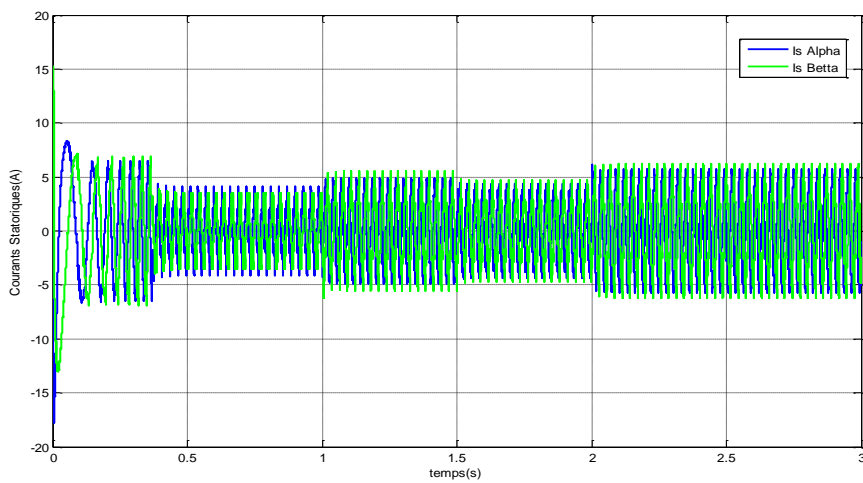


Figure IV.15: courbe de courant $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$ (A).

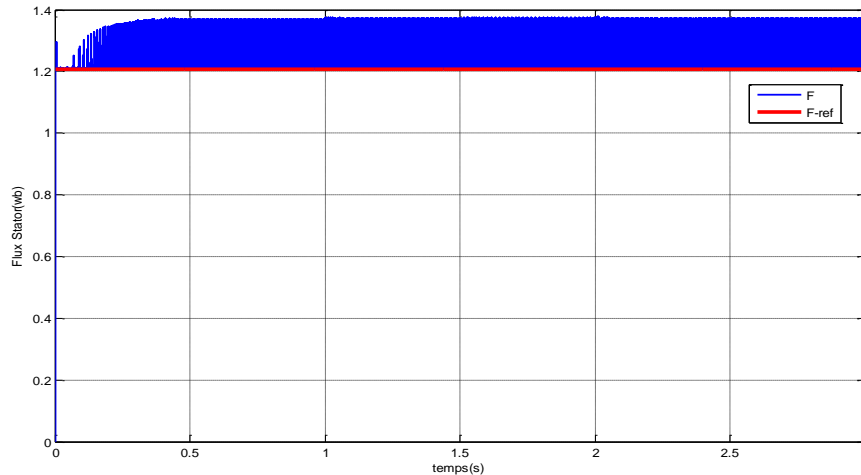


Figure IV.16: module de flux statorique (Wb).

Essai en charge

Nous avons remarqué des résultats similaires aux ceux de la DTC floue lors de l'application des charges variables aux moments mentionnés, sauf que :

Il y a une légère augmentation (non significative) des impulsions du courants statoriques.

Une réduction notable et insatisfaisante des pulsations du couple électromagnétique lors de l'application des charges.

Pour la vitesse, les résultats sont presque satisfaisants, le temps de réponse est le même que celui de la DTC floue, et faible erreur statique (négligeable) mais importante par rapport à celle de la DTC floue.

IV.9 Conclusion

La technique de réglage par réseau de neurone, permet à la commande d'être insensible aux perturbations de la vitesse. On peut conclure que la commande par réseau de neurone associée à la commande DTC est également bien performante pour la régulation de vitesse de la machine asynchrone, soit pour la rapidité ou la précision. Elle assure une bonne orientation du flux rotorique et donc un bon découplage entre le flux et le couple.

Il existe également plusieurs nouvelles façons de combiner les deux techniques intelligentes, dont nous parlerons dans le prochain chapitre.

Chapitre V

Commande DTC Neuro_Floue de la MAS

V.1 Introduction

Les réseaux de neurones et la logique floue sont deux concepts complètement inspirés de la pensée humaine, La logique floue fournit des connaissances avec un certain degré d'incertitude (ou d'exactitude) et les réseaux de neurones peuvent modéliser et reproduire l'apprentissage humain d'où l'idée de combiner ces deux techniques pour créer un système artificiel intelligent qui résout les problèmes de manière proche de celle de l'être humain. [44]

Par conséquent, plusieurs méthodes ont été proposées pour combiné ces deux méthodes, que nous aborderons dans ce chapitre, et nous allons utilisé la plupart d'entre elles dans notre simulation, et à travers les résultats montrés par la simulation, nous allons pu choisir le modèle de liaison, qui est le système de floue neuronal coopératif (en parallèle), et nous discuterons des résultats de ce système dans ce chapitre.

V.2 La commande DTC par réseaux de neuro-flous

L'utilisation conjointe des réseaux de neurones et de la logique floue permet de tirer avantage des deux méthodes. Les capacités d'apprentissage de la première et la lisibilité et la souplesse de la seconde. Développées depuis 1988, plusieurs associations de ces deux méthodes sont apparues pour être utilisées le plus souvent pour la commande de systèmes complexes. [45]

V.2.1 Structure de commande neuro-floue

Un système neuro-flou hybride est un réseau de neurone avec un signal flou, des poids flous, une fonction de transfert floue et un module d'adaptation de la structure de RNF par un apprentissage d'un ensemble de données. La Figure V.1 ci-dessous donne une représentation significative d'un système neuro-flou. [45]

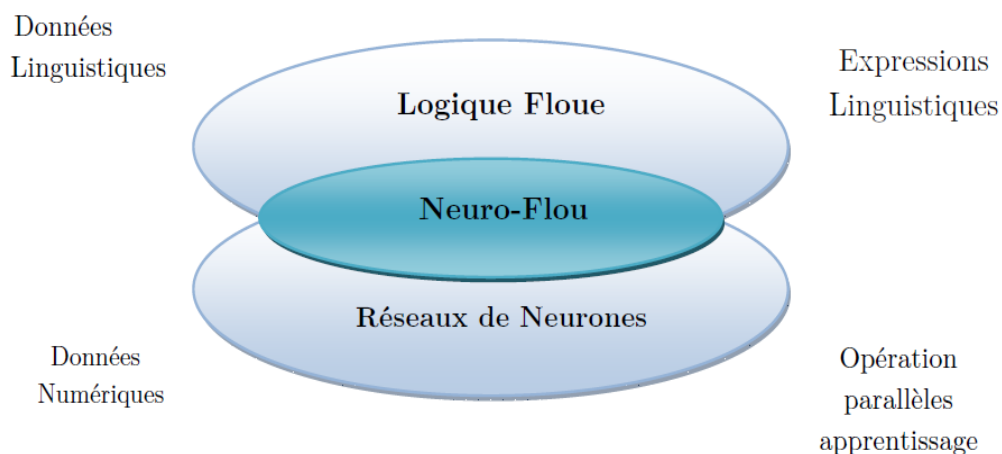


Figure V.1: Représentation d'un système neuro-flou. [29]

Le schéma général d'une structure neuro-floue est illustré par la figure suivante :

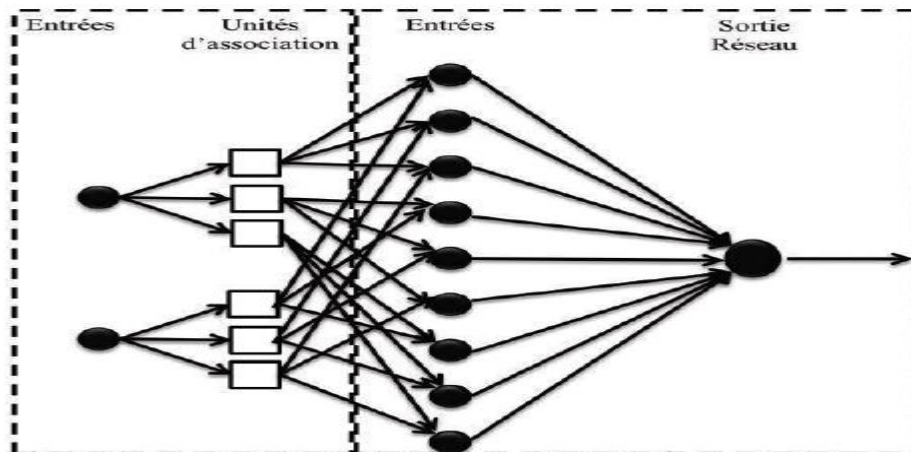


Figure V.2: Structure générale d'un réseau Neuro-Flou. [46]

V.2.2 Principe de fonctionnement

Les systèmes neuro-flous sont des systèmes flous formés par un algorithme d'apprentissage inspiré de la théorie des réseaux de neurones. La technique d'apprentissage opère en fonction de l'information locale et produit uniquement des changements locaux dans le système flou d'origine.

Les réseaux neuro-flous hybrides apprennent des rapports et des modèles en utilisant un algorithme d'apprentissage supervisé qui examine les données dans un ensemble de la formation qui consiste en exemples d'entrées et leurs sorties associées. Pendant la phase d'apprentissage, un réseau neuro-flou hybride modifie sa structure interne pour refléter le rapport entre les entrées et les sorties dans l'ensemble de la formation (base de connaissance). L'exactitude d'un réseau neuro-flou est vérifiée après que le cycle d'apprentissage soit complet en utilisant un ensemble séparé d'entrées et de sorties appelés l'ensemble de la validation. [49]

V.3 Les différentes architectures neuro-floue

Plusieurs architectures ont été développées depuis les années quatre-vingt et sont orientées généralement vers la commande des systèmes complexes et les problèmes de classification.

Diverses architectures ont été proposées pour les réseaux neuro-flous, allant d'une fusion des deux types de méthodes à une utilisation séquentielle de l'une ou de l'autre. Nous présenterons celles qui sont les plus utilisées. [47] [48]

En conséquence, il existe trois architectures hybrides neuro- floues:

V.3.1 Première architecture

La première architecture de neuro-floue consiste au codage du système d'inférence floue sous la forme d'un réseau de neurones multicouches dans lequel les poids correspondent aux paramètres du système. L'architecture du réseau dépend du type de règle et des méthodes d'inférences, d'agrégation et de défuzzification choisies.

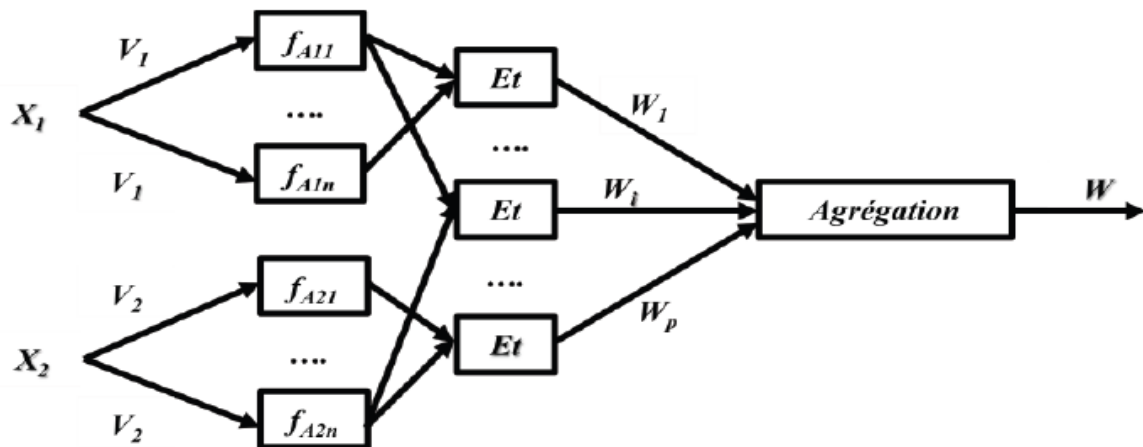


Figure V.3: Exemple de réseaux de neurones pour la commande floue.

D'après la figure précédente, pour des règles de la forme :

« Si V_1 est A_{1i} et V_2 est A_{2i} Alors $W=W_i$ »

nous obtenons un réseau de neurones qui admet pour entrer les valeurs x_1 et x_2 prises par les variables V_1 et V_2 et dont les deux couches cachées correspondent respectivement au calcul de la valeur des fonctions d'appartenance A_{ij} pour l'entrée x_i et à celui de la valeur prise par la conjonction des conditions de chaque règle utilisant un opérateur adéquat. Les fonctions d'appartenance sont considérées comme des paramètres ajustés par les poids entrant dans la première couche cachée. Les conclusions W_i des règles sont également des paramètres ajustables par l'intermédiaire des poids associés à la dernière couche.

V.3.2 Deuxième architecture

Dans cette architecture, les composantes du système de commande floue sont remplacées par des réseaux de neurones destinés essentiellement à l'apprentissage des fonctions d'appartenances, au calcul de l'inférence et à la réalisation de la phase d'agrégation et de défuzzification. Ils peuvent réaliser l'extraction des règles floues en analysant la corrélation

qui existe entre les entrées et les sorties du réseau de neurones. En effet, l'avantage de cette méthode réside dans la résolution des problèmes de détermination des fonctions d'appartenances et l'adaptation à l'environnement du système.

V.3.3 Troisième architecture

Cette méthode utilise des réseaux de neurones et des systèmes flous associés en série ou en parallèle. Plusieurs variantes sont ainsi possibles :

- Le réseau de neurones fonctionne en amont du système flou. Les variantes d'entrées du système flou sont déterminées à partir des sorties du réseau de neurones (dans le cas où elles ne sont pas mesurables directement) ou encore un réseau de neurones effectue une tâche de classification ou de reconnaissance de formes, suivie d'un système flou d'aide à la décision.
- Un réseau de neurones qui fonctionne en aval du système flou, dans le but d'ajuster les sorties d'un système de commande flou à de nouvelles connaissances obtenues, les variables de sorties étant les erreurs sur les variables de sortie du système flou.

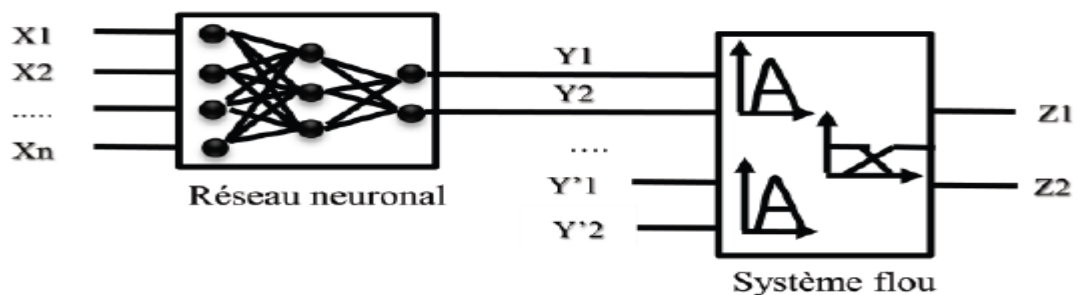


Figure V.4: Exemple d'association en série d'un réseau de neurone et un système flou.

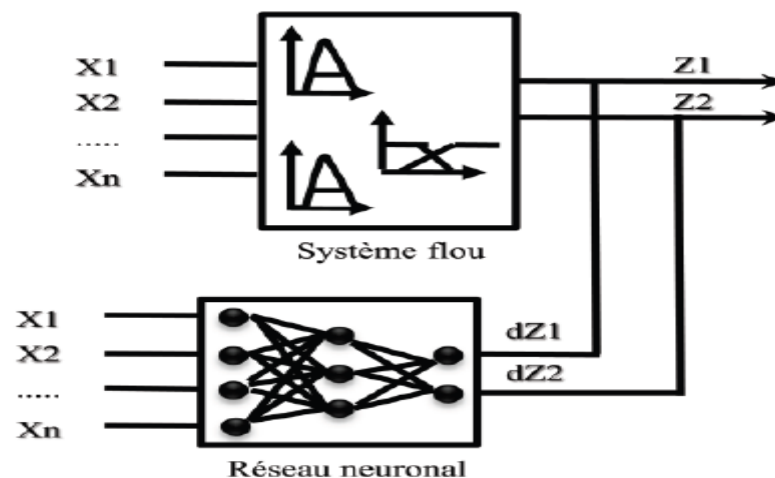


Figure V.5: Exemple d'association en parallèle d'un réseau de neurone et un système flou.

V.4 Types de combinaison neuro-flous

Plusieurs types de combinaisons entre réseaux de neurones et les systèmes flous existent. Ils peuvent être classés en fonctionnelles et structurelles, suivant leur architecture et la configuration recherche entre le système d'inférence flou et les réseaux de neurones. Le plus important à retenir est que l'intégration des réseaux de neurones et les systèmes d'inférence flous peuvent être formulés en trois principales catégories : coopérative, concurrent et neuro-flou hybride. [45]

V.4.1 Les Systèmes coopératifs et concurrents

S'agissant du coopératif, nous pouvons le voir comme préprocesseur où le mécanisme d'apprentissage de réseaux de neurones artificiels (RNA) détermine les fonctions d'appartenance de système d'inférence flou (SIF) ou les règles floues à partir des données d'apprentissage. Une fois que les paramètres de SIF sont déterminés, ANN va au fond. La règle basée est habituellement déterminée par un algorithme regroupement flou. Les fonctions d'appartenance sont habituellement approximées à partir RNA par les données d'apprentissage.

Quant au système Neuro-flou concurrent, nous avons un ANN qui aide le SIF Continuellement à déterminer les paramètres exigés, en particulier si les variables d'entrée 110 du contrôleur ne peuvent pas être mesurées directement. Les Figures V.6 et V.7 représentent les modèles neuro-Flou coopératifs et concurrents. [45]

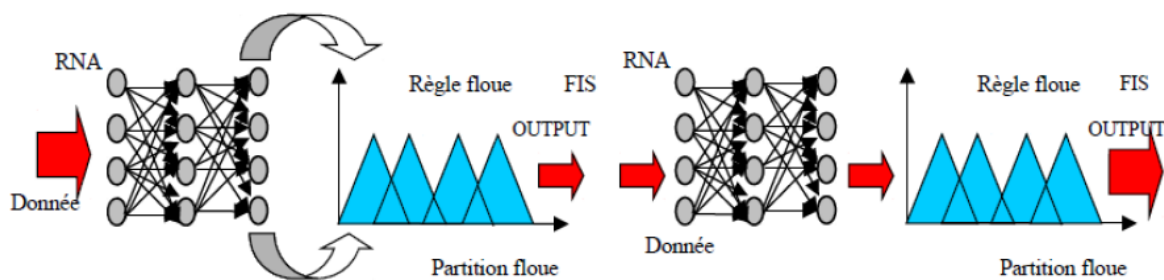


Figure V.6: Système Neuro-Flou coopératif **Figure V.7:** Système Neuro-Flou concurrent.

V.4.2 Les systèmes neuro-flous fondus

Dans une architecture Neuro-Flou fondue, les RNA sont utilisées pour déterminer les paramètres de SIF. Les systèmes Neuro-Flou fondus partagent les structures de données et la représentation de connaissance. Une manière habituelle d'appliquer un algorithme

d'apprentissage à un système flou est à la représenter dans une architecture RNA spéciale. De quelque manière que ce soit, l'algorithme d'apprentissage de l'RNA ne peut pas être appliqué directement à un système d'inférence comme une fonction parce que les fonctions utilisées dans le système d'inférence sont habituellement non différentiables. Ce problème peut être abordé en employant des fonctions différentiables dans le système d'inférence ou après ne pas utiliser l'algorithme d'apprentissage de RNA standard. Certains types de systèmes Neuro-Flou principaux GARIC, FAUCON, ANFIS, NEFCON AMUSEMENT, SONFIN, et beaucoup d'autres. [45]

V.4.3 Systèmes neuro-flous hybrides intégrés

Un système neuro-flou hybride est un réseau de neurone avec un signal flou, des poids flous, une fonction de transfert et un module d'adaptation de la structure de RNF par un apprentissage d'un ensemble de données. [45]

On distingue trois types des systèmes neuro-flou hybrides :

A. Systèmes neuro-flous de type Mamdani

Les systèmes neuro-flous de type Mamdani utilisent la technique d'apprentissage supervisé (rétro-propagation) pour apprendre les paramètres des fonctions d'appartenance.

L'architecture du système neuro-flou Mamdani est illustrée par la figure V.8.

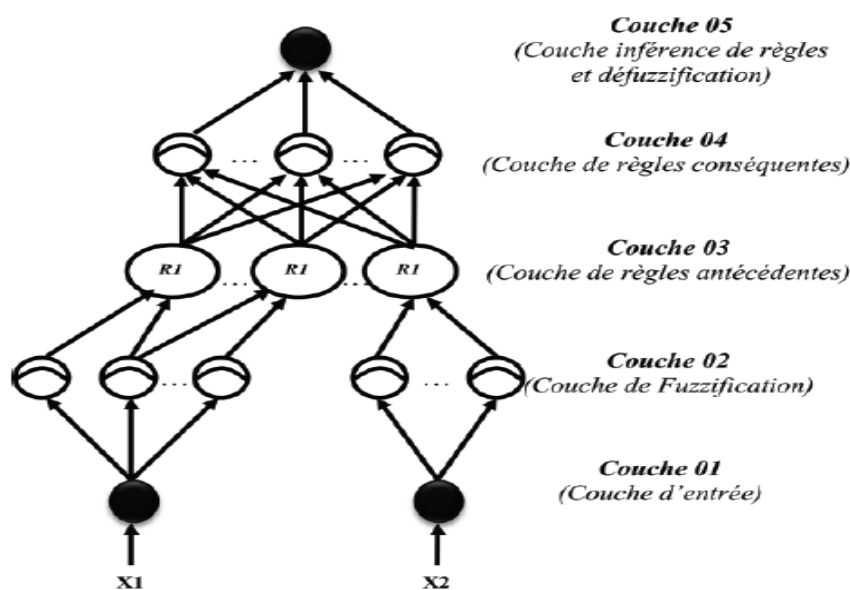


Figure V.8: Système neuro-flou type Mamdani.

➤ **La couche 01 (la couche d'entrée)**

Aucun calcul n'est fait dans cette couche. Chaque nœud dans cette couche qui correspond à une variable d'entrée transmet seulement et directement des valeurs d'entrée à la prochaine couche. Le poids du lien dans la couche 1 est de 1. [6]

➤ **La couche 02 (la couche de Fuzzification)**

Chaque nœud dans cette couche correspond à un terme linguistique (Négatif, Zéro, Positif ...etc.) à une des variables d'entrée dans la couche 01. En d'autres termes, le lien de la production représente la valeur d'appartenance qui spécifie le degré auquel une valeur d'entrée appartient à un ensemble flou est calculé dans la couche 02.

Un algorithme de regroupement décidera du nombre initial et du type de fonctions d'appartenance qui doit être alloué à chacun de la variable d'entrée. Les dernières formes de MFs seront réglées pendant l'apprentissage du système.

➤ **La couche 03 (la couche de promesse des règles)**

Un nœud dans cette couche représente la partie antérieure d'une règle. Habituellement un opérateur t-norme est utilisé dans ce nœud. La sortie d'un nœud de la couche 03 représente la « *La force de tir* » de la règle floue correspondante.

➤ **La couche 04 (la couche de la partie conclusion des règles)**

Ce nœud a deux tâches fondamentales : combiner les nouveaux antécédents des règles, et déterminer le degré auquel ils appartiennent à la variable linguistique de sortie (Haut, bas ...etc.). Le nombre de nœuds dans cette couche sera égal au nombre de règles.

➤ **La couche 05 (la couche de combinaison et de défuzzification)**

Ce nœud fait la combinaison de tous les conséquents des règles qui utilise un opérateur t-conforme et finalement calcule la sortie après défuzzification.

B. Systèmes neuro-flous de type Takagi –Sugeno

Les systèmes neuro-flous de type Takagi-Sugeno font usage d'un mélange d'algorithme de rétro-propagation pour faire un apprentissage des fonctions d'appartenance et la méthode de moindre carré pour déterminer les coefficients des combinaisons linéaires dans les conclusions des règles.

Un pas dans la procédure d'apprentissage a obtenu deux parties : dans la première partie, les modèles d'entrée sont propagées, et les paramètres de la sortie optimaux sont estimés par la procédure du moindre carré, pendant que les paramètres antérieurs sont supposés être fixés pour le cycle courant à travers l'ensemble d'apprentissage.

Dans la deuxième partie, les modèles sont encore propagés, et dans cette tâche, la rétro propagation est utilisée pour modifier les paramètres antérieurs, pendant que les paramètres de la conclusion « conséquence » restent fixes. Cette procédure sera alors répétée.

L'architecture du système neuro-flou Takagi -Sugeno est illustrée par la figure V.9. [46]

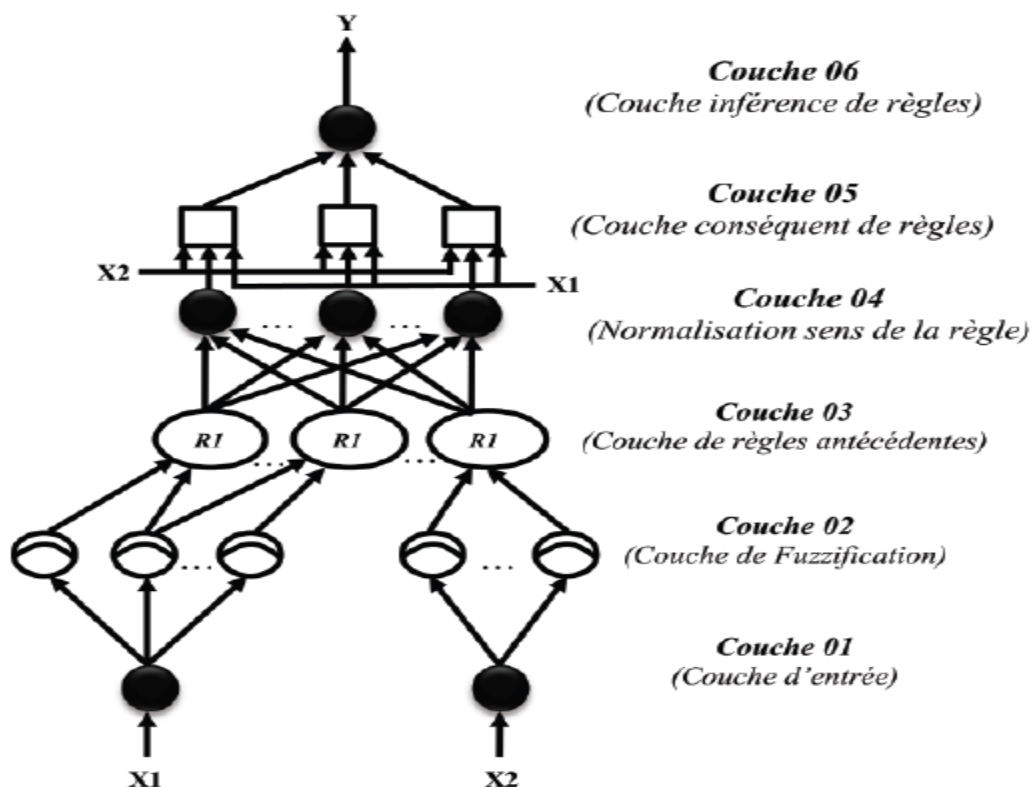


Figure V.9: Système neuro-flou type Takagi –Sugeno.

Les détails de chaque couche sont présentés de manière suivante :

➤ **Les couches 01, 02, 03**

Sont les mêmes que celle du modèle de Mamdani.

➤ **La couche 04 (la couche de Normalisation des poids de la règle)**

Chaque nœud dans cette couche calcule le coefficient de la $i^{ème}$ règle à la somme de toutes les règles :

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i=1,2 \quad (V.1)$$

➤ **La Couche 05 (La Couche Conséquente De Règle)**

Chaque nœud i de cette couche est un nœud fonctionnel

$$w_i \mathcal{F}_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (V.2)$$

Tel que \bar{w}_i est une sortie de la couche 04, et $\{p_i, q_i, r_i\}$ sont des paramètres des ensembles.

Un chemin bien établi est de déterminer les paramètres conséquents qui utilisent des algorithmes des moindres carrés.

➤ **La couche 06 (la couche d'inférence des règles)**

Le seul nœud de cette couche calcule la somme totale de sortie de tous les signaux ; La somme totale égale :

$$\sum_i \bar{w}_i \mathcal{F}_i = \frac{\sum_i w_i \mathcal{F}_i}{\sum_i w_i} \quad (V.3)$$

C. Systèmes ANFIS (adaptive network fuzzy inférences system)

Dans un ANFIS, les connexions entre neurones sont seulement utilisées pour spécifier le sens de la propagation des stimulations provenant des autres neurones. Pour la structure de ANFIS est composée de cinq couches, et les règle de type si prémisse alors conséquente. ANFIS est l'un de tous premiers systèmes neuro-flou qui existent. Il est très cité dans la littérature car il a prouvé son efficacité avec son algorithme d'apprentissage simplifié : la méthode de descente de gradient et la méthode des moindres carrés. (JANG, 1992). [29]

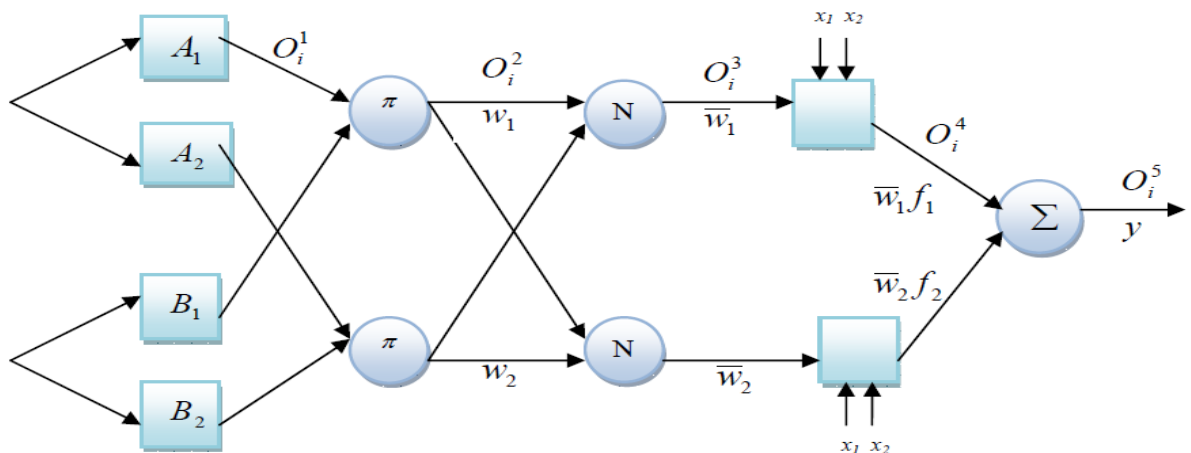


Figure V.10: Architecture d'ANFIS.

La figure présente l'architecture d'un ANFIS formalisant le raisonnement de Sugeno du premier ordre, à deux entrées et une sortie et une base de règles constituée de deux règles, dont une règle est exprimée par :

Règle i : si x est A_i et y est B_i alors $f_i = p_i + q_i + r_i$

Correspondant à l'architecture d'ANFIS qui se compose de cinq couches.

Couche.1

Les neurones adaptatifs $A_i(B_i)$ calculent les degrés d'appartenance, l'ensemble, des paramètres caractérise les fonctions $A_i(B_i)$. Les paramètres correspondants sont appelés paramètres de la prémisse $\{a_i b_i c_i\}$

$$o_i^1 = U_{A_i}(x) \quad (\text{V.4})$$

Généralement $U_{A_i}(x)$ est choisi sous forme de cloche avec son maximum égal à 1 et le minimum égal à 0.

$$U_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^b} \quad (\text{V.5})$$

Où la fonction gaussienne

$$U_{A_i}(x) = \exp \left[- \left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right] \quad (\text{V.6})$$

Couche.2

Les neurones fixes modélisent l'opérateur "Et" et calculent la valeur de vérité de chaque règle.

$$w_i = U_{A_i}(x) - U_{B_i}(x) \quad (\text{V.7})$$

Couche.3

Les neurones N sont des neurones fixes, ils effectuent la normalisation de la valeur de vérité de la règle (poids).

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2 \quad (\text{V.8})$$

Couche.4

Chaque neurone de cette couche est un neurone adaptatif tel que :

$$o_i^4 = \overline{w}_i f_i = \overline{w}_i(p_i x q_i y r_i) \quad (\text{V.9})$$

Les paramètres $\{p_i x q_i y r_i\}$ sont appelés paramètres de la conséquence.

Couche.5

Le neurone de la couche 5 est un neurone fixe, à une entrée donnée, il délivre la réponse du réseau donnée par

$$o_i^5 = \sum_i \overline{w}_i f_i \quad (\text{V.10})$$

L'architecture ANFIS est une classe de réseaux adaptatifs proposés par (JANG, 1992). Il peut être vu comme un réseau de neurones non bouclé pour lequel chaque couche est un composant d'un système neuro-flou.

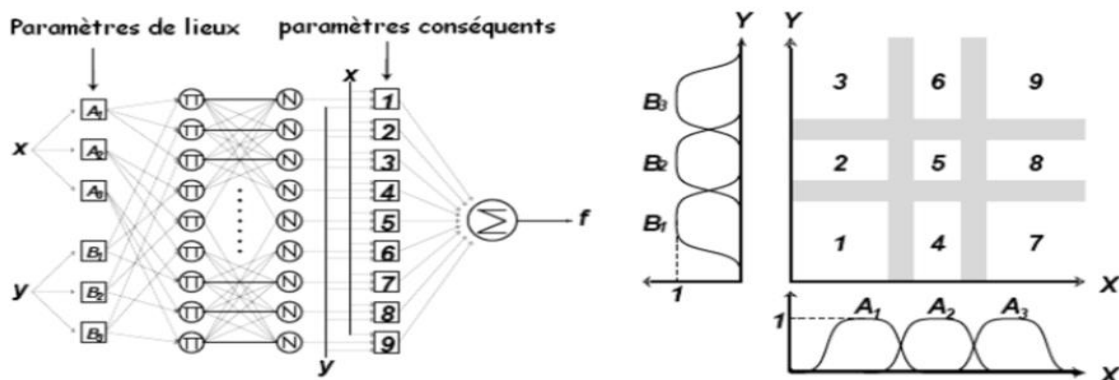


Figure V.11: L'Architecture de l'ANFIS. [45]

a. Les avantages de l'ANFIS

Les avantages de cette technique stratégie sont :

- Exploitation de la connaissance disponible, grâce à la base de règles.
- Réduction de la taille de la base de règles : il suffit d'avoir des règles générales, les détails seront fournis par le RN.
- Réduction de la complexité de l'apprentissage : le RN doit simplement apprendre les cas particuliers ou les exceptions, pas le problème complet.
- Efficacité immédiate dès le début de l'apprentissage et la possibilité d'éviter des comportements initiaux erratiques.

V.5 Les avantages des systèmes neuro-flous

Le tableau qui suit, résume les avantages d'utilisation des systèmes neuro-flous en comparant avec la technique des réseaux de neurones et la technique de la logique floue. [46]

Tableau V.1 : Les avantages des systèmes neuro-flous.

<i>Les réseaux de neurones Artificiels</i>	<i>Systèmes d'inférence floue</i>	<i>Systèmes d'inférence floue</i>
La base de règle ne peut être utilisée.	La base de règle ne peut être utilisée.	La base de règle ne peut être utilisée.
L'apprentissage peut être démarré de zéro.	Pas d'apprentissage (utilise la connaissance linguistique).	L'apprentissage peut être démarré de zéro ou avec une base de règles initiales.
Boite noire.	Interprétable (La règle If-Then).	Une interprétation et implémentation simples.
Complexité des algorithmes d'apprentissage.	Universel et implémentation simples.	Le modèle mathématique non requis.
Difficulté pour extraire les connaissances.	Les connaissances doivent être disponibles.	Simple pour extraire de connaissances à partir des données (qualitatif, quantitatif)

Ainsi par ses avantages, on trouve :

V.5.1 La rapidité de calcul

Les systèmes neuro-flous sont très rapides parce que l'évaluation d'un système exercé implique typiquement des opérations de la comparaison simple et un nombre limité de calcul de la surface linéaire. Les arbres de décision sont très rapides et la comparaison des paramètres est faite de manière floue pas comme la méthode classique et enfin la base des règles flous sera répartie et que chaque règle fonctionne d'une manière autonome et en même temps collective. [46]

V.5.2 La flexibilité

Un système neuro-flou peut traiter des problèmes complexes avec beaucoup de variables à l'entrée. Au lieu d'adapter une architecture interne fixe, l'architecture d'un système neuro-

flou peut grandir dynamiquement et efficacement en réponse à la complexité des données d'apprentissage.

La structure d'un système neuro-floue représente efficacement le rapport entre les entrées et les sorties du problème. [46]

V.5.3 Généralisation des connaissances

Les systèmes d'apprentissage ont souvent des difficultés quand il y a manque de données historiques pour former, ou bien les données contiennent trop de bruit. Les systèmes de neuro-flous peuvent compenser ces problèmes pendant la phase d'apprentissage en changeant (adapter) leur structure interne. Souvent les règles sont de la forme : plus d'entrées, plus des résultats satisfaisants. [46]

V.6 Régulateur de vitesse neuro-flou appliqué à la commande

Dans ce chapitre, nous avons utilisé Système Neuro-Flou concourant, qui fonctionne sur la liaison série d'un réseau de neurones et d'un système flou connecté au régulateur de vitesse afin de donner des résultats plus rentables et précis, notamment sur la vitesse de la machine, et la structure correspondant résume la méthode d'application le régulateur de vitesse neuro-floue a la commande de la machine asynchrone.

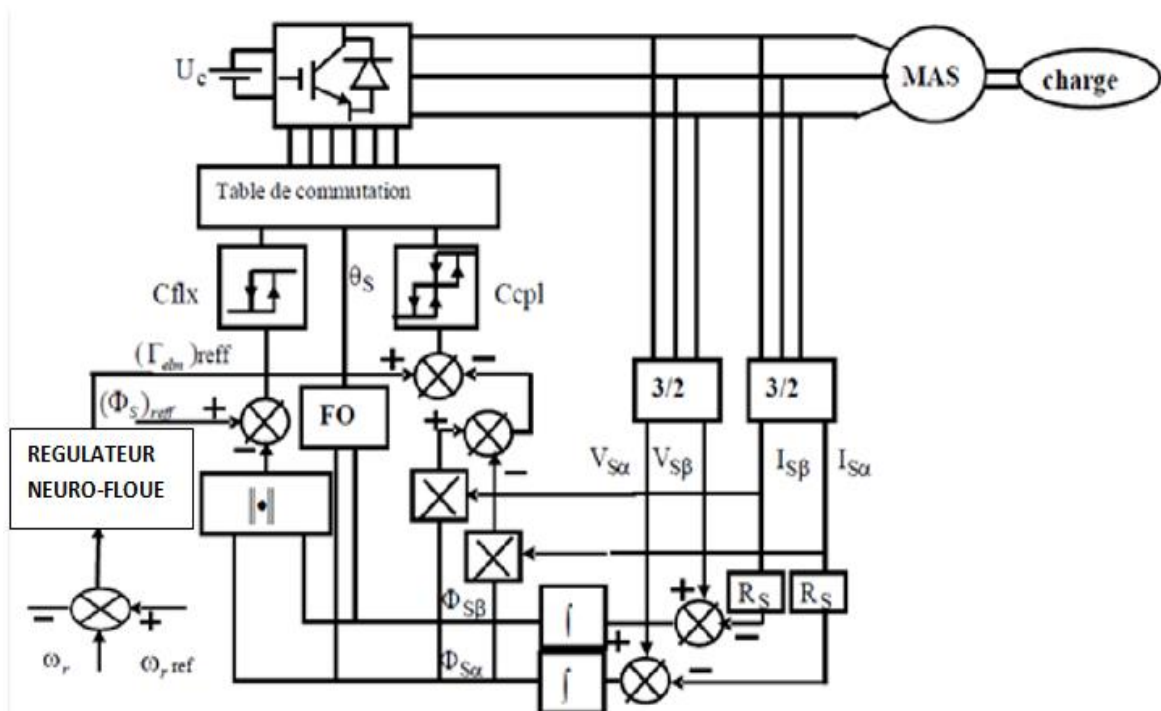


Figure V.12: Schéma montrant l'emploi du régulateur Neuro-floue dans la commande DTC d'une machine asynchrone.

V.7 Partie simulation

Afin de démontrer les améliorations apportées par la mise en œuvre de liaison entre la logique floue et un réseau de neurone (neuro-floue) sur la DTC classique dans les performances dynamiques et statiques, pour la commande de la machine asynchrone, une étude de simulation a été menée dans les mêmes conditions des chapitres précédents.

V.7.1 Résultats de simulation et interprétations

Les figures ci-dessous montrent les résultats de simulation par l'application de la DTC neuro-floue sur la machine asynchrone, en supposant l'intervalle 0 à 0,8 s comme essai à vide habituellement conditionné aux chapitres précédents, et le reste du temps comme essai en charges variables.

Essai à vide

Pour voir s'il y avait une amélioration des résultats : Nous avons constaté que certains résultats sont satisfaisants et d'autres non, car nous notons que les résultats satisfaisants sont avec erreur statique de vitesse est mieux réduite que tous les résultats précédents, et une diminution relative des impulsions lorsque la vitesse de référence est atteinte.

Concernant les résultats insatisfaisants, le temps de réponse est revenu à la même valeur que nous avons obtenue dans le régulateur conventionnel PI et la durée des impulsions au niveau du couple a augmenté jusqu'au moment où la vitesse a atteint la valeur de référence (c'est-à-dire le temps de réponse lui-même a été consommé).

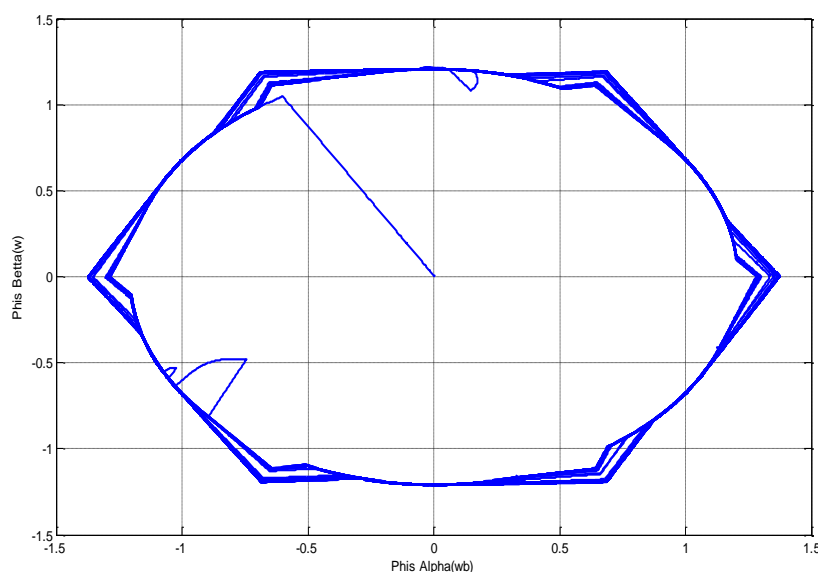


Figure V.13: Trajectoire de flux (Wb).

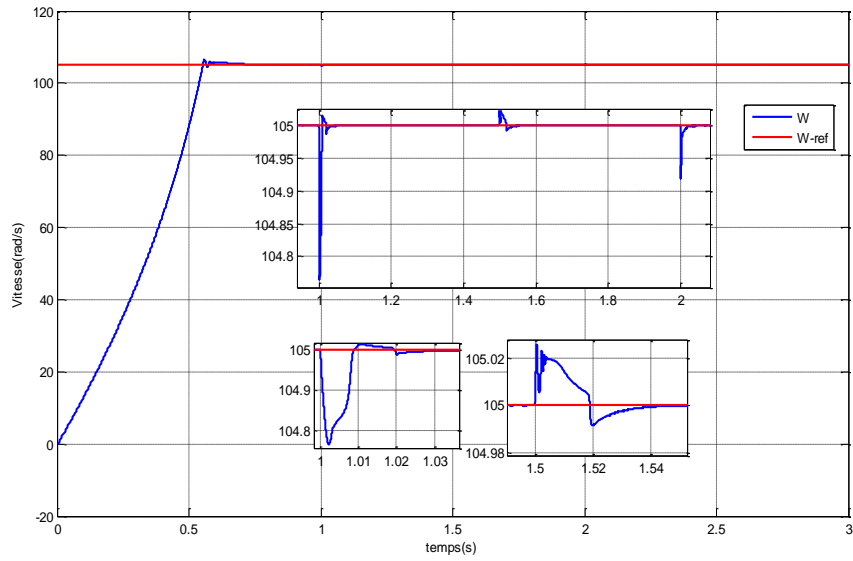


Figure V.14: Vitesse de rotation Ω_r .

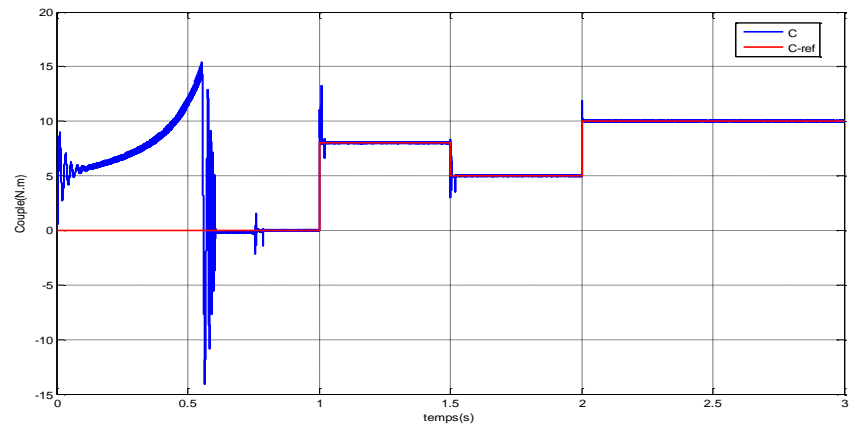


Figure V.15: Couple électromagnétique C_{elm} .

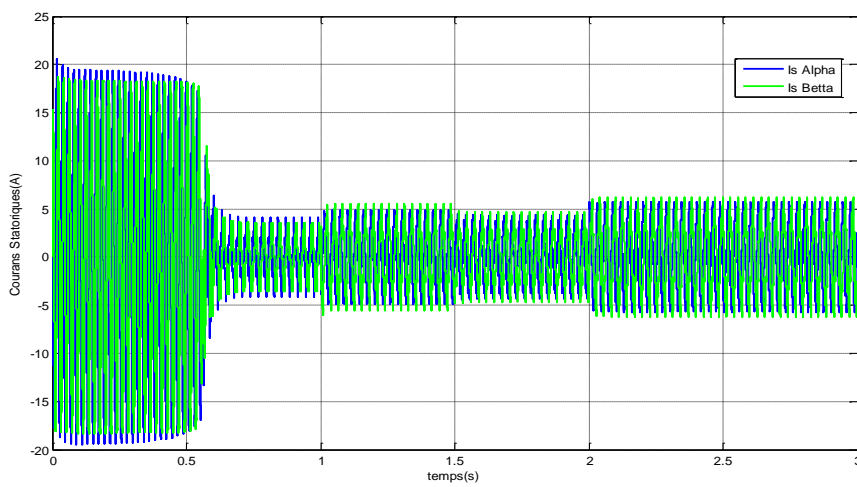


Figure V.16: Courants statoriques $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$ (A).

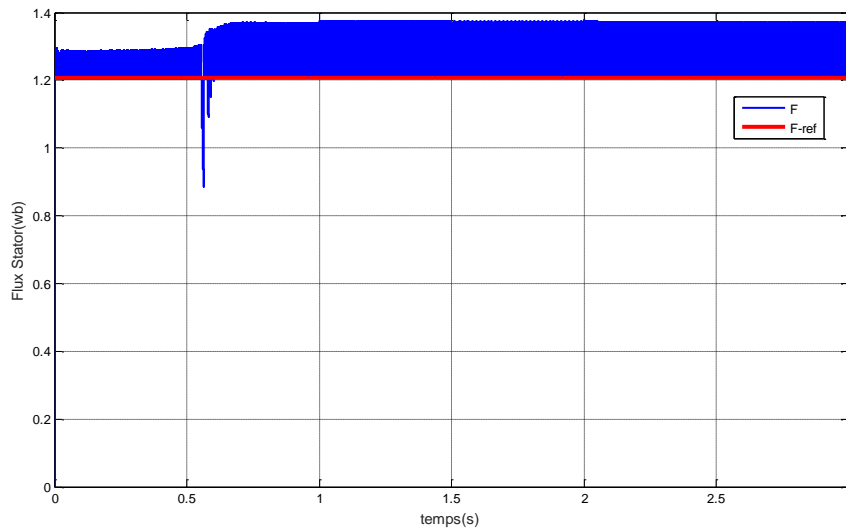


Figure V.17: Module de flux statorique (Wb).

Essai en Charge

Pour tester la robustesse du réglage de la commande de notre machine asynchrone par DTC Neuro-floue, Nous avons appliqué des charges variables sur ce système, $C_r = 8, 5,$ et 10 N.m, aux instants $t = 1, 1.5,$ et 2 s respectivement.

Les résultats de simulation ont confirmé dans cette partie qu'il y a une énorme réduction du taux d'erreur statique de la vitesse, et surtout aux moments d'appliquer les charges variables, nous avons trouvé une réponse très rapide en ramenant la vitesse estimée à la valeur de référence (un meilleur résultat par rapport tous les autres précédents, ceci est prouvé dans les figures V.13 jusqu'à V.17).

On note cependant un ralentissement pas mal du temps de réponse au démarrage, et des petits pics du couple électromagnétique et des courants statoriques aux moments d'appliquer les charges variables.

V.8 Etude comparative

Enfin, à titre de faire une étude comparative qui sera limiter sur la vitesse de rotation de la machine asynchrone, nous avons tracé toutes les courbes de vitesse de rotation pour chaque technique de commande (DTC classique, DTC Floue, DTC Neurone, DTC Neuro-Floue) dans le même graphe afin de choisir la meilleure technique parmi celles.

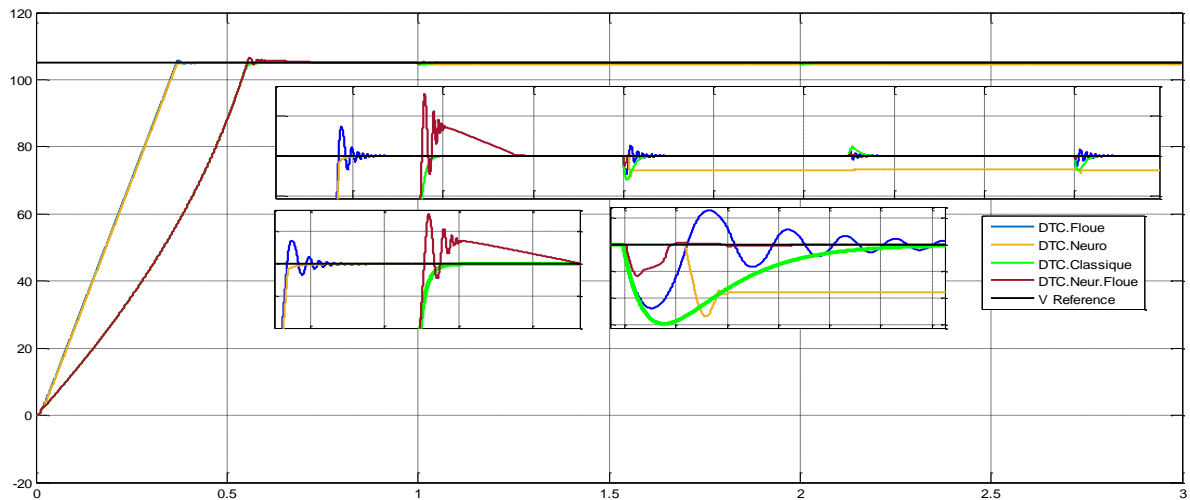


Figure V.18: Courbe complète pour la comparaison des vitesses.

Cette figure comparative nous a montré la fiabilité et la robustesse de la DTC neuro-floue par rapport aux autres techniques étudiées précédemment en ce qui concerne le rejet des perturbations, la précision, et l'amortissement, le seul problème de cette technique est la rapidité au démarrage, un temps de réponse important par rapport à la DTC-Neurone et DTC-Floue. Un résumé comparatif de toutes les techniques étudiées est effectué dans le tableau V.2 suivant:

Tableau V.2: Tableau comparatif

Performance Commande	Temps de réponse	Erreur Statique	T.r.D'impulsion de charge	Perturbation au début
DTC Classique	Retard 0.6s	moyenne	Moyenne	Non
DTC Floue	Très bien 0.4s	Très bien	Très bien	Grande perturbation
DTC Neurone	Très bien 0.4s	bien	Faible	Non
DTC Neuro-Floue	Retard 0.6s	Excellente	Excellente	Petite perturbation

V.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les performances de la machine asynchrone commandée par DTC basée sur la technologie de commande neuronale floue avec une des techniques de combinaison utilisées (dans un type d'association coopérative (parallèle)), puis après la comparer par rapport les méthodes mentionnées et simulées aux chapitres précédents.

Les résultats de simulation ont montré que l'application de la DTC-neuro-floue donne une amélioration relative du niveau de couple par rapport à sa réponse et une légère diminution du niveau d'erreur de vitesse par les méthodes DTC utilisant d'autres techniques (application du réseau de neurones sur la table de commutation), cette méthode permet donc un apprentissage rapide du mode supervisé (hors ligne).

L'avantage de l'application d'une commande neuronale floue avec incorporation de la modulation vectorielle dans la commande DTC est de permettre aux réponses de toutes les performances de progresser de manière observable vers l'état stable. Ainsi, cette technologie a un apprentissage automatique et garantit des fréquences de commutation constantes, car les moments de commutation sont pré-calculés.

CONCLUSION GENERALE :

L'objectif principal de ce mémoire est d'introduire la commande directe du couple DTC qui est une méthode de commande du flux et du couple électromagnétique, et d'étudier son comportement avec l'association de la logique floue qui joue le rôle d'un régulateur de vitesse, et aussi avec l'association de réseaux de neurones artificiels qui remplacent les comparaisons d'hystérésis et les tables de commutation, En plus de la combinaison entre la logique floue et le réseau de neurones sous les conditions appliquées à la DTC classique.

Nous avons présenté notre travail selon la démarche suivante : nous avons modélisé la machine asynchrone et formulé le modèle obtenu dans le repère biphasé lié au stator, ensuite nous avons présenté l'implantation de la DTC classique appliquée à ce type de machine. Dans l'étape suivante, nous avons expliqué la technique de la logique floue et ses applications, puis les réseaux de neurones artificiels et leurs applications, et dans la dernière étape, nous avons simulé la combinaison de la logique floue et le réseau de neurones, associé à la DTC comme décrit précédemment. Une étude comparative est présentée sous forme une figure comparative des vitesses de rotation obtenues de toutes les techniques appliquées, avec un tableau illustratif des performances de la machine étudiée pour chaque technique utilisée.

En conclusion, nous pouvons déduire que l'intelligence artificielle a un très grand rôle pour aider à résoudre des modèles mathématiques complexes et multiples avec d'excellents résultats, surtout si la combinaison du réseau de neurones avec la logique floue a été faite de manière intelligente, Il ne fait aucun doute qu'il donnera des résultats impressionnants.

Enfin, nous proposons d'utiliser autres techniques de l'intelligence artificielle sauf ces deux (logique floue et réseau de neurones) qui ont été étudiées dans ce mémoire et dans diverses autres études.

Annexe

A.1. Caractéristiques

$F = 50 \text{ Hz}$	Fréquence du réseau industriel
$V = 220/380 \text{ V}$	Tension du réseau
$\Omega_r = 1500 \text{ tr/min}$	Vitesse de rotation du machine
$C_r = 10 \text{ N.m}$	Couple résistant nominale

A.2. Paramètres

$r_s = 4.1 \Omega$	Résistance statorique
$r_r = 2.5 \Omega$	Résistance rotorique
$l_s = 0.545 \text{ H}$	Inductance statorique
$l_r = 0.542 \text{ H}$	Inductance rotorique
$M = 0.510 \text{ H}$	Inductance mutuelle.
$J = 0.04 \text{ Kg.m}^2$	Moment d'inertie
$p = 2$	Nombre de pairs de pôles
$P = 1.5 \text{ K.W}$	puissance électrique
$f = 0$	Coefficient de frottement

Bibliographie

- [1]- **BENDJEDIA BACHIR**, «TP Modélisation et simulation des systèmes électromécaniques M2 ELM», Charge De TP , TP N°5 2018/2019.
- [2]- **NABTI, KHALIL**, «Contribution à la commande de la machine asynchrone par DTC et logique floue», Thèse de Magister En Electrotechnique, L'Université Mentouri de Constantine (2006).
- [3]- **BOUDIAF DIA EDDINE, BELIL MOHAMED**, « Commande DTC par logique floue d'un moteur à induction alimenté par onduleur à cinq niveaux», Mémoire Master Académique, Université Mohamed Boudiaf - M'sila, 2019 /2020.
- [4]- **AMMAR KAMAL, MELLAL MAKHLOUF**, «Dimensionnement d'un moteur asynchrone triphasé à cage d'écureuil», Ingénieur d'état en Electrotechnique, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2012/2013.
- [5]- **BENBOUALI Abderrahmane**, « Commande par logique floue adaptative d'une machine asynchrone avec estimation de la constante de temps rotorique », Mémoire de Magister, Université de Chleff, 2008.
- [6]- **ABED KHOUDIR**, «Techniques de commande avancées appliquées aux machines de type asynchrone», Thèse de doctorat, Université Mentouri de Constantine, 22/06/2010.
- [7]- **BOUDJTAT WALID HIMOURA ABEDELKADER** , «étude et simulation d'une machine asynchrone alimente par un onduleur de tension a commande MLI», Mémoire Master, Université badji mokhtar-Annaba, juin 2017.
- [8]- **CHEKIMA DJAMEL**, «Commande d'un Moteur Asynchrone par Logique Floue », Mémoire Master Académique,"Université d'EL-Oued, Soutenu 23-24 Juin 2014.
- [9]- **ALIA SALIM, GUEDDA SMAIL**, « Commande Vectorielle d'une Machine à Induction», Université d'EL-Oued, Soutenu en Mai 2018.
- [10]- **GUY STRUTZER, EDDIE SAMIGIL**, «Modélisation et Commande des Moteurs Triphasés. Commande vectorielle des moteurs synchrones, commande numérique par contrôleurs».
- [11]- **TCHIALI FOUAD, MAGHRAOUI NOURA**, « Modélisation et Commande des Onduleurs Multi niveaux Asymétriques », PFE. Dép. d'électrotechnique, U.S.T.H.B 2004.
- [12]- **BENYAHIA. M**, «commande non linéaire et prédictive application à la machine asynchrone», Thèse De Magister, Université de Batna 2001.
- [13]- **R.MOHAMED**, «Simulation et réalisation d'un onduleur de tension monophasé à trois niveau», Mémoire de fin d'étude, institut d'électrotechnique, université de Batna 2002.

- [14]- **Mr MOKHTARI BACHIR**, « DTC intelligente appliquée à la commande de la machine asynchrone », Thèse De Doctorat En Sciences Option : Electrotechnique , Université Hadj Lakhdar De Batna, Soutenue publiquement le, 09 septembre 2014.
- [15]- **BEN FATMA AKRAM ZERNOUH MOUAD**, «Commande directe du couple d'un moteur asynchrone triphasé» M.M Commande Electrique, Présenté par : Le : Sept 2020
- [16]- **K. AKKOUCHE**, «Commande directe du couple (DTC) d'une machine asynchrone» , mémoire de magister, Université de Annaba, 2007.
- [17]- **A. HADDOUN & S. REBBOUH**, « contrôle directe du couple du MAS (DTC)», Support de cours.
- [18]- **BENSAAD NADIR , CHABIRA TAHER** , Mémoire Master «étude d'une DTC neuronale appliquée au mas» Présenté par : 2020/2021
- [19]- **Mr: D. SAKRI**, «Commande Directe du Couple de la MAS basée sur la Technique – SVM » Mémoire Master, Dirigé par : 06 Juin 2016.
- [20]- **MOKHTARI BACHIR**, «Implantation De La DTCF Par Des Techniques De L'intelligence Artificielle Neuronale Et Neuro Floue : Application A La Machine Asynchrone Alimentée Par Des Onduleurs De Tension A Deux Et A Trois Niveaux », Thèse de Magister en Electrotechnique, Université de Batna, Algérie, 2002.
- [21]- **BELKACEM SEBTI**, «Contribution A la commande Direct Du Couple Du Machine A Induction », Thèse de doctorat en génie électrique, Université de Batna, Algérie, 2011.
- [22]- **KERRACHE ABDELAZIZ, KORICHI, AHMED**, « Commande DTC-SVM Prédictive D'un Moteur Asynchrone A Cage Sans Capteur Mécanique», Mémoire Master Académique, Université Kasdi Merbah Ouargla, (2013).
- [23]- **F. BENSMINE ET N. AMEGHCHOUHE**, « commande par DTC d'un Moteur à induction sans capteur de vitesse en utilisant un observateur adaptatif », Thèse d'ingénieur, université de Batna 2010.
- [24]- **L. BESSOUF**, « Etude comparative des performances dynamiques et statiques d'un FOC et d'un DTC d'une Machine à induction », Mémoire d'ingénieur, université de Batna 2005.
- [25]- **ABDELKRIM HAMZA ET ELGHARBI KAMEL**, «Commande Directe du Couple DTC-SVM d'une Machine Asynchrone (MAS) », Mémoire de Master, Université de M'Sila, Algérie, 2017.
- [26]- **S. CHEKROUN**, « Commande neuro-floue sans capteur de vitesse d'une machine asynchrone triphasée », Ecole supérieur d'enseignement technologique d'Oran.

- [27]- **S. BOUREZG ET S. NECHE**, «Stratégies de Commande de la machine asynchrone : Etude et comparaison», Mémoire de Master, Université de M'Sila, Algérie, 2020.
- [28]- **HIKA BRAHIM, KHAKHA ISMAIL**, «La commande DTC par logique floue d'un moteur à induction alimenté par un onduleur de tension multi niveaux», ingénieur d'état en Electronique, Université Kasdi Merbah Ouargla,2009/2010.
- [29]- **SAHRAOUI MUSTAPHA**, «Contrôle robuste des systèmes non linéaires par les approches de l'intelligence artificielle», Thèse De Doctorat En Sciences Option : Informatique et Automatique, Université Ahmed ben Bella De Oran.
- [30]- **HOUACINE KARIMA**, « Commande Neuro_Floue d'une Machine Asynchrone dans une chaine de propulsion d'un véhicule électrique », Thèse de doctorat, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, juin 2016.
- [31]- **BEKKOUCHE BRAHIM, AMARA EL HABIBE**, «régulation de vitesse d'un moteur asynchrone par un technique d 'intelligence artificiel », Mémoire Master Académique, Université Echahid Hamma Lakhdar d'El-Oued, Mai 2017.
- [32]- **CHIKHI ABDESSELEM**, «Commande Directe du Couple du Moteur Asynchrone- Apport de la Logique Floue», Thèse de Magister En Electrotechnique, Université de Batna, 2008.
- [33]- **O.MAAMRI I.KHALIL**, «Développement d'une commande vectorielle DTC d'une machine Asynchrone par la logique floue», Mémoire De fin d'étude d'ingénieur d'état en électronique, Université Kasdi Merbah Ouargla2007.
- [34]- **C. MINH**, «commande numérique de machines asynchrones par logique floue », Université Laval.
- [35]- **BENAISSA MALIKA** , « Minimisation des pulsations du couple dans une command directe du couple DTC d'un machine asynchrone », Mémoire Magister Université de Batna.
- [36]- **L.BAGHLI**, «contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de logique floue, réseaux de nuerons et les algorithmes génétiques», Thèse Doctorat NANCY ,2003.
- [37]- **A. KANDEL**, and **G. LANGHOLZ**, editors, Fuzzy Control Systems, CRC Press, 1994.
- [38]- **BOUHAFNA SEBTI**, « Commande par DTC d'un Moteur Asynchrone Apport des Réseaux de Neurones», Mémoire Magistère En Electrotechnique, Université De Batna, Soutenu Le 16 / 11 /2013.
- [39]- **HECHELEF MOHAMMED**, «Commande directe du couple d'une machine asynchrone double étoile sans capteur mécanique par les techniques de l'intelligence

artificielle» Thèse De Doctorat Option : Electrotechnique, Universités Djilali Liabes De Sidi-Bel-Abbès.

[40]- **SOUFIEN GDAIM**, «Commande directe de couple d'un moteur asynchrone à base de techniques intelligentes», Thèse De Doctorat Option : Génie Electrique, Université de Monastir/ Maroc.

[41]- **LEBBA LAHCEN, ZIGHEM HOCINE**, «Commande DTC par réseaux de neurones d'un moteur à induction alimenté par un onduleur de tension», Mémoire d'Ingénieur d'état, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2008/2009.

[42]- **HAKIM TEIAR**, «Stratégies De Commande Robuste A Base D'intelligence Artificielle De La Machine Synchrone A Aimants Permanents A Partir De La Plaque Signalétique», Thèse De Doctorat En Génie Electrique, L'université Du Québec A Trois-Rivières, mars 2018.

[43]- **GHERS FETHI**, «Application Des Techniques De Commandes Intelligentes Pour Le Contrôle D'une Machine Asynchrone», Mémoire Magistère en Commande Electrique, Université Badji Mokhtar-Annaba.

[44]- **A.M. IBRAHIM**, «Fuzzy Logic for Embedded Systems Applications» , Newness, 2004.

[45]- **SOFIANE FAHAS**, «Commande directe du couple appliquée à une machine à reluctance commutée à trois phases », Mémoire Maitre Es Sciences (M. Sc.), Université LAVAL, Québec, Canada.

[46]- **ZEGAI MOHAMMED LAMINE**, «Synthèses Des Techniques de Commande DTC Associe à L'intelligence Artificielle Appliquée au Contrôle D'un Moteur Asynchrone Alimenté par Onduleur Multi-Niveaux», Thèse De Doctorat En Sciences, , Université Mohamed Boudiaf Oran, 2017-2018.

[47]- **G.F.AREED, A.Y.HAIKAL, R.H.MOHAMMED**, « Adaptive neuro-fuzzy control of an induction motor », Ain Shams Engineering Journal (2010) 1, 71–78, Production and hosting by Elsevier.

[48]- **S.G.MALLA, J.M.R.MALLA**, « Direct Torque Control of Induction Motor with Fuzzy Controller », International Journal of Emerging Trends in Electrical and Electronics (IJETEE – ISSN: 2320-9569) Vol. 10, Issue. 3, April-2014.

[49]- **D.NAUCK, R.KRUSE**, «Neuro-Fuzzy Systems for Function Approximation, Fuzzy Sets and Systems », International Journal of Emerging Trends in Electrical and Electronics (IJETEE – ISSN: 2320-9569) Vol. 10, Issue. 3, April-2014, pp. 261-271.1999.