

UNIVERSITE SAAD DAHLEB DE BLIDA

Faculté de Technologie

Département d'Electronique

THESE DE DOCTORAT

en sciences

COMMANDE DIRECTE DU COUPLE CLASSIQUE ET OPTIMISEE DE LA
MACHINE ASYNCHRONE

Par

Mr. TAIEB Ali

Devant le jury composé de :

Président :	Benselama Zoubir	Prof.	Univ.	USDB1 Blida
Rapporteur :	Ferdjouni Abdelaziz	MCA	Univ.	USDB1 Blida
Examineur :	Kouchih Djilali	MCA.	Univ.	USDB1 Blida
Examineur :	Saari Hammoud	Prof.	ENSM	Bouismail-Tipaza
Examineur :	Bouchhida Ouahid	Prof.	Univ. Yahia Fares	Médéa
Examineur :	Henini Nouredine	MCA	Univ. Yahia Fares	Médéa

Blida, Novembre 2020

المخلص

ان التحكم في الماكينة غير المتزامنة، وهي نظام غير خطي ومع وسائط متغيرة، عن طريق توجيه التدفق أو عن طريق التحكم المباشر في عزم الدوران قد تكون غير كافية لأنها ليست قوية بما يكفي لتواجه متطلبات الدقة والأداء الديناميكي صارم.

لهذا السبب، يجب اللجوء إلى قوانين التحكم الأكثر متانة وغير حساسة لتغيرات في الوسائط، في هذا الصدد، يمكن للطرق الذكية التي تعتمد على وحدات التحكم الضبابية والشبكات العصبية الاصطناعية أن توفر حلاً قيماً. من أجل تحسين قوانين التحكم هذه، تم اقتراح خوارزمية التحسين التجريبية PSCSO.

ان تحسين بنية وحدات التحكم المنطقية الضبابية (FLC) يتم من خلال اعتماد دوال انتمائية ذات اشكال هندسية متغيرة باستخدام خوارزمية PSCSO. تعتمد هذه الخوارزمية على التهجين بين خوارزميات PSO وSCSO كمساهمة اولى. وتتمثل المساهمة الثانية في تقليل عدد الوسائط لوحداث تحكم ANFIS بفضل خوارزمية التحسين PSCSO. تعطي قوانين التحكم المُحسنة نتائج واضحة تمكن لتحقيق الأداء المطلوب.

RESUME

Dans la commande de la machine asynchrone (MAS), qui est un système non linéaire et ayant des paramètres variables, par orientation de flux ou par la commande directe de couple peuvent être insuffisantes car elles ne sont pas robustes lorsque les exigences sur la précision et les performances dynamiques sont strictes.

Pour cette raison, on doit faire appel à des lois de commande plus robustes et insensibles aux changements paramétriques. A cet égard, des méthodes intelligentes qui se basent sur les contrôleurs flous et les réseaux de neurones artificielles peuvent fournir une solution appréciable. Pour l'optimisation de ces lois de contrôle, l'algorithme d'optimisation heuristique PSCSO a été proposé.

L'optimisation de la structure des contrôleurs logiques flous (FLC), en adoptant pour les fonctions d'appartenances des formes géométriques variables à l'aide de l'algorithme PSCSO (Particle Swarm Sinus-Cosinus Optimisation). Cet algorithme est basé sur une hybridation entre les algorithmes du PSO (Particle Swarm Optimisation) et du SCSO (Sinus-cosinus Swarm Optimisation) comme première contribution. La deuxième contribution consiste en la réduction du nombre de paramètres des contrôleurs ANFIS grâce à l'algorithme d'optimisation PSCSO. Ces lois de commande optimisées donnent des résultats remarquables permettant d'atteindre les performances exigées.

ABSTRACT

In the asynchronous machine control (IM), which is a non-linear system and having variable parameters, by flux orientation or by direct torque control, may be insufficient as they are not robust when the demands on precision and dynamic performance is strict.

For this reason, one must appeal to control laws more robust and insensitive to parametric changes. In this regard, intelligent methods based on fuzzy controllers and artificial neural networks can provide a valuable solution. For the optimization of these control laws, the heuristic optimization algorithm PSCSO has been proposed.

Optimization of the structure of fuzzy logic controllers (FLC), adopting variable geometric shapes for membership functions using the PSCSO (Particle Swarm Sinus-Cosine Optimization) algorithm. This algorithm is based on a hybridization between the algorithms of PSO (Particle Swarm Optimization) and SCSO (Sine-cosine Swarm Optimization) as a first contribution. The second contribution is the reduction of the number of parameters of ANFIS controllers through the PSCSO optimization algorithm. These optimized control laws give remarkable results to achieve the required performance.

REMERCIEMENTS

Qu'il me soit d'abord permis de remercier et d'exprimer ma gratitude envers le bon Dieu, qui m'a donné la patience et le courage pour que je puisse terminer ce travail. Je commencerais par exprimer ma profonde gratitude envers mon encadreur: Monsieur **Abdelaziz FERDJOUNI**, Maître de conférences (MCA) à l'Université USDB1 Blida, pour la confiance qu'il m'a toujours attribuée. J'ai tout particulièrement apprécié ses encouragements et ses conseils, surtout en fin de thèse. Notre collaboration m'a permis de progresser et de me constituer de solides bases pour le futur. En outre, il m'a permis de comprendre de ne jamais abandonner en recherche malgré les nombreux obstacles. Je tiens à exprimer mes sincères remerciements à Monsieur **Zoubir BENSELAMA**, Professeur à l'Université USDB1 Blida, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de présider le jury de cette thèse.

Qu'ils soient tous remerciés d'avoir accepté d'être membres de jury examinateurs de la présente thèse dont leurs jugements me seraient certainement d'un grand profit, à savoir :

- ✚ Monsieur **Djilali Kouchih**, Maître de conférences (MCA) à l'Université USDB1 Blida, pour l'aide précieuse qu'il m'a apporté, pour accomplir ce travail.
- ✚ Monsieur **Hammoud SAARI**, Professeur à ECOLE NATIONALE SUPERIEURE MARITIME (ENSM) Bouismail-Tipaza, pour ses conseils précieux qui m'ont été très utiles. Permettez-moi Monsieur de vous exprimer mes reconnaissances et mes remerciements les plus sincères.
- ✚ Monsieur **Ouahid BOUCHHIDA**, Professeur à Université Yahia Fares Médéa, d'avoir accepté d'examiner ma thèse et trouve ici mes remerciements les plus sincères pour sa participation au sein du jury.
- ✚ Monsieur **Noureddine HENINI**, Professeur à l'université Yahia Fares Médéa, pour la confiance et l'honneur qu'il m'accorde en acceptant de participer à ce jury et d'examiner ma thèse.

Encore, je tiens tout particulièrement à remercier tout en exprimant ma profonde gratitude à **Lashar FARES** et **Adil ATOUI** enseignants à ENSM Bouismail-Tipaza, pour leurs aides. Enfin, mes remerciements vont à tous ceux qui m'ont soutenu ou qui, d'une manière ou d'une autre, ont contribué à l'élaboration de ce travail.

Dédicaces

A ceux qui sont les plus chers au monde, ma mère et mon père à qui je n'arriverai jamais à exprimer ma gratitude et ma reconnaissance, pour leur amour leur soutien tout au long de mes études afin de faire de moi ce que je suis aujourd'hui, que Dieu leur fasse miséricorde.

A ma chère femme

A mes chères sœurs

A ma belle famille

A ma grande famille

TABLE DES MATIERES

RESUME	02
REMERCIEMENTS	05
DEDICACE	06
TABLE DES MATIERES	07
Liste des illustrations, graphiques et tableaux	10
INTRODUCTION	14
1. ETAT DE L'ART DE LA COMMANDE DE LA MACHINE ASYNCHRONE	19
1.1. Introduction	19
1.2. Commande scalaire	20
1.3. Commande vectorielle (FOC)	22
1.4. Contrôle direct du flux statorique (DSC)	23
1.5. Commande directe de couple (DTC)	24
1.5.1. Caractéristiques générales de la DTC	25
1.5.2. Avantages de la DTC	26
1.5.3. Inconvénients de la DTC	26
1.5.4. Techniques d'amélioration de la DTC	27
1.6. Contrôle direct de couple par orientation du flux statorique (SFO-DTC)	28
1.7. Points de notre contribution	29
2. MODELISATION ET COMMANDE DE LA MACHINE ASYNCHRONE	30
2.1. Introduction	30
2.2. Modélisation de la machine asynchrone	30
2.2.1. Présentation de la machine asynchrone	30
2.2.2. Hypothèses simplificatrices	31
2.2.3. Modèle biphasée de la machine asynchrone	31
2.3. Alimentation de la MAS par l'onduleur de tension	34

2.3.1. Structure de l'onduleur	35
2.3.2. Détermination des tensions de sortie de l'onduleur	35
2.4. Méthodes de commande vectorielle de la MAS	37
2.4.1. Commande de la machine asynchrone par DTC	37
2.4.2. Commande de la machine asynchrone par SFO-DTC	46
2.5. Conclusion	52
3. COMMANDE DTC BASEE SUR DES TECHNIQUES INTELLIGENTES	54
3.1. Introduction	54
3.2. Logique floue (LF)	55
3.2.1. Commande floue directe de couple (DTFC)	55
3.3. Réseaux de neurones artificiels (RNA)	62
3.3.1. Perceptrons multicouches	62
3.3.2. Commande neuronale directe du couple (DTNC)	64
3.4. Contrôleur d'inférence Neuro Floue Adaptatif (ANFIS)	69
3.4.1. Commande Neuro-Floue directe du couple (DTNFC)	69
3.5. Conclusion	76
4. APPLICATION DES TECHNIQUES INTELLIGENTES OPTIMISEES A LA DTC	78
4.1. Introduction	78
4.2. Application de l'ANFIS-vitesse à la stratégie DTC	78
4.3. Structure du contrôleur ANFIS-vitesse	79
4.4. Optimisation du l'ANFIS-vitesse par l'algorithme hybride	81
4.4.1. Rétro-Propagation de l'ANFIS	82
4.4.2. Résultats d'apprentissage de la méthode hybride	83
4.5. Optimisation du l'ANFIS-vitesse par l'algorithme PSCSO	85
4.5.1. Algorithme PSCSO	86
4.5.2. Algorithme PSO	86
4.5.3. Algorithme SCSO	86
4.5.4. Principe d'optimisation du l'ANFIS par PSCSO	87
4.6. Résultats de simulation	91

4.7. Robustesse des contrôleurs ANFIS	93
4.8. Conclusion	94
5. APPLICATION DES TECHNIQUES INTELLIGENTES OPTIMISEES A LA SFO-DTC	96
5.1. Introduction	96
5.2. Contrôleur FLC-vitesse	96
5.3. Optimisation du FLC-vitesse par PSCSO	98
5.3.1 Définition de chaîne individuelle	99
5.3.2 Définition de la fonction d'évaluation	100
5.4. Résultats de simulation	101
5.4.1. Test de robustesse	102
5.5. Conclusion	105
CONCLUSION	106
APPENDICES	108
A : Liste des symboles	109
B : Liste des abréviations	113
C : Commande DTC conventionnel et SFO-DTC	115
D : Commande floue directe du couple (DTFC)	125
E : Commande neuronale directe du couple (DTNC)	129
F : Commande Neuro-Floue directe du couple (DTNFC)	133
REFERENCES	138

LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

Figure 1.1	Schéma classique de commande scalaire	21
Figure 1.2	Structure générale du contrôle direct à flux rotorique orienté	22
Figure 1.3	Schéma de principe De la commande DSC	24
Figure 1.4	Synoptique de la commande DTC classique 2-niveaux	25
Figure 1.5	Schéma fonctionnel de la commande SFO-DTC	29
Figure 2.1	Structure de la MAS dans un repère biphasé	32
Figure 2.2	Structure d'un onduleur triphasé de tension à deux niveaux	35
Figure 2.3	Schéma structurel de la commande DTC	38
Figure 2.4	Schéma de principe d'un estimateur d'état	39
Figure 2.5	Schéma de principe d'un observateur d'état	39
Figure 2.6	a : Choix des tensions V_i correspondant au contrôle de l'amplitude du φ_s . b : Comparateur du flux à hystérésis	41
Figure 2.7	Comparateur à hystérésis de couple à trois niveaux	41
Figure 2.8	Vecteurs actifs des tensions statoriques et secteurs	41
Figure 2.9	Résultats de simulation de la DTC conventionnelle, a : Couple électromagnétique, b : Flux statorique, c : Module du courant statorique I_s , d : Courants $i_{s\alpha}$ et $i_{s\beta}$, e : Vitesse angulaire, f : Flux statorique dans le plan (α, β)	46
Figure 2.10	Schéma fonctionnel de la commande SFO-DTC	48
Figure 2.11	Fonctions d'appartenances des trois contrôleurs flous (FLC), a : erreur et leur dérivée, b : la sortie commande	49
Figure 2.12	Schéma structurel de la commande SFO-DTC avec les trois contrôleurs flous	50
Figure 2.13	Résultats de simulation de la SFO-DTC conventionnelle. a : Couple électromagnétique, b : Flux magnétique, c : Vitesse angulaire, (d) : Courants triphasés statoriques	51
Figure 3.1	Schéma de principe de la commande directe floue de la MAS	52

Figure 3.2	Fonctions d'appartenances de l'erreur de flux $\Delta\varphi$	57
Figure 3.3	Fonctions d'appartenances de l'erreur de couple ΔC_e	57
Figure 3.4	Fonctions d'appartenances de l'angle θ_s	58
Figure 3.5	Fonctions d'appartenances de la sortie	58
Figure 3.6	Diagramme de système d'inférence flou	59
Figure 3.7	Couple électromagnétique. a : DTC conventionnelle. b : DTC flou	61
Figure 3.8	Amplitude du flux statorique. a : DTC conventionnelle. b : DTC flou	61
Figure 3.9	Courant statorique, a : DTC conventionnelle, b : DTC floue	61
Figure 3.10	Amplitude du flux statorique dans le plan (α, β) . a : DTC conventionnelle. b : DTC floue	62
Figure 3.11	Structure d'un réseau de neurones multicouches à propagation avant	63
Figure 3.12	Schéma de principe de la commande DTNC de la MAS	65
Figure 3.13	Structure interne d'un contrôleur à base de réseau de Neurone	66
Figure 3.14	Couple électromagnétique. a : DTC conventionnelle. b : DTC Neuronale	67
Figure 3.15	Amplitude de flux statorique. a : DTC conventionnelle. b : DTC Neuronale	67
Figure 3.16	Amplitude du courant statorique. a : DTC conventionnelle. b : DTC Neuronale	68
Figure 3.17	Amplitude du flux statorique dans le plan (α, β) . a : DTC conventionnelle. b : DTC Neuronale	68
Figure 3.18	Schéma de principe de la commande DTNFC de la MAS.	70
Figure 3.19	Structure du l'ANFIS pour générer les séquences de commande	71
Figure 3.20	Résultats obtenus après l'apprentissage de 50 itérations	73
Figure 3.21	Superposition des données d'apprentissage avec la sortie V_s	73
Figure 3.22	Couple électromagnétique. a : DTC-conventionnelle. b : DTNFC	75

Figure 3.23	Amplitude de flux statorique. a : DTC-conventionnelle. b : DTNFC	75
Figure 3.24	Amplitude du courant statorique. a : DTC-conventionnelle b : DTNFC	75
Figure 3.25	Amplitude du flux statorique dans le plan (α, β) . a : DTC conventionnelle b : DTNFC	76
Figure 4.1	DTC-conventionnelle contrôlée par ANFIS	79
Figure 4.2	Architecture du contrôleur ANFIS appliquée à la vitesse	80
Figure 4.3	Structure du contrôleur ANFIS-vitesse optimisé par la méthode hybride	83
Figure 4.4	Structures des fonctions d'appartenance des deux entrées : a : l'erreur, b : la dérivée de l'erreur Δe	84
Figure 4.5	Principe d'optimisation de l'ANFIS par PSCSO	87
Figure 4.6	Vitesse de convergence du PSCSO après 400 itérations	90
Figure 4.7	Structure du contrôleur ANFIS-vitesse optimisée par PSCSO	91
Figure 4.8	Réponse de la vitesse contrôlée par ANFIS	92
Figure 4.9	Changement du courant statorique I_s des deux contrôleurs ANFIS-hybride et ANFIS-PSCSO	92
Figure 4.10	Variation du couple référence C_e^* et couple estimé C_e	93
Figure 4.11	Réponse du flux statorique φ_s référence et estimé	93
Figure 4.12	Influence du changement paramétrique ($R_s = 2R_{sn}$ et $J_m = 1.5J_{mn}$)	93
Figure 5.1	Géométrie de la fonction d'appartenance triangulaire choisie.	97
Figure 5.2	Structure proposée du contrôleur FLC-vitesse optimisée par PSCSO appliquée à la stratégie SFO-DTC	98
Figure 5.3	Paramètres optimisé par PSCSO du FLC-vitesse, a : Fonctions d'appartenance de l'erreur e b : Fonctions d'appartenance du dérivé de l'erreur Δe c : Les fonctions d'appartenance de la sortie ΔC_e^*	100
Figure 5.4	Vitesse de convergence du l'algorithme PSCSO	101
Figure 5.5	Réponse du contrôleur FLC et FLC-PSCSO	101
Figure 5.6	Réponse FLC-PSCSO avec variation de R_s ($R_s = 2 R_{sn}$)	103
Figure 5.7	Réponse FLC-PSCSO avec variation de J_m ($J_m = 2 J_{mn}$)	103
Figure 5.8	Référence de changement de vitesse de 50 tr / s à 100 tr / s à 150 tr / s	104
Figure 5.9	ITAE avec des conditions de fonctionnement normales	104

Figure C.1	Représentation schématique d'une machine asynchrone triphasée	116
Figure C.2	Schéma de simulation de la commande DTC conventionnel	121
Figure C.3	Modèle de la machine asynchrone avec la transformation Concordia	121
Figure C.4	a : Comparateurs à hystérésis, b : Table de commutation	122
Figure C.5	Schéma de simulation de la commande SFO-DTC	123
Figure C.6	Découplage entre les tensions V_{ds} et V_{qs}	124
Figure C.7	Estimation du couple C_e , flux φ_s et ω_s	124
Figure D.1	Schéma de simulation global du DTFC	125
Figure D.2	Commande DTFC avec 6 secteurs	126
Figure E.1	Schéma bloc de simulation de réseau des neurones pour générer les signaux de commande (k_a, k_b, k_c)	132
Figure F.1	Organigramme de la méthode d'adaptation hybride	133
Figure F.2	Structure du contrôleur ANFIS pour générer les signaux de commande (K_a, k_b, k_c)	134
Figure F.3	Paramètres des fonctions d'appartenance, a : Erreur flux, b : erreur couple, c : Secteur (N)	135
Tableau 2.1	Séquences de l'onduleur pour la DTC conventionnelle	43
Tableau 2.2	Paramètres de la machine asynchrone	44
Tableau 2.3	Règles linguistiques floues pour les trois FLCs (Couple FLC, flux FLC et vitesse FLC)	49
Tableau 2.4	Gains de normalisation-denormalisation trouvés par essai-erreur	51
Tableau 3.1	Base de règles adoptées	59
Tableau 3.2	Conversion logique de la tension de sortie V_s	72
Tableau 3.3	Paramètres d'apprentissage de la structure ANFIS	72
Tableau 3.4	Paramètres du contrôleur ANFIS après l'apprentissage	73
Tableau 4.1	Paramètres optimisés par la méthode hybride	82
Tableau 4.2	Structure de l'ANFIS-vitesse optimisé par la méthode hybride	83
Tableau 4.3	Paramètres trouvés par l'algorithme hybride	85
Tableau 4.4	Paramètres d'algorithmes PSCSO proposés	87
Tableau 4.5	Paramètres trouvés par l'algorithme PSCSO	90
Tableau 5.1	Gains et valeurs optimums du contrôleur FLC-PSCSO	102
Tableau F.1	Caractéristique de la structure ANFIS (vect_final_f)	135

INTRODUCTION

Les machines asynchrones (MAS) sont largement utilisées dans le domaine industriel, car elles sont robustes, fiables, compacts et plus efficaces que les autres machines électriques. Cependant, les principales difficultés rencontrées pour contrôler la MAS résident dans le couplage entre flux et couple, ainsi que dans la non-linéarité du modèle mathématique.

Le développement de l'électronique de puissance s'est manifesté par la réalisation de convertisseurs statiques, qui répondent à la vitesse des processeurs les plus rapides, ainsi que par le développement d'algorithmes de contrôle efficaces. Parmi ceux-ci, le contrôle par orientation du flux (FOC) et le contrôle direct du couple (DTC) sont les méthodes les plus courantes pour le fonctionnement à fréquence variable de la MAS [1-5].

Le DTC est connu comme une méthode de contrôle performante pour entraîner la MAS. Sa structure simple et sa réponse rapide sont ses principaux avantages [5]. Le DTC de base utilise des contrôleurs d'hystérésis pour réguler le flux et le couple [5,6]. Cependant, la présence d'ondulations au niveau de ces deux variables reste l'inconvénient majeur du DTC. Afin de minimiser l'ondulation du couple à une fréquence de commutation constante, de nombreux travaux de recherche basés sur l'intelligence artificielle sont proposés. Ces méthodes remplacent les contrôleurs à hystérésis par des contrôleurs flous (DTFC) [7-15], ou par des contrôleurs neuronaux (DTNC) [16-25] ou bien par des contrôleurs Neuro Floue Adaptatif (ANFIS) [26-35]. Cependant, une conception efficace des contrôleurs flous (FLC) doit être réalisée par un expert ayant une très bonne connaissance du système.

Un contrôle de haute performance peut être obtenu par une méthode d'essai-erreur, qui est lourde pour la sélection des règles et des fonctions d'appartenance. Les réseaux de neurones artificiels (ANN) offrent une solution remarquable pour la conception des contrôleurs, mais nécessitent une quantité

considérable de données pour la phase d'entraînement, afin de couvrir tous les modes de fonctionnement de La MAS en marche à vitesse et charge variables. L'ANFIS présente une bonne adaptabilité, mais souffre des mêmes inconvénients que le FLC et ANN.

Une autre alternative est l'application du contrôle direct du couple à flux statorique orienté (SFO-DTC) [36]. Il est considéré comme un pas très important, car il contient les caractéristiques du FOC avec la simplicité du DTC. Dans la suite de nos travaux, est considérée l'application des contrôleurs logiques flous à la stratégie SFO-DTC.

De nos jours, les contrôleurs à logique floue (FLC) ont été largement utilisés avec succès dans les applications de systèmes de contrôle industriels, tels que : génie électrique [37,38], domaine médical [39], énergie renouvelable [40,41], robotique [42-46]. Ces applications complexes sont non linéaires et ne nécessitent pas une bonne connaissance de leurs modèles mathématiques exacts. Malgré cela, ses performances restent toujours insuffisantes, à cause de la structure géométrique fixe. Il est proposé une amélioration basée sur l'optimisation des formes géométriques des fonctions d'appartenances.

Pour résoudre ce problème d'optimisation, une méthode heuristique, basée sur l'algorithme d'optimisation par essaim de particules (PSO) est adoptée [47-50]. Un critère de performance, basé sur l'amélioration des régimes transitoire et permanent, est défini. Pour augmenter la vitesse de convergence de l'algorithme d'optimisation, une hybridation entre les algorithmes PSO et Sinus-Cosinus Swarm optimisation (SCSO) [51, 52] est utilisée. Cette hybridation génère une solution d'excellente qualité dans un temps de calcul relativement court et possède une caractéristique de convergence stable. Cette combinaison de PSO et SCSO est appelée PSCSO [53]. L'approche PSCSO est appliquée, d'une part à la conception des contrôleurs FLC destinés à la SFO-DTC et d'autre part à la minimisation de la structure du contrôleur neuro-flou adaptatif (ANFIS) utilisé pour la régulation de la vitesse dans le cas du DTC.

Ce nouvel algorithme appliqué à la commande DTC de la MAS, a donné des résultats très satisfaisants.

Cette thèse est organisée de la manière suivante :

- Dans le premier chapitre, nous passerons en revue les principales stratégies de commande appliquées à la machine asynchrone : commande scalaire, commande vectorielle et commande directe du couple électromagnétique, considérées comme les plus représentatives de l'état de l'art actuel.
- Le deuxième chapitre est scindé en deux parties. Dans la première partie sont présentés les modèles mathématiques de la MAS dédiés au DTC et SFO-DTC. Quant à la deuxième partie, le principe du contrôle direct du couple, proposé par Takahashi [5], est rappelé.
- Le troisième chapitre est consacré à la présentation des techniques intelligentes utilisées, basées sur la logique floue et les réseaux de neurones artificiels afin d'améliorer certaines performances du DTC. Ce chapitre se décompose en deux parties.

Dans la première partie, on commence d'abord par présenter la logique floue et d'expliquer de manière simple sa mise en œuvre. Ensuite, on développe le contrôle flou direct de couple (DTFC). Enfin, une étude comparative entre les résultats de simulation du DTFC et ceux obtenus à l'aide du DTC conventionnel, est présentée et discutée.

Quant à la deuxième partie, elle est consacrée au contrôle DTC à base d'un réseau de neurones artificiels. Cette partie commence par une description des réseaux de neurones artificiels, ensuite, un développement du contrôle neuronal direct de couple (DTNC) est effectué. Cette partie s'achève par une étude comparative entre les résultats de simulation obtenus par DTNC et par DTC conventionnel.

Dans la troisième partie, elle est réservée au contrôle DTC à base d'un contrôleur neuro-flou adaptatif (ANFIS). Une description sur l'architecture de base du contrôleur ANFIS suivi par un apprentissage du contrôleur par l'algorithme hybride. Ultérieurement, un développement du contrôle neuro-flou direct de couple (DTNFC) est effectué. Cette partie se termine par une étude comparative entre les résultats de simulation obtenus par DTNFC et par DTC conventionnel.

- Dans le quatrième chapitre, un développement d'un nouvel algorithme PSCSO est introduit. Ensuite, la mise en œuvre de cet algorithme pour l'optimisation de la structure du contrôleur intelligent ANFIS. Le chapitre est clôturé par une étude de robustesse, basée sur les variations de la résistance statorique et du moment d'inertie de la MAS et l'analyse des résultats obtenus.

- Le cinquième chapitre se commence par l'application de l'algorithme PSCSO pour optimiser la structure du contrôleur intelligent FLC. Le cinquième chapitre s'achève par une étude de robustesse qui est basée sur les variations paramétriques de la MAS avec l'analyse des résultats obtenus.

Cette thèse se finisse par une conclusion générale sur l'ensemble des travaux de recherche réalisés. Des perspectives, pour améliorer le travail, sont proposées.

CHAPITRE 1

ETAT DE L'ART DE LA COMMANDE DE LA *MACHINE ASYNCHRONE*

CHAPITRE 1

ETAT DE L'ART DE LA COMMANDE DE LA MACHINE ASYNCHRONE

1.1. Introduction

L'histoire des machines électriques remonte à 1820, lorsque HANS CHRISTIAN Oersted a découvert l'effet magnétique d'un courant électrique. Un an plus tard, MICHAEL FARADAY découvre la rotation électromagnétique et construit le premier moteur primitif à courant continu. FARADAY, par la suite en 1831, découvre des phénomènes électromagnétiques [54].

Dans les années 1960, la machine à courant continu (DC) occupait une place prépondérante dans le domaine des asservissements de position et de précision [55,56]. En effet, à cette époque, les industriels ont mis au point des asservissements analogiques performants qui ont contribué à rendre ce type de moteur pratiquement incontournable pendant plusieurs décennies dans la plupart des installations industrielles, que ce soit en robotique ou en commande numérique de machines-outils [55,56,57]. Cependant, ce type d'actionneur présente des inconvénients du fait de son prix élevé (tant en fabrication qu'en maintenance).

Du fait de son collecteur, sa puissance et sa vitesse de rotation sont limitées, sa sensibilité aux environnements corrosifs et son incapacité à travailler en atmosphère explosive. Aussi, ces limitations d'utilisation ont poussé la recherche vers d'autres solutions impliquant des actionneurs moins chers et plus robustes, à savoir les machines à courant alternatif, en particulier la machine asynchrone. Les progrès de l'électronique de puissance et de commande ont permis de remplacer les machines à courant continu par des machines à courant alternatif dans le domaine de la vitesse variable [57].

Un exemple est la traction électrique (trains à grande vitesse) où les moteurs à courant continu des années 1970 ont été remplacés par des moteurs de pilote automatique synchrones dans les années 1980, puis par des machines asynchrones en 2000 ; ce changement s'est également produit dans les métros et autres moyens de transport.

D'après ces études sur les entraînements électriques à vitesse variable, il apparaît que la machine à cage est de loin le moins cher en termes de construction et de maintenance, et le plus robuste électro-mécaniquement des moteurs alternatifs.

Cependant, le développement de stratégies de contrôle pour contrôler la vitesse des machines asynchrones est nécessaire au préalable, car contrairement à leur structure mécanique qui est robuste et simple, sa structure mathématique est très complexe (système multi-variable et non linéaire) [58, 59, 60]. C'est dans ce domaine qu'un effort de recherche considérable a été fait. L'objectif est de trouver des stratégies de contrôle de vitesse adaptées aux machines asynchrones. Au cours des dernières décennies, plusieurs stratégies de contrôle ont été développées et améliorées.

1.2. Commande scalaire

C'est l'un des premiers contrôles, développé pour la commande des machines asynchrones. Dans cette commande, nous ne nous intéressons qu'à l'amplitude de la variable contrôlée et non à sa phase. Nous considérons dans la littérature deux types de commande scalaire [56,58]:

- ✚ Contrôle scalaire indirect où le flux magnétique est contrôlé en imposant le rapport amplitude / fréquence de la tension ou du courant.
- ✚ Contrôle scalaire direct où le flux magnétique est contrôlé à partir de son estimation ou de sa mesure seulement.

En vue de sa simplicité, la première méthode est plus utilisée dans la pratique [55,56].

$$C_e = 3p \frac{\phi_r^2}{R_r} \omega_r \quad (1.1)$$

Cette équation montre que si le flux est maintenu constant, on obtient une caractéristique de commande rappelant celle de la machine à courant continu où le rôle du courant d'induit est entraîné par la pulsation rotorique ω_r [55].

En négligeant la chute de tension ohmique dans le bobinage statorique, le flux statorique peut être maintenu constant si la tension statorique reste proportionnelle à la pulsation [56]. Cette hypothèse n'est plus applicable aux basses vitesses et il faut alors imposer à la tension statorique une valeur plus grande que celle que donnerait un rapport (tension/pulsation) constant [56].

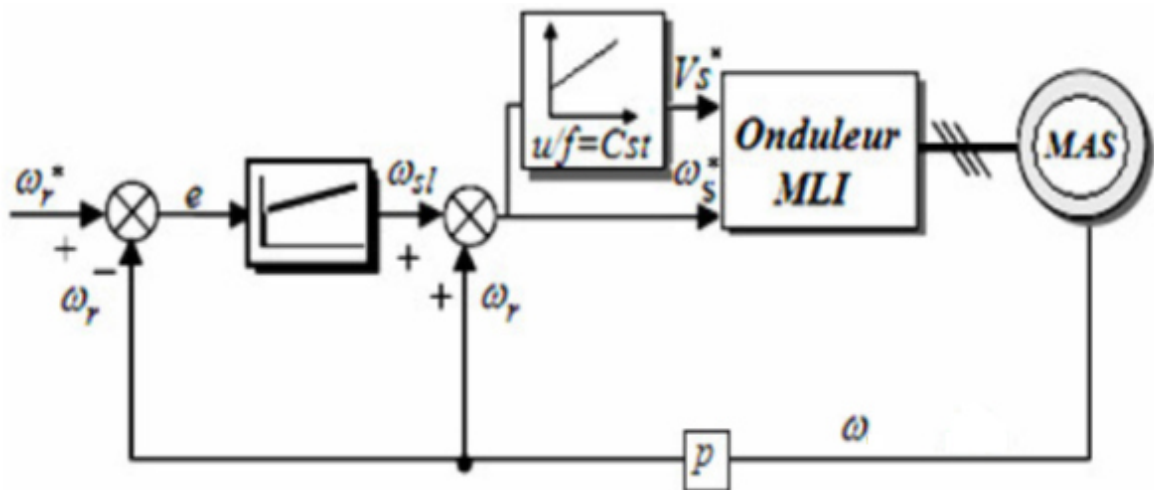


Figure 1.1 : Schéma classique de commande scalaire

La figure (1.1) représente le schéma classique de commande scalaire indirecte. L'erreur e de vitesse permet par l'intermédiaire d'un régulateur PI de générer la pulsation de glissement ω_{sl} qui ajoutée à la pulsation rotorique ω_r donne la pulsation ω_s des tensions statoriques [55]. De cette dernière, on détermine la tension statorique V^*_s en utilisant la loi (u/f) constante [55].

Cette stratégie de contrôle permet d'obtenir de bons résultats pour des consignes de vitesse sensiblement constantes. Par contre, pour un démarrage ou pour une inversion de sens de rotation de la machine, le flux oscille fortement avec des grandes amplitudes et son module est variable durant les régimes transitoires [58]. Ceci explique pourquoi les relations utilisées pour calculer cette commande ne sont valables que dans le régime permanent.

Ces oscillations vont se reproduire sur la qualité du couple et la vitesse, dégradant ainsi les performances en régime transitoire de la machine. Ce type de commande n'est donc employé que pour des applications où la variation de vitesse n'est pas grande telle en pompage ou en ventilation.

Ainsi, ce type de contrôle est inadapté lorsque l'on veut réaliser un positionnement de la machine tel en robotique ou en commande numérique de machine outils. Il faut alors faire appel à des techniques plus adaptées telle que la commande vectorielle, c'est l'objectif du paragraphe suivant :

1.3. Commande vectorielle (FOC)

Introduite par Blaschke [1] en 1972, elle constitue une révolution historique pour la commande de la machine asynchrone. Cette technique consiste à ramener le comportement de la machine asynchrone, du point de vue variation de vitesse, à celui du moteur à courant continu [55], en effectuant un découplage entre le flux et le couple électromagnétique [56,60]. Cette stratégie de commande utilise deux boucles de régulation pour contrôler en même temps le couple et le flux, la figure (1.2) montre le principe de contrôle direct à flux rotorique orienté.

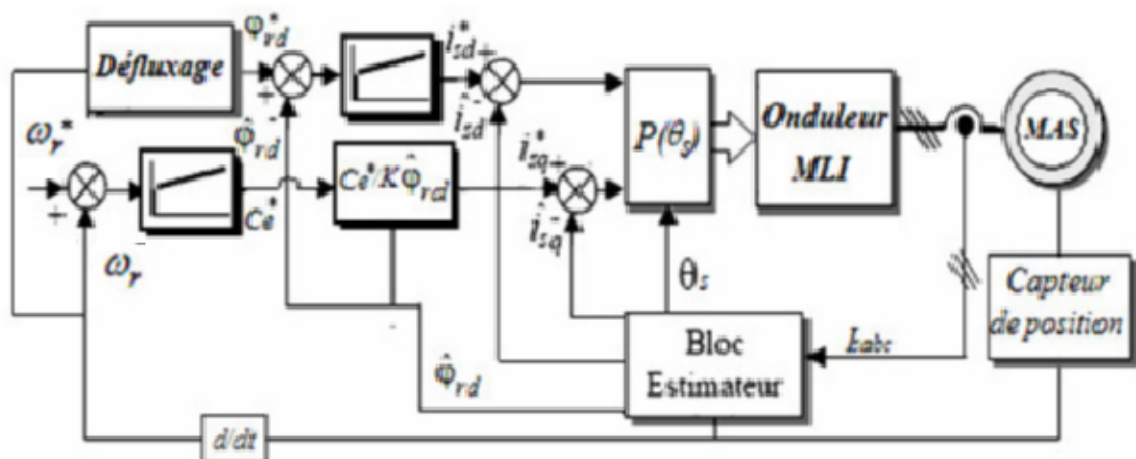


Figure 1.2 : Structure générale du contrôle direct à flux rotorique orienté

Sa précision est très bonne pour le couple et la vitesse. Toute méthode a des inconvénients et ceux de cette technique sont le volume de traitement informatique nécessaire pour son implémentation et l'obligation de faire une bonne identification des paramètres du moteur [61].

Elle présente aussi une grande sensibilité aux variations de ces paramètres, notamment celle de la résistance rotorique dont la valeur change sensiblement avec la température.

Toute différence entre les paramètres utilisés par l'algorithme de la commande vectorielle, et les paramètres réels du moteur se traduit par des erreurs dans les valeurs de sortie du flux et du couple, ce qui entraîne l'augmentation des pertes dans la machine et la diminution des performances du système à contrôler [58].

1.4. Contrôle direct du flux statorique (DSC)

La stratégie de contrôle direct du flux statorique (DSC : Direct self control) a été développée en Allemagne par M. Depenprock en 1985 [62] et a été mise en œuvre pour des variateurs de grandes puissances à GTO, particulièrement destinés aux systèmes de traction de grandes puissances avec une fréquence de commutation faible. Son principe de base correspond à une version simplifiée de celui du DTC car, bien que le couple est aussi régulé par un régulateur hystérésis simple bande, le flux statorique ne l'est pas [62]. En effet, le flux statorique a une allure trapézoïdale dans le temps, au lieu de se rapprocher d'une sinusoïde comme dans le cas du DTC.

Le principe de réglage consiste à faire évoluer le vecteur flux statorique selon une trajectoire dans le plan (α, β) qui est définie à priori comme étant un hexagone de rayon égal au flux de référence en diphasé [62]. Tous les avantages annoncés pour la stratégie DTC sont aussi valables pour la stratégie DSC (Figure (1.3)). L'amplitude du flux statorique n'est régulée qu'à six instants dans la période fondamentale, qui correspondent aux instants où le vecteur flux statorique change de secteur angulaire ($0^\circ, 60^\circ, 120^\circ \dots$ etc.). Il y a ainsi un nombre minimal de commutations requises pour réguler le flux statorique, et la majorité des commutations servent à imposer le couple à l'intérieur de sa bande d'hystérésis, ce qui permet d'obtenir une fréquence de commutation de l'onduleur minimale.

Ce fait a été annoncé comme un avantage majeur lorsque l'on prétend viser des applications de forte puissance.

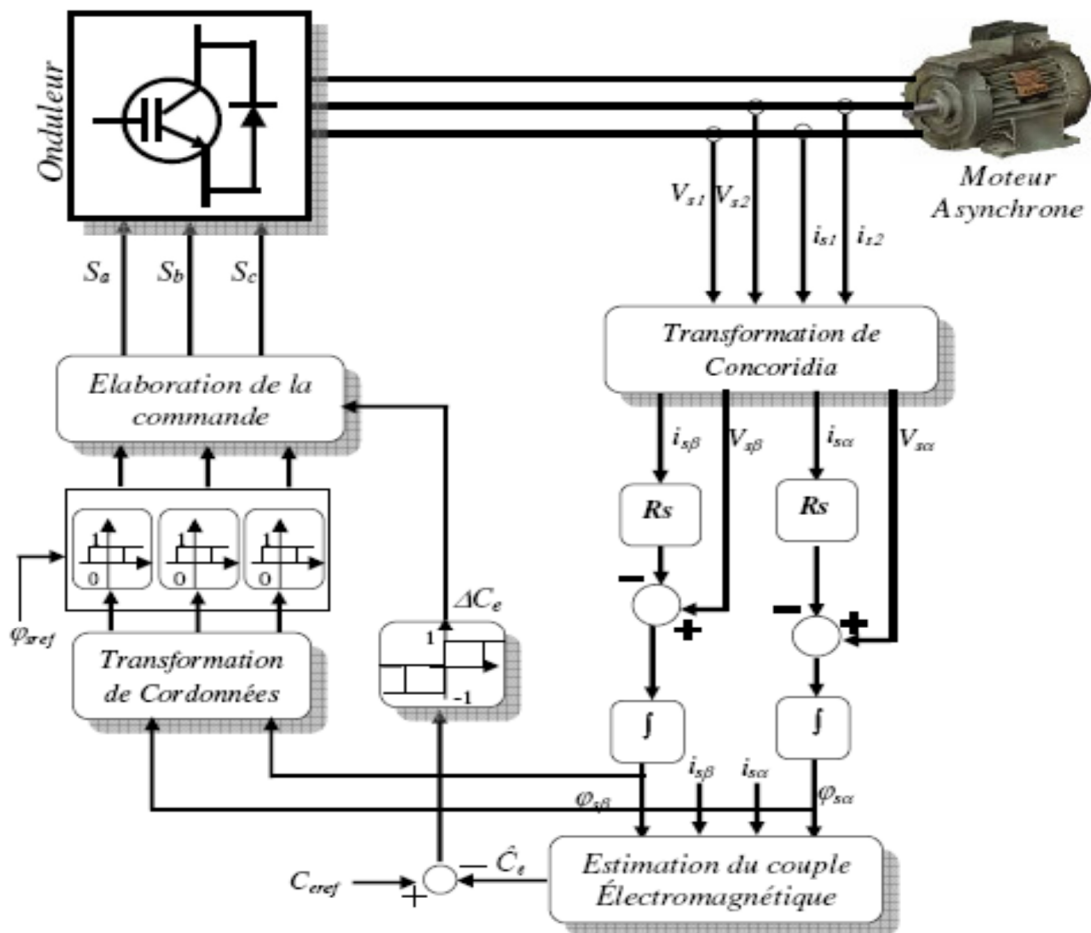


Figure 1.3 : Schéma de principe De la commande DSC

1.5. Commande directe de couple (DTC)

Au milieu des années 80, une stratégie de contrôle direct du couple de la machine asynchrone est apparue dans la littérature sous le nom de DTC (Direct Torque Control), a été proposée par I. Takahashi et T. Noguchi [5]. Le principe de la commande DTC est la régulation directe du couple de la machine, par l'application des différents vecteurs-tension de l'onduleur, qui détermine son état. Les deux variables contrôlées sont : le flux statorique et le couple électromagnétique qui sont habituellement commandés par des comparateurs à hystérésis [3-6] (figure (1.4)). Il s'agit de maintenir les grandeurs de flux statorique et le couple électromagnétique à l'intérieur de ces bandes d'hystérésis. La sortie de ces régulateurs détermine le vecteur de tension optimal à appliquer à chaque instant de commutation [3-6].

L'utilisation de ce type de régulateurs suppose l'existence d'une fréquence de commutation dans le convertisseur variable nécessitant un pas de calcul très faible [3-6].

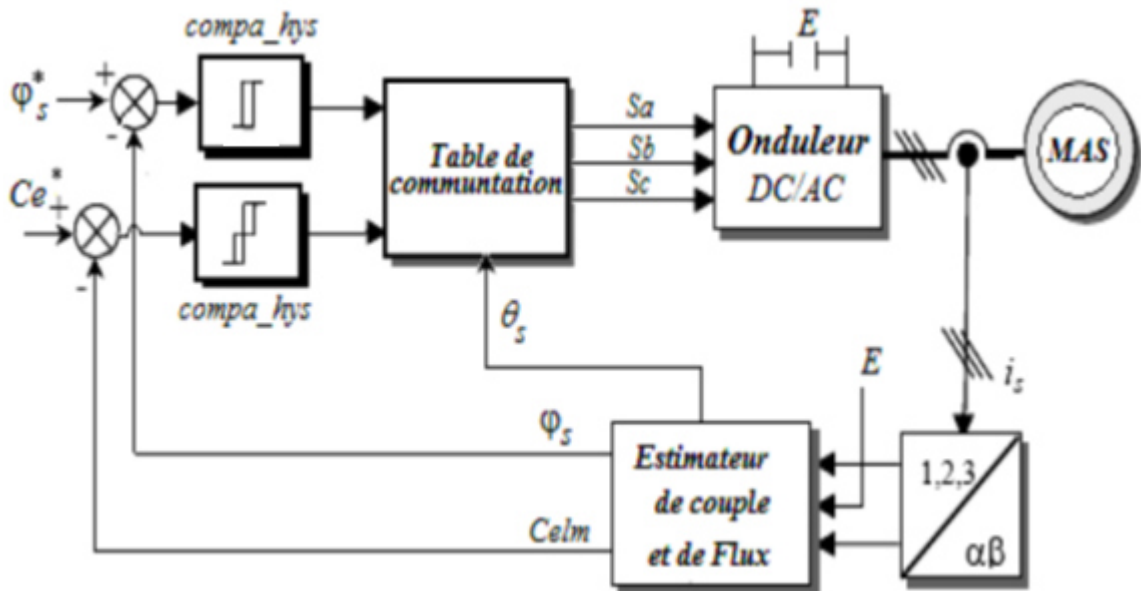


Figure1.4 : Synoptique de la commande DTC classique 2-niveaux

Dans une commande DTC, il est préférable de travailler avec une fréquence de calcul élevée afin de réduire les oscillations de couple provoquées par les régulateurs à hystérésis [5,6]. Cette condition se traduit par la nécessité de travailler avec des systèmes informatiques de haute performance afin de satisfaire aux contraintes de calcul en temps réel.

1.5.1. Caractéristiques générales d'une commande directe de couple

- ✚ La DTC est basée sur la sélection des vecteurs optimaux de commutation de l'onduleur.
- ✚ La commande indirecte des intensités et tensions statorique de la machine.
- ✚ L'obtention des flux et des courants statoriques proches des formes sinusoïdales.
- ✚ La réponse dynamique du couple de la machine est très rapide.
- ✚ L'existence des oscillations de couple qui dépend de la largeur des bandes des comparateurs à hystérésis.
- ✚ La fréquence de commutation de l'onduleur dépend de l'amplitude des bandes d'hystérésis.

1.5.2. Avantages de la commande directe de couple

Parmi les avantages de la Commande DTC on peut citer :

- ✚ Une excellente dynamique du couple.
- ✚ Une bonne robustesse vis-à-vis des variations des paramètres du rotor de la machine,
- ✚ Absence des blocs de calculs de la modulation de tension MLI.
- ✚ Absence de découplage des courants par rapport aux tensions de commande,
- ✚ Absence de nécessité de connaître l'angle de position rotorique. Seul le secteur dans lequel se trouve le flux statorique est nécessaire,
- ✚ Absence de nécessité d'utiliser un capteur de vitesse pour l'implémenter.

1.5.3. Inconvénients de la commande directe de couple

Les inconvénients de la Commande DTC peuvent être résumés par les points suivants :

- ✚ L'existence des ondulations souvent importantes de couple et de flux,
- ✚ La fréquence de commutation n'est pas contrôlée,
- ✚ La nécessité d'utiliser des estimateurs de flux statorique et de couple,
- ✚ Un fonctionnement mal contrôlé à basse vitesse,
- ✚ Les courants statoriques sont mal contrôlés en régimes transitoires.

Cependant, la DTC est une commande qui est basée sur l'estimation du flux statorique et du couple électromagnétique. Seule la variation de la résistance du stator, due aux changements de la température ou le fonctionnement à des vitesses de rotation petites, dégradent les performances de la commande DTC [5,6].

Cette variation peut être rapide et aléatoire, c'est pourquoi, l'implantation d'un estimateur de cette résistance ou un observateur d'état est plus que nécessaire, afin de corriger ou d'estimer le flux et le couple [5,6].

Pour cela, divers travaux ont été réalisés en précédent à des arrangements des algorithmes afin de considérer la variation de la résistance statorique [5,6].

Dans [5] apparaît un nouvel arrangement de DTC qui utilise la troisième harmonique de la tension statorique pour estimer le flux et le couple en présence de la variation de la résistance statorique. Cet arrangement a donné une bonne amélioration dans le fonctionnement, avec un démarrage rapide et robuste de la machine asynchrone à vitesse réduite.

1.5.4. Techniques d'amélioration de la DTC

Au cours des années 90, on a pu assister à une acceptation plus élargie des lois de contrôle direct surtout par la communauté scientifique [7-12], mais aussi par l'industrie. Pendant les dernières années, des nouvelles stratégies de contrôle direct sont apparues. Ces stratégies, que nous classifions de contrôle direct de deuxième génération sont aussi basées sur le même principe de régulation instantanée du couple et du flux statorique et la détermination directe des signaux de commande de l'onduleur.

Cependant, au contraire des lois classiques, les lois de contrôle direct deuxième génération exigent une implémentation numérique sur une plate-forme de commande hautes performances comportant, entre autres, des microprocesseurs ou microcontrôleurs.

Généralement, leur algorithme de commande prévoit l'utilisation d'un modèle approximatif de la machine, valable pendant des temps courts, et qui contribue à la fois au choix optimisé des vecteurs tensions et au calcul des temps de leur application dans la période d'échantillonnage.

Dans [7-35], les auteurs proposent une technique pour améliorer les performances dynamiques de la commande directe du couple en utilisant les techniques intelligentes. Elle est nommée commande floue, neuronale directe du couple ; elle utilise des contrôleurs à logique floue ou réseaux de neurones pour remplacer la table de vérité et les comparateurs à hystérésis, afin de générer le vecteur de tension qui permet de conduire le flux et le couple vers leurs références d'une manière optimale. Une nouvelle stratégie de commande est présentée dans [7-15] ; elle est appelée commande neuro-floue directe du couple.

Cette commande utilise un système d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS) [26-35] qui associe la logique floue et les réseaux de neurones artificiels afin d'évaluer le vecteur tension de référence requis pour conduire le flux et le couple vers leurs valeurs de référence durant une période de temps fixe [16-25].

L'évaluation du vecteur de tension est ainsi synthétisée en utilisant la modulation vectorielle. Cette stratégie de commande permet l'obtention d'une fréquence de commutation fixe alors qu'elle est variable dans le cas de la commande DTC classique.

1.6. Contrôle de direct couple par orientation du flux statorique (SFO-DTC)

Pour le contrôle de couple direct orienté par flux de stator (SFO-DTC), le vecteur de flux statorique est aligné sur l'axe d et définit le flux statorique comme constant égal au flux nominal, ce qui signifie $\Phi_{ds} = \Phi_s$ et $\Phi_{qs} = 0$. Dans un référentiel lié au champ tournant, le modèle dynamique de la MAS contrôlée par SFO-DTC [36,53], comme le montre la figure (1.5).

Le schéma de principe du SFO-DTC basé sur trois contrôleurs (ci-après, contrôleurs de vitesse, de flux et de couple, le développement est effectué dans les deux chapitres 2 et 5) est illustré par la figure (1.5).

À partir du système d'équation développé dans le chapitre 2, on peut voir que les équations de tension de l'axe d et l'axe q sont fortement couplées. Il convient de noter que le modèle de la MAS est non linéaire et ses variables sont interdépendantes.

Par conséquent, l'utilisation de contrôleurs flous conventionnels peut résoudre ce problème. Deux contrôleurs flous conventionnels basés sur des fonctions d'appartenance triangulaires sont utilisés pour les trois amplitudes de contrôle (qui sont le couple, le flux et la vitesse).

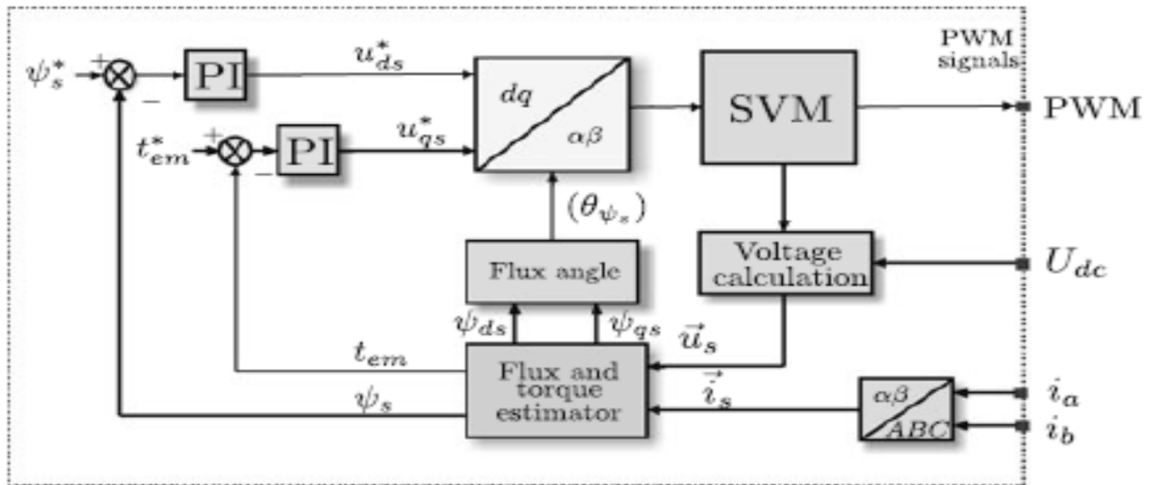


Figure 1.5 : Schéma fonctionnel de la commande SFO-DTC

1.7. Points de notre contribution

A partir de cette synthèse bibliographique de ces techniques, les travaux dans cette thèse sont directement orientés vers :

- ✚ Remplacer les comparateurs à hystérésis et la table de commutation, de la stratégie DTC, par des contrôleurs intelligents tels que (Commande floue directe du couple, Commande neuronale directe du couple ainsi que la commande neuro-flou directe de couple).
- ✚ Développer un nouvel algorithme d'optimisation basé sur l'hybridation entre les deux algorithmes d'optimisations PSO et SCSO.
- ✚ La mise en place de contrôleurs intelligents, régulateur FLC et régulateur ANFIS optimisés par le nouvel algorithme PSCSO, dans les commandes DTC et SFO-DTC respectivement.
- ✚ Application des exigences strictes, tels que variations paramétriques, pour montrer la robustesse de ces régulateurs.

CHAPITRE 2

MODELISATION ET COMMANDE DE LA MACHINE ASYNCHRONE

CHAPITRE 2 : MODELISATION ET COMMANDE DE LA MACHINE ASYNCHRONE

2.1. Introduction

Le contrôle à vitesse variable des entraînements électriques a bénéficié des développements méthodologiques et technologiques. Ainsi, la plupart des algorithmes de commande utilisés pour commander la vitesse de la machine asynchrone (MAS) reposent sur une bonne modélisation faisant intervenir ses paramètres principaux. Dans ce contexte, la première partie du chapitre est consacrée à la présentation succincte des modèles de la MAS couramment utilisés dans les commandes DTC et SFO. Généralement, ces modèles sont définis dans des référentiels diphasés fixe et tournant lié au stator. Ensuite, on donne le principe et la structure de la stratégie de commande DTC conventionnelle ainsi que la commande SFO-DTC de la MAS.

2.2. Modélisation de la machine asynchrone

2.2.1. Présentation de la machine asynchrone

La majorité des applications industrielles ont été conçues autour de la MAS à rotor à cage. Ceci est principalement dû à sa simplicité de construction, son faible coût, son entretien facile et sa robustesse. Cependant, elle est caractérisée par un modèle non linéaire fortement couplé. Dans ce contexte, la mise en œuvre de stratégies de contrôle efficaces nécessite le développement d'un modèle fiable. Dans la littérature [5,6], les modèles dynamiques couramment utilisés dans l'élaboration des lois de commande sont établis dans le référentiel fixe et celui lié au champ tournant. Au cours de ce chapitre, nous résumons l'essentiel de ces deux modèles et présentons les hypothèses simplificatrices retenues.

2.2.2. Hypothèses simplificatrices

Les hypothèses simplificatrices, couramment utilisées dans la mise en œuvre des différents modèles de la MAS citées dans la littérature [5,6], sont données ci-dessous.

- ✚ Le circuit magnétique n'est pas saturé.
- ✚ La répartition dans l'entrefer de la force magnétomotrice et celle du flux sont sinusoïdales.
- ✚ Les pertes fer par hystérésis et courants de Foucault, l'effet de peau et les effets de dentures sont négligés.
- ✚ Les effets des encoches sont négligés.

Afin de simplifier la modélisation de la MAS, l'étude théorique est réalisée sur une machine bipolaire.

2.2.3. Modèle biphasée de la machine asynchrone

Au sens du modèle de Park, la structure biphasée de la MAS est montrée par la figure (2.1). Sur cette dernière, les différents référentiels utiles dans la mise en place des modèles dynamiques de la MAS sont repérés. Puisque la transformée de Concordia conserve la puissance, donc on préfère utiliser la transformation de Concordia plutôt que celle de Clarke pour passer des grandeurs triphasées (a, b, c) aux grandeurs diphasées (α, β). Il apparaît clairement ensuite que les repères de la transformation de Park des grandeurs statoriques et celles des grandeurs rotoriques doivent coïncider pour simplifier les équations. Ceci se fait en liant les angles θ et θ_{sl} par la relation [76] :

$$\theta_\alpha = \theta_{sl} + \theta \quad (2.1)$$

Le détail de calcul est donné dans l'appendice C.

Les flux dans ce système d'axes s'écrivent :

$$\begin{cases} \varphi_{ds} = L_s I_{ds} + L_m I_{dr} \\ \varphi_{qs} = L_s I_{qs} + L_m I_{qr} \\ \varphi_{dr} = L_m I_{ds} + L_r I_{dr} \\ \varphi_{qr} = L_m I_{qs} + L_r I_{qr} \end{cases} \quad (2.2)$$

Et le couple électromagnétique devient :

$$C_e = p(\varphi_{ds} I_{qs} - \varphi_{qs} I_{ds}) \quad (2.3)$$

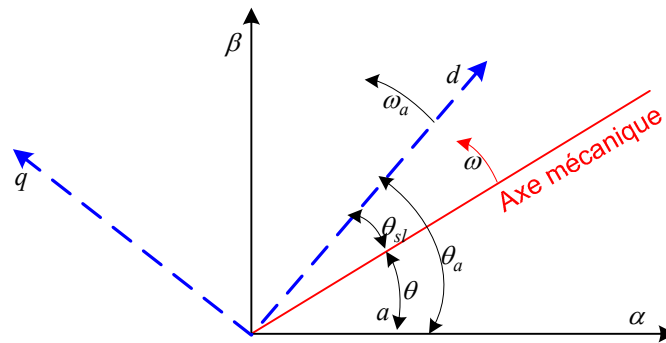


Figure 2.1 : Structure de la MAS dans un repère biphasé

Avec :

φ_{ds} et φ_{qs} sont les composantes directe et en quadrature du flux statorique φ_s lié aux champ tournant. φ_{dr} et φ_{qr} sont les composantes directe et en quadrature du flux rotorique φ_r . I_{ds} et I_{qs} sont les composantes directe et en quadrature du courant statorique I_s . I_{dr} et I_{qr} sont les composantes directe et en quadrature du courant rotorique I_r .

L_s , L_r et L_m sont les inductances statorique, rotorique et mutuelle successivement. C_e est le couple électromagnétique. p est la paire de pôle de la MAS.

2.2.3.1. Modèle dans le référentiel lié au stator

Afin de développer les lois de commande basées sur le contrôle et le réglage des grandeurs statoriques de la machine, il est plus judicieux de choisir le référentiel fixe biphasé (α, β) . Les variables de contrôle sont les tensions statoriques tandis que les courants statoriques, les flux statoriques et la pulsation rotorique représentent les variables d'état [5,6].

$$\omega_r = p\omega \quad (2.4)$$

D'après les systèmes d'équations (C.16) et (C.17), dans ce cas les repères (α_s, β_s) et (d, q) sont confondus ($\omega_a = 0$) [76]. On peut alors écrire :

$$\begin{cases} V_{\alpha s} = R_s I_{\alpha s} + \frac{d\varphi_{\alpha s}}{dt} \\ V_{\beta s} = R_s I_{\beta s} + \frac{d\varphi_{\beta s}}{dt} \\ V_{\alpha r} = 0 = R_r I_{\alpha r} + \frac{d\varphi_{\alpha r}}{dt} + p\omega\varphi_{\beta r} \\ V_{\beta r} = 0 = R_r I_{\beta r} + \frac{d\varphi_{\beta r}}{dt} - p\omega\varphi_{\alpha r} \end{cases} \quad (2.5)$$

Le modèle d'état pseudo stationnaire de la MAS dans ce référentiel, est exprimé par :

$$\begin{cases} \frac{dI_{\alpha s}}{dt} = -\frac{1}{\sigma} \left(\frac{1}{T_s} + \frac{1}{T_r} \right) I_{\alpha s} - \omega_s I_{\beta s} + \frac{1}{\sigma T_r L_s} \varphi_{\alpha s} + \frac{p\omega}{\sigma L_s} \varphi_{\beta s} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{\alpha s} \\ \frac{dI_{\beta s}}{dt} = -\frac{1}{\sigma} \left(\frac{1}{T_s} + \frac{1}{T_r} \right) I_{\beta s} + \omega_s I_{\alpha s} + \frac{1}{\sigma T_r L_s} \varphi_{\beta s} - \frac{p\omega}{\sigma L_s} \varphi_{\alpha s} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{\beta s} \\ \frac{d\varphi_{\alpha s}}{dt} = -R_s I_{\alpha s} + V_{\alpha s} \\ \frac{d\varphi_{\beta s}}{dt} = -R_s I_{\beta s} + V_{\beta s} \\ \frac{d\omega}{dt} = \frac{1}{J_m} (p(\varphi_{\alpha s} I_{\beta s} - \varphi_{\beta s} I_{\alpha s}) - T_l - f\omega) \end{cases} \quad (2.6)$$

Avec :

$\sigma = 1 - L_m^2/L_s L_r$: représente le coefficient de dispersion de Blondel. ω_r , T_l , f et J_m sont la pulsation rotorique, le couple de charge, coefficient de frottement visqueux et le moment d'inertie de la MAS consécutivement. R_s est la résistance statorique alors que T_s et T_r sont les constantes de temps statorique et rotorique successivement de la MAS.

Ce modèle constitue la base de l'élaboration de lois de contrôle DTC pour le MAS. Alors que l'expression du couple électromagnétique (2.3) s'écrit comme suit :

$$C_e = p(\varphi_{\alpha s} I_{\beta s} - \varphi_{\beta s} I_{\alpha s}) \quad (2.7)$$

Avec :

$\varphi_{\alpha s}$, $\varphi_{\beta s}$ et $I_{\alpha s}$, $I_{\beta s}$ sont les composantes directe et en quadrature des vecteurs flux φ_s et courant I_s statoriques liés aux stator.

2.2.3.2. Dans un référentiel lié au champ tournant

Bien que le régime soit quelconque (transitoire non sinusoïdal), notons, $\omega_s = \dot{\theta}_s$ la pulsation statorique et $\omega_r = \omega_s - \omega_{sl} = p\omega$ pulsation rotorique. Les équations des tensions statoriques et rotoriques peuvent s'écrire dans un référentiel lié au champ tournant par l'équation (2.8) dans laquelle on a remplacé ω_a par ω_s (appendice C). En utilisant les deux systèmes d'équations (C.16) et (C.17), on aboutit au nouveau système d'équation (2.8) [76].

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d\varphi_{ds}}{dt} - \omega_s \varphi_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d\varphi_{qs}}{dt} + \omega_s \varphi_{ds} \\ V_{dr} = 0 = R_r I_{dr} + \frac{d\varphi_{dr}}{dt} - \omega_{sl} \varphi_{qr} \\ V_{qr} = 0 = R_r I_{qr} + \frac{d\varphi_{qr}}{dt} + \omega_{sl} \varphi_{dr} \end{cases} \quad (2.8)$$

La combinaison entre les équations (2.2), (2.3), (2.8) et En ajoutant l'équation mécanique : $C_e - C_r = J_m \frac{d\omega_r}{dt}$, le modèle de la MAS s'écrit par (2.9) :

$$\begin{cases} \frac{dI_{ds}}{dt} = -\frac{1}{\sigma} \left(\frac{1}{T_s} + \frac{1}{T_r} \right) I_{ds} + \omega_{sl} I_{qs} + \frac{1}{\sigma T_r L_s} \varphi_{ds} + \frac{p\omega}{\sigma L_s} \varphi_{qs} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{ds} \\ \frac{dI_{qs}}{dt} = -\frac{1}{\sigma} \left(\frac{1}{T_s} + \frac{1}{T_r} \right) I_{qs} - \omega_{sl} I_{ds} + \frac{1}{\sigma T_r L_s} \varphi_{qs} - \frac{p\omega}{\sigma L_s} \varphi_{ds} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{qs} \\ \frac{d\varphi_{ds}}{dt} = -R_s I_{ds} + \omega_s \varphi_{qs} + V_{ds} \\ \frac{d\varphi_{qs}}{dt} = -R_s I_{qs} - \omega_s \varphi_{ds} + V_{qs} \\ \frac{d\omega}{dt} = \frac{1}{J_m} (p(\varphi_{ds} I_{qs} - \varphi_{qs} I_{ds}) - T_l - f\omega) \end{cases} \quad (2.9)$$

Parmi les avantages d'utiliser ce référentiel, en régime permanent, les grandeurs deviennent constantes. Il est alors plus facile d'en faire la régulation.

2.3. Alimentation de la MAS par l'onduleur de tension

La vitesse de la MAS est ajustée par action simultanée sur la fréquence et la tension (ou le courant) du stator. Par conséquent, pour fournir les moyens de cette action, il est nécessaire de disposer d'une source d'alimentation capable de délivrer une tension d'amplitude et de fréquence réglable en valeurs instantanées,

selon des critères liés aux performances dynamiques souhaitées. Cette source n'est autre qu'un onduleur alimenté par une tension continue constante.

2.3.1. Structure de l'onduleur

Pour modéliser l'onduleur de tension présenté à la figure (2.2), nous considérons son alimentation comme une source de tension parfaite supposée être constituée de deux générateurs de force électromotrice égaux à $U_c / 2$.

Il est à noter que les interrupteurs sur le même bras ne doivent jamais être fermés simultanément. Chaque interrupteur n'est donc activé qu'une seule fois par période, c'est à dire que si : $K_j = 1$, alors $\hat{K}_j = 0$ avec ($j = a, b, c$).

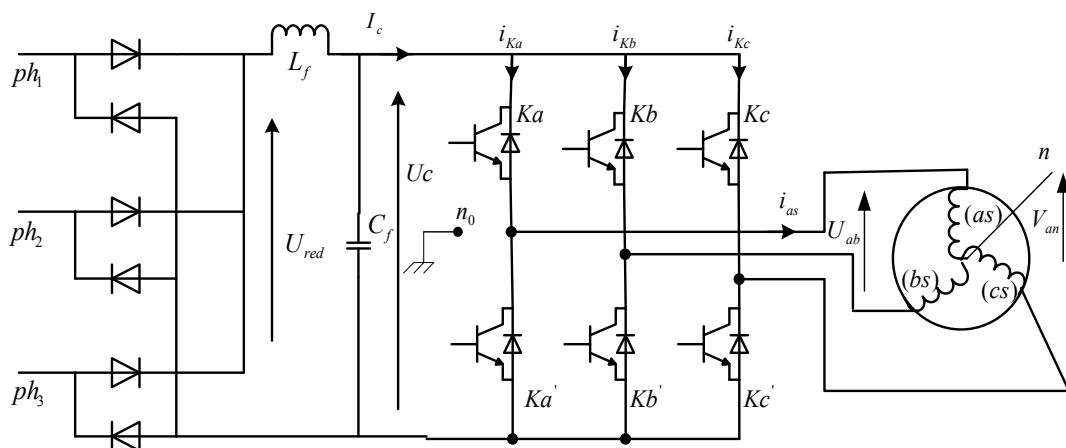


Figure 2.2 : Structure d'un onduleur triphasé de tension à deux niveaux

La commutation des interrupteurs est supposée être instantanée et les chutes de tension à leurs bornes sont négligeables.

2.3.2. Détermination des tensions de sortie de l'onduleur

Pour simplifier l'étude de ce type d'onduleur, les différentes tensions côté continu (DC) sont référencées par rapport au milieu n_0 de la source continue (DC) à l'entrée de l'onduleur. Les tensions de référence pour les trois phases sont les tensions simples référencées par rapport au point neutre n .

Les tensions composées v_{aa} , v_{ba} et v_{ca} peuvent être exprimées d'une part en fonction des tensions d'entrée de l'onduleur v_{a0} , v_{b0} et v_{c0} et d'autre part en fonction des tensions de phases v_{an} , v_{bn} et v_{cn} : [72]

$$\begin{cases} v_{ab} = v_{ao} + v_{ob} = v_{ao} - v_{bo} \\ v_{bc} = v_{bo} + v_{oc} = v_{bo} - v_{co} \\ v_{ca} = v_{co} + v_{oa} = v_{co} - v_{ao} \end{cases} \quad \text{et} \quad \begin{cases} v_{ab} = v_{an} + v_{nb} = v_{an} - v_{bn} \\ v_{bc} = v_{bn} + v_{nc} = v_{bn} - v_{cn} \\ v_{ca} = v_{cn} + v_{na} = v_{cn} - v_{an} \end{cases} \quad (2.10)$$

De plus, la charge connectée à l'onduleur est triphasée équilibrée, on a donc la relation :

$$v_{an} + v_{bn} + v_{cn} = 0 \quad (2.11)$$

Les relations précédentes permettent de déduire le système d'équations suivant reliant les tensions de phase aux bornes de la charge aux tensions d'entrée de l'onduleur :

$$\begin{cases} v_{an} = \frac{1}{3}(2 * v_{ao} - v_{bo} - v_{co}) \\ v_{bn} = \frac{1}{3}(-v_{ao} + 2 * v_{bo} + v_{oc}) \\ v_{cn} = \frac{1}{3}(-v_{ao} - v_{bo} + 2 * v_{co}) \end{cases} \quad (2.12)$$

L'état des interrupteurs supposés parfaits c'est-à-dire K_j (haut ou bas) $\{j = a, b, c\}$.

Les tensions simples peuvent s'exprimer en fonction de l'état des interrupteurs. En effet, les tensions v_{a0} , v_{b0} et v_{c0} peuvent s'écrire :

$$v_{j0} = K_j U_c - \frac{U_c}{2} \quad j = a, b, c \quad (2.13)$$

Ainsi l'onduleur peut être modélisé par une matrice symétrique assurant le passage continu-alternatif :

$$\begin{pmatrix} v_{an} \\ v_{bn} \\ v_{cn} \end{pmatrix} = \frac{U_c}{3} \begin{pmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} K_a \\ K_b \\ K_c \end{pmatrix} \quad (2.14)$$

La commande de l'onduleur de tension triphasé est effectuée en utilisant huit possibilités pour le vecteur de tension statorique et chaque possibilité correspond à un état de fonctionnement de l'onduleur de tension [5].

2.4. Méthodes de commande vectorielle de la machine asynchrone

Le but de la commande vectorielle est d'arriver à commander la MAS comme une machine à courant continu à excitation indépendante où il y a un découplage naturel entre la grandeur commandant le flux et celle du couple. Ce découplage permet d'obtenir une réponse très rapide du couple [1,72]. Dans notre étude, on considère les stratégies DTC et SFO-DTC.

2.4.1. Commande de la machine asynchrone par DTC

Le principe de la stratégie DTC est basé sur une détermination directe des impulsions de commande appliquées aux interrupteurs de l'onduleur de tension.

Il s'agit de maintenir le couple électromagnétique et le flux statorique à l'intérieur de deux bandes d'hystérésis prédéfinies. Une telle application de cette technique permet d'assurer un découplage entre la commande du couple et du flux.

L'onduleur de tension permet d'atteindre sept positions dans le plan de phase, correspondant aux huit séquences du vecteur de tension en sortie de l'onduleur [5]. Le schéma de principe de la figure (2.3), montre le synoptique d'une commande DTC en vitesse appliquée à la MAS.

Les principaux composants de la commande DTC sont répertoriés comme suit :

- ✚ Des estimateurs de flux statorique et de couple électromagnétique,
- ✚ La table de commande de Takahashi [5],
- ✚ Les comparateurs à hystérésis,
- ✚ Un contrôleur de vitesse.

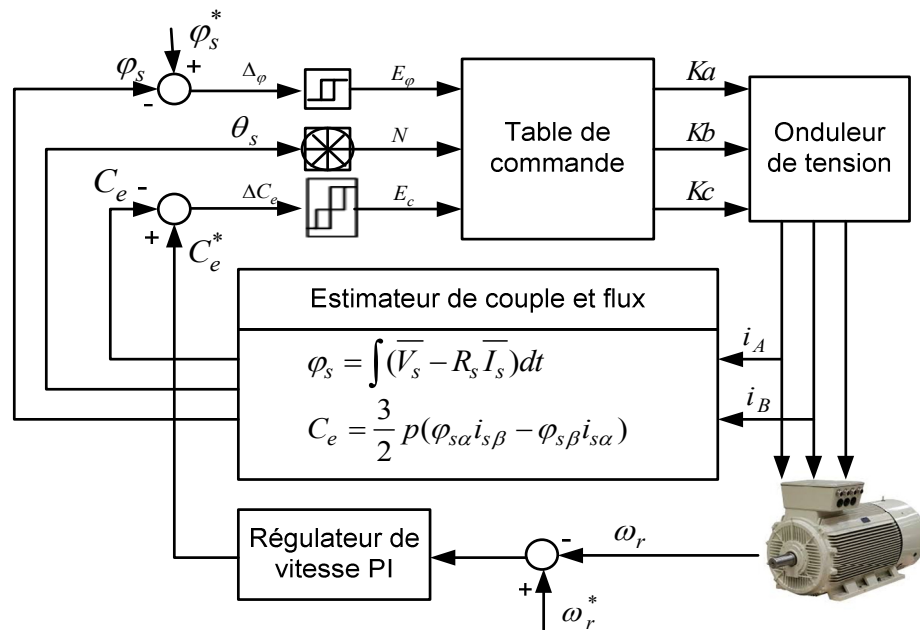


Figure 2.3 : Schéma structurel de la commande DTC.

L'objectif visé de la stratégie DTC est de réguler le flux statorique et le couple électromagnétique sans avoir de mesures, de flux ou de couple. Les seules mesures utilisées sont les courants statoriques de la machine. Le couple et le flux sont estimés à partir de ces mesures.

2.4.1.1 Estimateur du flux et de couple

La maîtrise de tout système électrique nécessite, entre autres, de connaître à tout moment l'évolution de son état. Dans le cas d'une MAS, il est nécessaire d'avoir des mesures de grandeurs mécaniques (couple de charge, vitesse) et de grandeurs électromagnétiques (flux, courant). Ces mesures peuvent être obtenues à partir de capteurs mécaniques et électriques généralement sensibles aux perturbations. Il convient également de noter que certaines variables d'état ne sont pas accessibles pour la mesure. Pour résoudre ces problèmes, on peut penser à reconstruire l'état non mesurable directement à partir de quantités physiques facilement accessibles. La reconstruction de l'état est réalisée, soit par un estimateur en recopiant le modèle du système sans rétroaction, ce principe est illustré à la figure (2.4), soit par un observateur en recopiant la dynamique du système avec une information de rétroaction, comme le montre la figure (2.5). Ces méthodes sont basées sur la modélisation de la MAS. Dans notre étude, nous avons utilisé la première méthode.

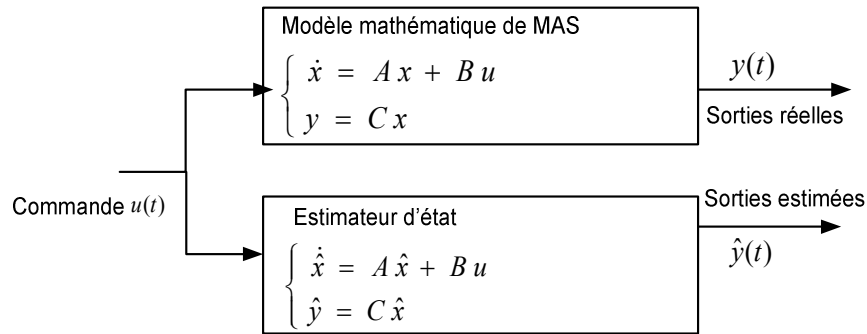


Figure 2.4 : Schéma de principe d'un estimateur d'état

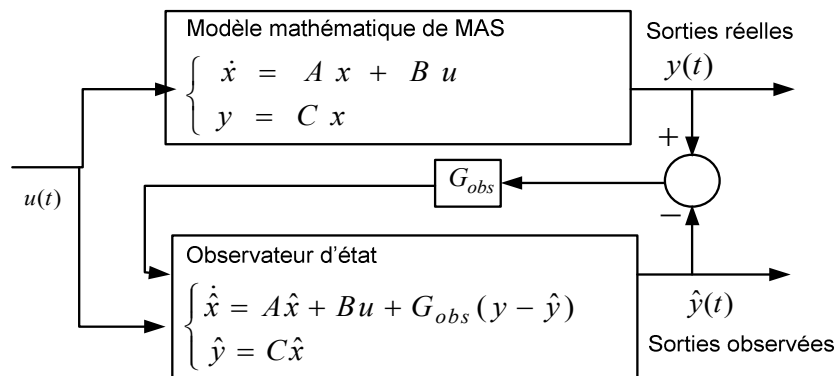


Figure 2.5 : Schéma de principe d'un observateur d'état

Dans le référentiel fixe (α, β) lié au stator et d'après le système d'équation (2.6), à partir de la tension statorique, le flux statorique est estimé par l'équation (2.16) :

$$\bar{v}_s = R_s \bar{i}_s + \frac{d\bar{\varphi}_s}{dt} \quad (2.15)$$

$$\bar{\varphi}_s = \bar{\varphi}_{s0} + \int_0^t (\bar{v}_s - R_s \bar{i}_s) dt \quad (2.16)$$

Avec : \bar{v}_s , \bar{i}_s et $\bar{\varphi}_s$ sont les vecteurs de tension, du courant et du flux statoriques.

La formulation discrétisée de l'estimation du flux, définie pour une période d'échantillonnage T_e , est donnée par :

$$\bar{\varphi}_s(k+1) = \bar{\varphi}_s(k) + \bar{v}_s(k)T_e - R_s \bar{i}_s(k)T_e \quad (2.17)$$

Ou encore :

$$\Delta \bar{\varphi}_s = \bar{\varphi}_s(k+1) - \bar{\varphi}_s(k) = (\bar{v}_s(k) - R_s \bar{i}_s(k))T_e \quad (2.18)$$

Avec :

$\bar{\varphi}_s(k)$: Vecteur de flux statorique au pas d'échantillonnage actuel ;

$\bar{\varphi}_s(k+1)$: Vecteur de flux statorique au pas d'échantillonnage suivant ;

$\Delta\bar{\varphi}_s$: Variation du vecteur flux statorique :

T_e : Période d'échantillonnage.

Les deux expressions (2.19) représentent respectivement l'estimation du module et l'argument du flux statorique φ_s .

$$\begin{cases} \varphi_s = |\bar{\varphi}_s(k)| = \sqrt{\varphi_{\alpha s}^2(k) + \varphi_{\beta s}^2(k)} \\ \theta_s = \arg(\varphi_s) = \arctg\left(\frac{\varphi_{\alpha s}(k)}{\varphi_{\beta s}(k)}\right) \end{cases} \quad (2.19)$$

L'équation (2.18), montre que la variation du vecteur tension statorique est proportionnelle au vecteur flux statorique ainsi qu'à la chute de tension $R_s \bar{i}_s(k)$ qui est pratiquement négligeable à vitesse élevée. Pour augmenter le flux statorique, il suffit d'appliquer un vecteur de tension dans la direction de flux et pour le réduire dans la direction inverse.

L'estimation du couple électromagnétique est effectuée par la relation (2.7). D'après cette expression, il est clair que le couple électromagnétique C_e dépend uniquement des grandeurs statoriques $\varphi_{\alpha s}$, $\varphi_{\beta s}$, $I_{\alpha s}$ et $I_{\beta s}$.

Les tensions $V_{s\alpha}$ et $V_{s\beta}$ sont liées aux commandes (K_a, K_b, K_c) des interrupteurs de l'onduleur et de la tension continue alimentant ce convertisseur U_c et s'expriment par la relation (2.20) :

$$\begin{cases} V_{\alpha s} = \left(\sqrt{\frac{2}{3}}\right) U_c \left(K_a - \frac{1}{2}(K_b + K_c)\right) \\ V_{\beta s} = \left(\sqrt{\frac{2}{3}}\right) U_c (K_b + K_c) \end{cases} \quad (2.20)$$

2.4.1.2. Comparateur à hystérésis de flux à deux niveaux

Ce correcteur est simple dans son utilisation. Son but est de maintenir l'extrémité du vecteur de flux statorique φ_s dans une couronne circulaire comme le montre la figure (2.6) [5,6].

En effet, si on introduit l'écart $\Delta\varphi_s$ entre le flux de référence φ_s^* et le flux estimé φ_s dans un comparateur à hystérésis à deux niveaux, il génère à sa sortie la valeur $E_\varphi = +1$ pour augmenter le flux et $E_\varphi = 0$ pour le réduire.

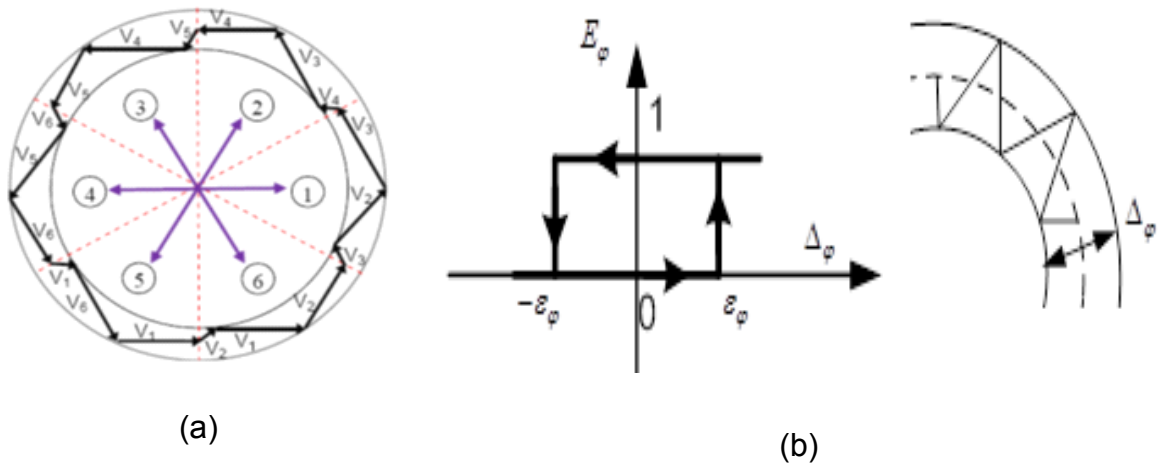


Figure 2.6 : a) Choix des tensions V_i correspondant au contrôle de l'amplitude du φ_s . b) Comparateur du flux à hystérésis.

2.4.1.3. Comparateur à hystérésis de couple à trois niveaux

Un comparateur à hystérésis à trois niveaux (-1, 0, 1), permet de contrôler le couple électromagnétique développé par la machine dans les deux sens de rotation, en générant soit un couple positif ou un couple négatif. La figure (2.7) présente un comparateur à hystérésis de couple à trois niveaux.

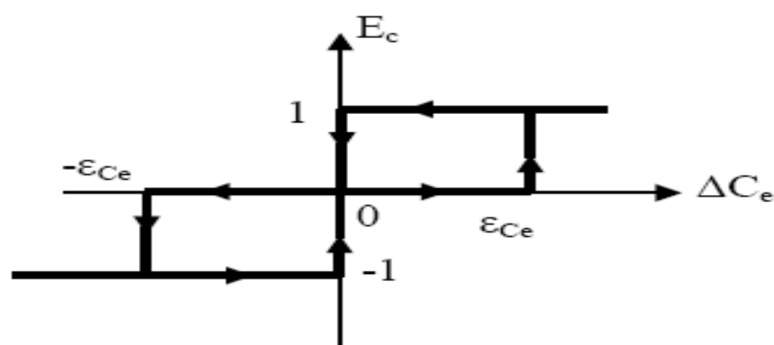


Figure 2.7 : Comparateur à hystérésis de couple à trois niveaux.

En introduisant l'écart ΔC_e entre le couple électromagnétique de référence C_e^* et celui estimé dans un comparateur à hystérésis à trois niveaux illustré par la figure (2.7) celui-ci génère la valeur $E_c = +1$ lorsque le couple est inférieur à la

limite inférieure de la bande. Ce qui nécessite son augmentation. $E_c = -1$ si le couple est supérieur à la limite supérieure de la bande, il faut alors le réduire. Et si $E_c = 0$ si le couple est à l'intérieur de la bande alors il faut le maintenir constant autour de sa référence.

Le choix de la valeur de bande ε_{C_e} du comparateur à hystérésis a un grand impact sur la fréquence de commutation. D'ailleurs, si la bande est étroite, l'erreur de couple peut excéder les limites de la bande d'hystérésis. Ceci engendre l'application d'une tension de référence qui permet de diminuer rapidement le couple. En conséquence, cette action se traduit par l'existence d'une importante ondulation de couple [5].

Par ailleurs, si la bande est étroite, l'erreur de couple peut excéder les limites de la bande d'hystérésis. Ceci engendre l'application d'une tension de référence qui permet de diminuer rapidement le couple. En conséquence, cette action se traduit par l'existence d'une importante ondulation de couple.

2.4.1.4. Sélection du vecteur de tension

Le choix du vecteur de tension statorique V_i dépend de la variation souhaitée pour le module du flux statorique, du sens de rotation de φ_s et également de l'évolution souhaitée pour le couple électromagnétique. En se plaçant dans le repère (α, β) lié au stator, on peut délimiter l'espace de φ_s en le décomposant en six zones appelées secteurs comme illustré par la figure (2.8). L'axe (α) est choisi confondu avec l'axe de la phase (a) du stator. Lorsque le flux φ_s se trouve dans une zone $N = S_i$ ($i = 1 \dots 6$), le contrôle du flux et du couple peut être assuré en sélectionnant l'un des huit vecteurs de tension suivants :

- ✚ Si V_{i+1} est sélectionné alors φ_s croît et C_e croît ;
- ✚ Si V_{i-1} est sélectionné alors φ_s croît et C_e décroît ;
- ✚ Si V_{i+2} est sélectionné alors φ_s décroît et C_e croît ;
- ✚ Si V_{i-2} est sélectionné alors φ_s décroît et C_e décroît ;
- ✚ Si V_0 ou V_7 est sélectionné, alors la rotation du φ_s est arrêtée, d'où une décroissance du couple tandis que le module de flux φ_s ne change pas.

Le vecteur de tension V_i à la sortie de l'onduleur, est déduit à partir des écarts de flux et de couple estimés par rapport à leurs valeurs de référence et de la position du vecteur φ_s . Un estimateur de couple, un estimateur du module de φ_s et de sa position sont donc nécessaires.

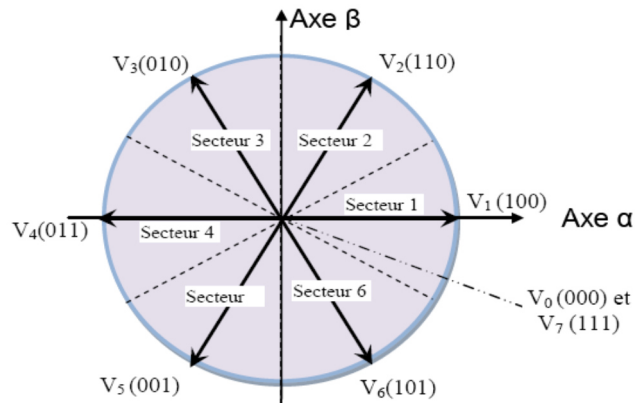


Figure 2.8 : Vecteurs actifs des tensions statoriques et secteurs

2.4.1.5. Elaboration de la table de commutation

En fonction du secteur de la tension (figure 2.8) et de l'évolution du flux et du couple on peut choisir le vecteur de tension V_i à appliquer de manière à respecter la consigne de flux et de couple. La table de vérité permettant de choisir le vecteur adéquat est représentée dans tableau (2.1).

Tableau 2.1 : Séquences de l'onduleur pour la DTC-conventionnelle

Secteur N		S1	S2	S3	S4	S5	S6
E_{φ_s}	E_{C_e}						
1	1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_1
	0	V_7	V_0	V_7	V_0	V_7	V_0
	-1	V_6	V_1	V_2	V_3	V_4	V_5
0	1	V_3	V_4	V_5	V_6	V_1	V_2
	0	V_0	V_7	V_0	V_7	V_0	V_7
	-1	V_5	V_6	V_1	V_2	V_3	V_4

Ce dernier est élaboré en se basant sur les erreurs de flux $\Delta\varphi_s$ et de couple ΔC_e et selon la position du vecteur de flux statorique S_i ($i = 1, \dots, 6$).

CHAPITRE 2 : Modélisation et commande de la machine asynchrone

Le tableau conventionnel (2.1) des séquences ci-dessous, est proposé par Takahashi [5] pour contrôler le flux statorique et le couple électromagnétique de la MAS.

Les séquences nulles V_0 et V_7 , sont indépendantes de l'état du flux, elles sont liées uniquement à l'écart ΔC_e . Ces séquences sont appliquées lorsqu'on souhaite maintenir le couple dans sa bande : $-\varepsilon_{C_e} \leq \Delta C_e \leq \varepsilon_{C_e}$.

2.4.1.6. Résultats de simulation

Cette section présente les résultats de simulation relatifs au contrôle DTC conventionnel de la MAS alimentée par un onduleur de tension triphasé. Un programme de simulation, établi sous l'environnement MATLAB/Simulink (appendice C), nous a permis de reproduire fidèlement le comportement des divers grandeurs électriques et mécaniques. Les simulations sont effectuées en temps discret pour une période d'échantillonnage de $50 \mu s$. Le tableau (2.2) donne les grandeurs nominales et les paramètres physique d'une MAS de laboratoire.

Tableau 2.2 : Paramètres de la machine asynchrone

Puissance nominale	1.5 kw
Couple nominale	10 N.m
Vitesse nominale	1460 tr/min
Nombre de pair de pôles p	2
Résistance statorique : R_s	5.2177 Ω
Constante de temps rotorique : T_r	0.1 s
Inductance statorique : L_s	0.3312 H
Inductance mutuelle : L_m	0.3183 H
coefficient de dispersion de Blondel σ	0.0764
Moment d'inertie : J_m	0.0097 Kg.m ²
Coefficient de frottement f	0.00068

Le premier test concerne le fonctionnement de la MAS en régime nominal. Pour des consignes du flux et du couple égaux respectivement à 0.90 Wb et 10 N.m , la figure (2.9) illustre l'évolution temporelle de couple, de flux statorique, des

CHAPITRE 2 : Modélisation et commande de la machine asynchrone

courants statoriques, de la vitesse et de la trajectoire de l'extrémité du vecteur flux statorique.

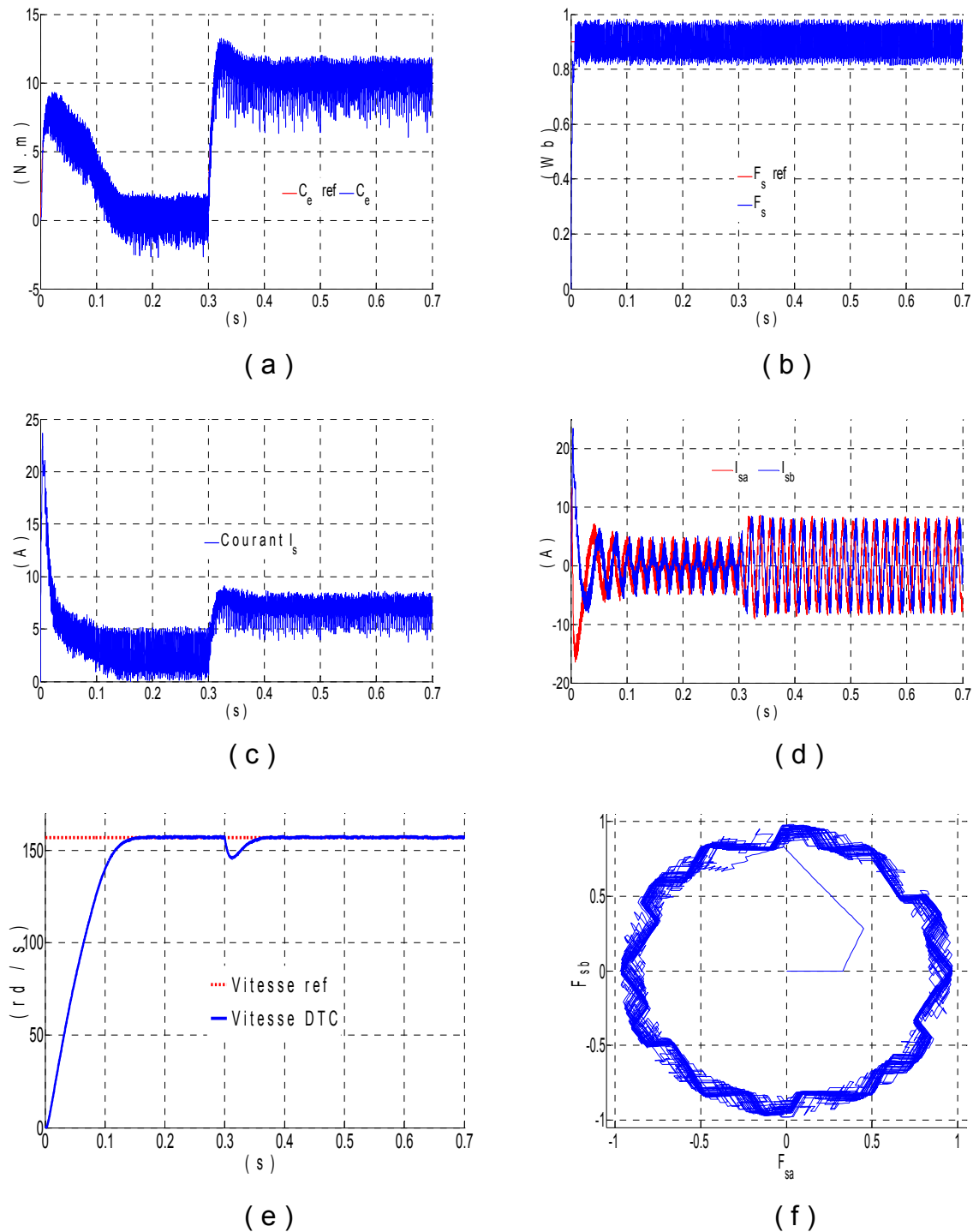


Figure 2.9 : Résultats de simulation de la DTC-conventionnelle, (a) : Couple électromagnétique, (b) : Flux statorique, (c) : Module du courant statorique I_s , (d) : Courants $i_{s\alpha}$ et $i_{s\beta}$, (e) : Vitesse rotorique, (f) : Flux statorique dans le plan (α, β) .

On constate d'après la figure (2.9.a) que le couple électromagnétique présente un régime transitoire rapide et des oscillations importantes au niveau de son amplitude autour de sa valeur de référence. Ceci constitue un inconvénient majeur de la commande DTC.

Le flux statorique illustré par la figure (2.9.b), atteint immédiatement sa valeur de référence de 0.90 Wb avec un léger dépassement oscillatoire de 0.05 Wb d'amplitude autour de sa valeur de référence.

La trajectoire de l'extrémité du flux statorique (figure 2.9.f) prend une forme presque circulaire d'un rayon égale à 0.90Wb. Le courant statorique présenté par la figure (2.9.c) est caractérisé par une forte amplitude au démarrage allant jusqu'à 24A, puis il se stabilise à sa valeur nominale.

La figure (2.9.e) illustre l'évolution temporelle de la vitesse de rotation. La montée en vitesse est quasi linéaire au début du démarrage, la vitesse atteinte est proche de 157 rd/s.

2.4.2. Commande de la machine asynchrone par SFO-DTC

En parlant d'orientation du flux statorique, c'est plutôt le système d'axe (d, q) que l'on oriente de manière à ce que l'axe d soit en phase avec le flux φ_s , c'est-à-dire que si on impose, $\varphi_{ds} = \varphi_s$ et $\varphi_{qs} = 0$, Après passage par une transformation de Laplace, les équations de la machine dans un référentiel lié au champ tournant deviennent :

$$V_{ds} = \frac{L_s}{T_0} (1 + \sigma T_0 s) I_{ds} - \sigma L_s \omega_{sl} I_{qs} - \frac{\varphi_s}{T_r} \quad (2.21)$$

$$V_{qs} = \frac{L_s}{T_0} (1 + \sigma T_0 s) I_{qs} + \sigma L_s \omega_{sl} I_{ds} + \omega \varphi_s \quad (2.22)$$

$$\varphi_s = L_s \frac{1 + \sigma T_r s}{1 + T_r s} I_{ds} - \frac{\sigma T_r L_s \omega_{sl}}{1 + T_r s} I_{qs} \quad (2.23)$$

$$\omega_{sl} = \frac{L_s}{T_r} \frac{1 + \sigma T_r s}{\varphi_s - \sigma L_s I_{ds}} \quad (2.24)$$

$$C_e = \frac{3}{2} p \varphi_s^* I_{ds} \quad (2.25)$$

CHAPITRE 2 : Modélisation et commande de la machine asynchrone

D'après l'expression (2.25), on peut écrire l'équation mécanique de la vitesse du rotor.

$$\frac{d\omega}{dt} = \frac{1}{J_m} \left(\frac{3}{2} p \varphi_s^* I_{ds} - C_l - f_r \omega \right) \quad (2.26)$$

Où : $T_s = L_s/R_s$, $T_r = L_r/R_r$ et $T_0 = T_s T_r / (T_s + T_r)$

A partir de (2.23) et (2.25), les courants statoriques directs et en quadrature sont donnés par les expressions (2.27) et (2.28).

$$I_{sd} = \frac{(1+T_r s)}{L_s(1+\sigma T_r s)} \varphi_s + \frac{2\sigma T_r \omega_{sl}}{3p\varphi_s^*(1+\sigma T_r s)} C_e \quad (2.27)$$

$$I_{sq} = \frac{2}{3p\varphi_s^*} C_e \quad (2.28)$$

Après des calculs élémentaires entre (2.23) et (2.24) et en régime permanent, et en négligeant le terme $(\sigma T_r \omega_{sl})^2$, la vitesse de glissement est obtenue par l'expression (2.29):

$$\omega_{sl} \approx \frac{L_s}{(1-\sigma)\varphi_s T_r} I_{qs} \quad (2.29)$$

En considérant les équations (2.21), (2.22), (2.27) et (2.28), et en négligeant le même terme $(\sigma T_r \omega_{sl})^2$, on peut remarquer que V_{ds} et V_{qs} sont couplés, où les termes de couplage respectivement sont $(2\sigma L_s \omega_{sl} C_e) / 3p\varphi_s^*$ et $-(\sigma \omega_{sl} (1 + T_r s) / (1 + \sigma T_r s) + \omega) \varphi_s$. Ces deux termes sont considérés comme une perturbation ; par conséquent, ils peuvent être éliminés en utilisant une méthode connue sous le nom de découplage par terme de compensation qui aboutit au système d'équations (2.30).

$$\begin{cases} V_{ds1} = V_{ds} + E_d = \left(\frac{(1+\sigma T_0 s)}{T_0} \frac{(1+T_r s)}{(1+\sigma T_r s)} - \frac{1}{T_r} \right) \varphi_s \\ V_{qs1} = V_{qs} + E_q \approx \frac{(1+\sigma T_0 s)}{T_0} \frac{2L_s}{3p\varphi_s^*} C_e \end{cases} \quad (2.30)$$

Où : E_d et E_q sont les forces électromotrices de retour (EMF) directes et en quadrature.

$$\begin{cases} E_d = \frac{2\sigma L_s \omega_{sl}}{3p\phi_s^*} C_e \\ E_q = \left(\frac{\sigma \omega_{sl}(1+T_{rs})}{(1+\sigma T_{r-s})} + \omega \right) \phi_s \end{cases} \quad (2.31)$$

Le schéma de principe du SFO-DTC basé sur trois contrôleurs, contrôleurs de vitesse, de flux et de couple, est illustré à la figure (2.1).

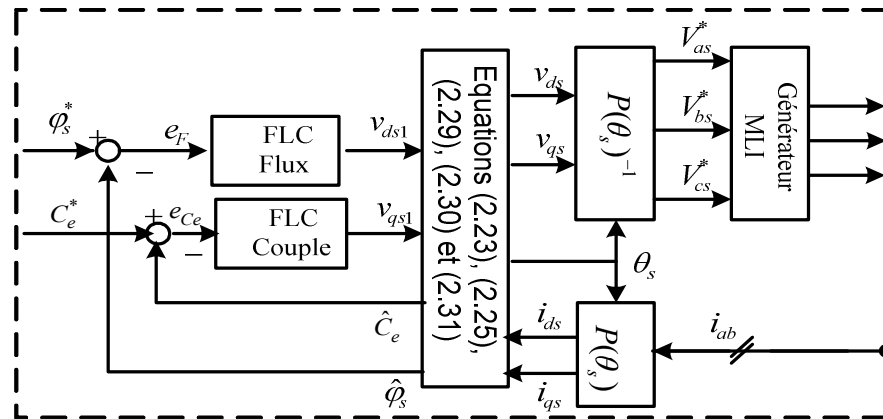


Figure 2.10 : Schéma fonctionnel de la commande SFO-DTC

Du système d'équation (2.30), on peut constater que les équations de tension de l'axe d et de l'axe q sont fortement couplées. Pour résoudre ce problème, certains travaux ont proposés des contrôleurs basés sur la logique floue Takagi-Sugeno (TS-FLB) [36], alors que d'autres ont appliqués les contrôleurs ANFIS [74,75]. Dans le présent travail, on propose l'utilisation des contrôleurs flous conventionnels de Mamdani pour résoudre ce problème. Trois contrôleurs flous conventionnels basés sur des fonctions d'appartenance triangulaires sont utilisés pour les trois grandeurs de contrôle (le couple, le flux et la vitesse).

2.4.2.1. Contrôleur flou conventionnel

La commande de base de la logique floue est subdivisée en trois parties : le processus de fuzzification, la base de règles linguistiques et le processus de defuzzification [7-12]. La première entrée du FLC est l'erreur (e) entre la variable contrôlée et sa valeur de référence. La seconde est la dérivée d'erreur (Δe). L'intégrale de la commande d'incrément (u^*) est la sortie. Les variables d'entrée et de sortie sont des valeurs normalisées. K_e et $K_{\Delta e}$ sont les gains de normalisation qui mappent les variables d'entrée dans la plage de (-1, 1). K_u est défini pour mettre la valeur de sortie de-normalisée à la plage de sortie réelle.

CHAPITRE 2 : Modélisation et commande de la machine asynchrone

Les fonctions d'appartenance triangulaires symétriques et équidistantes caractérisent les trois FLCs conventionnels. Tandis que, Les fonctions d'appartenance sont attribuées avec sept ensembles flous qui sont NG (Négative Grand), NM (Négative Médium), NP (Négative Petit), AZ (Zéro Approximatif), PP (Positive Petit), PM (Positive Médium) et PG (Positive Grand) [7], dans l'ordre croissant comme illustré sur les figures (2.11a) et (2.11b). Le tableau (2.3) représente les règles linguistiques de base qui décrivent un tel FLC.

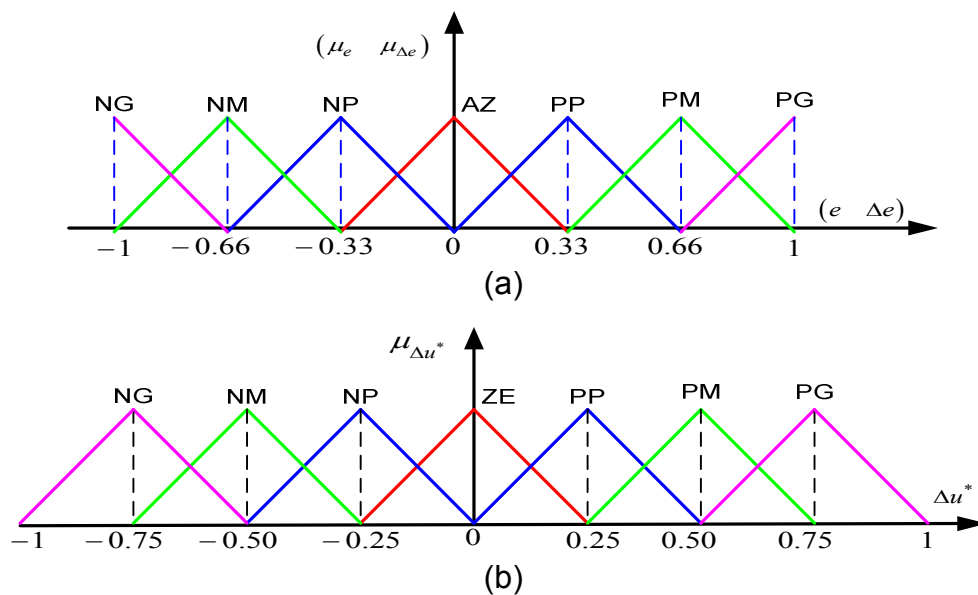


Figure 2.11 : Fonctions d'appartenances des trois contrôleurs flous (FLC)

(a) : l'erreur et son dérivée, (b) : la sortie commande \hat{U}

Tableau (2.3) : Règles linguistiques floues pour les trois FLCs
(Couple FLC, flux FLC et vitesse FLC)

Δu		e						
		NG	NM	NP	AZ	PP	PM	PG
Δe	NG	NG	NG	NG	NG	NM	NP	AZ
	NM	NG	NG	NG	NM	NP	AZ	PP
	NP	NG	NG	NM	NP	AZ	PP	PM
	AZ	NG	NM	NP	AZ	PP	PM	PG
	PP	NM	NP	AZ	PP	PM	PG	PG
	PM	NP	AZ	PP	PM	PG	PG	PG
	PG	AZ	PP	PM	PG	PG	PG	PG

Pour le FLC du flux, les variables d'entrée sont l'erreur entre, le flux de référence statorique φ_s^* , et le flux estimé $\hat{\varphi}_s$ de la MAS et sa dérivée. La sortie de ce contrôleur est le vecteur tension v_{ds1}^* .

Pour le FLC du couple, les variables d'entrée sont l'erreur entre le couple de référence C_e^* , et le couple électromagnétique estimé de la MAS \hat{C}_e , et la dérivée d'erreur. La sortie représente le vecteur de tension v_{qs1}^* . Le FLC de la vitesse utilise l'erreur entre la vitesse de référence ω_r^* et la vitesse mesurée et sa dérivée, et sa sortie représente le vecteur de couple de référence C_e^* (figure (2.12)).

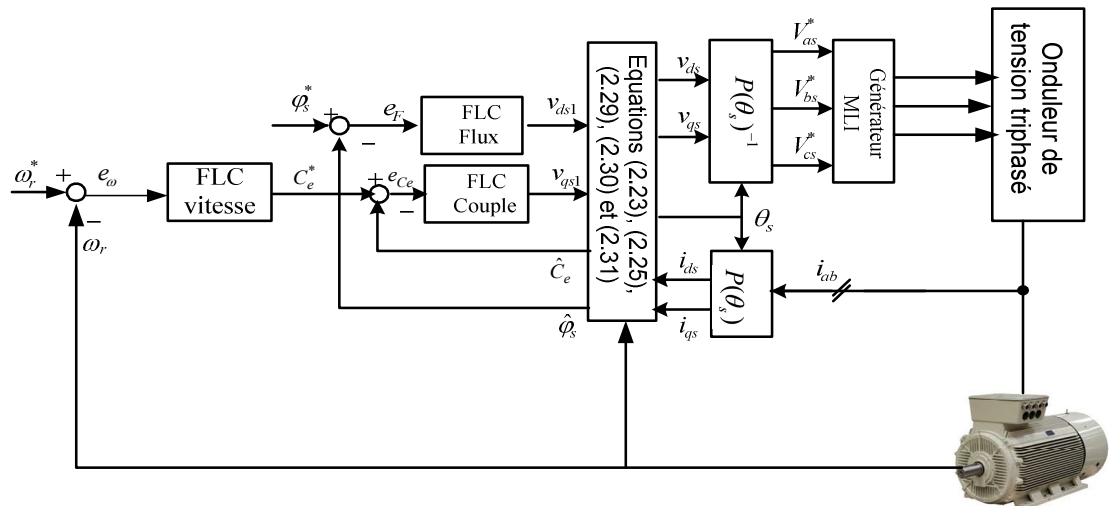


Figure 2.12 : Schéma structurel de la commande SFO-DTC avec les trois contrôleurs flous

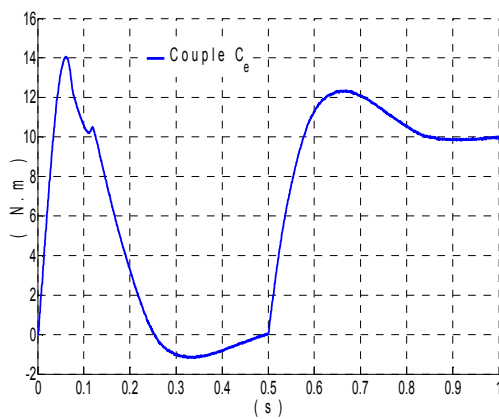
L'univers du discours flou est subdivisé en sept zones impliquant 49 règles de contrôle. Les règles floues sont présentées dans le tableau (2.3). Le système d'inférence Min-Max de Mamdani a été sélectionné pour le calcul de la décision floue. Dans l'étape de defuzzification, la méthode du centre de gravité est utilisée pour convertir cette décision en valeur numérique [7].

2.4.2.2. Résultats de simulation

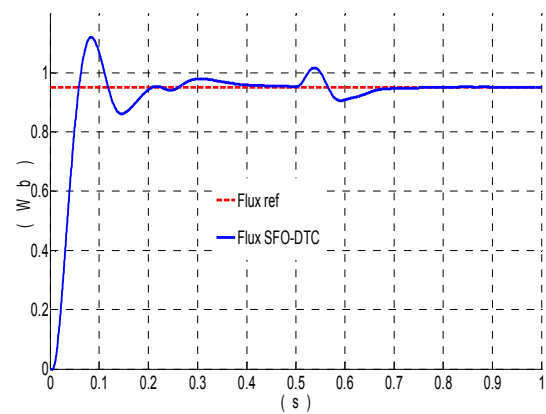
Une méthode d'essai-erreur a été utilisée pour déterminer les gains de normalisation et de denormalisation des trois FLCs par des simulations utilisant MATLAB/Simulink (voir l'appendice C). Le tableau (2.4) résume les résultats obtenus après plusieurs essais. Les simulations sont effectuées dans le régime nominal de fonctionnement de la MAS. Les consignes du flux et du couple sont fixées respectivement à 0.95 Wb et 10 N.m . La MAS a été commandé directement sans utilisation de l'onduleur. la figure (2.13) illustre l'évolution temporelle de couple électromagnétique C_e , de flux statorique φ_s et de la vitesse rotorique ω_r .

Tableau 2.4 : Gains de normalisation-denormalisation trouvés par essai-erreur

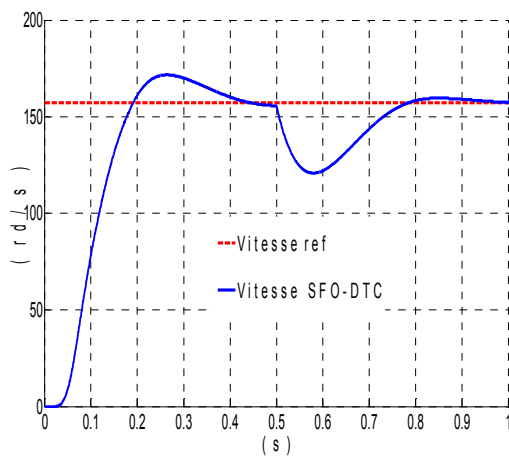
	gains de normalisation - denormalisation		
	K_e	$K_{\Delta e}$	K_u
FLC -Flux	0.95	0.021	3.15
FLC -Couple	0.15	0.015	1.5
FLC -Vitesse	156.08	0.857	0.2



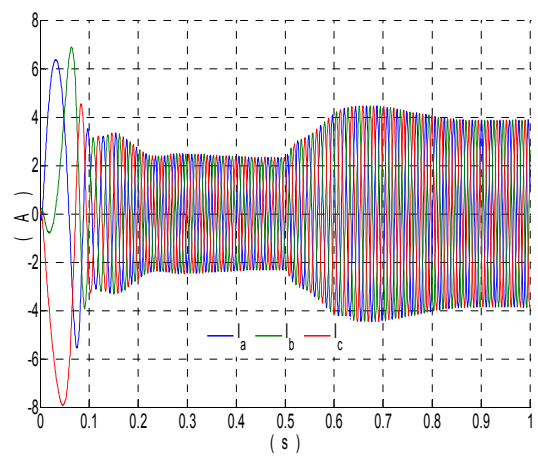
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 2.13 : Résultats de simulation de la SFO-DTC conventionnelle.

(a) : Couple électromagnétique, (b) : Flux magnétique, (c) : Vitesse rotorique, (d) : Courants triphasés statoriques

Un démarrage à vide à pleine vitesse de 157rd / s est appliqué au système. Après un passage de 0.5 s, une charge nominale de 10 Nm est introduite. D'après les résultats obtenus, la figure (2.13a) montre que le couple de démarrage atteint jusqu'à 14 N.m, ce qui est très satisfaisant. Après l'application d'une charge de 10 N.m à $t = 0.5$ s, le couple atteint la valeur de référence 10 N.m en régime permanent après un dépassement de 20%. Alors que, la courbe de la vitesse tend vers la valeur de référence avec un dépassement de 10.2 après un temps transitoire de 0.2 s et avec un suivi très satisfaisant (figure (2.13c)). Après l'application de la charge, la vitesse est affectée par une atténuation d'ordre 23% pendant 0.3s. En ce qui concerne le flux, un pic d'ordre 17.9% est la valeur de dépassement au démarrage, avec un suivi acceptable mais à l'instant de la perturbation, le flux est affecté par cette perturbation à l'instant 0.5s ce qui montre qu'on a un mauvais découplage entre le flux statorique φ_s et le couple électromagnétique C_e . D'après la figure (2.13d), les courants statoriques au démarrage et à l'application de la charge atteignent des pics 8A et 4.5 A respectivement, ce qui indique que les valeurs sont très acceptables.

2.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le modèle électrique global de la MAS. Ensuite, nous avons mis en place une stratégie de contrôle DTC basée sur un référentiel lié au stator, ainsi que le principe de découplage entre le couple et le flux appliqué au modèle qui est basé sur un référentiel lié au champ tournant pour développer la stratégie de contrôle SFO-DTC. Bien que la commande DTC offre une réponse précise et rapide du couple électromagnétique et du flux statorique, cependant, les inconvénients majeurs de cette commande sont liés à l'existence d'ondulations importantes dans le couple et à la variation de la fréquence de commutation due à l'utilisation de comparateurs d'hystérésis. Alternativement, la stratégie de commande SFO-DTC apporte des résultats acceptables au niveau de la vitesse et le couple mais un mauvais découplage entre le deux grandeurs de commande (flux et couple). Le but du troisième et quatrième chapitre est de développer des solutions pour surmonter les problèmes liés à la stratégie DTC grâce à l'utilisation de techniques intelligentes optimisées. Alors que le cinquième chapitre est consacré pour améliorer les performances de la stratégie SFO-DTC.

CHAPITRE 3
COMMANDE DTC BASEE SUR DES TECHNIQUES
INTELLIGENTES

CHAPITRE 3

COMMANDE DTC BASEE SUR DES TECHNIQUES INTELLIGENTES

3.1. Introduction

Actuellement, les techniques de l'intelligence artificielle sont connues par leur capacité à résoudre les problèmes liés à l'automatisation des processus industriels, tels que le contrôle, l'identification et l'estimation des paramètres des systèmes électriques. La technologie intelligente basée sur la logique floue appartient à la catégorie des systèmes basés sur le modèle de connaissances linguistiques. Elle s'applique de plus en plus au contrôle de la MAS et à l'adaptation de son contrôle. Les approches de logique floue sont considérées comme une solution très puissante pour le contrôle de systèmes non linéaires ou de systèmes pour lesquels il n'existe pas de modèles mathématiques [63-65]. Les réseaux de neurones se distinguent par leur capacité de traitement, d'apprentissage et d'approximation qui est une autre technique de l'intelligence artificielle. Ils sont considérés comme une classe complètement différente des calculateurs classiques [57]. Dans ce chapitre, nous proposons de développer une commande DTC en exploitant des techniques intelligentes. Ce chapitre est divisé en trois parties.

Dans la première partie, nous nous intéressons à la commande DTC basée sur la logique floue. Il semble nécessaire de commencer par présenter la logique floue et d'expliquer de manière simple sa mise en œuvre. Nous développerons ensuite le contrôle flou direct du couple (DTFC) de la MAS [7-15]. Ensuite, une étude comparative entre les résultats de simulation du DTFC et ceux du contrôle DTC conventionnel est présentée et discutée.

La deuxième partie est consacrée à la commande DTC basée sur les réseaux de neurones. Nous commençons par présenter une description théorique des réseaux de neurones artificiels, puis nous développerons le contrôle neuronal

direct du couple (DTNC) de la MAS [16-25]. Cette partie se terminera par une étude comparative entre les résultats du DTNC et du contrôle DTC conventionnel.

La troisième partie nous conduit à une étude théorique de la stratégie artificielle ANFIS, puis nous développerons le contrôle neuro-flou direct du couple (DTNFC) de la MAS [16-25]. Cette partie se terminera par une étude comparative entre les résultats du DTNFC et du contrôle DTC conventionnel.

3.2. Logique floue (LF)

Dans ce chapitre, la logique floue est utilisée pour ajuster la largeur de la bande du régulateur d'hystérésis de couple afin de réduire les ondulations de couple et de flux et donc d'améliorer la réponse dynamique de la MAS [6]. Les effets de la largeur de la bande d'hystérésis sur l'amplitude des ondulations de couple du MAS sont également discutés dans cette thèse. En fonction de la valeur du couple estimé et du courant statorique, le contrôleur flou permet de sélectionner la bande passante optimale du régulateur d'hystérésis de couple.

3.2.1. Commande floue directe de couple (DTFC)

Dans le contrôle direct du couple conventionnel, nous avons vu que l'utilisation d'erreurs de couple et de flux pour choisir l'état de commutation se fait directement sans distinction entre une erreur très grande ou relativement petite. De plus, l'état de commutation choisi pour une grande erreur qui se produit au démarrage ou lorsque les consignes de couple et du flux est le même qu'en fonctionnement normal. Cela implique évidemment une mauvaise réponse.

Les performances du système peuvent être améliorées si l'on sélectionne le vecteur de tension en fonction de la valeur de l'erreur du couple et du flux ainsi que de la position du flux dans l'espace de son évolution, figure (3.1). Cette fonction d'erreur est la différence entre une grandeur calculée à partir des informations fournies par la commande et la grandeur équivalente déterminée à partir des mesures. Cependant, les principes de la logique floue est l'utilisation du concept d'ensemble flou, peuvent être appliqués à de nombreux problèmes où la manipulation de l'imprécis ou du vague est essentielle.

Nous verrons, par la suite, l'avantage que ce mode de raisonnement peut apporter des règles d'expertise définies par les entrées (erreur, dérivée de l'erreur en général) de la fonction définie.

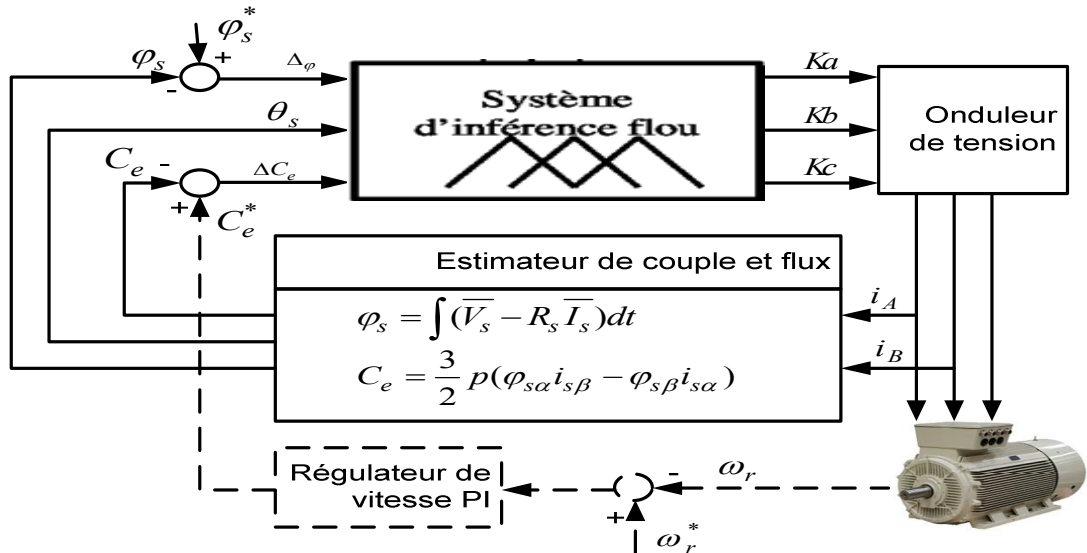


Figure 3.1 : Schéma de principe de la commande directe floue de la MAS

3.2.1.1. Choix des fonctions d'appartenances

Les fonctions d'appartenances trapézoïdales et triangulaires sont les plus utilisées et elles sont prouvées d'être de bon compensateur entre l'efficacité et la facilité d'implantation [37-46].

3.2.1.2. Fuzzification

Dans ce système il y a trois entrées pour le contrôleur à base de la logique floue, qui sont l'erreur de flux, l'erreur du couple et l'angle de flux statorique. Elles sont définies ci-dessous respectivement.

$$\Delta C_e = C_e^* - C_e \quad (3.1)$$

$$\Delta\varphi = \varphi_s^* - \varphi_s \quad (3.2)$$

$$\theta_s = \arctg \frac{\varphi_{s\beta}}{\varphi_{s\alpha}} \quad (3.3)$$

Le principe de base de cette approche est d'appliquer un raisonnement flou pour les erreurs sur les grandeurs de commande. L'erreur de flux $\Delta\varphi$, l'erreur du couple ΔC_e et la position du flux θ_s sont utilisées comme des entrées du contrôleur flou. L'état de commutation des interrupteurs du convertisseur est évidemment la sortie du régulateur.

CHAPITRE 3 : Commande DTC basée sur des techniques intelligentes

Les trois variables d'entrées sont divisées en un nombre déterminé d'ensemble flou de façon à avoir le meilleur contrôle en utilisant le minimum de règles. L'univers de discours de la première variable d'entrée $\Delta\varphi$ est divisé en deux ensembles flous :

- Erreur du flux est positive, «P»
- Erreur du flux est négative, «N»

On choisit des fonctions d'appartenance trapézoïdales pour les variables P, N, figure (3.2)

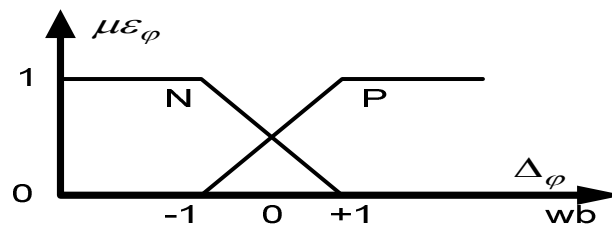


Figure 3.2 : Les fonctions d'appartenances de l'erreur de flux $\Delta\varphi$.

La deuxième entrée est l'erreur du couple ΔC_e . Son univers du discours est divisé en trois ensembles flous :

- Erreur du couple est négative, N (négatif)
- Erreur du couple est presque nul, Z (zéro)
- Erreur du couple est positive P, (positif)

On choisit des fonctions d'appartenances triangulaires pour l'ensemble Z. et des fonctions d'appartenances trapézoïdales pour les ensembles P et N, figure (3.3).

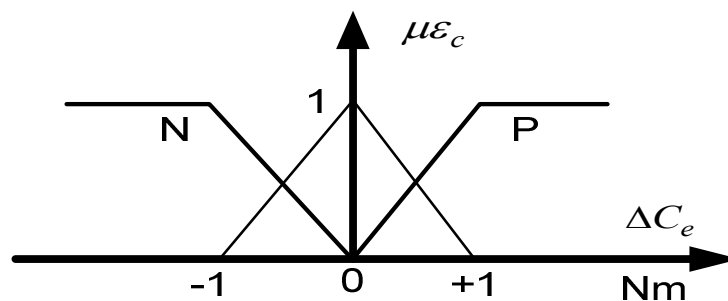


Figure 3.3 : Les fonctions d'appartenances de l'erreur de couple ΔC_e .

La troisième variable d'entrée est la position du flux dans le référentiel lié au stator. L'angle θ_s qui est donné par la relation (3.3).

L'univers du discours de cette variable est divisé en six ensembles flous (θ_1 à θ_6) dont les fonctions d'appartenance sont représentées par la figure (3.4) et la figure (2.8). (voir chapitre 2).

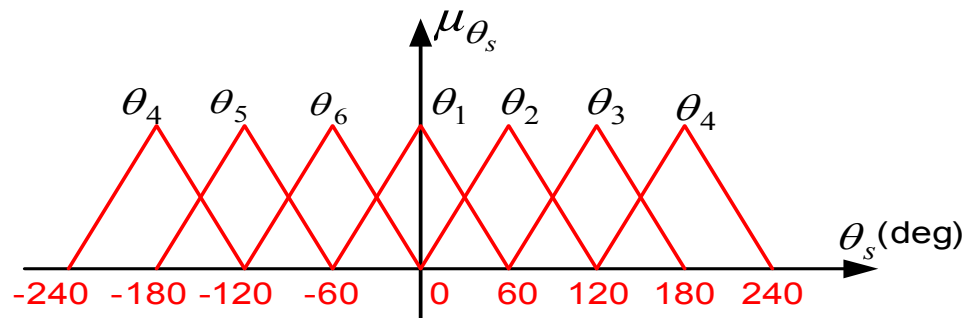


Figure 3.4 : Les fonctions d'appartenance de l'angle θ_s .

3.2.1.3. Defuzzification

La variable de sortie du système d'inférence est divisée en huit singletons, deux tensions nulles (V_0 et V_7) et six tensions non nulles. Les fonctions d'appartenance de la variable de sortie sont illustrées dans la figure (3.5).

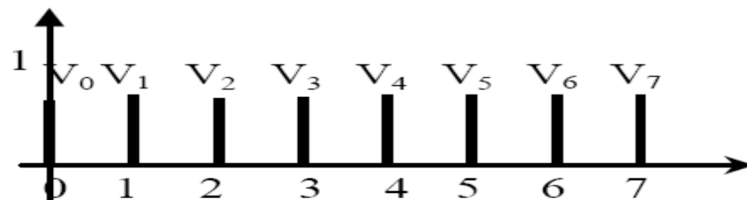


Figure 3.5 : Les fonctions d'appartenance de la sortie

3.2.1.4. Base de règles

Le nombre d'ensembles flous et le nombre de règles ne sont pas exhaustifs. Nous avons choisi ces ensembles flous pour un meilleur résultat. Plus nous augmentons le nombre de ces ensembles, plus nous aurons de règles et donc le travail devient méticuleux. Les différentes combinaisons possibles de trois ensembles flous pour l'erreur de couple, de deux ensembles flous pour l'erreur de flux et de six secteurs pour l'angle de flux du stator forment 36 règles sur la base du système d'inférence (appendice D).

CHAPITRE 3 : Commande DTC basée sur des techniques intelligentes

La base de règles est déduite du diagramme du flux statorique dans le plan (α, β) illustré par la figure (3.6). Par exemple, si l'angle θ_s du flux statorique est localisé dans l'intervalle θ_2 , lorsqu'on désire diminuer le couple doucement et augmenter le flux rapidement alors le vecteur V_1 constitue le meilleur choix. Le même raisonnement est utilisé pour construire la base des règles pour la commande directe floue de couple présentée par le tableau 3.1.

Tableau 3.1 : Base de règles adoptées

$\Delta\varepsilon_\varphi$		Angle θ_s (Secteur (S))					
		S1	S2	S3	S4	S5	S6
P	P	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_1
	Z	V_7	V_0	V_7	V_0	V_7	V_0
	N	V_6	V_1	V_2	V_3	V_4	V_5
N	P	V_3	V_4	V_5	V_6	V_1	V_2
	Z	V_0	V_7	V_0	V_7	V_0	V_7
	N	V_5	V_6	V_1	V_2	V_3	V_4

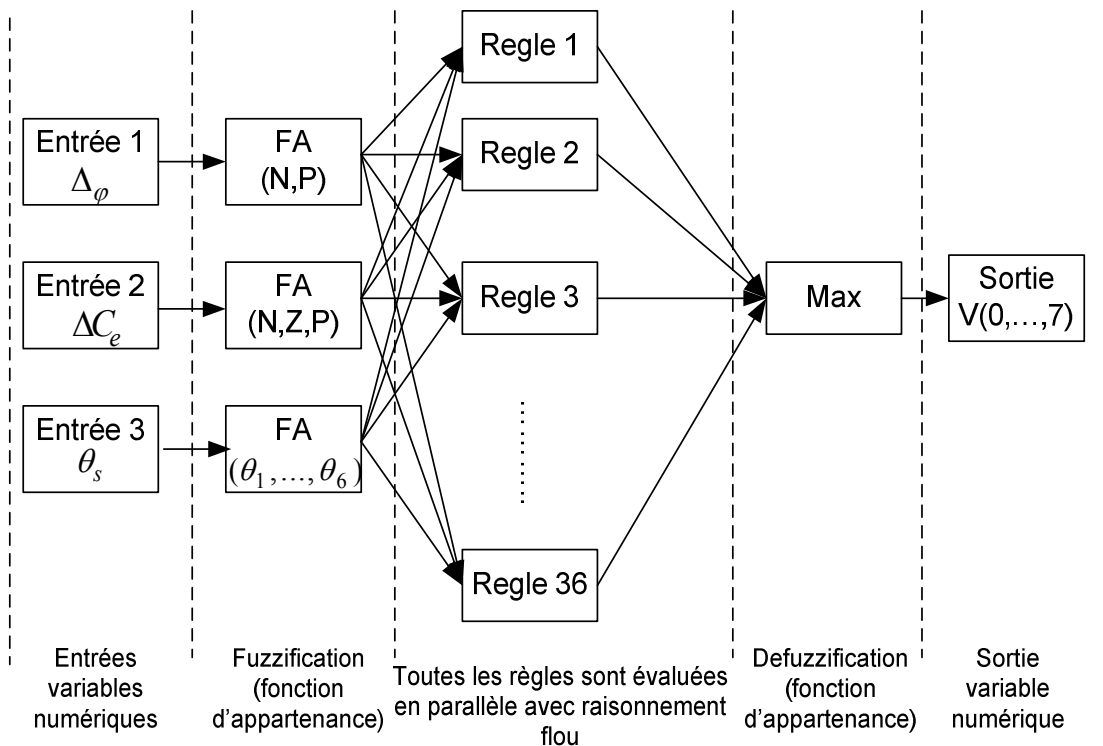


Figure 3.6 : Diagramme de système d'inférence flou

Avec :

$$R_1: \text{si } \Delta\varphi_s \text{ est } N \text{ et } \Delta C_e \text{ est } N \text{ et } \theta_s \text{ est } S_1 \text{ alors } V \text{ est } V_5 \quad (3.4)$$

$$R_2: \text{si } \Delta\varphi_s \text{ est } N \text{ et } \Delta C_e \text{ est } Z \text{ et } \theta_s \text{ est } S_1 \text{ alors } V \text{ est } V_0 \quad (3.5)$$

$$R_3: \text{si } \Delta\varphi_s \text{ est } N \text{ et } \Delta C_e \text{ est } P \text{ et } \theta_s \text{ est } S_1 \text{ alors } V \text{ est } V_3 \quad (3.6)$$

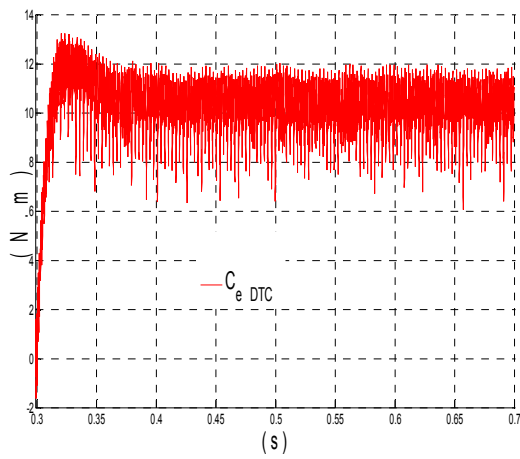
Jusqu'à :

$$R_{36}: \text{si } \Delta\varphi_s \text{ est } P \text{ et } \Delta C_e \text{ est } P \text{ et } \theta_s \text{ est } S_6 \text{ alors } V \text{ est } V_1 \quad (3.7)$$

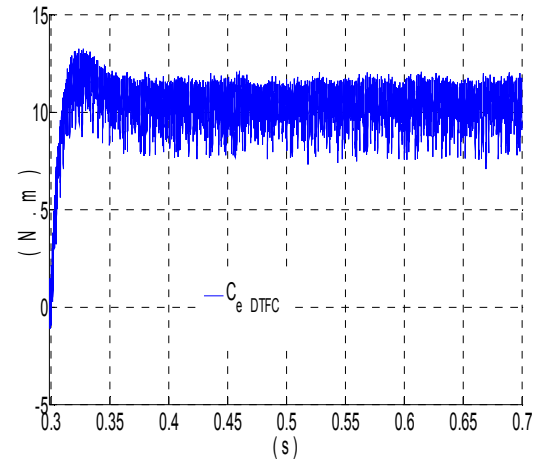
Il existe plusieurs méthodes possibles de defuzzification. Les plus reconnues et exploitées sont celles basées sur les méthodes du centre de gravité et le calcul du maximum. Dans notre étude, la méthode du maximum est validée. Le diagramme de la figure (3.6) montre le raisonnement concret du système d'inférence floue. Pour chaque combinaison d'entrées, plus d'une règle est généralement validée. Le degré d'activation de chaque règle est calculé en fonction des variables d'entrée. Ensuite, l'étape de defuzzification est appliquée pour produire la tension de commande à la sortie.

3.2.1.5 Résultats de simulation

Après avoir introduit les principes de base de la logique floue, il s'avère primordiale de simuler le fonctionnement de la MAS utilisant une commande DTC floue. Les différentes simulations effectuées concernant les mêmes régimes de fonctionnement que ceux introduits dans la commande DTC conventionnelle présentée dans le deuxième chapitre. Les figures (3.7) (a,b) à (3.9) (a,b) illustrent une réduction importante des ondulations du couple, du flux et du courant de la machine asynchrone avec la commande DTC flou. Au démarrage, un courant plus fort de 26 A pour la DTFC alors qu'il atteint uniquement 24 A pour la DTC conventionnel. La figure (3.10) décrit la trajectoire de l'amplitude du flux statorique dans le plan (α, β) . On peut remarquer que la commande DTC floue est plus rapide que la commande conventionnelle. Au démarrage, les figures (3.8.a) et (3.8.b) montrent bien que l'établissement du flux statorique et du couple de la DTFC sont plus rapides.

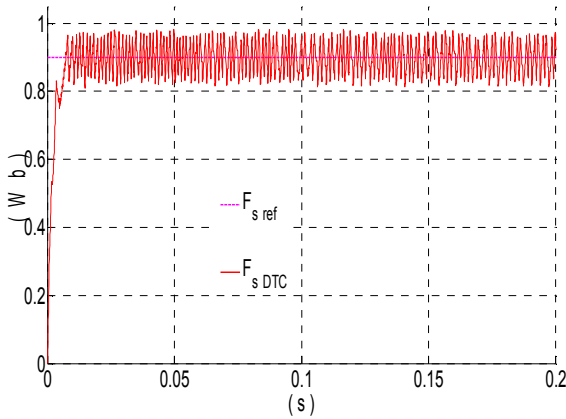


(a)

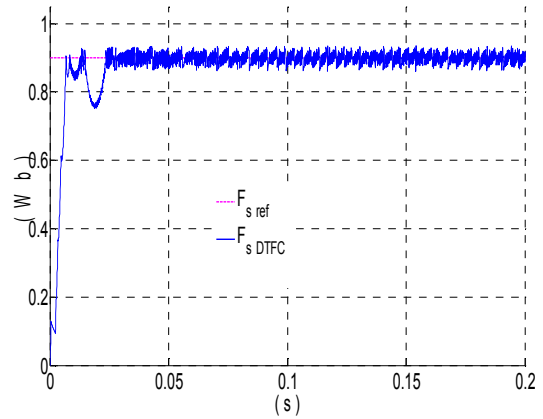


(b)

Figure 3.7 : Couple électromagnétique. (a) : DTC conventionnelle. (b) : DTC fluu.

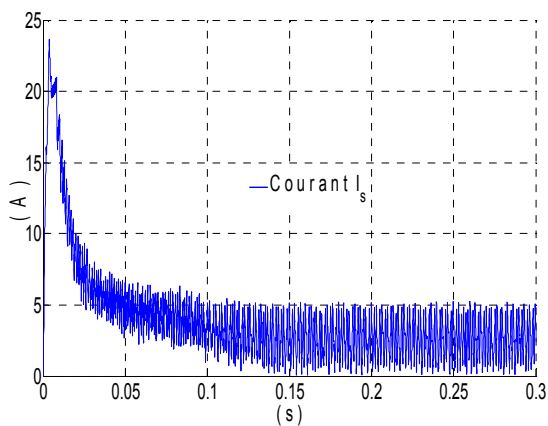


(a)

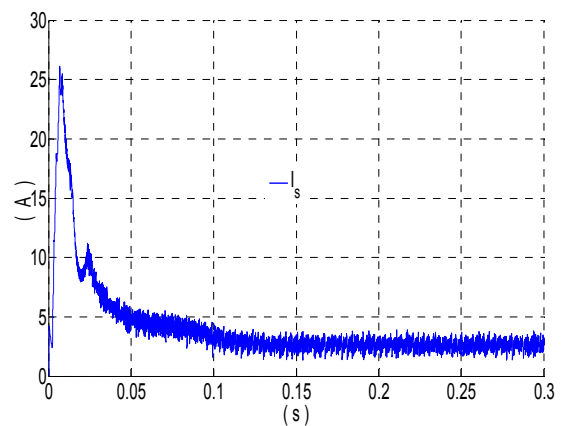


(b)

Figure 3.8 : Amplitude du flux statorique. (a) : DTC conventionnelle. (b) : DTC fluu.



(a)



(b)

Figure 3.9 : Le courant statorique. (a) : DTC conventionnelle. (b) : DTC fluu.

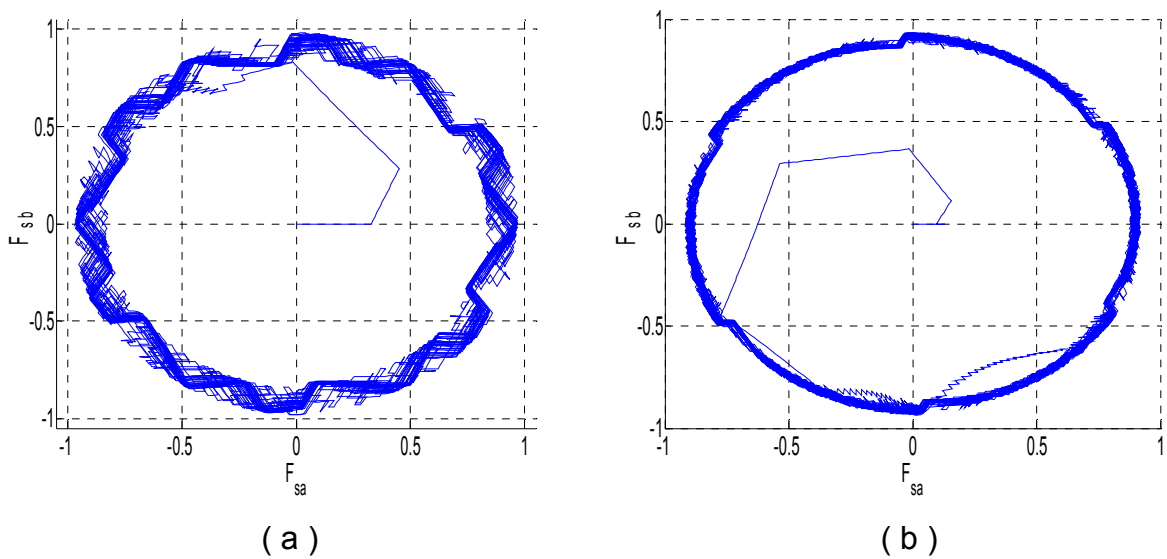


Figure 3.10 : Amplitude du flux statorique dans le plan (α, β) . (a) : DTC conventionnelle. (b) : DTC floue.

Après cette analyse des résultats de simulations présentés dans cette partie, on peut dire que le comportement de la commande directe floue de couple est plus performant que celui de la commande DTC conventionnelle. Ceci met en relief les objectifs de ce chapitre qui consiste en une réduction des ondulations du couple, du flux et du courant statorique, tout en garantissant une bonne dynamique du couple.

3.3. Réseaux de neurones artificiels (RNA)

Le réseau de neurones artificiels est une technique très populaire dans plusieurs domaines d'application de technologie et de recherche scientifique. Cette technique peut être utilisée dans des cas de problème difficile qui ne peuvent pas être décrits par des approches mathématiques précises où ils sont très compliqués à manipuler [66].

L'ajustement de la largeur de la bande d'hystérésis de couple et la réduction des ondulations du couple et du flux statorique forment l'objectif de ce présent travail. Les résultats obtenus permettent d'affirmer une amélioration des performances et de robustesse dans la commande de la machine asynchrone par DTC combiné avec les réseaux de neurones.

3.3.1. Perceptrons multicouches

Un perceptron est un réseau de neurones artificiel du type Feed forward, c'est à dire à propagation directe (vers l'avant) est le plus souvent utilisé dans les applications de commande de systèmes non linéaires [23, 25,70]. Les neurones cachés sont commandés par les entrées et sont répartis sur une couche mais ne sont pas connectés entre eux ; les neurones de sortie sont uniquement commandés par les neurones cachés [23, 35,70], voir la Figure (3.11), l'exemple d'un perceptron à 3 couches.

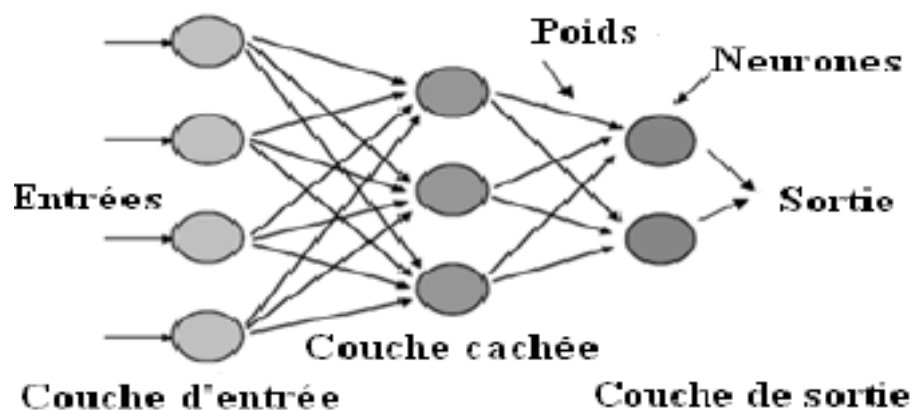


Figure 3.11 : Structure d'un réseau de neurones multicouches à propagation avant.

La première est celle des entrées (elle est linéaire et ne fait que distribuer les variables d'entrées). La deuxième est dite couche cachée (couche intermédiaire) et constitue le cœur du réseau de neurones. Ses fonctions d'activation sont du type sigmoïde. La troisième, constituée ici par un seul neurone est la couche de sortie. Sa fonction d'activation est du type linéaire bornée.

- **Apprentissage** : L'apprentissage est l'opération du réseau de neurones qui consiste à modifier itérativement les coefficients (poids et biais) en fonction des stimulus présentés à la couche d'entrée de manière à minimiser la fonction de coût, il est subdivisée en deux grandes catégories : apprentissage supervisé et apprentissage non supervisé.
- **La rétro propagation** : Les algorithmes d'optimisation de fonction efficaces utilisent en général la différentielle de la fonction considérée (le gradient).

CHAPITRE 3 : Commande DTC basée sur des techniques intelligentes

Quand les fonctions de transfert utilisées dans les neurones sont différentiables, et quand la fonction distance est aussi différentiable, alors l'erreur commise par un perceptron multicouches (MLP) est une fonction différentiable des coefficients synaptiques du réseau [23, 25,70].

L'algorithme de rétro propagation permet justement de calculer le gradient de cette erreur de façon efficace : le nombre d'opérations (multiplications et additions) à faire est en effet proportionnel au nombre de connexions du réseau, comme dans le cas du calcul de la sortie de Celui-ci.

L'algorithme consiste à calculer un terme d'erreur ε_i propre à chaque neurone i et de faire les modifications de poids des couches supérieures vers les couches inférieures. Cette méthode d'apprentissage est la plus utilisée dans l'entraînement des réseaux de neurones, à cause de sa simplicité. Cependant, elle présente l'inconvénient d'avoir une convergence très lente [70].

3.3.2. Commande neuronale directe du couple (DTNC)

L'application de la technique des réseaux de neurones dans la commande des MAS est simple et a permis la résolution de plusieurs problèmes liées au contrôle de ces systèmes.

Dans l'utilisation de la technique DTNC, les comparateurs à hystérésis et la table de vérité sont remplacés par un contrôleur neural, dont les entrées sont l'erreur de couple E_C , de flux E_φ et le numéro du secteur N du flux statorique φ_s . Alors que les sorties sont des impulsions de commande pour entrainer les interrupteurs de l'onduleur. La figure (3.12) montre le principe de base de la commande DTNC. Pour simuler ce contrôleur neural par MATLAB, on a développé un programme qui comporte une couche d'entrée de trois neurones ($E_\varphi ; E_C ; N$), une couche cachée de 24 neurones avec une couches de sorties de trois neurones (K_a, K_b, K_c), alors que les fonctions d'activation respectivement de type sigmoïde (appendice E). Pour réaliser un réseau de neurone il faut faire trois études principales :

- ✚ Choix des variables d'entrées des RNA.
- ✚ Choix des variables de sortie des RNA.
- ✚ Construction de la base d'apprentissage.

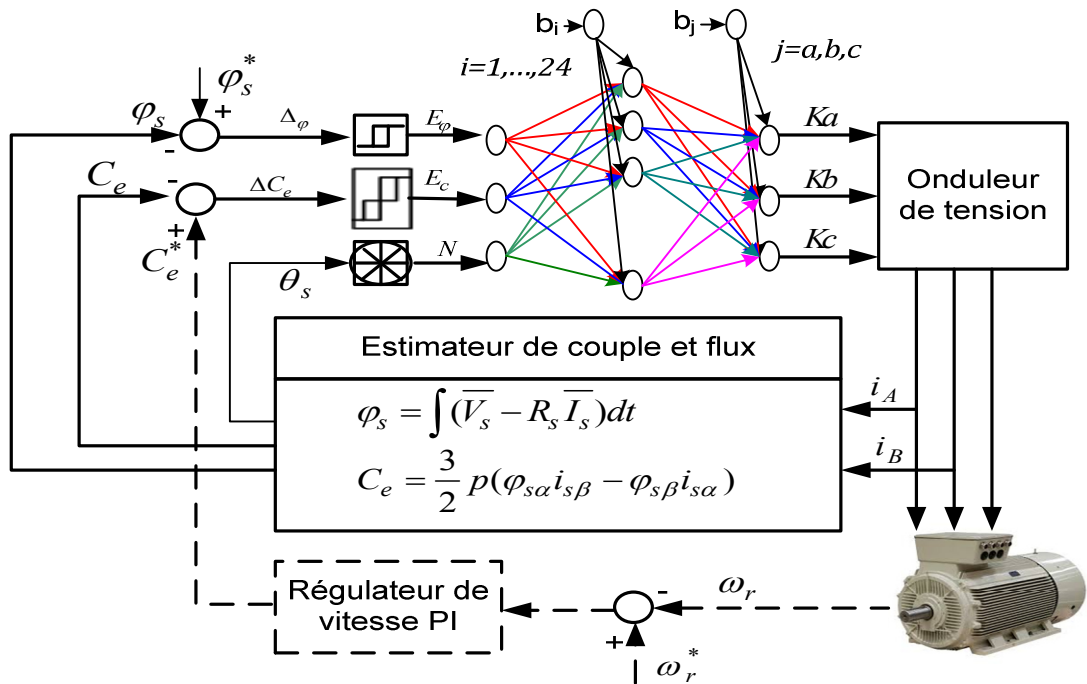


Figure 3.12 : Schéma de principe de la commande DTNC de la MAS.

3.3.3.1. Choix des variables d'entrées des RNA

La première variable d'entrée est la variable d'état d'erreur du flux E_φ . La deuxième variable d'entrée, nous avons utilisé la variable d'état d'erreur du couple E_c . La troisième variable d'entrée, nous avons utilisé la position N du flux dans le référentiel lié au stator.

3.3.3.2. Choix des variables de sortie des RNA

La sortie est représentée par les impulsions des interrupteurs d'onduleur qui représentent des valeurs logiques (K_a, K_b, K_c).

3.3.3.3. Construction de la base d'apprentissage

La base d'apprentissage du RNA est mise sous forme de fichier ou de tableau matrice). Le réseau de neurones que nous avons utilisé est un réseau multicouche à connexion local qui utilise l'algorithme de rétro-propagation pour leurs apprentissages (voir appendice E).

Dans RNA, On a utilisé 24 neurones dans la couche cachée. Pour la fonction d'activation, on a choisi la fonction sigmoïde, le choix des matrices d'apprentissage d'entrées-sorties est basé sur le tableau (2.1). Par conséquent,

CHAPITRE 3 : Commande DTC basée sur des techniques intelligentes

les matrices obtenues sont P et T données par les expressions (3.8) et (3.11). La figure (3.12) Schéma de principe de la commande DTNC de la MAS.

P est la matrice d'entrée ($E_\varphi ; E_C ; N$) de dimension ($3 * 36$).

$$P = [P_1 \quad P_2] \quad (3.8)$$

Avec :

$$P_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

$$P_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

T est la matrice de sortie (état de commutation) de dimension ($3 * 36$).

$$T = [T_1 \quad T_2] \quad (3.11)$$

Avec :

$$T_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

$$T_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

La structure du RNA est illustrée par La figure (3.13). Cette structure possède trois entrées ($E_\varphi ; E_C ; N$), trois sorties (K_a, K_b, K_c) et une couche cachée de vingt-quatre (24) neurones :

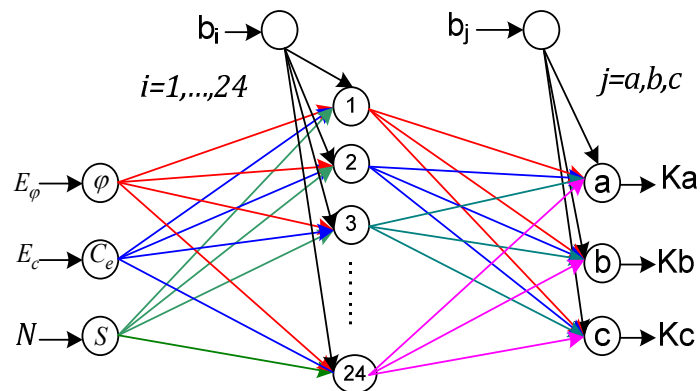


Figure 3.13 : Structure interne d'un contrôleur à base de réseau de Neurone.

3.3.3.3 Résultat de simulation

Les erreurs de couple, de flux et de l'angle du flux statorique vont former la couche d'entrée du réseau. L'algorithme d'apprentissage est appliqué avant le démarrage de la machine. On a fixé le nombre d'itération d'apprentissage K_{max} à 1000000 et l'erreur ε_{max} à 10^{-2} . Le coefficient d'apprentissage est fixé à 0.025. Les valeurs de consignes de couple et de flux statorique sont respectivement 10 N.m et 0.90 Wb. Le résultat de simulation de la figure (3.14) montre que le régime permanent est caractérisé par une réduction acceptable des ondulations de couple de la commande directe neuronale de couple. La figure (3.15) illustre une réduction importante d'ondulation de flux statorique de la commande directe neuronale de couple.

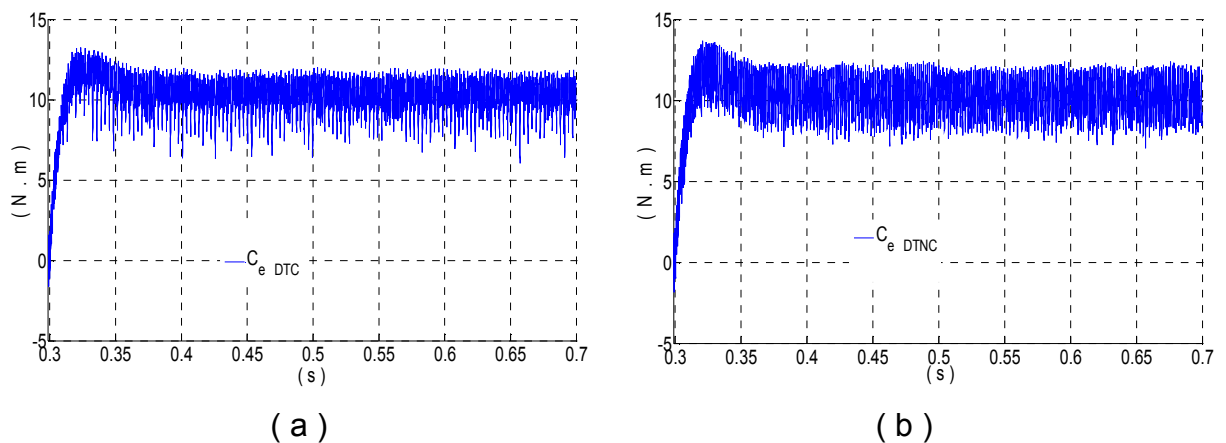


Figure 3.14 : Couple électromagnétique. (a) : DTC conventionnelle.
(b) : DTC Neuronale.

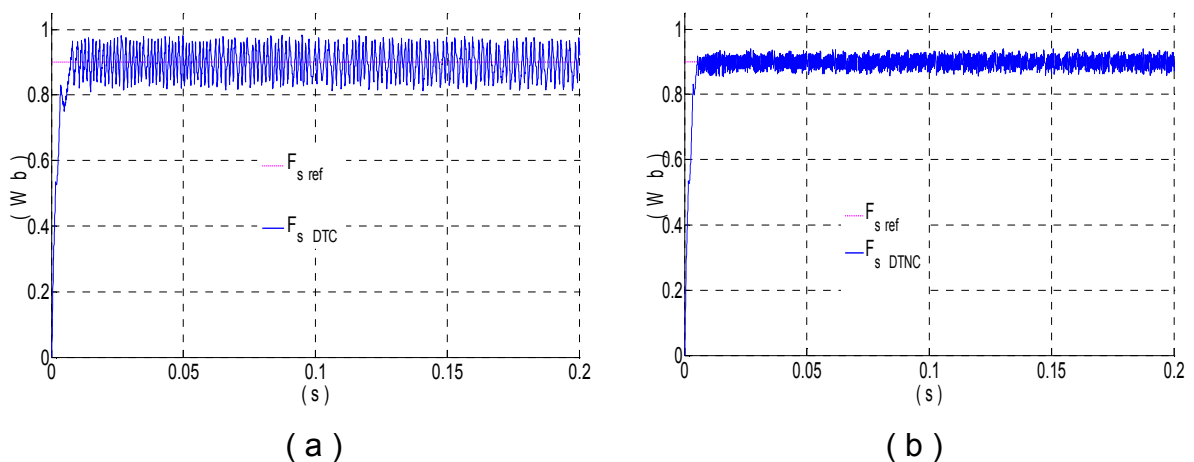


Figure 3.15 : Amplitude de flux statorique. (a) : DTC conventionnelle.
(b) : DTC Neuronale.

CHAPITRE 3 : Commande DTC basée sur des techniques intelligentes

Les mêmes constatations sont enregistrées pour le courant statorique illustré par la figure (3.16). On remarque bien l'apport de la commande neuronale au niveau de la réduction des ondulations. La figure (3.17) illustre la trajectoire de l'amplitude du vecteur flux statorique dans le plan (α, β) . On peut observer que l'épaisseur du cercle qui correspond à la commande neuronale présente moins d'ondulation que celle de la commande conventionnelle. Ceci est dû à la réduction des ondulations du flux.

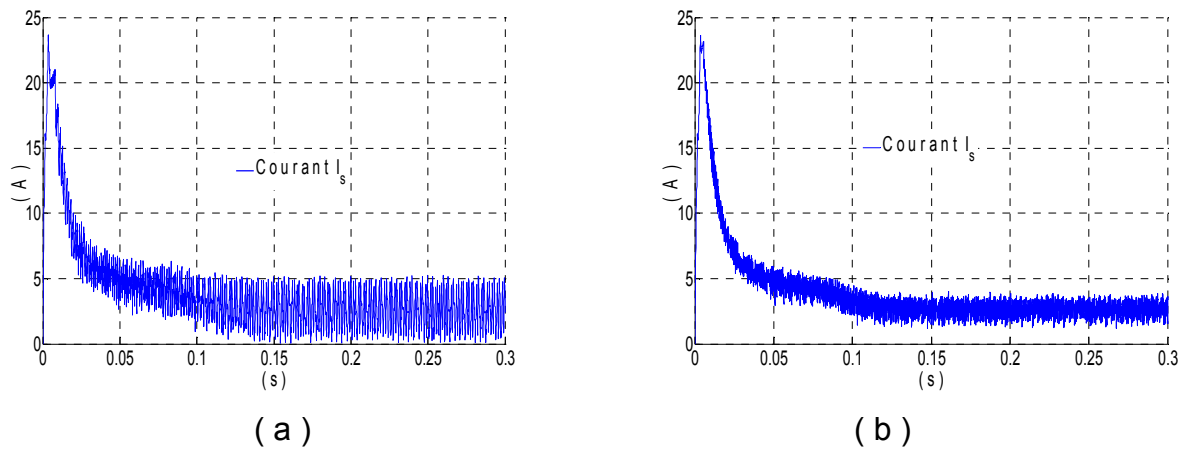


Figure 3.16 : Amplitude du courant statorique. (a) : DTC conventionnelle.
(b) : DTC Neuronale.

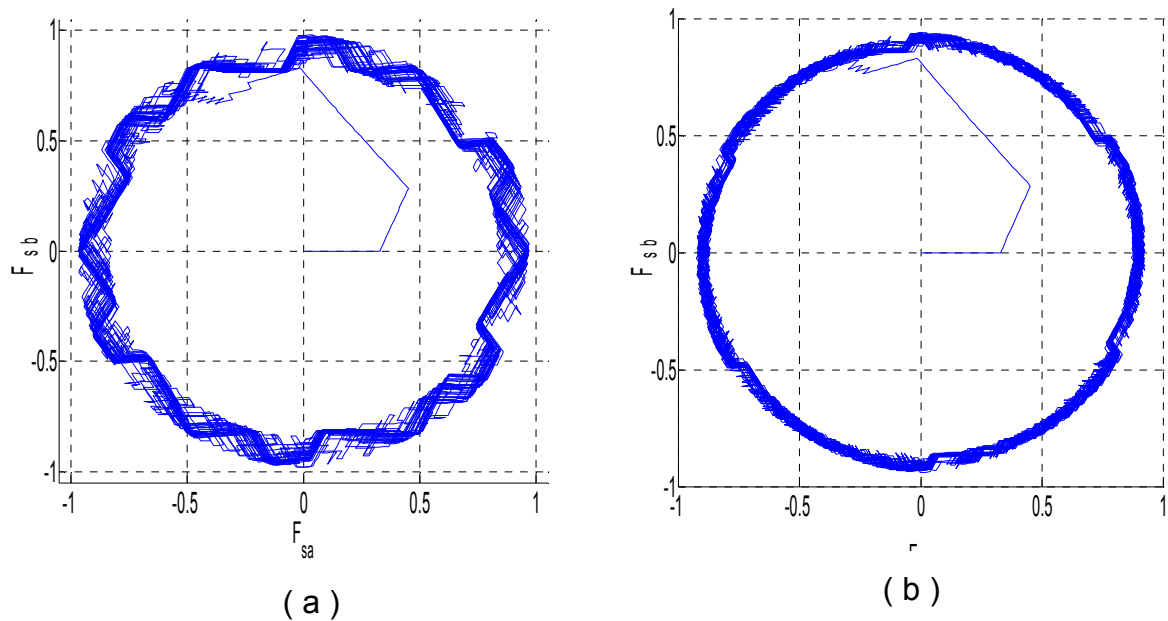


Figure 3.17 : Amplitude du flux statorique dans le plan (α, β) .
(a) : DTC conventionnelle. (b) : DTC Neuronale.

Finalement, on peut déduire que la commande neuronale est plus performante que la commande DTC conventionnelle. Le réseau de neurones utilisé permet de surmonter en partie les inconvénients liés à la commande conventionnelle tout en réservant de bonne dynamique du couple et du flux statorique.

3.4. Contrôleur d'inférence Neuro Floue Adaptatif (ANFIS)

Le contrôle neuro-flou est apparu comme une technique puissante qui combine les idées d'un contrôleur à logique floue et celles des réseaux de neurones artificiels. Cette combinaison offre au concepteur du système de contrôle la possibilité de tirer parti des avantages des deux, la capacité de la logique floue à prendre en compte les connaissances humaines expertes et la capacité d'apprentissage du réseau neuronal pour surmonter le manque de procédure d'apprentissage formel pour le contrôleur flou.

Cette approche fournit donc un moyen de combiner l'utilisation d'informations linguistiques imprécises mais qui ont une signification physique claire avec des structures mathématiques formalisées et des algorithmes d'apprentissage.

Lorsqu'il s'agit de systèmes hautement non linéaires, un contrôleur neuro-flou (NFC) s'est avéré avoir un meilleur comportement que celui d'un contrôleur conventionnel en raison de sa flexibilité de structure [29], de ses caractéristiques adaptables dans des environnements de contrôle variés, de représentations mathématiques simples.

3.4.1. Commande Neuro-Floue directe du couple (DTNFC)

La DTC s'est avéré être, entre autres avantages, une méthode de contrôle plus simplifiée qu'un entraînement à commande vectorielle, une amélioration de son fonctionnement dynamique est toujours nécessaire en raison de ses principaux inconvénients causés par l'utilisation des comparateurs d'hystérésis et de table de commutation.

Dans cette étude, la table de commutation a été remplacée par un contrôleur basé sur un système d'inférence neuro flou adaptatif (ANFIS), ainsi qu'une évaluation du vecteur de tension optimisé, pour avoir une réponse rapide de flux

et du couple, moins d'ondulations dans le régime permanent et une fréquence de commutation constante. Le principe de la stratégie de contrôle DTNFC est illustré par la figure (3.18).

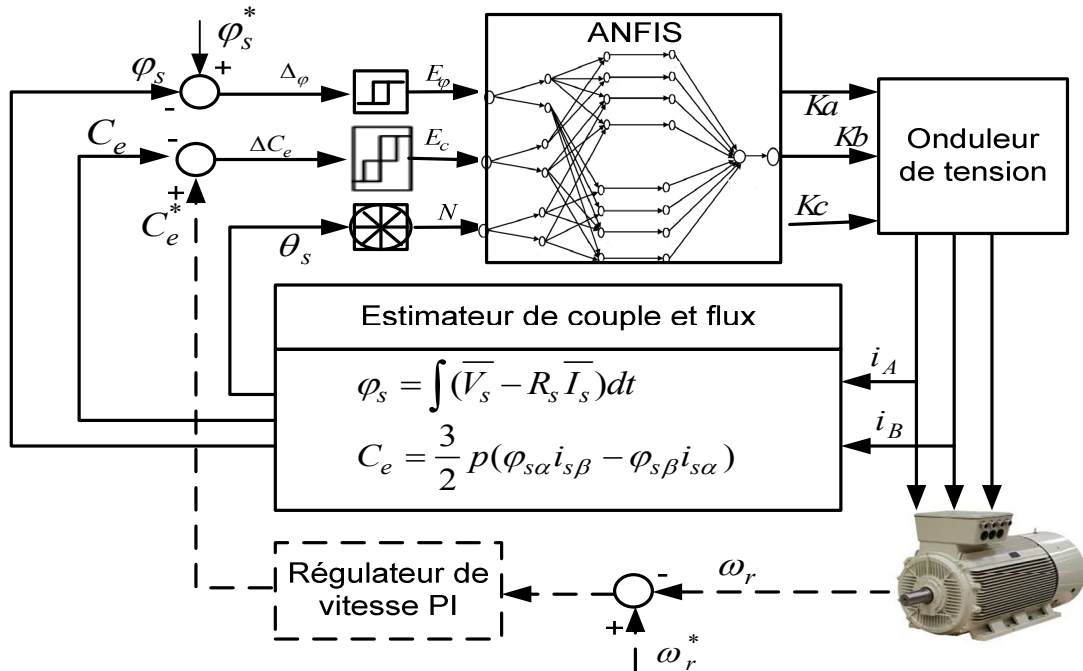


Figure 3.18 : Schéma de principe de la commande DTNFC de la MAS.

3.4.1.1. Choix des variables d'entrées des ANFIS

Par souci de simplicité, le système d'inférence floue considéré est supposé avoir trois entrées (E_φ ; E_C ; N). Supposons que la base de règles contienne des règles si-alors floues de type Takagi et Sugeno [30,33].

La figure (3.19) présente la structure intérieure du contrôleur (ANFIS) proposé, les entrées de la première couche, l'erreur du flux E_φ , l'erreur du couple E_{C_e} et la position N du flux dans le référentiel lié au stator, sont appliquées à des fonctions d'appartenance floue. Ces fonctions sont choisies triangulaires (appendice F).

La deuxième couche calcule le minimum de ce qui correspond à la logique floue logique du système. Le calcul peut être écrit comme suit :

$$w_i = \min \left[\mu_{A_{C_e}}(E_C), \mu_{A_\varphi}(E_\varphi), \mu_{A_N}(N) \right] \quad (3.14)$$

La troisième couche fait la normalisation de la sortie de la deuxième couche est donnée à sa sortie de O_i :

$$O_i = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_k w_k} \quad (3.15)$$

$O_i (i = 1, \dots, 18)$ sont les signaux de sorties d'ordre i de la troisième couche respectivement.

La quatrième couche permet de déterminer la $i^{\text{ème}}$ composante du vecteur de la tension désirée. En multipliant les poids O_i par la relation cotée continue de l'onduleur suivant cette équation.

$$V_i = \bar{w}_i z_i = O_i (p_i E_\varphi + q_i E_c + h_i N + r_i) \quad (3.16)$$

La cinquième couche permet de trouver le vecteur de la tension de référence V_s à partir de la somme de ces composantes, l'équation (3.17) représente l'expression mathématique de la tension de sortie V_s .

$$V_s = \sum_i V_i = \frac{\sum_i w_i z_i}{\sum_i w_i} \quad (3.17)$$

A cet effet, la règle floue R_i est écrite par l'expression linguistique (3.23).

$$R_i: \text{si } (E_\varphi \text{ est } A_\varphi) \text{ et } (E_c \text{ est } A_{c_e}) \text{ et } (N \text{ est } A_N) \text{ , alors } (V_i) \quad (3.18)$$

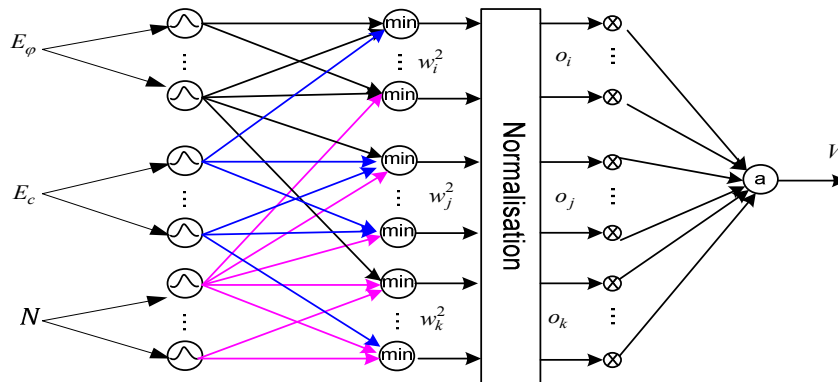


Figure 3.19 : Structure de l'ANFIS pour générer les séquences de commande

3.4.1.2. Choix des variables de sortie des ANFIS

Pour la sortie du système ANFIS, on définit la sortie du vecteur de tension V_s , l'ensemble de ces trois sorties (K_a, K_b, K_c) représente la conversion logique de la tension V_s .

3.4.1.3. Construction de la base d'apprentissage

Pour définir la base d'apprentissage du contrôleur ANFIS, on déclare P de l'expression (3.8) comme matrice d'entrée $(E_\phi ; E_C ; N)$. Alors que sa sortie est le vecteur de tension V_s présenté par (3.19).

$$V_s = [2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6 \ 1 \ 7 \ 0 \ 7 \ 0 \ 7 \ 0 \ 6 \ 1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6 \ 1 \ 2 \ 0 \ 7 \ 0 \ 7 \ 0 \ 7 \ 5 \ 6 \ 1 \ 2 \ 3 \ 4] \quad (3.19)$$

La conversion logique (K_a, K_b, K_c) de la tension V_s est donnée par le tableau (3.2).

Tableau 3.2 : la conversion logique de la tension de sortie V_s

V_s	(K_a, K_b, K_c)
0	(0 0 0)
1	(1 0 0)
2	(1 1 0)
3	(0 1 0)
4	(0 1 1)
5	(0 0 1)
6	(1 0 1)
7	(1 1 1)

L'algorithme d'apprentissage est appliqué avant le démarrage de la MAS. Les paramètres choisis avant le lancement de l'algorithme d'apprentissage sont données par le tableau (3.3).

Tableau 3.3 : Paramètres d'apprentissage de la structure ANFIS

Nombre d'itération	50
Méthode de recherche	Hybride
Nombre des variables d'entrée	3
Nombre des variables de sortie	1
Nombre des fonctions d'appartenances par entrée	6
Type des fonctions d'appartenances utilisées	triangulaire

CHAPITRE 3 : Commande DTC basée sur des techniques intelligentes

3.4.1.3 Résultat de simulation

Les valeurs de consignes de couple et de flux statorique sont respectivement 10 N.m et 0.90 Wb.

Après la convergence, les résultats d'apprentissage du contrôleur ANFIS sont donnés par le tableau (3.4) et les figures (3.20) et (3.21). Alors que les résultats de simulations sont illustrés par les figures (3.22), (3.23), (3.24) et (3.25).

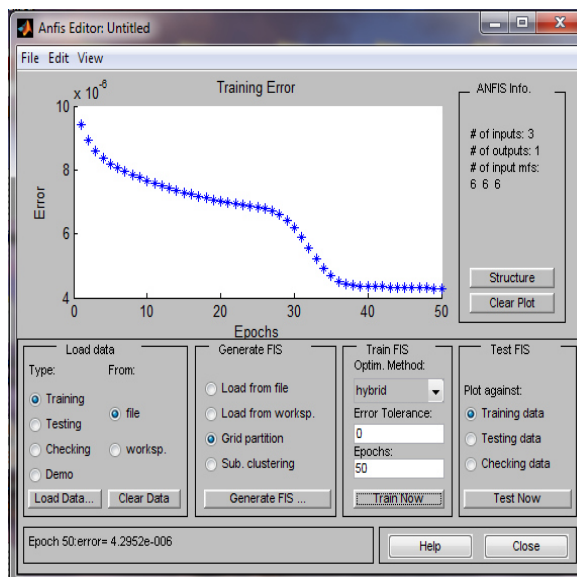


Figure 3.20 : Résultats obtenus après l'apprentissage de 50 itérations

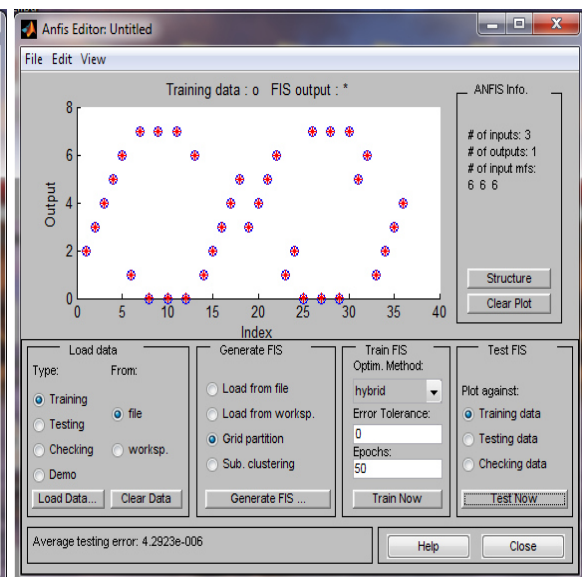


Figure 3.21 : Superposition des données d'apprentissage avec la sortie V_s

Tableau 3.4 : Paramètres du contrôleur ANFIS après l'apprentissage

Erreur d'entraînement	4.29235e-006
Nombre de nœuds	474
Nombre de paramètres linéaires	216
Nombre de paramètres non linéaires	36
Nombre total de paramètres	252
Nombre de paires de données d'apprentissage	36
Nombre de paires de données de contrôle	0
Nombre de règles floues	216

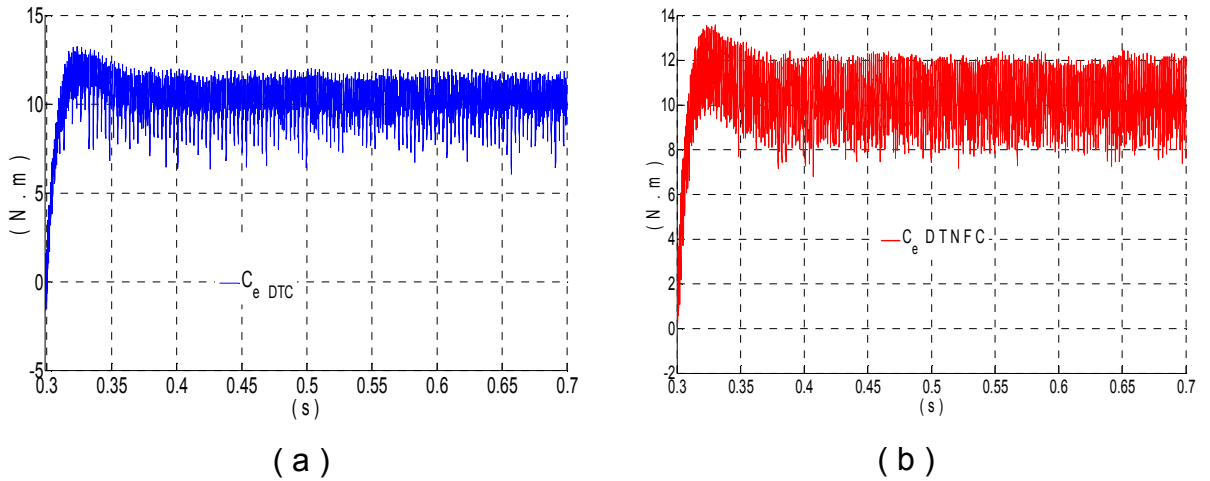


Figure 3.22 : Couple électromagnétique. (a). DTC conventionnelle. (b). DTNFC

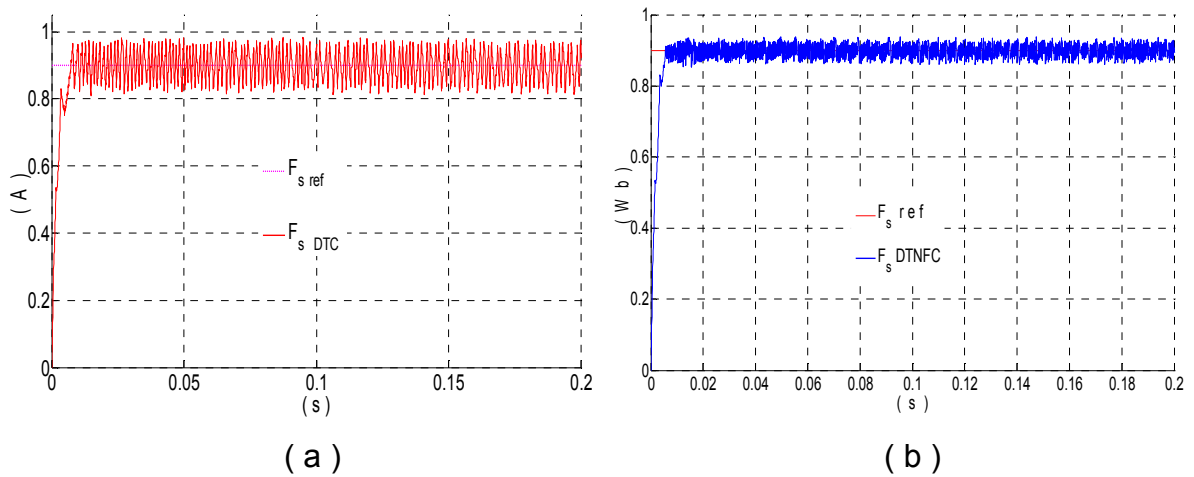
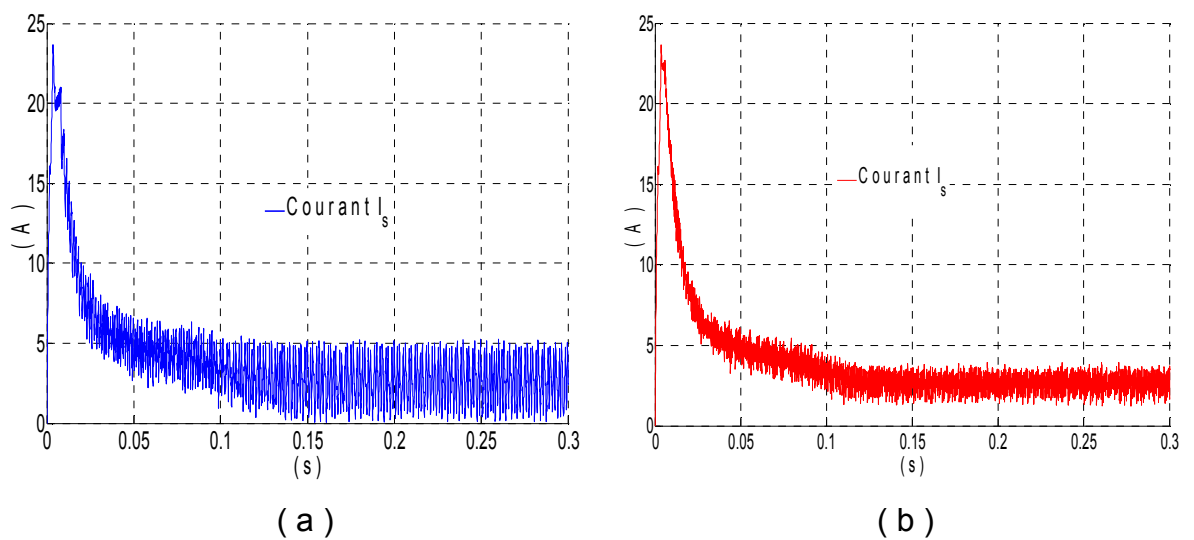


Figure 3.23 : Amplitude de flux statorique. (a). DTC conventionnelle. (b). DTNFC

Figure 3.24 : Amplitude du courant statorique. (a).DTC conventionnelle.
(b). DTNFC.

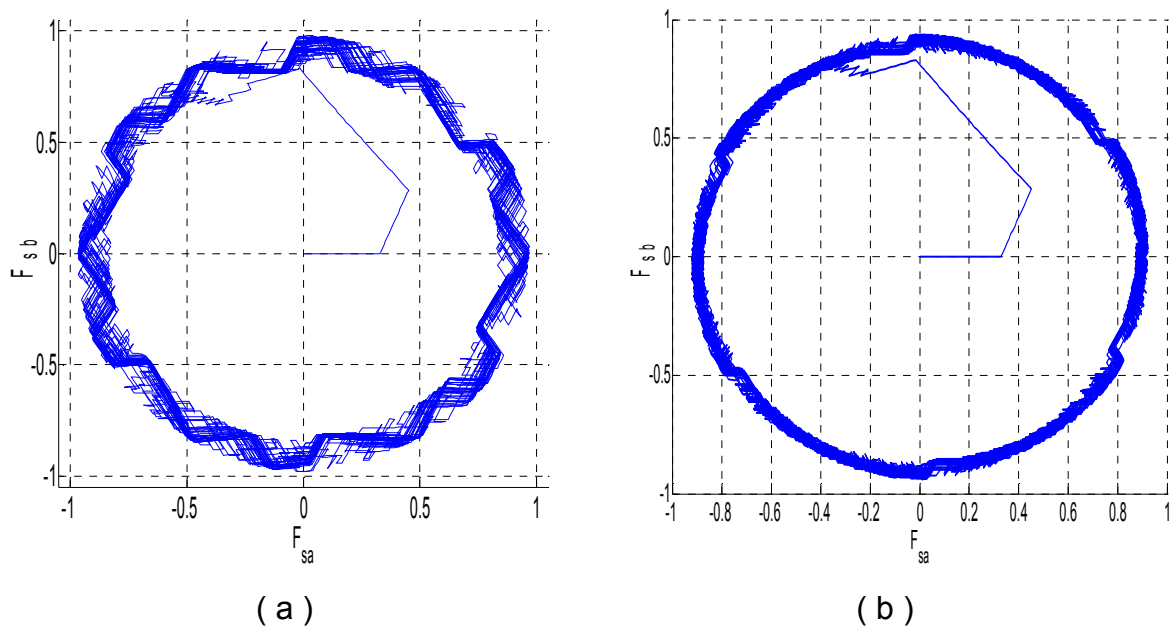


Figure 3.25 : Amplitude du flux statorique dans le plan (α, β) .

(a) : DTC conventionnelle. (b) : DTNFC

D'après la figure (3.22), Le résultat de simulation montre que le régime permanent est caractérisé par une réduction acceptable des ondulations de couple pour la DTNFC. D'après la figure (3.23), On observe une meilleure réponse de flux par rapport à celles de la DTC de base, car le module du vecteur flux statorique suit bien sa valeur de référence, bien que, une réduction améliorée des ondulations du flux pour la DTNFC.

La figure (3.24) montre que le module du courant statorique présente un pic de (24 A) au démarrage de la MAS. En régime permanent, il atteint le courant nominal, ce qui est satisfaisant. Ce qui est bien montré sur la figure (3.25), où l'établissement du flux est très rapide et avec une trajectoire de vecteur flux statorique circulaire.

A la fin, on peut conclure que la commande DTNFC est plus performante que la commande DTC conventionnelle. Le réseau de Neuro-Floue utilisé permet de surmonter en partie les inconvénients liés à la commande conventionnelle tout en réservant de bonne dynamique du couple et du flux statorique.

3.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposés l'ensemble des techniques intelligentes tel que logique flous, réseaux de neurones et la combinaison neuro-floue pour améliorer certaines performances de la commande directe du couple de la machine asynchrone.

Dans la première partie, les résultats de simulation ont montré que l'application de la logique floue donne des meilleures performances que celles obtenues aux chapitres précédents, On remarque des régimes transitoires rapides avec diminution du dépassement au démarrage ainsi qu'une atténuation des ondulations du couple, flux et du courant.

Concernant la deuxième partie, c'est l'application des réseaux de neurones sur la commande DTC, les résultats de simulation présentent une bonne réponse du couple, mais la réponse de flux statorique présente un régime transitoire un peu lent, dû au fait qu'il n'y a pas une règle générale pour choisir les paramètres du réseau de neurones (le taux d'apprentissage, le nombre de couche cachée et le nombre de neurones par couche cachée).

En ce qui concerne la troisième partie, les simulations des contrôleurs neuro-flous montrent de meilleures performances que celles obtenues aux chapitres 2. On remarque que les régimes transitoires des grandeurs de commande sont rapides avec une diminution du dépassement au démarrage ainsi qu'une atténuation des ondulations du couple, flux et courant. A cet effet, on peut conclure que les contrôleurs neuro-flou (DTNDC) donnent des résultats satisfaisants par rapport aux contrôleurs (DTNC) ou bien (DTFC) et avec une structure plus simple.

CHAPITRE 4 : APPLICATION DES TECHNIQUES INTELLIGENTES OPTIMISEES
A LA DTC

CHAPITRE 4 : APPLICATION DES TECHNIQUES INTELLIGENTES OPTIMISEES A LA DTC

4.1. Introduction

Le système d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS), développé au début des années 90 par Jyh-Shing Rojer Jang [26,27], combine les concepts de logique floue et de réseaux de neurones pour former un système intelligent hybride qui améliore la capacité d'apprendre et de s'adapter automatiquement. Dans ce présent travail, une comparaison entre deux méthodes d'optimisation est présentée.

La première méthode d'optimisation hybride utilise le Toolbox du contrôle flou, cette méthode fonctionne en deux étapes. La première étape est le passage vers l'avant pour trouver les paramètres linéaires par la méthode de Moindres carrés. Alors que la deuxième étape, est le passage en arrière par la méthode de rétro-propagation (gradient) pour déterminer les paramètres non linéaire.

La deuxième méthode d'optimisation est un algorithme d'optimisation heuristique qui se base sur la combinaison entre PSO et PSCO. Cet algorithme est appelé PSCSO. La simulation est effectuée à l'aide du logiciel MATLAB/Simulink.

4.2. Application de l'ANFIS-vitesse à la stratégie DTC

Le contrôleur ANFIS a deux entrées, l'erreur (qui est la différence entre le point de consigne ω_{ref} et la sortie ω_r du processus) et la dérivée de l'erreur, la sortie du contrôleur est la commande qui doit s'appliquer à l'entrée du processus. La figure (4.1) représente la stratégie DTC conventionnel commandé par le contrôleur ANFIS. A chaque période d'échantillonnage, les entrées du contrôleur neuro-flou sont :

L'erreur e, exprimée par :

$$e(k) = \omega_r^*(k) - \omega_r(k) \quad (4.1)$$

La dérivée de l'erreur, exprimée par :

$$\Delta e(k) = e(k) - e(k-1) \quad (4.2)$$

La sortie du contrôleur neuro-flou, c'est l'incrément de la référence de couple électromagnétique, est obtenu comme suit :

$$C_e^*(k) = C_e^*(k-1) + \Delta C_e(k) \quad (4.3)$$

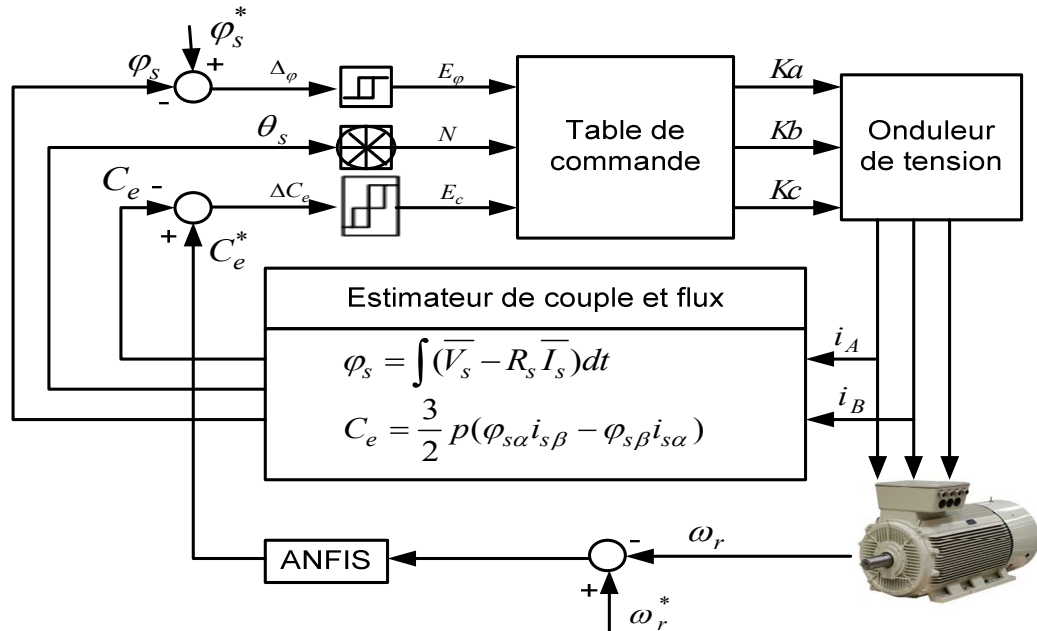


Figure 4.1 : DTC-conventionnelle contrôlée par ANFIS

4.3. Structure du contrôleur ANFIS-vitesse

L'ANFIS est un réseau multicouche à action directe qui utilise un réseau neuronal et des algorithmes d'apprentissage à logique floue pour concevoir un plan de l'entrée à la sortie. ANFIS a montré de grandes capacités dans le processus de contrôle [26, 27, 35]. Une architecture typique d'un ANFIS est représentée sur la figure (4.2), dans laquelle un cercle indique un nœud fixe, tandis qu'un carré indique un nœud adaptatif. Pour simplifier, on a supposé que le système logique souhaité avait deux entrées e , Δe et une sortie ΔC_e .

Comme montre la figure (4.2), l'ANFIS se compose de cinq couches [26,27], [35] :
Couche 1 : Chaque nœud i de la première couche utilise une fonction de nœud donnée par :

$$\begin{cases} o_i^1 = \mu_{A_i}(e) & i = 1,2 \\ o_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(\Delta e) & i = 3,4 \end{cases} \quad (4.4)$$

Où μ_{A_i} et $\mu_{B_{i-2}}$ peuvent adopter n'importe qu'elle fonction d'appartenance floue.

Couche 2 : Chaque nœud de cette couche calcule la force de tir d'une règle via la multiplication :

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(e) \cdot \mu_{B_j}(\Delta e) \quad i = 1,2 \quad j = 1,2 \quad (4.5)$$

Couche 3: le $i^{\text{ème}}$ nœud de cette couche calcule le rapport entre la puissance de tir de la $i^{\text{ème}}$ règle à la somme de toutes les forces de tir des règles:

$$O_k^3 = \bar{w}_k = \frac{w_k}{\sum_{k=1}^4 w_k} \quad k = 1, \dots, 4 \quad (4.6)$$

Où \bar{w}_i est appelé force de tir normalisée.

Couche 4 : Dans cette couche, chaque nœud i a la fonction suivante :

$$O_k^4 = \bar{w}_k f_k = \Delta C_{ek} = \bar{w}_k (p_k e + q_k \Delta e + r_k) \quad k = 1, \dots, 4 \quad (4.7)$$

Où \bar{w}_i est la sortie de la couche 3, et $\{p_i, q_i, r_i\}$ est l'ensemble de paramètres.

Les paramètres de cette couche sont appelés paramètres conséquents.

Couche 5 : le nœud unique de cette couche calcule la sortie globale comme la somme de tous les signaux entrants, qui s'exprime comme suit :

$$O_k^5 = \sum_{k=1}^4 \bar{w}_k f_k = \sum_{k=1}^4 \Delta C_{ek} \quad (4.8)$$

La sortie ΔC_e de la figure (4.2) peut être réécrite comme [26, 27, 35] :

$$\Delta C_e = \Delta C_{e1} + \Delta C_{e2} + \Delta C_{e3} + \Delta C_{e4} \quad (4.9)$$

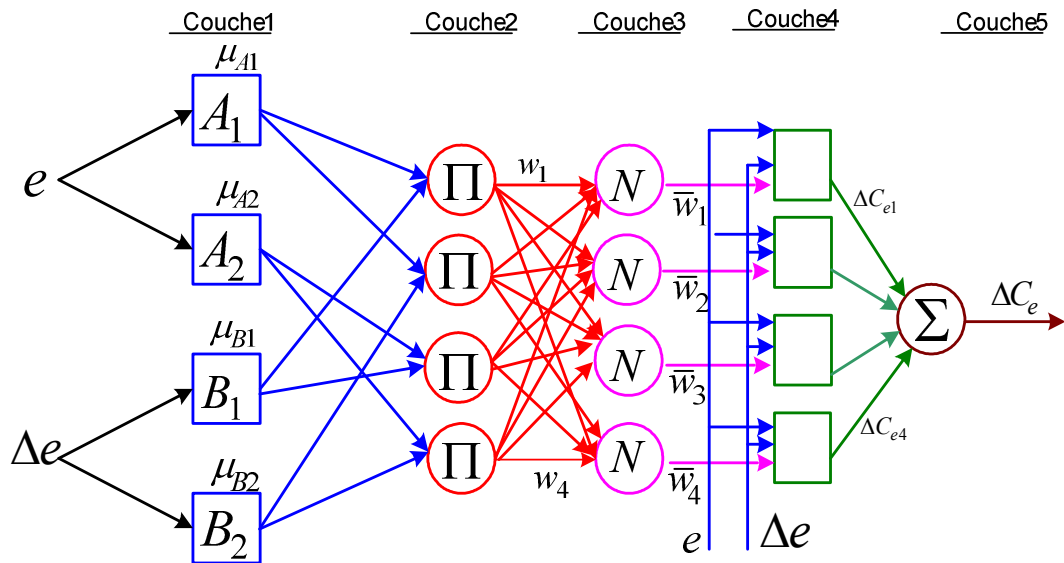


Figure 4.2 : Architecture du contrôleur ANFIS appliquée à la vitesse

Alors les lois sont considérées comme suit [34] :

$$R_1: \text{si } (e \text{ est } A_1) \text{ et } (\Delta e \text{ est } B_1) , \text{ alors } (\Delta C_{e1} = \bar{w}_1(p_1e + q_1\Delta e + r_1)) \quad (4.10)$$

$$R_2: \text{si } (e \text{ est } A_1) \text{ et } (\Delta e \text{ est } B_2) , \text{ alors } (\Delta C_{e2} = \bar{w}_2(p_2e + q_2\Delta e + r_2)) \quad (4.11)$$

$$R_3: \text{si } (e \text{ est } A_2) \text{ et } (\Delta e \text{ est } B_1) , \text{ alors } (\Delta C_{e3} = \bar{w}_3(p_3e + q_3\Delta e + r_3)) \quad (4.12)$$

$$R_4: \text{si } (e \text{ est } A_2) \text{ et } (\Delta e \text{ est } B_2) , \text{ alors } (\Delta C_{e4} = \bar{w}_4(p_4e + q_4\Delta e + r_4)) \quad (4.13)$$

Où A_i et B_i sont les ensembles flous dans l'antécédent, et p_i , q_i et r_i sont les paramètres de conception qui sont déterminés pendant le processus d'apprentissage.

4.4. Optimisation du l'ANFIS-vitesse par l'algorithme hybride

Les expressions mathématiques des fonctions d'appartenances utilisées dans ANFIS proposé sont données par les deux équations (4.14) et (4.15) :

$$\mu_{A_i}(e) = \frac{1}{\left(1 + \left|\frac{e - c_i}{a_i}\right|^{2*b_i}\right)} \quad i = 1,2 \quad (4.14)$$

$$\mu_{B_{i-2}}(\Delta e) = \frac{1}{\left(1 + \left|\frac{\Delta e - c_i}{a_i}\right|^{2*b_i}\right)} \quad i = 3,4 \quad (4.15)$$

D'après l'expression (4.9) et d'après les types des fonctions d'appartenances A_i et B_j choisies (4.14) et (4.15), alors les paramètres qui doivent être optimisés par l'algorithme hybride sont :

$$S_1 = \{a_i, b_i, c_i\} \quad i = 1, \dots, 4 \quad (4.16)$$

$$S_2 = \{p_j, q_j, r_j\} \quad j = 1, \dots, 4 \quad (4.17)$$

L'ensemble $\{S_1, S_2\}$ représente l'espace de recherche [32] pour l'algorithme d'optimisation hybride.

Le système ANFIS applique le mécanisme d'apprentissage des réseaux de neurones sur les techniques d'inférence floue.

À l'autre extrémité, l'ANFIS est un système d'inférence floue (FIS) dont les paramètres de fonction d'appartenance sont ajustés à l'aide de l'algorithme d'apprentissage de rétro-propagation, ou en combinaison avec un autre type d'algorithmes comme les moindres carrés [26,27].

Tableau 4.1 : Paramètres optimisés par la méthode hybride

	Passage vers l'avant	Passage en arrière
Paramètres des fonctions d'appartenances non linéaires : $\{a_i, b_i, c_i\} \quad i = 1, \dots, 4$	fixe	Rétro-propagation
Paramètres des coefficients linéaires : $\{p_j, q_j, r_j\} \quad j = 1, \dots, 4$	Moindres carrés	fixe

ANFIS-hybride utilise un cycle d'apprentissage de deux passages :

- ✚ Le passage vers l'avant (voir le tableau (4.1)) : S_1 est fixé alors que S_2 est calculé à l'aide de l'algorithme d'erreur du moindre carré.
- ✚ Passage en arrière : S_2 est fixe, tandis que, S_1 est calculé à l'aide de l'algorithme de retro-propagation.

4.4.1. Rétro-Propagation de l'ANFIS

La mesure d'erreur E_k , pour la $k^{\text{ième}}$ donnée d'apprentissage, s'écrit par l'expression (4.18) :

$$E_k = \sum_{i=1}^{N(L)} (d_i - x_{L,i})^2 \quad (4.18)$$

Avec :

$N(L)$: Nombre de neurones dans la couche L .

d_i : $i^{\text{ème}}$ composant de vecteur de sortie désiré.

$x_{L,i}$: $i^{\text{ème}}$ composant de vecteur de sortie de réel (de l'ANFIS).

Mesure d'erreur globale E :

$$E = \sum_{k=1}^{M_e} E_k \quad (4.19)$$

Avec :

M_e est le nombre d'échantillon de la matrice d'apprentissage d'entrées-sortie.

Pour chaque paramètre $\alpha_i (\alpha_i \in S_1)$ sont modifiés par l'équation suivante :

$$\Delta\alpha_i = -\eta \frac{dE}{d\alpha_i} \quad (4.20)$$

Où η une constante positive est appelée le pas d'apprentissage.

4.3.2. Résultats d'apprentissage de la méthode hybride

Dans le Toolbox contrôle flou, il existe une commande utile appelée `anfisedit`. Elle fournit une structure ANFIS optimisée avec les meilleurs paramètres du système flou qui correspondent aux données d'entrées-sortie. Il est expliqué dans l'appendice G, puisque la plupart des algorithmes d'optimisation nécessitent le calcul du gradient, cela se fait avec un réseau neuronal. Les étapes suivies pour l'apprentissage sont données dans l'appendice G. Après la convergence, la structure du contrôleur ANFIS-vitesse est donnée par la figure (4.3). Les formes finales optimisées par la méthode hybride sont présentées par la figure (4.4). Alors que le tableau (4.2) résume la structure du contrôleur ANFIS optimisé par l'algorithme hybride.

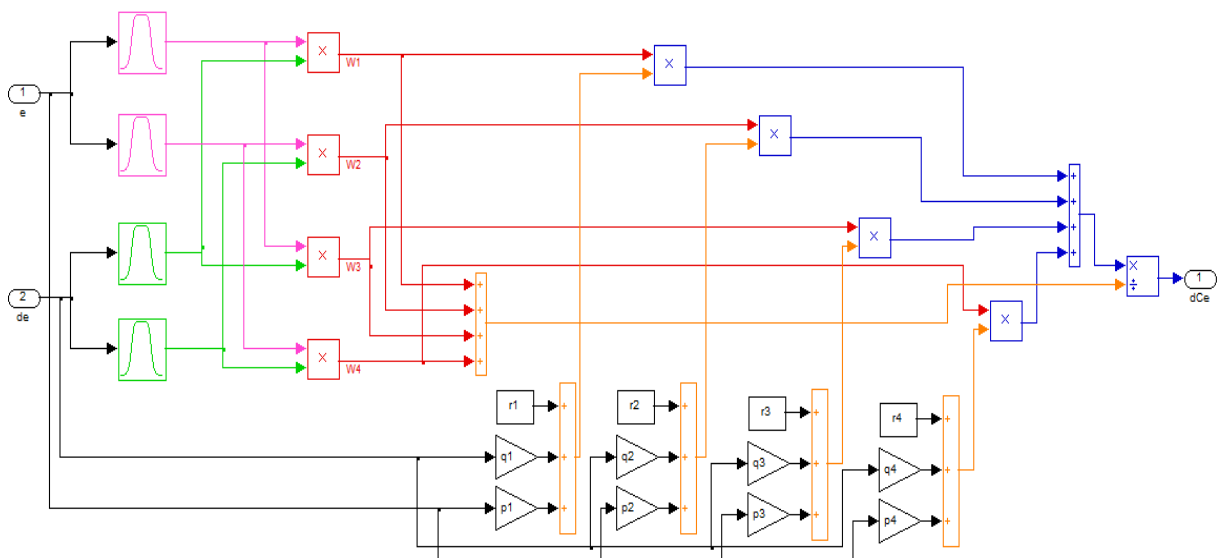
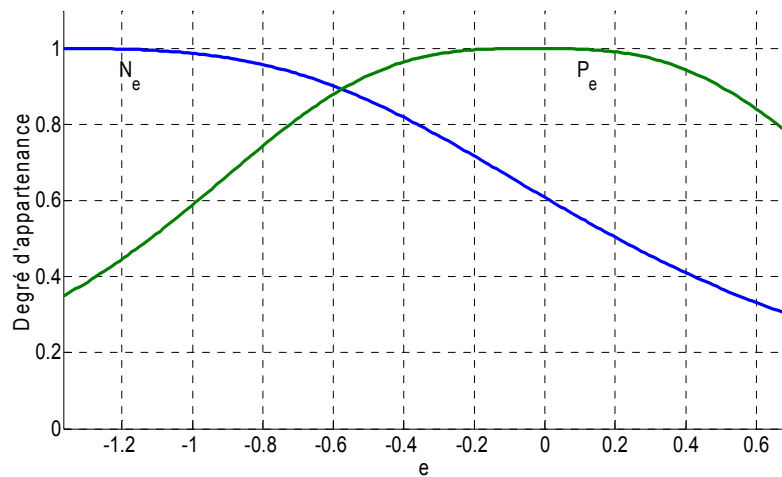


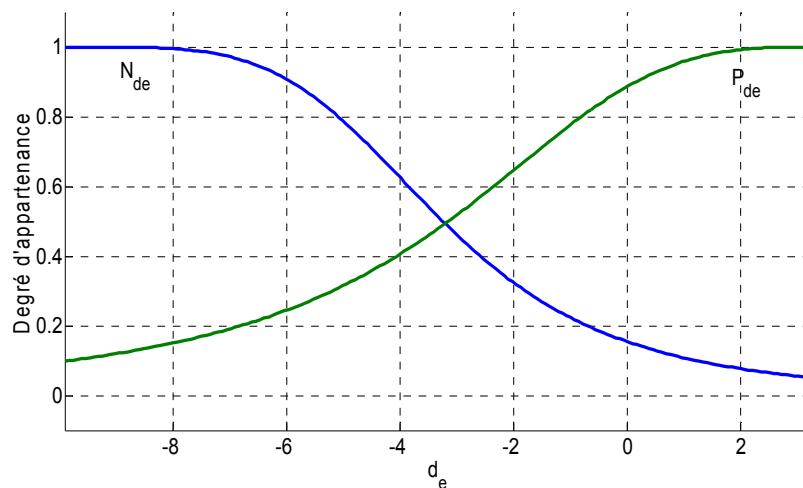
Figure 4.3 : Structure du contrôleur ANFIS-vitesse optimisé par la méthode hybride

Tableau 4.2 : Structure de l'ANFIS-vitesse optimisé par la méthode hybride

Nom de la structure	ANFIS_hybrid_50.fis
Type de la structure	Sugeno
Nombre d'entrée	2 entrées (e) et (Δe)
Nombre de sortie	Une sortie ΔC_e
Nombre de règle	4 règles



(a)



(b)

Figure 4.4 : Structures des fonctions d'appartenance des deux entrées :

a : l'erreur, b : la dérivée de l'erreur Δe

Les paramètres linéaires et non linéaires trouvés par la méthode hybride sont illustrés dans le tableau (4.3), D'après les résultats obtenus, on constate que le déroulement de l'algorithme est effectué d'une manière très rapide ($N_{max} = 15$ itérations) avec une erreur d'apprentissage ($E = 0.0667935$). D'après le tableau (4.3), on remarque que le nombre de paramètre trouvé par cette méthode est important (24 paramètres), douze (12) paramètres linéaires et douze (12) paramètres non linéaires. Par l'utilisation le Toolbox/MATLAB, Les règles du contrôleur ANFIS-Hybride obtenues sont données par les expressions (4.21- 4.26) :

$$R1 : \text{If } (e \text{ is } P_e) \text{ and } (d_e \text{ is } P_{\Delta e}) \text{ then } (\Delta C_{e1} \text{ is } Y_1) \quad (4.21)$$

$$R2 : \text{If } (e \text{ is } P_e) \text{ and } (de \text{ is } N_{\Delta e}) \text{ then } (\Delta C_{e2} \text{ is } Y_2) \quad (4.22)$$

$$R3 : \text{If } (e \text{ is } N_e) \text{ and } (de \text{ is } P_{\Delta e}) \text{ then } (\Delta C_{e3} \text{ is } Y_3) \quad (4.23)$$

$$R4 : \text{If } (e \text{ is } N_e) \text{ and } (de \text{ is } N_{\Delta e}) \text{ then } (\Delta C_{e4} \text{ is } Y_4) \quad (4.24)$$

Avec :

$$\Delta C_e = \sum_{i=1}^4 \Delta C_{ei} \quad (4.25)$$

$$Y_i = ep_i + \Delta eq_i + r_i \quad i = 1, \dots, 4 \quad (4.26)$$

Tableau 4.3 : Paramètres trouvés par l'algorithme hybride

Paramètres des fonctions d'appartenances non linéaires :	
$\{a_i \quad b_i \quad c_i\} \quad i = 1, \dots, 4$	
$[a_1 \quad b_1 \quad c_1]$	[1.089 1.531 -0.03144]
$[a_2 \quad b_2 \quad c_2]$	[1.624 1.612 -1.416]
$[a_3 \quad b_3 \quad c_3]$	[6.524 1.553 3.37]
$[a_4 \quad b_4 \quad c_4]$	[6.608 2.12 -9.856]
Paramètres des coefficients linéaires :	
$\{p_j, q_j, r_j\} \quad j = 1, \dots, 4$	
$[p_1, q_1, r_1]$	[-10.83 0.686 50.39]
$[p_2, q_2, r_2]$	[55.13 4.078 -156.9]
$[p_3, q_3, r_3]$	[-43.61 0.5023 -84.67]
$[p_4, q_4, r_4]$	[130.9 -0.5798 268.6]

4.5. Optimisation du l'ANFIS-vitesse par l'algorithme PSCSO

D'après l'équation (4.9) et d'après les types des fonctions d'appartenances A_i et B_i choisies (4.14) et (4.15), les paramètres qui doivent être optimisés par l'algorithme PSCSO sont :

$$S_1 = \{\{a_1, b_1, c_1\}, \{a_2, b_2, c_2\}, \{a_3, b_3, c_3\}, \{a_4, b_4, c_4\}\} \quad (4.27)$$

$$S_2 = \{p_1, p_2, q_1, q_2, r_1, r_2\} \quad (4.28)$$

L'ensemble $\{S_1, S_2\}$ représente l'espace de recherche pour l'algorithme d'optimisation PSCSO.

4.5.1. Algorithme PSCSO

L'hybridation entre les deux algorithmes d'optimisations PSO et SCSO donne la nouvelle structure de l'algorithme PSCSO.

4.5.2. Algorithme PSO

On considère les essaims de particules qui volent à travers l'espace des paramètres et recherchent l'optimum. Chaque particule est caractérisée par son vecteur position ou $P_i(k)$ et son vecteur vitesse $v_i(k)$. Au cours du processus, chaque particule aura sa connaissance individuelle P_{best} , c'est-à-dire son meilleur jusqu'à présent dans la position et la meilleur position du groupe g_{best} , c'est-à-dire P_{best} de son meilleur voisin. Par conséquent, la position et la vitesse de chaque particule peuvent être modifiées par les deux équations suivantes [47-50] :

$$v_i(k+1) = C_1 \cdot v_i(k) + C_1 \cdot v_i(k) + C_2 \cdot rand. (P_{best_i} - P_i(k)) + C_3 \cdot rand. (g_{best} - P_i(k)) \quad (4.29)$$

$$P_i(k+1) = P_i(k) + v_i(k) \quad (4.30)$$

Où :

C_1 : Masse d'inertie.

Rand : nombre aléatoire entre 0 et 1.

C_2, C_3 : Constantes d'accélération.

4.5.3. Algorithme SCSO

Alors que la structure de la méthode d'optimisation de l'essaim basée sur le sinus-cosinus (SCSO), présentée dans [51], calcule la vitesse de chaque particule en utilisant l'équation suivante.

$$v_i(k+1) = \begin{cases} \text{Sin}(2\pi r) * (P_{best_i} - p_i(k)) , if r < 0.5 \\ \text{Cos}(2\pi r) * (P_{best_i} - p_i(k)) , if r > 0.5 \end{cases} \quad (4.31)$$

Où r est un nombre aléatoire dans $[0,1]$.

La position actuelle (point de recherche dans l'espace de la solution) peut être modifiée par l'équation suivante [47-51] :

$$P_i(k+1) = P_i(k) + v_i(k) \quad (4.32)$$

4.5.4. Principe d'optimisation de l'ANFIS par PSCSO

L'objectif d'optimiser le régulateur ANFIS avec le moins possible de paramètres linéaires et non linéaires, pour contrôler la vitesse avec des performances très satisfaisante, est un compromis très difficile à réaliser. A cet effet, l'optimisation de la structure de base de ce contrôleur devient un objectif très intéressant. La figure (4.5) montre le principe d'optimisation de l'ANFIS par PSCSO pour contrôler la vitesse angulaire de la machine asynchrone par la stratégie DTC conventionnel.

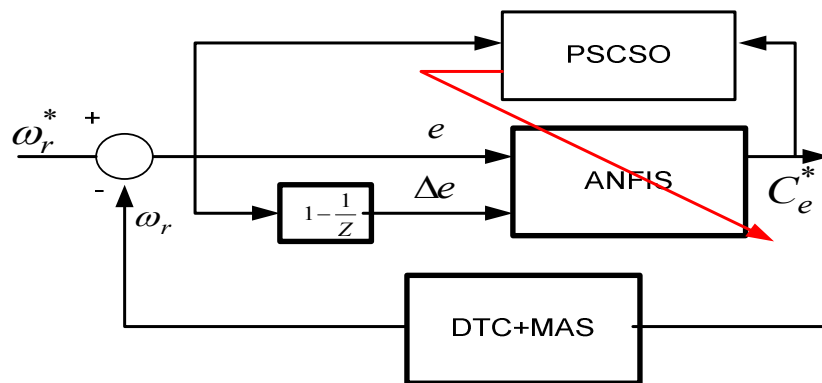


Figure 4.5 : Principe d'optimisation de l'ANFIS par PSCSO

Le processus se déroule en deux étapes ; tout d'abord, l'algorithme PSO commence à trouver l'optimum global. Ensuite, pour accélérer le processus, l'algorithme SCSO prend le relais et termine le processus de recherche jusqu'à ce que la solution optimale soit obtenue. Les paramètres de l'algorithme avec le numéro d'itération sont donnés dans le tableau (4.4).

Tableau 4.4 : Paramètres d'algorithmes PSCSO proposés

Taille de l'essaim de Particules	50
Taille des voisinages globaux	50
Taille des voisinages locaux	5
Coefficients de l'algorithme	$C_1 = 0.68, C_2 = C_3 = 1.6$
Nombre d'itérations (N_{max})	400

Comme indique la figure (4.5), $\omega_r^*(k)$ est l'entrée du système (la vitesse de référence), $C_e^*(k)$ est la sortie du ANFIS, qui est utilisée pour contrôler le couple du DTC, $\omega_r(k)$ est la sortie du système.

4.5.4.1. Définition de chaîne individuelle

On a utilisé l'algorithme PSCSO pour chercher les paramètres du contrôleur ANFIS optimales. Pour cela, on a défini dix-huit (18) paramètres de ce contrôleur. Ces paramètres sont regroupés dans un ensemble $S = \{S_1, S_2\}$, Par conséquent, il y a dix-huit (18) membres par un individu, qui sont affectés en tant que des valeurs réelles. S'il y a cinquante (50) individus dans une population, alors la dimension d'une population est de 30 x 18. La représentation matricielle d'une population est donnée par (4.33).

$$P_i(k) = \{S_{1_i}, S_{2_i}\} \quad i = 1, 2, \dots, 50 \quad (4.33)$$

4.5.4.2. Définition de la fonction d'évaluation

La fonction multi-objective (fitness) $J_{i_{obj}}(k)$ est définie par (4.34) :

$$J_{i_{obj}}(k) = \sum_{k=1}^{M_e} |\omega_r^*(k) - \omega_r(k)| = \sum_{k=1}^{M_e} |e(k)| \quad (4.34)$$

Où :

$J_{i_{obj}}(k)$: représente l'intégrale de la valeur absolue de l'erreur (IAE) [62].

M_e : C'est le nombre d'échantillon total pour une simulation donnée.

4.5.4.3 Structure d'algorithme PSCSO

Le processus de l'algorithme PSCSO se déroule en douze étapes, l'algorithme PSO se déroule de la première étape jusqu'à la cinquième, alors que, à partir de la sixième étape, l'algorithme SCSO prend la relève et accélère le processus jusqu'à la douzième étape.

Étape 1. Générer des particules initiales au hasard dans l'espace de recherche.

$$P_i(k) = rand(0,1) * (UB_i(k) - LB_i(k)) + LB_i(k) \quad (4.35)$$

Où $UB_i(k)$ est la borne supérieure et $LB_i(k)$ est la borne inférieure de l'intervalle de recherche.

Initialiser le facteur d'inertie C_1 et les facteurs de pondération C_2 et C_3 Fixer le nombre maximal d'itérations $N_{max} = 400$, et l'erreur ε , relative à la condition d'arrêt.

Évaluer la vitesse $v_i(k)$ de chaque particule à l'aide de l'équation (4.29). Le point de recherche actuel est défini par P_{best} pour chaque particule. La valeur la mieux évaluée de P_{best} est définie sur g_{best} et le nombre de particules avec la meilleure valeur est stocké.

Étape 2. Pour chaque entrée système $\omega_r^*(k)$ et de sortie système $\omega_r(k)$, calculant $J_{i,obj}(k)$ au moment de l'échantillonnage.

Étape 3. Évaluer les points de recherche de chaque particule.

La valeur de la fonction multi-objective est calculée pour chaque particule. Si la valeur est meilleure que le P_{best} actuel de la particule, la valeur P_{best} est remplacée par la valeur actuelle. Si la meilleure valeur de P_{best} est meilleure que la g_{best} actuelle, alors g_{best} est remplacé par la meilleure valeur de P_{best} et le nombre de particules avec la meilleure valeur est stocké.

Étape 4. Modifier chaque point de recherche.

Le point de recherche actuel de chaque particule est modifié à l'aide de (4.29) et (4.30).

Étape 5. Vérifier la condition de sortie.

La valeur de la fonction objective (fitness) est calculée pour chaque particule selon (4.34),

si $\left(J_{i,obj}(k) < \varepsilon \right)$ ou $\left(J_{i,obj}(k) - J_{i,obj}(k-1) < 0.01 \right)$ ou $\text{iteration} = 250$, alors aller à l'étape 6, sinon, continuer l'itération. Aller à l'étape 2.

Le processus démarre avec l'algorithme PSO, lorsque la recherche devient lente, l'algorithme SCSO est automatiquement démarré pour finaliser l'optimisation globale.

Étape 6. Les valeurs quasi optimales obtenues par PSO sont les valeurs initiales de l'algorithme SCSO.

Étape 7. Générer r aléatoirement dans l'intervalle $[0, 1]$.

Étape 8. Modifier chaque point de recherche.

Le point de recherche actuel de chaque particule est modifié à l'aide de (4.31) et (4.32).

Étape 9. Évaluer toutes les particules mises à jour en utilisant la fonction multi-objective.

Étape 10. Si les particules dépassent la limite inférieure $LB_i(k)$ ou la limite supérieure $UB_i(k)$, générer de nouvelles particules dans la plage de la limite inférieure et de la limite supérieure de manière aléatoire.

Étape 11. Mettre à jour P_{best} .

Étape 12. Répéter les étapes 7 à 11 jusqu'à ce que l'optimum global soit trouvé ou que le nombre maximal d'itérations soit atteint. (si la valeur finesse de P_{best} est g_{best}) ou le nombre d'itérations maximum N_{max} est atteint.

Après le déroulement de l'algorithme jusqu'à la vérification de la condition d'arrêt, l'algorithme PSCSO donne les résultats résumés par le tableau (4.5).

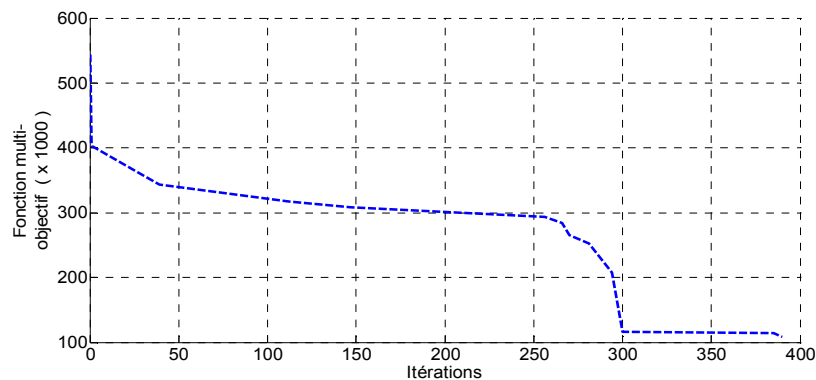


Figure 4.6 : Vitesse de convergence du PSCSO après 400 itérations

D'après la figure (4.6), on constate que la convergence est passée par deux étapes, la première est celle de l'algorithme PSO, elle est rapide au début ensuite, on a remarqué que après 200 itérations, le processus devient plus lent ; après cet état, l'algorithme SCSO prend la relève et accélère la convergence vers la valeur optimale finale.

Tableau 4.5 : Paramètres trouvés par l'algorithme PSCSO

e (S1_optimisé)	Δe (S1_optimisé)	ΔC_e (S2_optimisé)
$a_1 = a_2 = 0.1$	$a_3 = a_4 = 1.98$	$p_1 = 0.37 = -p_2$
$b_1 = b_2 = 25,89$	$b_3 = b_4 = 5.17$	$q_1 = q_2 = 0$
$c_1 = -c_2 = 10$	$c_3 = -c_4 = 1.48$	$r_1 = 0.99 = -r_2$

Après la convergence, le modèle neuro-flou optimisé devient similaire au modèle flou Sugeno du premier ordre. Par conséquent, la structure du contrôleur ANFIS-vitesse optimisé par l'algorithme PSCSO est donnée par la figure (4.7) :

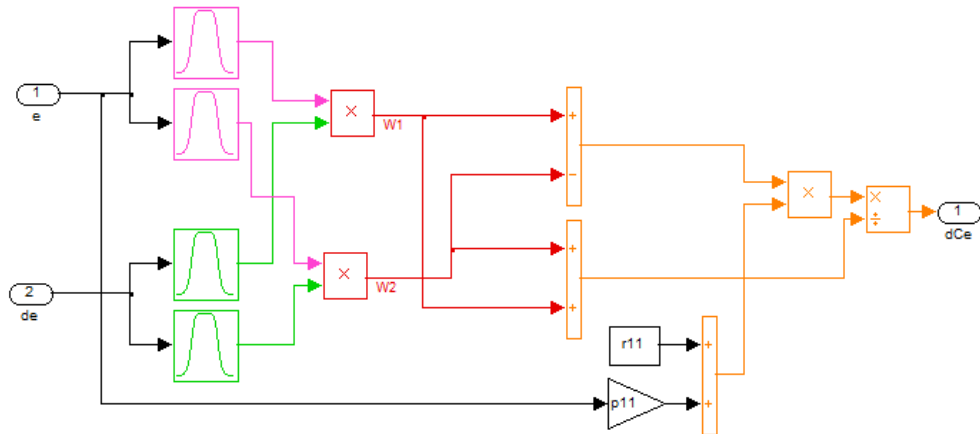


Figure 4.7 : Structure du contrôleur ANFIS-vitesse optimisée par PSCSO

Les règles du contrôleur ANFIS-PSCSO obtenues sont données par les expressions (4.36 - 4.38) :

$$R1 : \text{If } (e \text{ is } P_e) \text{ and } (\Delta e \text{ is } P_{\Delta e}) \text{ then } (\Delta C_{e1} = +\bar{w}_1(+p_1e + r_1)) \quad (4.36)$$

$$R2 : \text{If } (e \text{ is } N_e) \text{ and } (\Delta e \text{ is } N_{\Delta e}) \text{ then } (\Delta C_{e2} = -\bar{w}_2(+p_1e + r_1)) \quad (4.37)$$

Avec :

$$\Delta C_e = \Delta C_{e1} + \Delta C_{e2} \quad (4.38)$$

4.6. Résultats de simulation

Pour obtenir les résultats de simulation, on a choisi d'appliquer une vitesse consigne de 157 rd/s à l'instant $t=0s$ pour une MAS à vide. Ensuite, on a appliqué une charge nominale de $10N.m$ à l'instant $t = 0.5s$, après cela, un changement de sens de vitesse est appliqué à l'instant $t = 1s$. D'après la figure (4.8), un dépassement nul au démarrage avec un temps de réponse très satisfaisant, alors que l'atténuation de la vitesse à l'application de la charge est 3.5% pour les deux contrôleurs pendant une durée de 0.025s pour le contrôleur ANFIS-PSCSO alors pour ANFIS-Hybride est durée de 0.04s. Au changement du sens de rotation en pleine de charge, on constate un bon suivi de la consigne avec dépassement d'ordre 0% pour les deux contrôleurs.

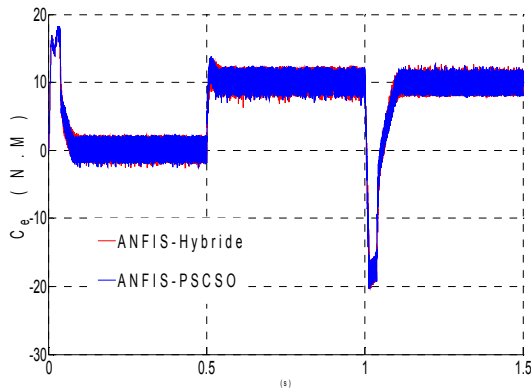


Figure 4.10 : Variation du couple référence C_e^* et couple estimé C_e

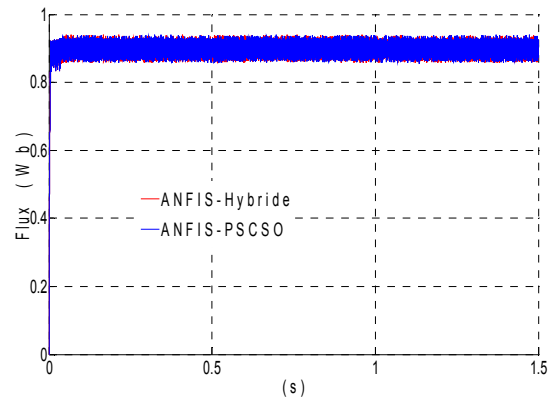
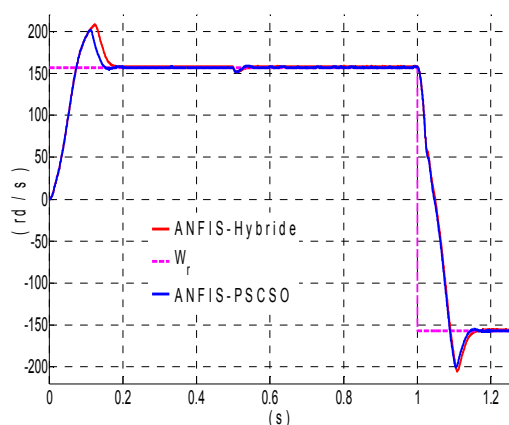


Figure 4.11 : Réponse du flux statorique φ_s référence et estimé

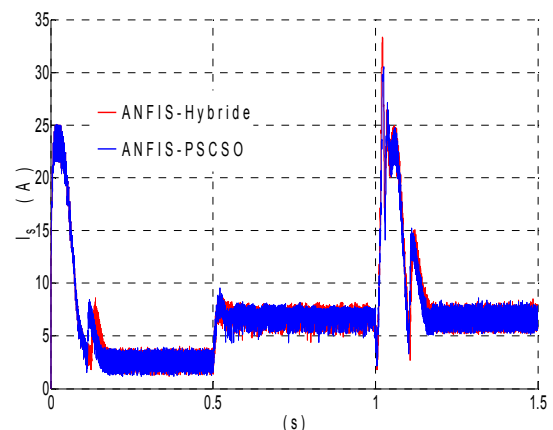
4.7. Robustesse des contrôleurs ANFIS

Pour tester la robustesse des deux contrôleurs ANFIS-PSCSO et ANFIS-Hybride, un changement de quelques paramètres électriques et mécaniques de la MAS, tel que la résistance R_s statorique et le moment d'inertie J_m , est proposé.

Pour donner une idée claire sur les performances des deux contrôleurs, les changements des paramètres sont utilisés au cours des trois étapes ; variation de la résistance statorique avec le changement du moment d'inertie au démarrage, la variation de couple de charge à $t=0.5s$ et un changement de sens de rotation à $t=1s$ comme illustré à la figure (4.11).



(a) : La vitesse rotorique



(b) : Le courant statorique

Figure 4.12 : Influence du changement paramétrique ($R_s = 2R_{sn}$ et $J_m = 1.5J_{mn}$)

D'après les résultats obtenus après la simulation, on constate que les deux contrôleurs ANFIS sont robustes. Mais il est clair que le contrôleur ANFIS adapté la méthode classique hybride est moins robuste que le contrôleur ANFIS adapté par PSCSO proposé. Cette différence est éclatée dans la figure (12.a) au démarrage et en changement de vitesse, le contrôleur ANFIS-Hybride prend un temps plus grand pour stabiliser à la vitesse de référence que celui d'ANFIS-PSCSO.

Au démarrage de la machine, un pic de courant de 25 A pour les deux contrôleurs. Par contre dans l'inversement de la vitesse, la figure (12.b) montre un pic de courant qui atteint la valeur 34 A pour le contrôleur ANFIS-Hybride alors que le pic du courant atteint uniquement le 30 A pour le contrôleur ANFIS-PSCSO, ce qui signifie que le contrôleur ANFIS-PSCSO possède des performances très agréables et très satisfaisante.

4.8. Conclusion

Dans ce chapitre, deux stratégies de conception pour le contrôleur de vitesse en DTC du moteur à induction sont présentées : contrôleur ANFIS réglé par un algorithme heuristique PSCSO et ANFIS réglé par la méthode hybride. Ces techniques de conception sont basées sur des techniques d'intelligence artificielle qui ne nécessitent aucune modélisation mathématique.

Les résultats de la simulation se valident en produisant moins d'ondulations de couple pour l'entraînement de la DTC. Cela prouve également qu'en utilisant l'ANFIS, plusieurs améliorations comme une réponse de couple rapide.

Les résultats de la simulation confirment qu'en dépit de leur structure de contrôle complexe, l'ANFIS optimisé par PSCSO proposé a réussi à réduire considérablement les ondulations de couple et de flux. Toutes ces techniques fonctionnent bien dans des conditions de fonctionnement nominales. Le contrôleur ANFIS réglé par PSCSO montre une plus grande robustesse contre les variations des paramètres de la machine ainsi qu'une capacité de rejet des perturbations élevée par rapport à ANFIS réglé par la méthode hybride.

CHAPITRE 5 : APPLICATION DES TECHNIQUES INTELLIGENTES OPTIMISEES
A LA SFO-DTC

CHAPITRE 5 : APPLICATION DES TECHNIQUES INTELLIGENTES OPTIMISEES A LA SFO-DTC

5.1. Introduction

De nos jours, les contrôleurs à logique floue (FLC) [37-41] ont été largement utilisés avec succès dans les applications des systèmes de contrôle des machines asynchrones qui possèdent un modèle non linéaire et fortement couplés. Le contrôle de couple direct orienté flux statorique (SFO-DTC) est la méthode la plus courante pour le fonctionnement à fréquence variable de la MAS. Néanmoins, une conception efficace du contrôleur à logique floue (FLC) doit être réalisée par un expert ayant une très bonne connaissance du système. Cependant, les performances inadéquates fournies par le FLC traditionnel au schéma SFO-DTC sont implicites dans sa structure [51,53]. L'idée suggérée pour résoudre ce problème est d'utiliser l'algorithme heuristique PSCSO, cette dernière a été déjà présentée dans le chapitre 4.

5.2. Contrôleur FLC-vitesse

Le DTC d'orientation du flux statorique (SFO-DTC) dispose de deux régulateurs FLC classiques. Les sorties des régulateurs FLC de flux et de couple peuvent être interprétées comme des composantes de tension statoriques pour la stratégie SFO-DTC, le troisième contrôleur FLC est consacré pour réguler la vitesse rotorique ω_r , comme le montre la figure (2.12). Le contrôleur FLC peut être décrit par :

$$\Delta C_e^* = K_e e + K_{\Delta e} \Delta e \quad (5.1)$$

Avec :

$$\begin{cases} K_e = e/e_G \\ K_{\Delta e} = \Delta e/\Delta e_G \\ K_{\Delta u} = \Delta C_e^*/\Delta C_{e_G}^* \end{cases} \quad (5.2)$$

Où K_e et $K_{\Delta e}$ sont les gains proportionnel et dérivé, e est l'erreur entre la vitesse de référence ω_r^* et la vitesse réelle de la MAS ω_r , alors que, $K_{\Delta u}$ est le gain de denormalisation. Le contrôleur FLC (5.1) peut être écrit sous la forme d'une règle floue comme suit :

$$\text{if } e \text{ is } LV_e \text{ and } \Delta e \text{ is } LV_{\dot{e}} \text{ then } \Delta C_e^* \text{ is } LV_{\dot{C}_e} \quad (5.3)$$

Avec :

LV : est la variable linguistique.

Les variables les plus significatives entrant dans le contrôleur de vitesse à logique floue ont été sélectionnés comme l'erreur de vitesse e et son changement Δe , la sortie de ce contrôleur est ΔC_e^* . Les équations d'entrées-sortie du contrôleur FLC s'écrivent à l'instant (k) sont :

$$e(k) = \omega_r^*(k) - \omega_r(k) \quad (5.4)$$

$$\dot{e}(k) = \Delta e(k) = e(k) - e(k-1) \quad (5.5)$$

$$\Delta C_e^*(k) = \dot{C}_e^*(k) = C_e^*(k) - C_e^*(k-1) \quad (5.6)$$

Les ensembles flous sont caractérisés par des désignations standard: NG (Grand Négatif), NM (Moyen négatif), NP (petit négatif), AZ (Approximativement Zéro), PP (Petit Positif), PM (Moyen positif) et PG (Grand Positif). Comme indique le tableau (2.3).

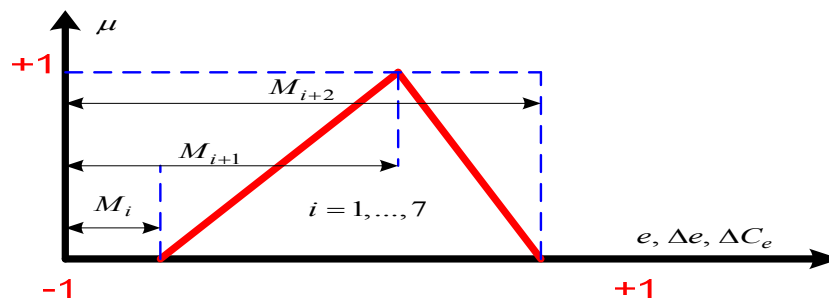


Figure 5.1 : Géométrie de la fonction d'appartenance triangulaire choisie.

Nous avons également choisi, dans notre présent travail, les fonctions d'appartenance de formes géométriques triangulaires asymétriques et non équidistantes. La figure (5.1) montre la forme géométrique de la fonction d'appartenance triangulaire choisie.

Avec : M_i sont les paramètres des fonctions d'appartenances triangulaires utilisées dans le contrôleur FLC-vitesse.

5.3. Optimisation du FLC-vitesse par PSCSO

Lors des changements de point de fonctionnement, les contrôleurs classiques à logique floue donnent des performances acceptables mais restent insuffisants. Les contrôleurs à logique floue, qui ont des fonctions d'appartenance triangulaires asymétriques et non équidistantes (figure 5.1), semblent offrir de meilleures performances.

Comme il existe une infinité de structures avec des fonctions d'appartenance asymétriques et que l'utilisation de la méthode d'essai et d'erreur pour trouver la structure optimale est laborieuse, une nouvelle stratégie basée sur une combinaison entre l'algorithme PSO et l'algorithme SCSO est proposée pour surmonter ce problème. Cette approche est appelée PSCSO.

Le principe du FLC réglé par l'algorithme PSCSO est illustré par la figure (5.2). Le processus d'optimisation par PSCSO se déroule de la même manière comme déjà mentionné dans le chapitre 4, le seul changement est les dimensions du vecteur des particules qui changent, les types des paramètres recherchés par l'algorithme ainsi que la fonction objective.

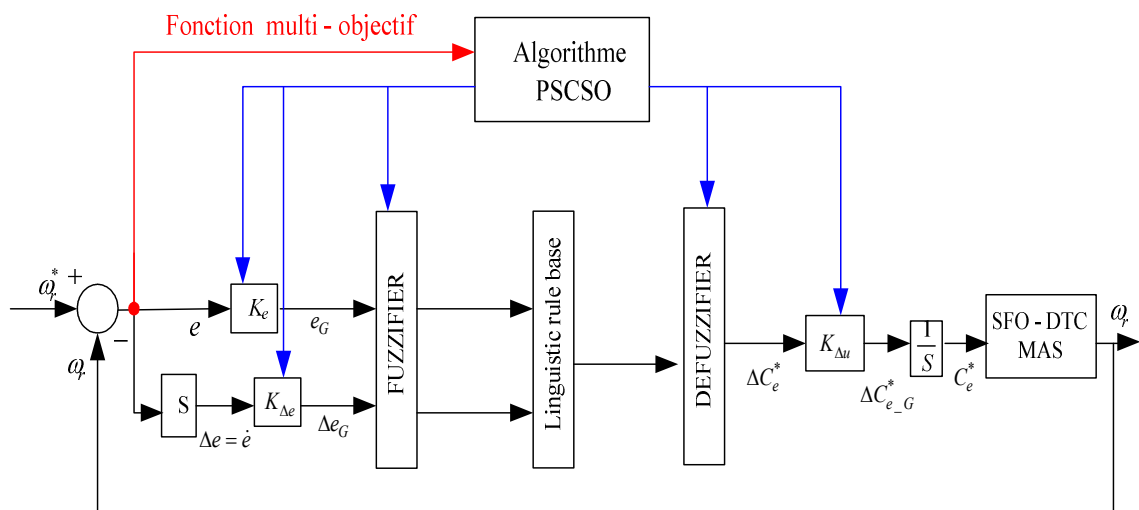


Figure 5.2 : Structure proposée du contrôleur FLC-vitesse optimisée par PSCSO appliquée à la stratégie SFO-DTC

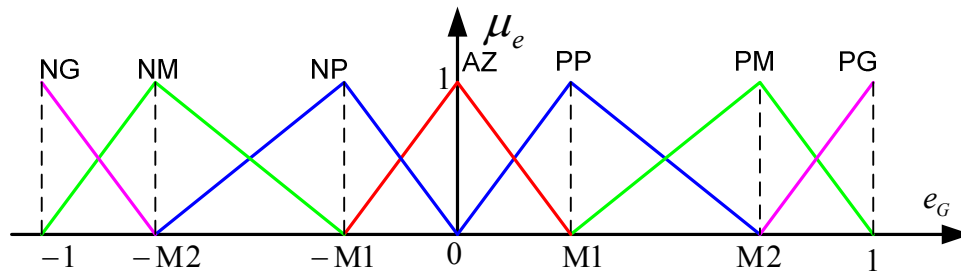
5.3.1 Définition de chaîne individuelle

Pour appliquer la méthode PSCSO pour rechercher les paramètres du contrôleur, nous avons défini dix paramètres de contrôleur $K_e(k)$ $K_{\Delta e}(k)$ $K_{\Delta u}(k)$ $M_1(k)$... $M_7(k)$. Par conséquent, il y a dix membres dans un individu, qui sont affectés en tant que valeurs réelles.

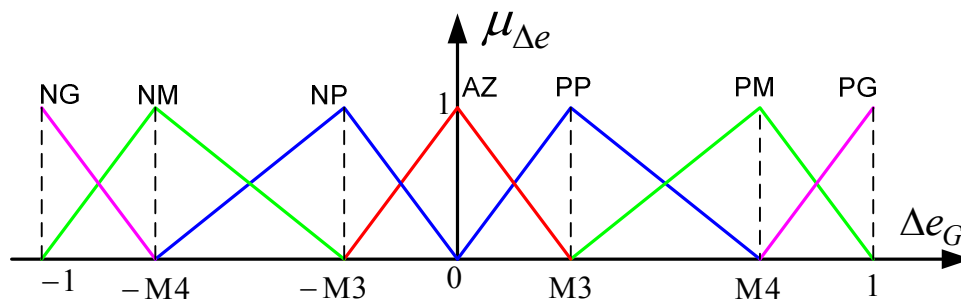
Chaque particule i possède une solution possible $P_i(k)$. S'il y a 30 individus dans une population, alors la dimension d'une population est de 30×10 . La représentation matricielle dans une population est donnée par l'expression (5.7) :

$$P_i(k) = [K_{e_i}(k) K_{\Delta e_i}(k) K_{\Delta u_i}(k) M_{1i}(k) \dots M_{7i}(k)] \quad i = 1, 2, \dots, 30 \quad (5.7)$$

Selon l'équation (5.6), le vecteur $P_i(k)$ regroupe dix valeurs qui sont subdivisées en deux parties. La première est réservée pour les gains de normalisation et denormalisation pour le FLC-vitesse (c.à.d. K_{e_i} , $K_{\Delta e_i}$ and $K_{\Delta u_i}$). La deuxième partie est consacrée aux paramètres des fonctions d'appartenance utilisés dans la régulation de la vitesse (c.à.d. $M_{1i}(k)$... $M_{7i}(k)$). La figure (5.3) montre les formes géométriques des fonctions d'appartenance proposées pour le contrôleur FLC-vitesse.



(a)



(b)

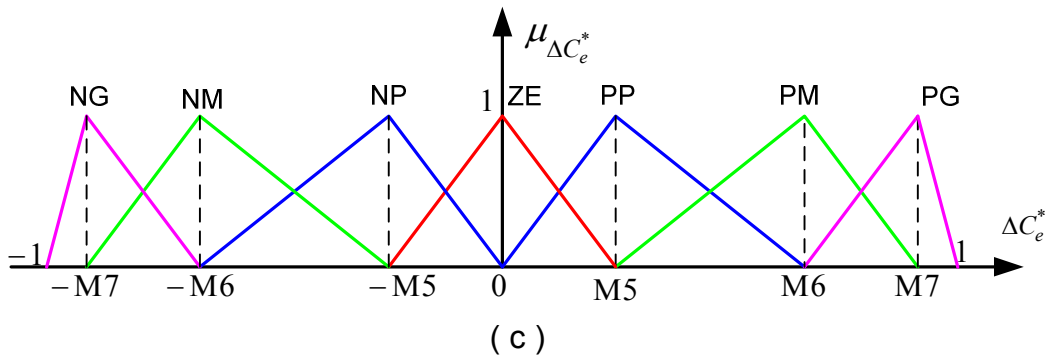


Figure 5.3 : Paramètres optimisé par PSCSO du FLC-vitesse,
 (a) : Fonctions d'appartenance de l'erreur e
 (b) : Fonctions d'appartenance du dérivé de l'erreur Δe
 (c) : Les fonctions d'appartenance de la sortie ΔC_e^*

5.3.2 Définition de la fonction d'évaluation

La fonction multi-objectif (fitness) $J_{i_{obj}}(k)$ est la fonction d'erreur, qui est définie comme suit :

$$J_{i_{obj}}(k) = J_{i_{obj_1}}(k) + J_{i_{obj_2}}(k) \quad (5.8)$$

$$J_{i_{obj_1}}(k) = N_\omega * \sum_{k=1}^M |\omega_r^*(k) - \omega_r(k)| = N_\omega \sum_{k=1}^M |e(k)| \quad (5.9)$$

$$J_{i_{obj_2}}(k) = N_\omega * \sum_{k=1}^M k * |\omega_r^*(k) - \omega_r(k)| = N_\omega * \sum_{k=1}^M k * |e(k)| \quad (5.10)$$

Où :

$J_{i_{obj_1}}(k)$: Représente l'intégrale de la valeur absolue d'erreur (IAE) [71].

$J_{i_{obj_2}}(k)$: représente l'intégrale temporelle de la valeur absolue d'erreur (ITAE) [71].

$\omega_{ref}(k) = f(k)$ représente la fonction de second ordre d'un dépassement nul avec un temps de réponse imposé. La fonction est appliquée pour limiter les courants de démarrage du stator à pleine vitesse. Alors que $N_\omega = \frac{p}{2*\pi*50}$ est le coefficient de normalisation de la fonction de coût.

L'ITAE mesure l'erreur en régime permanent [71], tandis que l'IAE est la mesure de la réponse dynamique [71].

L'objectif principal de ce présent travail est de minimiser la fonction multi-objectif $J_{i_{obj}}$ par l'algorithme d'optimisation heuristique PSCSO, pour trouver les

paramètres optimums $(K_e(k) K_{\Delta e}(k) K_{\Delta u}(k) M_1(k) \dots M_7(k))$ du contrôleur FLC-vitesse. Le contrôleur proposé est appelé FLC-PSCSO [53].

5.4. Résultats de simulation

Les simulations ont été réalisées sous l'environnement MATLAB / Simulink. Les paramètres de la MAS sont illustrés dans le tableau (2.2) (chapitre 2). L'algorithme PSCSO est appliqué au système de contrôle dans des conditions nominales. Les paramètres de réglage initiaux de PSCSO sont indiqués dans le tableau (4.4) (chapitre 4).

Un démarrage à pleine vitesse de 157 tr / s est donné au démarrage du système. La pleine charge de 10 Nm est alors appliquée à 0.5 s ; cette charge est complètement supprimée à 1 s, tandis que cette simulation a duré jusqu'à 1.5 s.

Comme le montre la figure (5.4), l'algorithme PSCSO est capable de trouver une bonne solution optimale après seulement 267 itérations malgré le nombre élevé de paramètres à optimiser (dix paramètres). Le tableau (5.1) donne les valeurs optimales des gains de normalisation- denormalisation et les valeurs optimales des paramètres des fonctions d'appartenance du FLC-vitesse trouvé par l'algorithme PSCSO après 300 itérations.

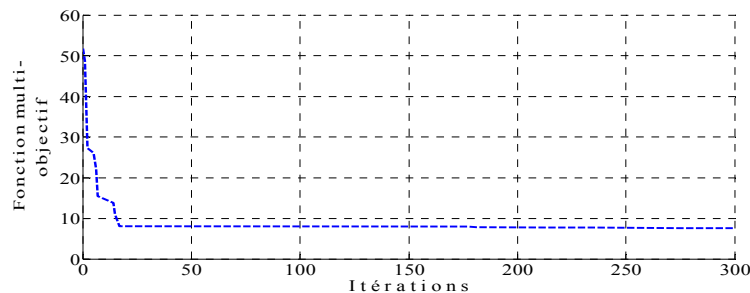


Figure 5.4 : la vitesse de convergence de l'algorithme PSCSO

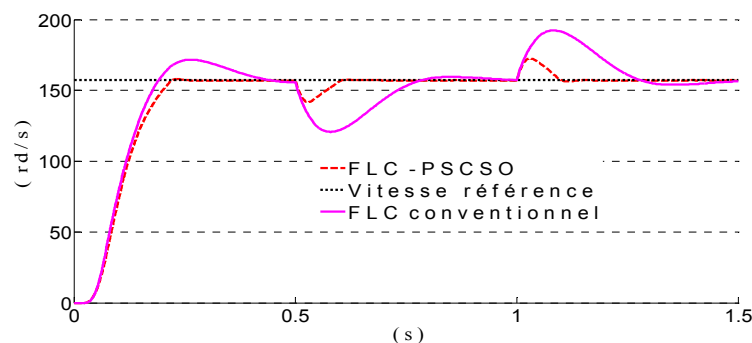


Figure 5.5 : Réponse du contrôleur FLC et FLC-PSCSO

Tableau 5.1 : Gains et valeurs optimums du contrôleur FLC-PSCSO

Gains de normalisation-denormalisation						
K_e		$K_{\Delta e}$		$K_{\Delta u}$		
146.000117		0.342356		0.2		
Paramètres pour chaque fonction d'appartenance						
Erreur (e)		Dérivé de l'erreur (Δe)		Sortie (ΔC_e)		
M_1	M_2	M_3	M_4	M_5	M_6	M_7
0.01	0.02	0.1639	0.3509	0.5	0.7	0.95

La figure (5.5) illustre les performances de la vitesse contrôlée par FLC optimisée par PSCSO appliqué au système SFO-DTC dans le régime transitoire et le régime permanent. D'après ces résultats, le FLC-PSCSO présente la meilleure réponse transitoire car la vitesse de la MAS est augmentée approximativement sans dépassement.

En revanche, le FLC conventionnel peut fournir le même temps de montée mais avec un dépassement de vitesse de 10,2%. D'autre part, la vitesse contrôlée par le FLC-PSCSO possède une chute à 141.6 rd/s à l'application de la charge nominale de 10N.m à $t=1s$, alors que la vitesse contrôlée par le FLC conventionnel possède une chute à 120,8 rd/s avec les mêmes conditions et au même instant.

Concernant le rejet des perturbations, le FLC-PSCSO est plus rapide (0.11s) que le FLC-conventionnel (0.5s). Cela signifie que le contrôleur FLC-PSCSO possède les meilleures performances dynamiques que le FLC-conventionnel.

5.4.1. Test de robustesse

Différents tests sont effectués dans cette sous-section afin d'évaluer les performances du FLC-PSCSO lorsque les paramètres de la MAS, tels que la résistance du stator et le moment d'inertie, qui varient en raison d'une dérive de leur amplitude ou d'une mauvaise identification de la MAS.

Dans le premier test, la variation paramétrique prend en compte la résistance du stator qui peut atteindre 100% de sa valeur initiale.

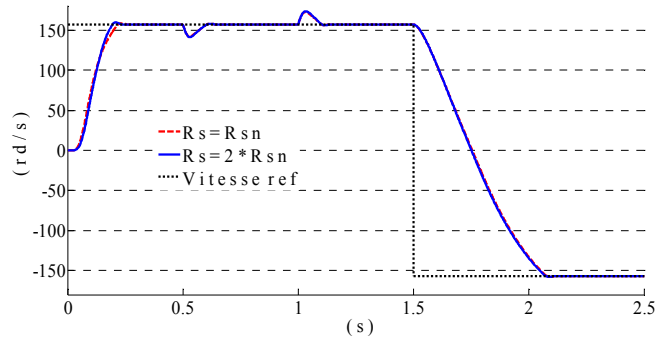


Figure 5.6 : Réponse FLC-PSCSO avec variation de R_s ($R_s = 2 R_{sn}$)

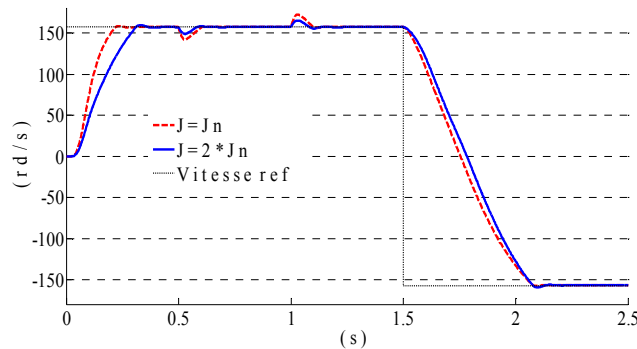


Figure 5.7 : Réponse FLC-PSCSO avec variation de J_m ($J_m = 2 J_{mn}$)

Pendant le deuxième essai, le moment d'inertie J_m atteint jusqu'à 100% de sa valeur initiale. Dans les deux tests, la machine asynchrone est chargée et déchargé à 0.5 s et 1s, respectivement, de 50% de la charge nominale (figures (5.6) et (5.7)). Après l'application du changement de sens de rotation à $t=1.5s$, on remarque qu'on a une bonne réponse ce qui signifie qu'on a une bonne robustesse.

L'observation des résultats obtenus permet de faire les interprétations suivantes : Les changements les plus notables sont ceux observés lors des changements de résistance statorique. Ceci est conforme au fait que le contrôle SFO-DTC est principalement sensible aux variations de cette résistance à basse vitesse.

Afin d'évaluer les performances de suivi, un test est effectué en faisant varier la référence de vitesse avec un pas de 50 rad / s à $t = 0$, suivi d'un changement de vitesse de 100 rad / s à 150 rad / s à 1s et 1,5 s respectivement (comme le montre la figure (5.8)). Un meilleur suivi est détecté lors de l'observation des changements de comportement du FLC-PSCSO optimisé, malgré les fortes variations appliquées.

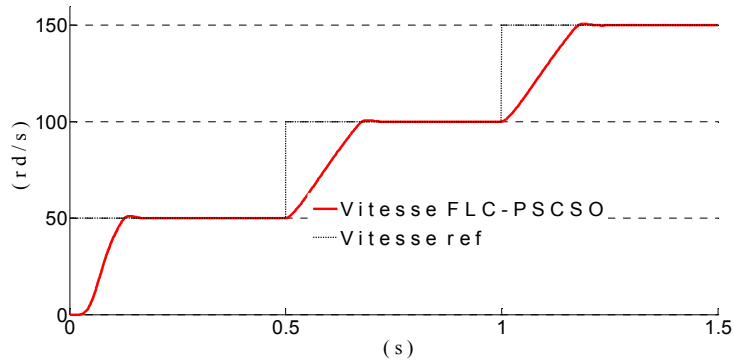


Figure 5.8 : Référence de changement de vitesse de 50 tr/s à 100 tr/s à 150 tr/s

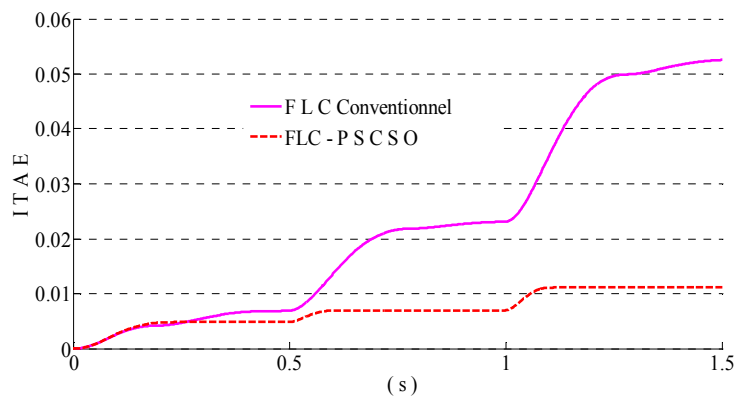


Figure 5.9 : ITAE avec des conditions de fonctionnement normales

En effet, l'erreur de suivi reste très faible et les perturbations sont rejetées très rapidement. On peut donc dire que le FLC-PSCSO est robuste pour contrôler les machines asynchrones.

Pour donner une idée claire sur les performances des différents contrôleurs, chaque technique utilise ITAE au cours de ces trois étapes : conditions de fonctionnement aux conditions nominales, variation de la résistance statorique et variation de couple de charge, comme illustré à la figure (5.9). Dans les conditions de fonctionnement nominales, FLC-PSCSO donne des valeurs d'ITAE très intéressantes. Tandis que FLC-conventionnel a un ITAE proche de celui de FLC-PSCSO. Lors de la variation de la résistance statorique à $t=0.5s$, les performances du FLC-PSCSO sont meilleures par rapport au FLC-conventionnel. Et lorsque le changement du couple de charge soudain a lieu à $t = 1 s$, FLC-conventionnel donne l'ITAE le plus élevé par rapport FLC-PSCSO. Ce qui montre que le contrôleur flou réglé par l'algorithme d'optimisation PSCSO (FLC-PSCSO) possède une excellente robustesse avec un ITAE le plus bas.

5.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis en évidence l'amélioration des performances des contrôleurs FLC optimisés par l'algorithme PSCSO, par rapport à d'autres contrôleurs, à savoir le FLC conventionnel.

Les résultats de la simulation ont montré un comportement remarquable du contrôleur FLC optimisé par PSCSO dans la régulation et le suivi, un rejet de perturbation bien meilleur que pour les contrôleurs FLC conventionnels et une très bonne performance en termes de robustesse. Ainsi, l'utilisation d'une telle solution d'optimisation par l'algorithme PSCSO permet d'exploiter rationnellement les avantages des contrôleurs FLC conventionnels et d'éviter leurs inconvénients.

Généralement, le processus de réglage hors-ligne PSCSO est simple mais peut nécessiter beaucoup de temps pour converger vers la solution optimale, en fonction de la complexité du système d'entraînement et du choix des paramètres PSCSO. Comme perspectives pour réduire le temps de convergence, il faut penser à réduire le domaine de recherche, le nombre de particules ainsi que le critère d'arrêt pour former un algorithme adaptatif en temps réel.

CONCLUSION

Les travaux menés dans le cadre de cette thèse ont porté sur le contrôle direct du couple (DTC) de la machine asynchrone, telles que les techniques intelligentes classiques et optimisées, comme solution aux problèmes rencontrés dans la DTC-conventionnel et la SFO-DTC.

L'objectif principal de cette thèse est de proposer des méthodes de contrôle simples basées sur la stratégie DTC. Avec ces méthodes, nous essayons d'améliorer les inconvénients du DTC conventionnel. Le contrôle direct du couple (DTC) a montré une plus grande simplicité et robustesse contre les variations paramétriques ; les principes de cette stratégie ont été présentés en détail, avec une explication du principe de régulation du flux et du couple électromagnétique. Cette stratégie dépend principalement des trois techniques, la commande DTFC, la DTNC et la DTNFC. Ces commandes intelligentes sont, sans aucun doute, sont des solutions très prometteuses aux problèmes de robustesse et de dynamique rencontrés en DTC-conventionnel.

Alors qu'une autre approche qu'on a développée, dépend principalement de l'optimisation des contrôleurs ANFIS et FLC par des méthodes d'optimisations heuristiques telles que PSO et SCSO et hybridation entre eux pour donner la naissance d'un nouvel algorithme qui s'appelle PSCSO.

Après l'application de cet algorithme PSCSO pour la synthèse du contrôleur ANFIS-DTC et pour la synthèse du contrôleur FLC-SFO-DTC. On a remarqué que :

1. La structure ANFIS optimisée par PSCSO devient plus simplifiée et avec des performances élevées.
 - Réduction considérable des ondulations de couple et de flux.
 - Rejet de la perturbation élevée.
2. Le FLC optimisé par PSCSO donne des performances très impressionnante et très robuste.

- Dépassement nul,
- Rejet des perturbations remarquable.

Comme perspectives, on propose :

- Remplacement de la table de commutation par un contrôleur ANFIS optimisé par PSCSO.
- Une implémentation du contrôleur ANFIS optimisé dans une carte numérique.
- Une implémentation du contrôleur ANFIS avec une adaptation en temps réel par la méthode de gradient.
- Une implémentation du contrôleur ANFIS avec une adaptation en temps réel par l'algorithme PSCSO.

APPENDICES

LISTE DES SYMBOLES

Paramètres du modèle

R_s	Résistance statorique
R_r	Résistance rotorique
L_s	L'inductance propre d'une phase statorique
L_r	L'inductance propre d'une phase rotorique
L_m	L'inductance mutuelle entre phases statoriques et rotoriques
p	Nombre de paires de pôles

A.1. Variables électriques et mécaniques de la machine asynchrone

U_c	Tension continue à l'entrée de l'onduleur
V_s	La tension statorique
I_s	Le courant statorique
I_r	Le courant rotorique
φ_s	Le flux statorique
φ_r	Le flux rotorique
ω_s	La pulsation statorique
ω, Ω	La vitesse angulaire rotorique (vitesse mécanique)
ω_r	La pulsation rotorique
ω_{sl}	La pulsation de glissement
θ_s	L'angle électrique entre le champ tournant et le stator
θ_a	L'angle électrique entre l'axe d et le stator
θ_{sl}	L'angle électrique entre l'axe d et le rotor.
θ	L'angle électrique entre le rotor et le stator
$\sigma = 1 - L_m^2 / L_r L_s$	Coefficient de dispersion de Blondel

APPENDICE A : Liste des symboles

$T_r = L_r/R_r$	La constante de temps rotorique
$T_s = L_s/R_s$	La constante de temps statorique
C_e	Couple électromagnétique.
C_r	Couple électromagnétique résistant.
T_L	Couple de charge.
T_f	le couple de frottement.
f	appelée coefficient de frottement visqueux
J_m	Moment d'inertie du rotor

A.2. Indices

a, b, c	Variables exprimées dans le repère fixe triphasé
d, q	Variables exprimées dans le repère (d, q) tournant à la vitesse asynchrone
α, β	Variables exprimées dans le repère fixe biphasé (α, β)

A.3. Variables de commande et régulation

T_e	Période d'échantillonnage
$K_e, K_{\Delta e}, K_u$	Gain proportionnel, dérivé et de la sortie du contrôleur FLC.
$P_i(k)$	Vecteur position du particule i .
P_{best}	Meilleure position du particule i
g_{best}	meilleure position du groupe
$\mu_e, \mu_{\Delta e}, \mu_{\dot{u}}$	Fonctions d'appartenance erreur e , dérivé de l'erreur Δe et la dérivée de la commande u .
$\mu_{\Delta C_e^*}$	Fonctions d'appartenance de la dérivée du couple référence C_e^* .
M_i	Paramètres de la fonction d'appartenance triangulaire.
$e(k)$	L'erreur entre la grandeur référence et la grandeur mesurée dans l'instant k .
$\Delta e(k)$	Dérivée de l'erreur entre les deux instants (k) et $(k - 1)$
$\Delta C_e(k)$	Dérivée de couple entre les deux instant (k) et $(k - 1)$

APPENDICE A : Liste des symboles

$\Delta C_e^*(k)$	Dérivée de couple référence entre les deux instant (k) et ($k - 1$)
$\Delta \varphi_s(k)$	Dérivée de flux entre les deux instant (k) et ($k - 1$)
$e_G, \Delta e_G, \Delta C_{e_G}^*$	L'erreur, dérivée de l'erreur et la dérivée du couple référence C_e^* normalisées.
θ_s	Angle de flux magnétique entre $\varphi_{\alpha s}$ et $\varphi_{\beta s}$.
A_i, B_i, C_i	Variables linguistique
$\mu_{Ai}, \mu_{Bi}, \mu_{Ci}$	Fonctions d'appartenances pour les fonctions A_i, B_i et C_i successivement.
E_φ	Sortie du comparateur à hystérésis du flux magnétique
E_{C_e}	Sortie du comparateur à hystérésis du couple électromagnétique
$N = S_i$	Numéro du secteur ($i = 1, \dots, 6$)
G_{obs}	Gain de l'observateur d'état.
η	Le pas d'apprentissage.
\hat{X}	Grandeur estimé.
$\dot{X} = \Delta X$	La dérivée de la grandeur X
X^*	Grandeur de référence
\bar{X}	Désigne le vecteur espace de la grandeur X .
\bar{X}_0	Valeur initiale du vecteur X .
$X(k)$	Vecteur X au pas d'échantillonnage actuel.
$X(k + 1)$	Vecteur X au pas d'échantillonnage suivant.
$X(k - 1)$	Vecteur X au pas d'échantillonnage précédent.
Y_i	La fonction de defuzzification de type 3
p_j	Coefficient linéaire de l'erreur (e) a la sortie de l'ANFIS
q_j	Coefficient linéaire de la dérivée l'erreur (Δe) a la sortie de l'ANFIS.
r_j	Offset de la sortie de l'ANFIS
a_i	Coefficient non linéaire l'écart type de la fonction d'appartenance.
b_i	Coefficient non linéaire la puissance de la fonction d'appartenance.

APPENDICE A : Liste des symboles

c_i Coefficient non linéaire la valeur moyenne de la fonction d'appartenance.

A.4. Divers

K_j ($j = a, b, c$) L'interrupteur IGBT du l'onduleur

K'_j ($j = a, b, c$) L'interrupteur IGBT du l'onduleur (état complémentaire de K_j)

$n_0 = o$ Point neutre partie continue

n Point neutre partie alternative

v_{ab}, v_{bc}, v_{ca} Tensions composées

v_{ao}, v_{bo}, v_{co} Tensions d'entrée de l'onduleur

v_{cn}, v_{bn}, v_{an} Tensions des phases

A, B, C Les matrices de la représentation d'état de la MAS

x Vecteur d'état

u Le vecteur commande pour la représentation d'état de la MAS

y Vecteur de sortie pour la représentation d'état de la MAS

J_{iobj} La fonction multi-objectif (fitness)

dW_{es} Energie électrique fournie au stator

dW_{joule} énergie perdue par effet Joule au stator

$dW_{magné}$ la variation d'énergie magnétique statorique

$dW_{méca}$ Energie mécanique transformée du stator au rotor à travers l'entrefer par l'intermédiaire du champ tournant.

LISTE DES ABRÉVIATIONS

MAS	Machine Asynchrone
FOC	Field Oriented Control
DTC	Direct Torque Control
DC	Direct Current
SFO	Stator flux Oriented
DSC	Direct Self-Control
GTO	Gate Turn Off
SVM	Space Vector Modulation
MLI	Modulation par Largeur d'Impulsion
MLP	Perceptron multicouches
NFC	Contrôleur neuro-flou
ANN	Artificial Neural Networks
FNN	Fuzzy neural Networks
RN	Réseaux Neurone
RNA	Réseaux de Neurones Artificiels
LF	Logique Floue
FLC	Fuzzy Logic Controller
VL	Variable Linguistique
DTNC	Commande neuronale directe du couple
DTFC	Commande floue directe du couple
DTNFC	Commande Neuro-Floue directe du couple
ANFIS	Contrôleur d'inférence Neuro Floue Adaptatif
PSO	Swarm Particle Optimization
SCA	Sinus Cosinus Algorithm
SCSO	Sinus Cosinus Swarm Optimization
PSCSO	Particle Sinus Cosinus Swarm Optimization
NG	Négative Grand

APPENDICE B : Liste des abréviations

NM	Négative Médium
NP	Négative Petit
AZ	Zéro Approximatif
PP	Positive Petit
PM	Positive Médium
PG	Positive Grand
P	Positive
N	Négative
Z	Zéro

COMMANDE DTC CONVENTIONNEL ET SFO-DTC

C.1. Modélisation de la machine asynchrone triphasée [76]

Les hypothèses suivantes sont adoptées :

- ❖ Le rotor est assimilé à trois bobines identiques et décalée de $2\pi/3$ l'une par rapport à l'autre.
- ❖ Le stator est constitué de trois bobines identiques et décalées de $2\pi/3$ l'une par rapport à l'autre.
- ❖ La machine n'est pas saturée.
- ❖ Le phénomène d'hystérésis, les courants de Foucault et l'effet de peau sont négligés.

Les armatures magnétiques du stator et du rotor sont cylindriques et séparées par un entrefer constant. La représentation schématique de la machine asynchrone triphasée est donnée par la figure (C.1).

Soit une machine asynchrone triphasée au stator et au rotor représentée schématiquement par la figure (C.1) et dont les phases sont repérées respectivement a, b, c et A, B, C . L'angle électrique θ_r variable en fonction du temps définit la position relative instantanée entre les axes magnétiques des phases a et A et soit l'axe a est confondu avec l'axe α , (axe α est choisit comme référence). Soit deux repères, le premier repère biphasé ($\alpha \ \beta$) est fixe, alors que le deuxième repère biphasé ($d \ q$) c'est le repère mobile qui tourne avec la vitesse angulaire ω_a .

θ : L'angle entre A et α (le repère fixe).

θ_a : l'angle entre d et α .

θ_{sl} : l'angle relatif entre A et d .

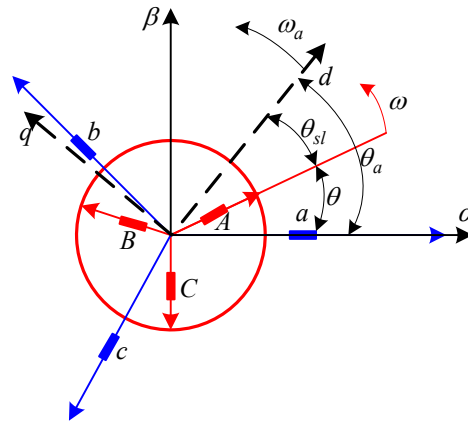


Figure C.1 : Représentation schématique d'une machine asynchrone triphasée

C.1.1. Equations des tensions dans le repère triphasé [76]

Les trois enroulements du stator obéissent aux équations électriques ci-dessous :

$$\begin{bmatrix} v_{as} \\ v_{bs} \\ v_{cs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \varphi_{as} \\ \varphi_{bs} \\ \varphi_{cs} \end{bmatrix}. \quad (\text{C.1})$$

Les trois enroulements du rotor obéissent aux équations électriques suivantes :

$$\begin{bmatrix} v_{ar} \\ v_{br} \\ v_{cr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ar} \\ i_{br} \\ i_{cr} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \varphi_{rs} \\ \varphi_{br} \\ \varphi_{cr} \end{bmatrix} \quad (\text{C.2})$$

Ces équations sont mises sous forme matricielle condensée :

$$[v_{abcs}] = [R_s][i_{abcs}] + \frac{d}{dt}[\varphi_{abcs}] \quad (\text{C.3})$$

Le rotor étant en court-circuit, ses tensions sont nulles.

$$[v_{abcr}] = [R_r][i_{abcr}] + \frac{d}{dt}[\varphi_{abcr}] = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (\text{C.4})$$

C.1.2. Equations magnétiques [76]

Chaque flux est la contribution de la phase considéré et des interactions mutuelles. Le système d'équation (C.5) représente l'écriture de différents flux.

$$\begin{bmatrix} \varphi_{as} \\ \varphi_{bs} \\ \varphi_{cs} \\ \varphi_{ar} \\ \varphi_{br} \\ \varphi_{cr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{as} & M_{as} & M_{as} & M_1 & M_3 & M_2 \\ M_{as} & L_{as} & M_{as} & M_2 & M_1 & M_3 \\ M_{as} & M_{as} & L_{as} & M_3 & M_2 & M_1 \\ M_1 & M_2 & M_3 & L_{ar} & M_{ar} & M_{ar} \\ M_3 & M_1 & M_2 & M_{ar} & L_{ar} & M_{ar} \\ M_2 & M_3 & M_1 & M_{ar} & M_{ar} & L_{ar} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \\ i_{ar} \\ i_{br} \\ i_{cr} \end{bmatrix} \quad (C.5)$$

Avec :

L_{as} : L'inductance propre d'une phase statorique

M_{as} : L'inductance mutuelle entre deux phases statoriques

L_{ar} : L'inductance propre d'une phase rotorique

M_{ar} : L'inductance mutuelle entre deux phases rotoriques

$L_s = L_{as} - M_{as}$: L'inductance propre cyclique du stator.

$L_r = L_{ar} - M_{ar}$: L'inductance propre cyclique du rotor.

$L_m = M_{sr}$: L'inductance mutuelle cyclique entre stator et rotor.

$$M_1 = M_{rs} \cos(\theta)$$

$$M_2 = M_{sr} \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right)$$

$$M_3 = M_{sr} \cos\left(\theta - \frac{4\pi}{3}\right)$$

(C.6)

Où M_{sr} : l'inductance mutuelle entre une phase statorique et une phase rotorique.

C.1.3 Transformation de Park [76]

Le système d'équations différentielles obtenu en injectant l'équation (C.5) dans les équations des tensions (C.3) et (C.4), est à coefficients variables. La transformation de Park permet de passer d'un repère triphasé vers le repère biphasé d - q . Dans ce dernier, le système d'équations différentielles obtenu est à coefficients constant. La transformation de Park modifiée donnée par la matrice suivante :

$$A_s = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (C.7)$$

Le coefficient $\sqrt{\frac{2}{3}}$ a été choisi pour donner une expression invariante du couple électromagnétique à partir de la propriété :

$$A_s^{-1} = A_s^T \quad (C.8)$$

Le changement de variable relatif aux courants, aux tensions et aux flux est défini de la façon suivante :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_o \end{bmatrix} = A_s \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \quad (C.9)$$

x : tension, courant ou flux

o : indice de l'axe homopolaire

Le passage inverse est possible :

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = A_s^{-1} \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_o \end{bmatrix} \quad (C.10)$$

C.1.4. Equations des tensions dans le repère biphasé quelconque [76]

Pour appliquer la transformation de Park aux tensions, considérons l'équation (C.3), et en multiplions les deux membres par $[A_s]$, nous obtenons :

$$[A_s][U_{abc}] = [A_s][R_s][i_{abc}] + [A_s] \frac{d}{dt} [\varphi_{abc}] \quad (C.11)$$

$$[U_{dqo}]_s = R_s [A_s][I][i_{abc}] + \frac{d}{dt} [[A_s][\varphi_{abc}]] - \left(\frac{d}{dt} [A_s] \right) [\varphi_{abc}] \quad (C.12)$$

$$[U_{dqo}]_s = R_s [A_s][i_{abc}] + \frac{d}{dt} [[A_s][\varphi_{abc}]] - \left(\frac{d}{dt} [A_s] \right) [\varphi_{abc}] \quad (C.13)$$

$$[U_{dqo}]_s = [R_s][i_{dqo}]_s + \frac{d}{dt} [\varphi_{dqo}]_s - \frac{d[A_s]}{d\theta} \frac{d\theta}{dt} [\varphi_{abc}] \quad (C.14)$$

Avec

$$-\frac{d[A_s]}{d\theta} \frac{d\theta}{dt} [\varphi_{abc}] = -\sqrt{\frac{2}{3}} \frac{d\theta}{dt} \begin{bmatrix} -\sin(\theta) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\cos(\theta) & -\cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_a \\ \varphi_b \\ \varphi_c \end{bmatrix} \quad (C.15)$$

Et comme $\frac{d\theta}{dt} = \omega_a$, l'équation (C.16) est obtenue :

$$\begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \\ v_{os} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{os} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \varphi_{ds} \\ \varphi_{qs} \\ \varphi_{os} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -\omega_a & 0 \\ \omega_a & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_{ds} \\ \varphi_{qs} \\ \varphi_{os} \end{bmatrix} \quad (C.16)$$

D'une façon analogue, l'application de la transformation de Park aux grandeurs rotoriques conduit au système suivant :

$$\begin{bmatrix} v_{dr} \\ v_{qr} \\ v_{or} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{dr} \\ i_{qr} \\ i_{or} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \varphi_{dr} \\ \varphi_{qr} \\ \varphi_{or} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -(\omega_a - \omega) & 0 \\ +(\omega_a - \omega) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_{dr} \\ \varphi_{qr} \\ \varphi_{or} \end{bmatrix} \quad (C.17)$$

C.1.5. Equations des Flux [76]

Les équations des flux s'écrivent de la façon suivante :

$$\begin{bmatrix} \varphi_{ds} \\ \varphi_{qs} \\ \varphi_{dr} \\ \varphi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & L_m & 0 \\ 0 & L_s & 0 & L_m \\ L_m & 0 & L_r & 0 \\ 0 & L_m & 0 & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} \quad (C.18)$$

C.1.6. Equations du couple électromagnétique [76]

L'expression du couple électromagnétique T_e est établie à partir de l'expression de l'énergie électrique fournie au stator pendant le temps dt se décompose en trois termes et en utilisant les expressions des tensions (C.16) et (C.17) et les expressions des flux (C.18), le premier représente l'énergie perdue par effet Joule au stator, le second représente la variation d'énergie magnétique statorique et le troisième représente l'énergie dW_δ transférée du stator au rotor à travers l'entrefer par l'intermédiaire du champ tournant.

$$dW_{es} = dW_{Joule} + dW_{magné} + dW_{méca} \quad (C.19)$$

Avec :

$$\begin{cases} dW_{\text{joule}} = (R_s (i_{ds}^2 + i_{qs}^2) + R_s i_{os}^2) dt \\ dW_{\text{magné}} = (i_{ds} \frac{d\varphi_{ds}}{dt} + i_{qs} \frac{d\varphi_{qs}}{dt}) + 3d\varphi_{os} i_{os} \\ dW_{\text{méca}} = ((\varphi_{ds} i_{qs} - \varphi_{qs} i_{ds}) \omega_s) dt \end{cases} \quad (\text{C.20})$$

$P_{\text{méca}}$ la puissance électrique transformée en puissance mécanique lié au couple électromagnétique par la relation suivante :

$$dW_{\text{méca}} = (P_{\text{méca}}) dt = C_e \omega dt = C_e p \omega_r dt \quad (\text{C.21})$$

Par identification entre la relation (C.20) et (C.21) on aura :

$$C_e = p(\varphi_{ds} i_{qs} - \varphi_{qs} i_{ds}) \quad (\text{C.22})$$

C.1.7. Equations mécaniques [76]

La vitesse du rotor dépend du couple électromagnétique C_e , de l'inertie de toutes les parties mobiles J_m et du couple de charge (résistant) T_l ainsi que des différents frottements Tf . La relation fondamentale de la dynamique est exprimée par l'équation suivante :

$$J_m \frac{d\omega_r}{dt} = C_e - T_l - Tf \quad (\text{C.23})$$

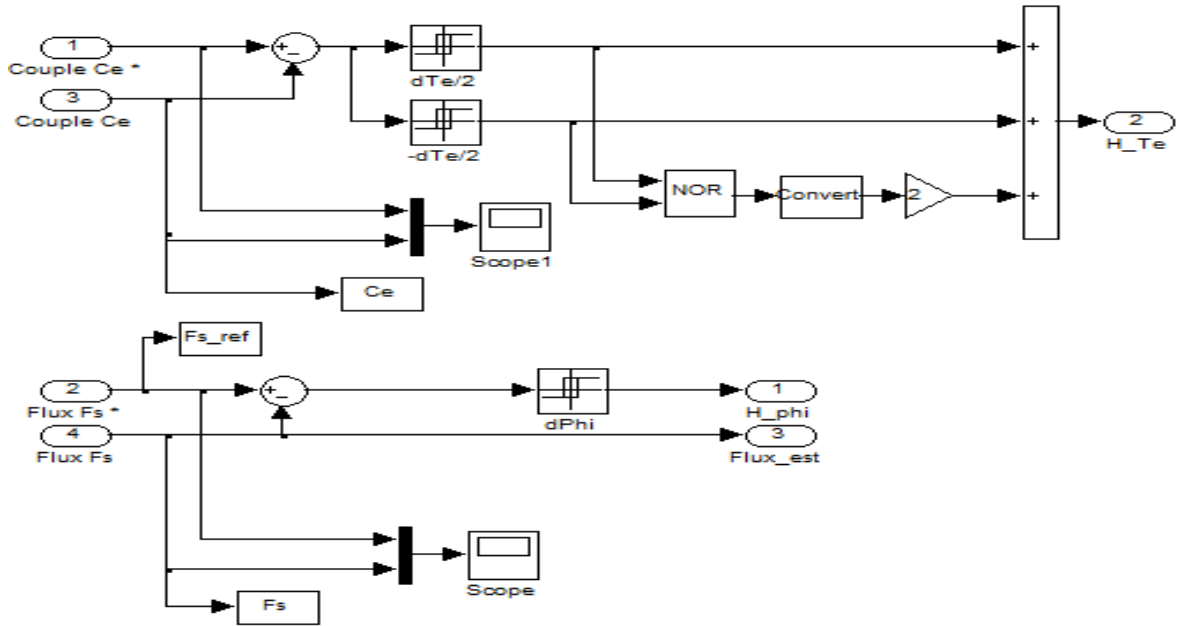
Une bonne approximation consiste à considérer le couple de frottement Tf proportionnel à la vitesse de rotation du rotor par une constante de proportionnalité f appelée coefficient de frottement visqueux :

$$Tf = f\omega_r \quad (\text{C.24})$$

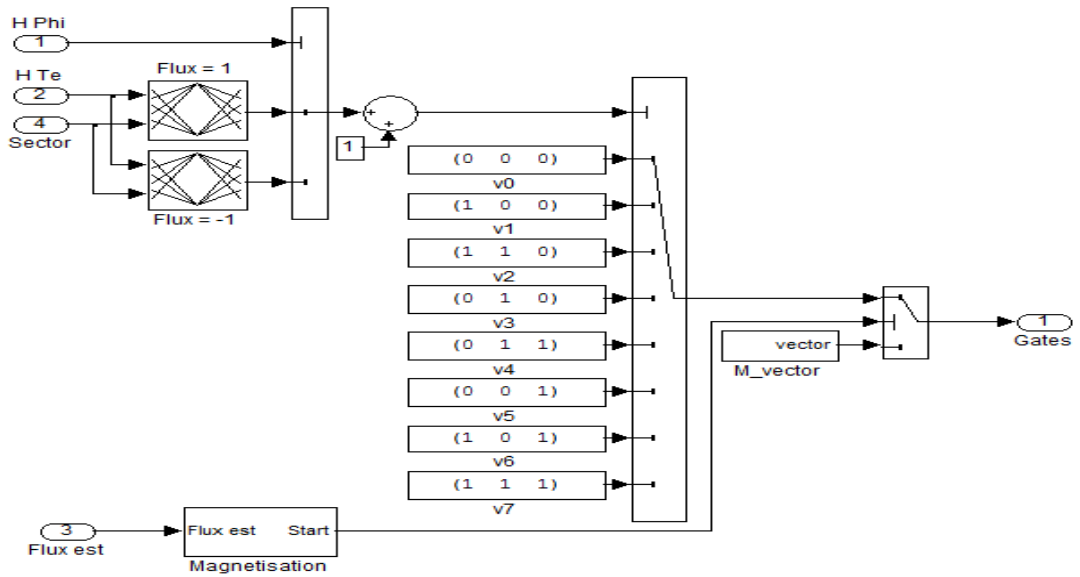
L'expression finale du mouvement mécanique du rotor s'écrit de la manière suivante :

$$J_m \frac{d\omega_r}{dt} = C_e - f\omega_r - T_l \quad (\text{C.25})$$

APPENDICE C : Commande DTC conventionnel et SFO-DTC



(a)



(b)

Figure C.4 : (a) : Comparateurs à hystérésis, (b) : Table de commutation

C.3. COMMANDE SFO-DTC CONVENTIONNEL (MATLAB / Simulink)

Dans cette partie, la présentation de tous les schémas de simulation de la commande SFO-DTC avec les contrôleurs FLC conventionnel qui sera effectué.

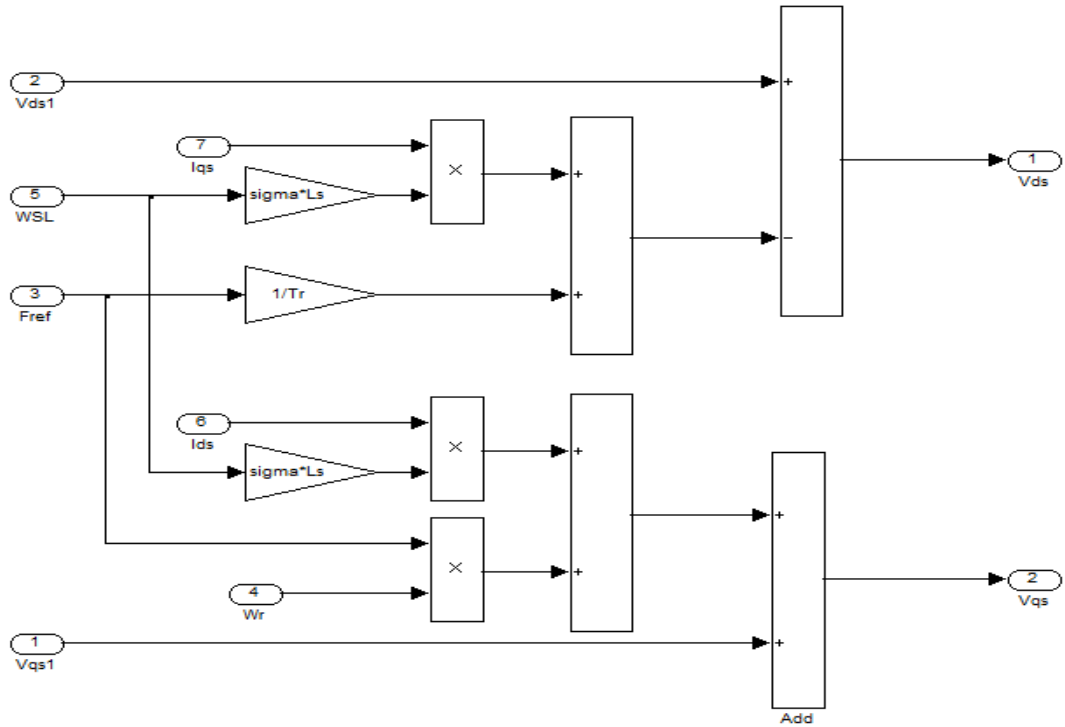


Figure C.6 : Découplage entre les tensions V_{ds} et V_{qs}

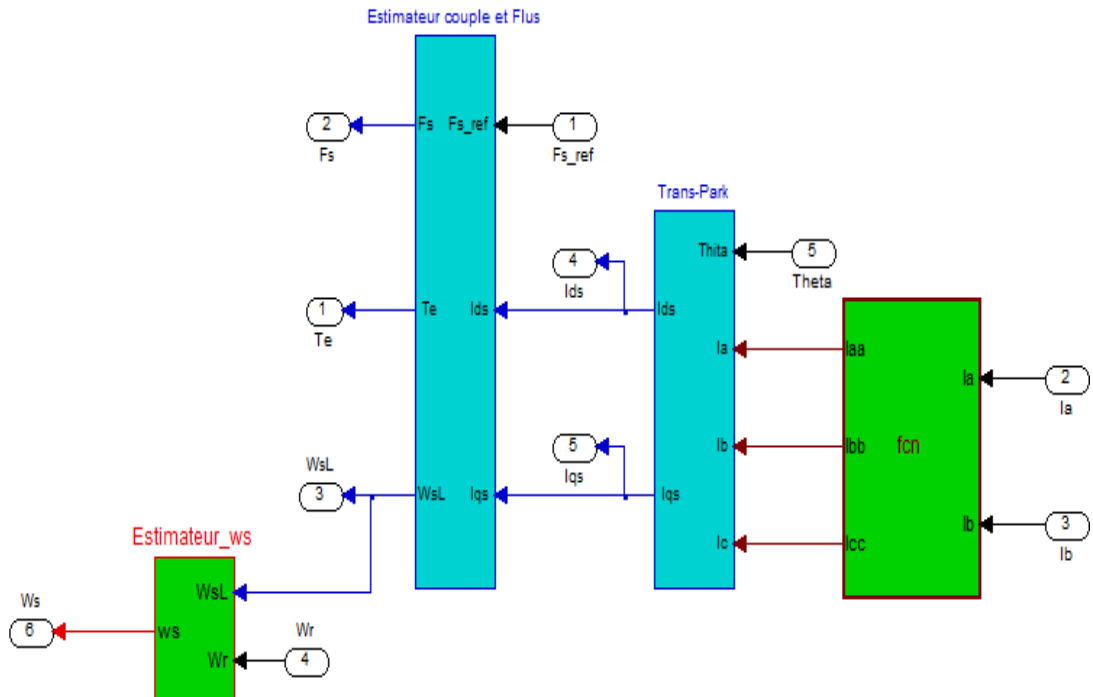


Figure C.7 : Estimation du couple C_e , flux φ_s et ω_s

COMMANDE FLOUE DIRECTE DU COUPLE (DTFC)

D.1. Schémas bloc de simulation de DTFC

Les schéma blocs qu'on va donner présentent le schéma de simulation par MATLAB/Simulink global ainsi que les différentes parties concernant le couple C_e , le flux φ_s et l'angle θ_i .

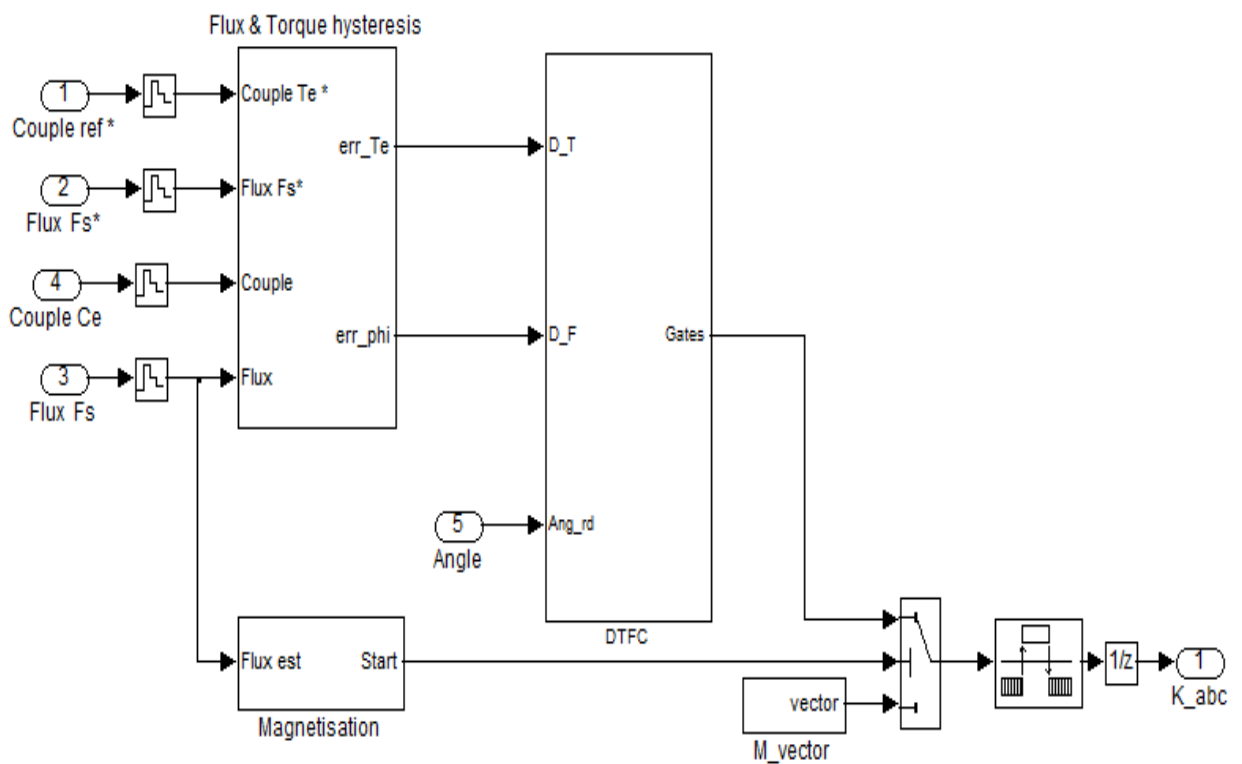


Figure D.1 : Schéma de simulation global du DTFC

APPENDICE D : Commande floue directe du couple (DTFC)

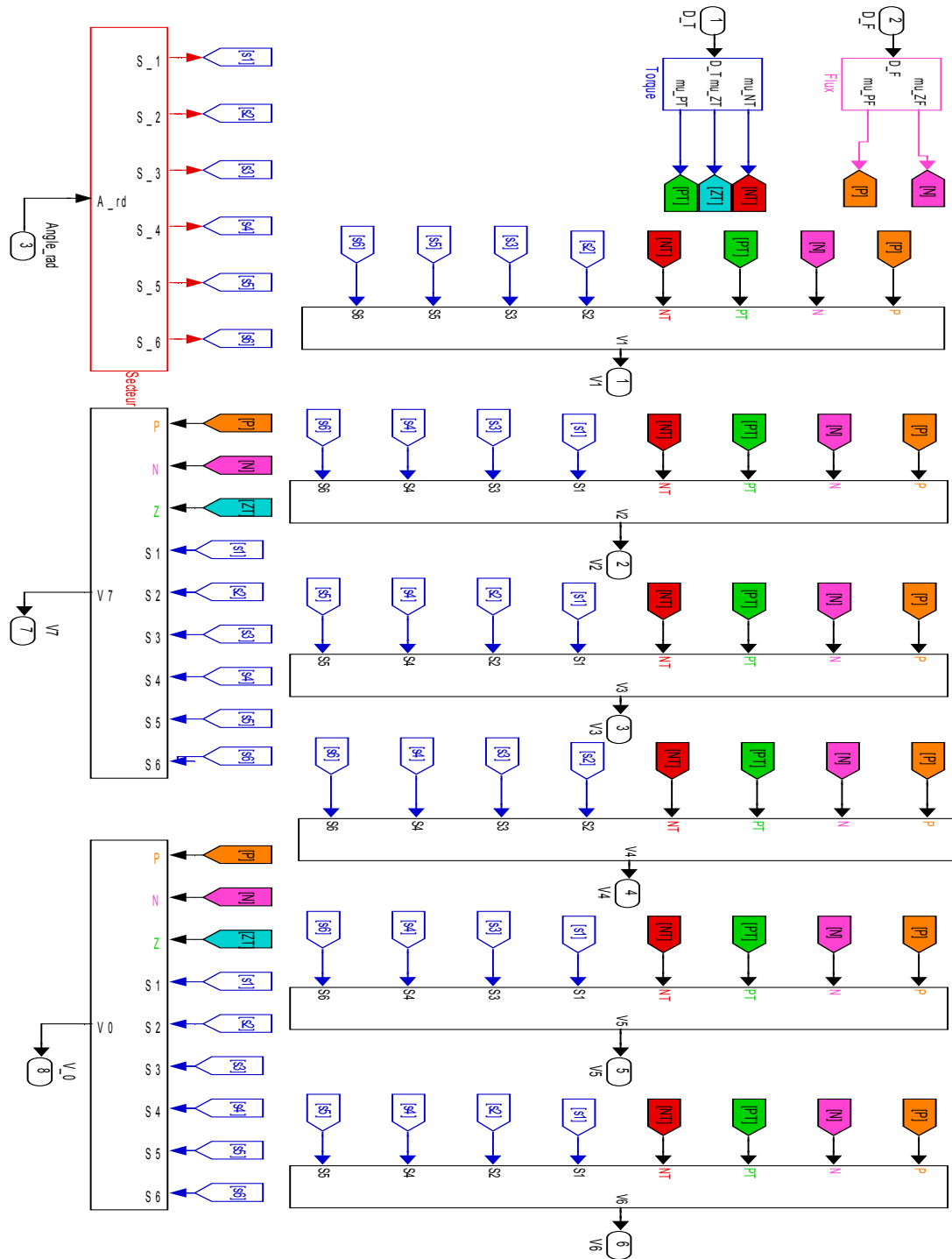


Figure D.2 : Commande DTFC avec 6 secteurs

APPENDICE D : Commande floue directe du couple (DTFC)

Les règles du contrôleur FLC sont données par les expressions suivantes :

$$R1. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } N) \text{ and } (N \text{ is } S1) \text{ then } (V \text{ is } V5) \quad (D. 1)$$

$$R2. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } N) \text{ and } (N \text{ is } S2) \text{ then } (V \text{ is } V6) \quad (D. 2)$$

$$R3. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } N) \text{ and } (N \text{ is } S3) \text{ then } (V \text{ is } V1) \quad (D. 3)$$

$$R4. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } N) \text{ and } (N \text{ is } S4) \text{ then } (V \text{ is } V2) \quad (D. 4)$$

$$R5. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } N) \text{ and } (N \text{ is } S5) \text{ then } (V \text{ is } V3) \quad (D. 5)$$

$$R6. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } N) \text{ and } (N \text{ is } S6) \text{ then } (V \text{ is } V4) \quad (D. 6)$$

$$R7. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } Z) \text{ and } (N \text{ is } S1) \text{ then } (V \text{ is } V0) \quad (D. 7)$$

$$R8. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } Z) \text{ and } (N \text{ is } S2) \text{ then } (V \text{ is } V7) \quad (D. 8)$$

$$R9. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } Z) \text{ and } (N \text{ is } S3) \text{ then } (V \text{ is } V0) \quad (D. 9)$$

$$R10. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } Z) \text{ and } (N \text{ is } S4) \text{ then } (V \text{ is } V7) \quad (D. 10)$$

$$R11. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } Z) \text{ and } (N \text{ is } S5) \text{ then } (V \text{ is } V0) \quad (D. 11)$$

$$R12. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } Z) \text{ and } (N \text{ is } S6) \text{ then } (V \text{ is } V7) \quad (D. 12)$$

$$R13. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } P) \text{ and } (N \text{ is } S1) \text{ then } (V \text{ is } V3) \quad (D. 13)$$

$$R14. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } P) \text{ and } (N \text{ is } S2) \text{ then } (V \text{ is } V4) \quad (D. 14)$$

$$R15. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } P) \text{ and } (N \text{ is } S3) \text{ then } (V \text{ is } V5) \quad (D. 15)$$

$$R16. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } P) \text{ and } (N \text{ is } S4) \text{ then } (V \text{ is } V6) \quad (D. 16)$$

$$R17. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } P) \text{ and } (N \text{ is } S5) \text{ then } (V \text{ is } V1) \quad (D. 17)$$

$$R18. \text{ If } (Err_F \text{ is } N) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } P) \text{ and } (N \text{ is } S6) \text{ then } (V \text{ is } V2) \quad (D. 18)$$

$$R19. \text{ If } (Err_F \text{ is } P) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } N) \text{ and } (N \text{ is } S1) \text{ then } (V \text{ is } V6) \quad (D. 19)$$

$$R20. \text{ If } (Err_F \text{ is } P) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } N) \text{ and } (N \text{ is } S2) \text{ then } (V \text{ is } V1) \quad (D. 20)$$

$$R21. \text{ If } (Err_F \text{ is } P) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } N) \text{ and } (N \text{ is } S3) \text{ then } (V \text{ is } V2) \quad (D. 21)$$

$$R22. \text{ If } (Err_F \text{ is } P) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } N) \text{ and } (N \text{ is } S4) \text{ then } (V \text{ is } V3) \quad (D. 22)$$

$$R23. \text{ If } (Err_F \text{ is } P) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } N) \text{ and } (N \text{ is } S5) \text{ then } (V \text{ is } V4) \quad (D. 23)$$

$$R24. \text{ If } (Err_F \text{ is } P) \text{ and } (Err_{C_e} \text{ is } N) \text{ and } (N \text{ is } S6) \text{ then } (V \text{ is } V5) \quad (D. 24)$$

APPENDICE D : Commande floue directe du couple (DTFC)

R25. *If* $(Err_{Fis} P)$ *and* $(Err_{Ceis} Z)$ *and* $(N \text{ is } S1)$ *then* $(V \text{ is } V7)$ (D. 25)

R26. *If* $(Err_{Fis} P)$ *and* $(Err_{Ceis} Z)$ *and* $(N \text{ is } S2)$ *then* $(V \text{ is } V0)$ (D. 26)

R27. *If* $(Err_{Fis} P)$ *and* $(Err_{Ceis} Z)$ *and* $(N \text{ is } S3)$ *then* $(V \text{ is } V7)$ (D. 27)

R28. *If* $(Err_{Fis} P)$ *and* $(Err_{Ceis} Z)$ *and* $(N \text{ is } S4)$ *then* $(V \text{ is } V0)$ (D. 28)

R29. *If* $(Err_{Fis} P)$ *and* $(Err_{Ceis} Z)$ *and* $(N \text{ is } S5)$ *then* $(V \text{ is } V7)$ (D. 29)

R30. *If* $(Err_{Fis} P)$ *and* $(Err_{Ceis} Z)$ *and* $(N \text{ is } S6)$ *then* $(V \text{ is } V0)$ (D. 30)

R31. *If* $(Err_{Fis} P)$ *and* $(Err_{Ceis} P)$ *and* $(N \text{ is } S1)$ *then* $(V \text{ is } V2)$ (D. 31)

R32. *If* $(Err_{Fis} P)$ *and* $(Err_{Ceis} P)$ *and* $(N \text{ is } S2)$ *then* $(V \text{ is } V3)$ (D. 32)

R33. *If* $(Err_{Fis} P)$ *and* $(Err_{Ceis} P)$ *and* $(N \text{ is } S3)$ *then* $(V \text{ is } V4)$ (D. 33)

R34. *If* $(Err_{Fis} P)$ *and* $(Err_{Ceis} P)$ *and* $(N \text{ is } S4)$ *then* $(V \text{ is } V5)$ (D. 34)

R35. *If* $(Err_{Fis} P)$ *and* $(Err_{Ceis} P)$ *and* $(N \text{ is } S5)$ *then* $(V \text{ is } V6)$ (D. 35)

R36. *If* $(Err_{Fis} P)$ *and* $(Err_{Ceis} P)$ *and* $(N \text{ is } S6)$ *then* $(V \text{ is } V1)$ (D. 36)

Avec :

$V0 = [0 \ 0 \ 0]$, $V1 = [1 \ 0 \ 0]$, $V2 = [1 \ 1 \ 0]$, $V3 = [0 \ 1 \ 0]$, $V4 = [0 \ 1 \ 1]$, $V5 = [0 \ 0 \ 1]$,

$V6 = [1 \ 0 \ 1]$ et $V7 = [1 \ 1 \ 1]$.

COMMANDE FLOUE DIRECTE DU COUPLE (DTNC)

E.1. Algorithme d'apprentissage de réseau de neurones

$$y(x) = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (E.1)$$

✚ Calcul de la dérivée partielle du $f(x)$ par rapport à x .

$$\frac{\partial f(x)}{\partial x} = \frac{e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2} \quad (E.2)$$

$$\frac{\partial f(x)}{\partial x} = \frac{1}{1 + e^{-x}} * \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-x}}\right) \quad (E.3)$$

$$\frac{\partial f(x)}{\partial x} = f(x) * (1 - f(x)) \quad (E.4)$$

Pour la $i^{\text{ème}}$ sortie $y_i(x)$ s'écrit de manière suivante :

$$\frac{\partial y_i(x)}{\partial x} = y_i(x) * (1 - y_i(x)) \quad (E.5)$$

D'après la matrice P (3.14) et (3.15), le vecteur d'entrée est donné par :

$$\begin{pmatrix} x_\varphi \\ x_{ce} \\ x_N \end{pmatrix} = (P_1, P_2) \quad (E.6)$$

D'après la matrice T (3.17) et (3.18), le vecteur de sortie est donné par :

$$\begin{pmatrix} yd_a \\ yd_b \\ yd_c \end{pmatrix} = (T_1, T_2) \quad (E.7)$$

✚ Calcul du gradient pour chaque sortie y_j et chaque seuil θ_j

$$\delta_j = y_j * (1 - y_j) * e_j \quad (j = a, b, c) \quad (E.8)$$

$$\Delta\theta_j = \eta * (-1) * \delta_j \quad (j = a, b, c) \quad (E.9)$$

✚ Calcul du gradient pour chaque sortie de neurone caché y_i , chaque poids w_{ij} et chaque seuil θ_i .

$$\delta_i = y_i(x) * (1 - y_i(x)) * (\delta_a * w_{ia} + \delta_b * w_{ib} + \delta_c * w_{ic}) \quad (E.10)$$

$$\Delta w_{ia} = \eta * y_i(x) * \delta_a \quad (i = 1, \dots, 24) \quad (E.11)$$

APPENDICE E : Commande floue directe du couple (DTNC)

$$\Delta w_{ib} = \eta * y_i(x) * \delta_b \quad (i = 1, \dots, 24) \quad (E, 12)$$

$$\Delta w_{ic} = \eta * y_i(x) * \delta_c \quad (i = 1, \dots, 24) \quad (E, 13)$$

$$\Delta \theta_i = \eta * (-1) * \delta_i \quad (i = 1, \dots, 24) \quad (E, 14)$$

✚ Calcul du gradient pour chaque entrée, pour chaque neurone i , ($i = 1, \dots, 24$).

$$\Delta w_{\phi i} = \eta * x_{\phi} * \delta_i \quad (E, 15)$$

$$\Delta w_{Cei} = \eta * x_{Ce} * \delta_i \quad (E, 16)$$

$$\Delta w_{Ni} = \eta * x_N * \delta_i \quad (E, 17)$$

Avec :

η est le pas d'apprentissage.

Initialisation des poids, des seuils, le pas d'apprentissage et l'erreur de précision

$$w_{\phi i}, w_{Cei}, w_{Ni}, w_{ij}, \theta_{ij}, i = 1, \dots, 24, j = a, b, c; \eta = 0.025, \varepsilon = 0.01$$

Itération =1

Initialisation des erreurs

$$e_{1m} = 1;$$

$$e_{2m} = 1;$$

$$e_{3m} = 1;$$

Tandis que ($e_{1m} \geq \varepsilon$) et ($e_{2m} \geq \varepsilon$) et ($e_{3m} \geq \varepsilon$)

Pour $n = 1, \dots, 36$

$$y_i = f(x_{\phi}(n) * w_{\phi i} + x_{Ce}(n) * w_{Cei} + x_N(n) * w_{Ni} - \theta_i), \text{ avec } i = 1, \dots, 24$$

(24 c'est nombre de neurones cachés)

$$y_a(n) = f\left(\sum_{i=1}^{24} y_i * w_{ia} - \theta_a\right)$$

$$y_b(n) = f\left(\sum_{i=1}^{24} y_i * w_{ib} - \theta_b\right)$$

$$y_c(n) = f\left(\sum_{i=1}^{24} y_i * w_{ic} - \theta_c\right)$$

Calcul des erreurs

$$e_a(n) = (y d_a(n) - y_a(n))$$

$$e_b(n) = (y d_b(n) - y_b(n))$$

APPENDICE E : Commande floue directe du couple (DTNC)

$$e_c(n) = (y d_c(n) - y_c(n))$$

Calcul les erreurs en valeurs absolues (IAE)

$$e_{aa}(n) = |e_a(n)|$$

$$e_{ab}(n) = |e_b(n)|$$

$$e_{ac}(n) = |e_c(n)|$$

Calcul des gradients pour chaque sortie

$$\delta_a = y_a(n) * (1 - y_a(n)) * e_a(n)$$

$$\Delta\theta_a = \eta * (-1) * \delta_a$$

$$\delta_b = y_b(n) * (1 - y_b(n)) * e_b(n)$$

$$\Delta\theta_b = \eta * (-1) * \delta_b$$

$$\delta_c = y_c(n) * (1 - y_c(n)) * e_c(n)$$

$$\Delta\theta_c = \eta * (-1) * \delta_c$$

Calcul des gradients pour chaque neurone caché

$$\delta_i = y_i(x) * (1 - y_i(x)) * (\delta_a * w_{ia} + \delta_b * w_{ib} + \delta_c * w_{ic}), i = 1, \dots, 24$$

$$\Delta w_{ia} = \eta * y_i(x) * \delta_a, i = 1, \dots, 24$$

$$\Delta w_{ib} = \eta * y_i(x) * \delta_b, i = 1, \dots, 24$$

$$\Delta w_{ic} = \eta * y_i(x) * \delta_c, i = 1, \dots, 24$$

$$\Delta\theta_i = \eta * (-1) * \delta_i, i = 1, \dots, 24$$

Calcul erreur des poids pour chaque entrée

$$\Delta w_{\phi i} = \eta * x_{\phi}(n) * \delta_i, i = 1, \dots, 24$$

$$\Delta w_{Cei} = \eta * x_{Ce}(n) * \delta_i, i = 1, \dots, 24$$

$$\Delta w_{Ni} = \eta * x_N(n) * \delta_i, i = 1, \dots, 24$$

Ajustement des poids

$$w_{\phi i} = w_{\phi i} + \Delta w_{\phi i}, i = 1, \dots, 24$$

$$w_{Cei} = w_{Cei} + \Delta w_{Cei}, i = 1, \dots, 24$$

$$w_{Ni} = w_{Ni} + \Delta w_{Ni}, i = 1, \dots, 24$$

$$w_{ia} = w_{ia} + \Delta w_{ia}, i = 1, \dots, 24$$

$$w_{ib} = w_{ib} + \Delta w_{ib}, i = 1, \dots, 24$$

$$w_{ic} = w_{ic} + \Delta w_{ic}, i = 1, \dots, 24$$

$$\theta_i = \theta_i + \Delta\theta_i, i = 1, \dots, 24$$

APPENDICE E : Commande floue directe du couple (DTNC)

$$\theta_a = \theta_a + \Delta\theta_a$$

$$\theta_b = \theta_b + \Delta\theta_b$$

$$\theta_c = \theta_c + \Delta\theta_c$$

Fin

Calcul les maximums des erreurs

$$e_{1m} = \max(e_{aa}); e_{2m} = \max(e_{ab}); e_{3m} = \max(e_{ac});$$

Iteration=iteration+1;

Fin

E.2. Schémas bloc de simulation de DTNC

Le schéma (E.1) illustre le programme MATLAB/Simulink qui utilise les réseaux de neurone à partir des grandeurs ΔC_e , $\Delta\varphi_s$ et S_i pour générer les signaux de commande (k_a, k_b, k_c) .

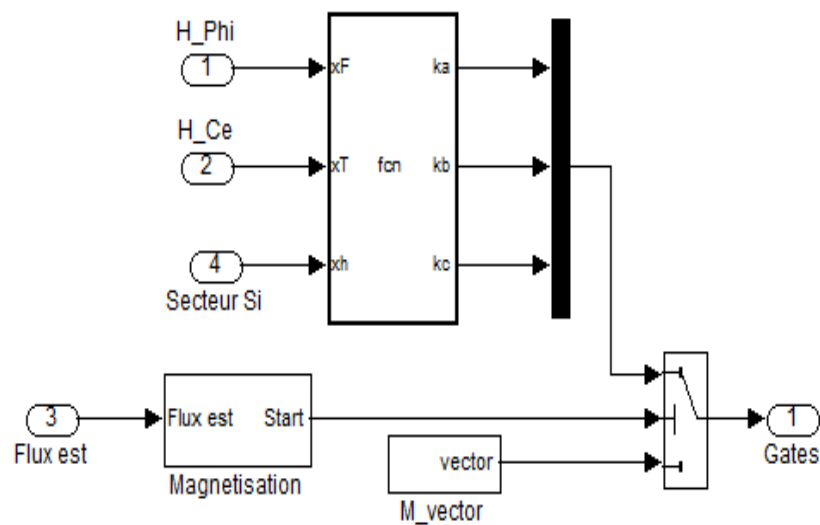


Figure E.1 : Schéma bloc de simulation de réseau des neurones pour générer les signaux de commande (k_a, k_b, k_c)

COMMANDE NEURO-FLOUE DIRECTE DU COUPLE (DTNFC)

F.1. Organigramme d'apprentissage de la méthode hybride

Par l'intermédiaire du toolbox logique floue, le déroulement de l'organigramme de la figure (F.1) donne les résultats optimisés par la méthode d'adaptation hybride.

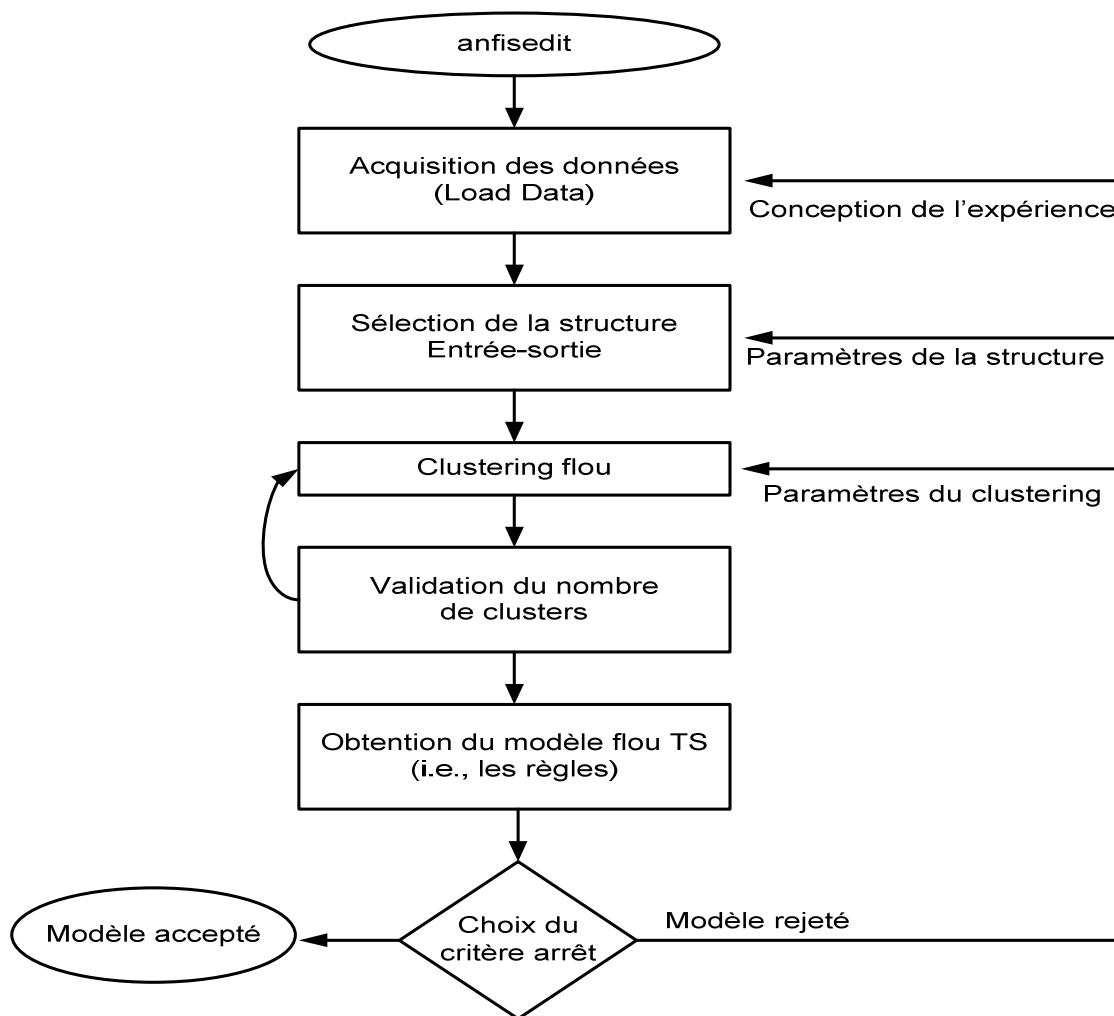


Figure F.1 : Organigramme de la méthode d'adaptation hybride

APPENDICE F : Commande Neuro-Floue directe du couple (DTNFC)

Après l'exécution de l'organigramme, les résultats obtenus sont illustrés par les figures (F.2) , (F.3) et le tableau (F.1) après 50 itérations et une erreur de $4.2652 * 10^{-6}$.

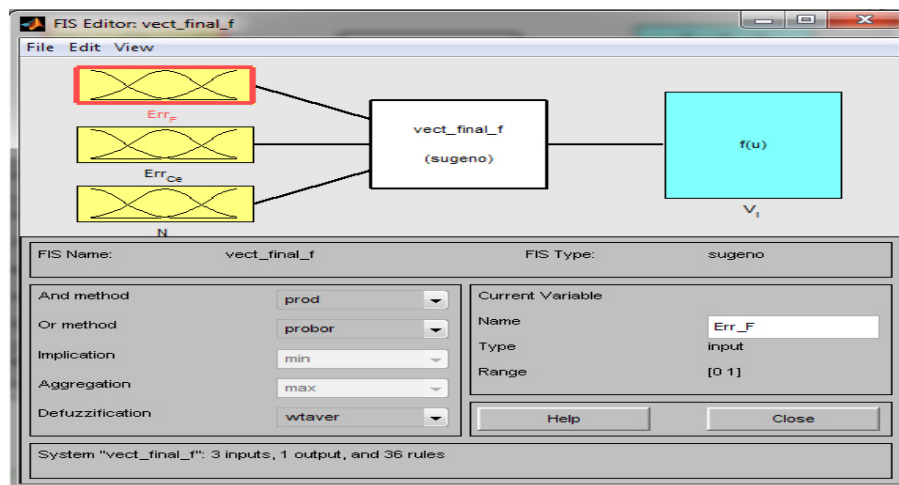
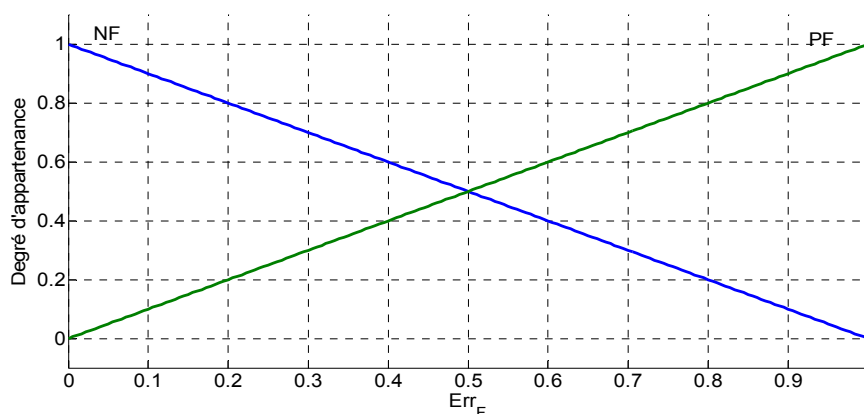
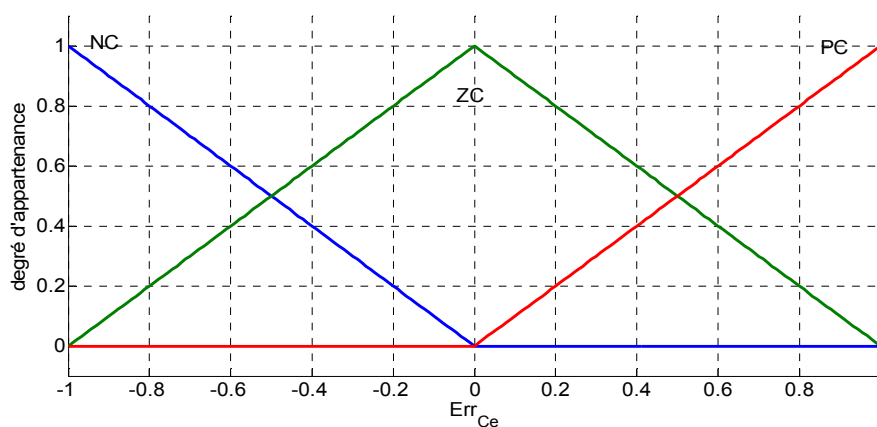


Figure F.2 : Structure du contrôleur ANFIS pour générer les signaux de commande (K_a, k_b, k_c)



(a)



(b)

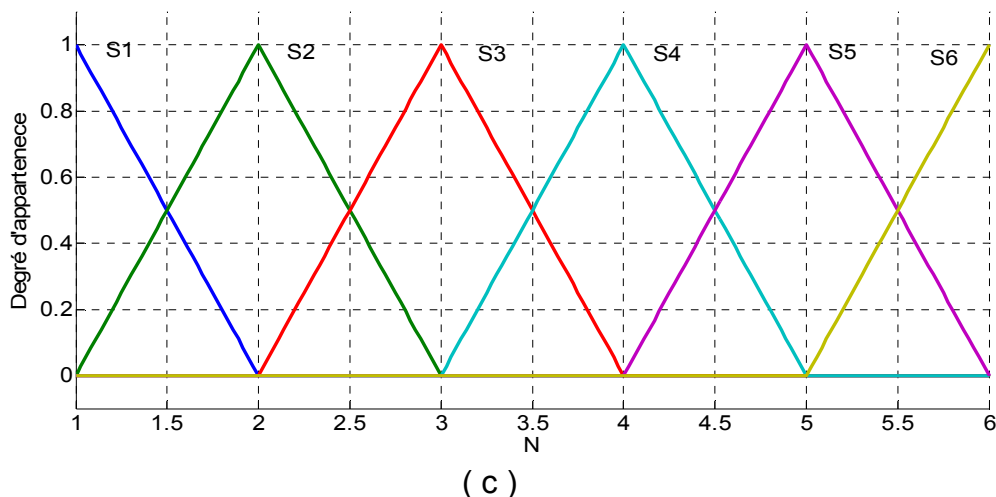


Figure F.3 : Paramètres des fonctions d'appartenance,
(a) : Erreur flux, (b) : Erreur couple, (c) : Secteur (N)

La structure finale obtenue après la simulation est donnée par le tableau (F.1) :

Tableau F.1 : Caractéristique de la structure ANFIS (vect_final_f)

Nom de la structure	vect_final_f.fis
Type de la structure	Sugeno
Nombre d'entrée	3 entrées e_φ , e_{ce} , N
Nombre de sortie	Une sortie V_i
Nombre de règle	216 règles
Nombre de paramètres linéaires	216
Nombre de paramètres non linéaires	36
Taille du vecteur d'apprentissage	36

Les règles d'apprentissages flous, obtenus par cette méthode, sont données par les expressions suivantes :

1. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is NC) and (N is S1) then (V_i is Y1)*
2. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is NC) and (N is S2) then (V_i is Y2)*
3. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is NC) and (N is S3) then (V_i is Y3)*
4. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is NC) and (N is S4) then (V_i is Y4)*
5. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is NC) and (N is S5) then (V_i is Y5)*
6. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is NC) and (N is S6) then (V_i is Y6)*

APPENDICE F : Commande Neuro-Floue directe du couple (DTNFC)

7. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is ZC) and (N is S1) then (V_i is Y7)*
8. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is ZC) and (N is S2) then (V_i is Y8)*
9. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is ZC) and (N is S3) then (V_i is Y9)*
10. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is ZC) and (N is S4) then (V_i is Y10)*
11. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is ZC) and (N is S5) then (V_i is Y11)*
12. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is ZC) and (N is S6) then (V_i is Y12)*
13. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is PC) and (N is S1) then (V_i is Y13)*
14. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is PC) and (N is S2) then (V_i is Y14)*
15. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is PC) and (N is S3) then (V_i is Y15)*
16. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is PC) and (N is S4) then (V_i is Y16)*
17. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is PC) and (N is S5) then (V_i is Y17)*
18. *If (Err_F is NF) and (Err_C_e is PC) and (N is S6) then (V_i is Y18)*
19. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is NC) and (N is S1) then (V_i is Y19)*
20. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is NC) and (N is S2) then (V_i is Y20)*
21. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is NC) and (N is S3) then (V_i is Y21)*
22. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is NC) and (N is S4) then (V_i is Y22)*
23. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is NC) and (N is S5) then (V_i is Y23)*
24. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is NC) and (N is S6) then (V_i is Y24)*
25. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is ZC) and (N is S1) then (V_i is Y25)*
26. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is ZC) and (N is S2) then (V_i is Y26)*
27. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is ZC) and (N is S3) then (V_i is Y27)*
28. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is ZC) and (N is S4) then (V_i is Y28)*
29. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is ZC) and (N is S5) then (V_i is Y29)*
30. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is ZC) and (N is S6) then (V_i is Y30)*
31. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is PC) and (N is S1) then (V_i is Y31)*
32. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is PC) and (N is S2) then (V_i is Y32)*
33. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is PC) and (N is S3) then (V_i is Y33)*
34. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is PC) and (N is S4) then (V_i is Y34)*
35. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is PC) and (N is S5) then (V_i is Y35)*
36. *If (Err_F is PF) and (Err_C_e is PC) and (N is S6) then (V_i is Y36)*

RÉFÉRENCES

RÉFÉRENCES

1. F. Blaschke, "The principle of field orientation as applied to the new transvector closed-loop control system for rotating field machines." *Siemens review XXXIX*, vol.34,(1972),217-223,
2. G. S. Buja, and M. P. Kazmierkowski, "Direct Torque Control of PWM Inverter-Fed AC Motors a Survey. IEEE transactions on industrial electronics, vol. 51, (Aug 2004), 744-757
3. F. Wang, Z. Zhang, X. Mei, J. Rodríguez and R. Kennel, "Advanced Control Strategies of Induction Machine: Field Oriented Control, Direct Torque Control and Model Predictive Control", *Energies*, vol.120, (Nov 2018), 1-13.
4. D. Casadei, F. Profumo, G. Serra and A. Tani: "FOC and DTC, Two Viable Schemes for Induction Motors Torque Control", *IEEE transactions on power electronics*, Vol. 17, (Sep -2002), 779-787.
5. I. Takahashi and T. Noguchi, "A New Quick-Response and High-Efficiency Control Strategy of an Induction Motor", *IEEE Transactions On Industry Applications*, vol. 22, (Sep 1986), 820-827.
6. D. Casadei, G. Grandi, G. Serra and A. Tani, "Effects of flux and torque hysteresis amplitude in Direct Torque Control of Induction Machine," *IECON'94*, (Sep 1994),299-304,
7. A. Miloudi, E. A. Alradadi, A. Draou " A new control strategy of direct torque fuzzy control of a PWM inverter fed induction motor drive", *Conf. Rec. ISIE2006*, Montreal, CANADA, (July 2006),09 – 13
8. G.M. Sung, W.S. Lin, S.K. Peng: "Reduction of Torque and Flux Variations Using Fuzzy Direct Torque Control System in Motor Drive. SMC", (2013). 1456-1460
9. S.Y. Wang, C.L. Tseng, S.C. Lin, J.H. Chou, "Design of Fuzzy Controllers for Direct Torque Control Systems", *IS3C '14 Proceedings of the 2014 International Symposium on Computer, Consumer and Control*, (2014), 994-997.
10. B. Yesma , Mazari, B, "Fuzzy direct torque control of induction motor with sensorless speed control using parameters machine estimation". *CEIT*. (2015),1-6.

11. Y. Zhao, Z. Huang, "Fuzzy direct torque control of permanent magnet synchronous motors", Computer Science 2015 12th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD) (2015).
12. Gudhe, Siddhant , Pimple, B.B., "Improved torque response of induction motor drive using direct torque control technique applying Fuzzy Logic Control", 10 / ICPEICES. 1-6. (2016)
13. A. Arias; J.L. Romeral, E. Aldabas, M. G. Jayne, "Fuzzy Logic Direct Torque Control", ISIE'2000. Proceedings of the 2000 IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 4-8 (Dec. 2000).
14. D. Jinlian , Tu Li , "Improvement of Direct Torque Control Low-speed Performance by Using Fuzzy Logic Technique", 2006 International Conference on Mechatronics and Automation, Luoyang, China, 25-28 (June 2006).
15. H. Li, Q. Mo, Z. Zhao, "Research on Direct Torque Control of Induction Motor Based on Genetic Algorithm and Fuzzy Adaptive PI Controller", International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, 13-14 (March 2010).
16. P.Z. Grabowski , F. Blaabjerg, "Direct Torque Neuro-Fuzzy Control of Induction Motor Drive. DSP Implementation", Proceeding of the 24th annual Conférence of the IEEE Industrial Electronic Society, Vol. 2, (1998), 657-661.
17. A. Miloudi, E.A.A Radadi , A. Draou, Y. Miloud, "Simulation and modelling of a variable gain PI controller for speed control of a direct torque neuro fuzzy controlled induction machine drive", PESC/ Vol.5. 10, 3493 – 3498, (2004).
18. H. Yourui, T. Chaoli, "Direct Torque Control of Induction Motor by Use of Neural Network", 2005 International Conference on Electrical Machines and Systems, (Sept. 2005), 27-29.
19. X. Cao , C. Zang , L. Fan, "Direct Torque Controlled Drive for Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Neural Networks and Multi-Fuzzy Controllers", 2006 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, (Dec. 2006), 17-20.
20. L. Fan , Bin Li, "Application of Fuzzy Neural Network in Direct Torque Control System", 2007 IEEE International Conference on Control and Automation, 30 May-1 June (2007).
21. K. Gulez, A.A. Adam, "Adaptive Neural Network Based Controller for Direct Torque Control of PMSM with Minimum Torque Ripples", SICE Annual Conference 2007, 17-20 Sept. (2007).

22. A. Draou , A. Miloudi, "A Simplified Speed Controller For Direct Torque Neuro Fuzzy Controlled Induction Machine Drive based on A Variable Gain PI Controller", 2010 4th International Power Engineering and Optimization Conference (PEOCO), 23-24 June (2010).
23. S. Boukadida, S. Gdaim, A. Mtibaa, "Direct Torque Control for Asynchronous Machine Using Artificial Neural Networks", 14th International Conference on Sciences and Techniques of Automatic Control & Computer Engineering - STA'2013, Sousse, Tunisia, December 20-22, (2013).
24. M. L. Zegai , M. Bendjebbar , K. Belhadri , M. L Dombia , B. Hamane , P. M. Koumba, "Direct Torque Control of Induction Motor Based on Artificial Neural Networks Speed Control Using MRAS and Neural PID Controller", 2015 IEEE Electrical Power and Energy Conference (EPEC), 26-28 Oct. (2015).
25. L. Babani, S. Jadhav, B. Chaudhari. "Scaled Conjugate Gradient Based Adaptive ANN Control for SVM-DTC Induction Motor Drive", 12th IFIP International Conference on Artificial Intelligence Applications and Innovations (AIAI),Thessaloniki, Greece, (Sep. 2016) ,384-395.
26. C.T. Sun, J.S. Roger Jang, "Fuzzy modeling using generalized neural networks and kalman filter algorithm", Proceedings of the 30th IEEE Conference on Decision and Control, AAAI 1991: 762-767.
27. J.R. Jang, "ANFIS : adaptive-network-based fuzzy inference system", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics , Volume: 23 , Issue: 3 , May/Jun 1993.
28. H.M. Kim, Fei-Yue Wang, "Design of adaptive neuro-fuzzy controllers", Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics , vol.2. 10, (1994), 1809 – 1814,
29. Z. P. Grabowski, P. Kazmierkowski, B.K. Bose, F. Blaabjerg, "A Simple Direct-Torque Neuro-Fuzzy Control of PWM-Inverter-Fed Induction Motor Drive", IEEE transactions on industrial electronics, Vol. 47, no. 4, (AUGUST 2000).
30. M.A. Gama Valdez , D. Romero Romero, "Improvement of an Induction Motor Drive-based Direct Torque Control Strategy using a Neuro-Fuzzy Controlier", (ICEEE). 1st International Conference on Electrical and Electronics Engineering, 8-10 Sept. (2004).
31. X. Wen, Q. Liao, S. Wei, Q. Xu, "Research of Translational Meshing Motor Control Based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System", 2009 Third International Symposium on Intelligent Information Technology Application, 21-22 Nov. (2009).

32. M. R. Douiri , M. Cherkaoui , T. Nasser , A. Essadki, “A Neuro Fuzzy PI Controller Used for Speed Control of a Direct Torque to Twelve Sectors Controlled Induction Machine Drive”, 2011 International Conference on Multimedia Computing and Systems, 7-9 (April 2011)
33. M. Murugan¹ , R.Jeyabharath, “Neuro Fuzzy Controller Based Direct Torque Control For SRM Drive”, 2011 International Conference on Process Automation, Control and Computing, 20-22 ,(July 2011).
34. M. Dybkowski, K. Szabat, “Direct Torque Control of Induction Motor Drive System with Adaptive Sliding-Mode Neuro-Fuzzy Compensator”, 2015 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT), 17-19 ,(March 2015).
35. V.M. Venkateswara, A. A. Kumar, “Artificial Neural Network and Adaptive Neuro Fuzzy Control of Direct Torque Control of Induction Motor for Speed and Torque Ripple Control”, 2018 2nd International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI), (May 2018), 11-12.
36. J.L. Azcue-Puma, A.J. Sguarezi Filho, E. Ruppert, “The fuzzy logic-based Stator-flux-Oriented Direct Torque Control for three-phase asynchronous Motor”, J Control Autom Electr Syst, vol. 25, (Feb 2014) ,46–54.
37. M. Nasir Uddin, M. Hafeez, “FLC-Based DTC Scheme to Improve the Dynamic Performance of an IM Drive”, IEEE Transactions on industry applications, Vol. 48, No. 2, (MARCH/APRIL 2012), 823-831.
38. N. Farah, M. H. N. Talib, Z. Ibrahim, J. M. Lazi, M. Azri, “Self-tuning Fuzzy Logic Controller Based on Takagi-Sugeno Applied to Induction Motor Drives”, International Journal of Power Electronics and Drive System (IJPEDS), Vol. 9, No. 4, (Dec 2018),1967-1975.
39. Ch. Neelima, S.S.V.N. Sarma, “Blended intelligence of FCA with FLC for knowledge representation from clustered data in medical analysis”, International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), Vol. 9, No. 1, (Feb 2019), 635-645.
40. M. A. Doaa, T. El-madany Hanaa, “VHDL Based Maximum Power Point Tracking of Photovoltaic Using Fuzzy Logic Control”, International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), Vol. 7, No. 6, (Dec-2017), 3454-3466.
41. A.Hussain, “Fuzzy Logic Controller Effectiveness Evaluation through Comparative Memberships for Photovoltaic Maximum Power Point Tracking Function”, International Journal of Power Electronics and Drive System (IJPEDS), Vol. 9, No. 3, (Sep 2018), 1147-1156.

42. O. Zebraoui, M. Bouzi , “Improved MPPT controls for a standalone PV/wind/battery hybrid energy system”, *International Journal of Power Electronics and Drive System (IJPEDS)*, Vol. 11, No. 2, (June 2020), 988-1001.
43. Amirullah, O. Penangsang, A. Soeprijanto, “Matlab / simulink simulation of unified power quality conditioner-battery energy storage system supplied by PV-wind hybrid using fuzzy logic controller”, *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, Vol. 9, No. 3, (June 2019) , 1479-1495,
44. T. Dewi, Y. Wijanarko, P. Risma, and Y. Oktarina, “Fuzzy Logic Controller Design for Leader-Follower Robot Navigation”, *Proceeding of EECSI 2018, Malang - Indonesia*, 16-18, (Oct 2018) ,298-303.
45. T. Dewi, S. Nurmaini, P. Risma, Y. Oktarina, M. Roriz, “Inverse kinematic analysis of 4 DOF pick and place arm robot manipulator using fuzzy logic controller”, *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, Vol. 10, No. 2, (April 2020), 1376-1386.
46. M.A. Ahmad, M.Z.M. Tumari, A.N.K. Nasir, “Composite fuzzy logic control approach to a flexible joint manipulator”, *International Journal of Advanced Robotic Systems*, Vol. 10, No. 1, (2013),1-9.
47. J. Kennedy, “Stereotyping, Improving Particle Swarm Performance with Cluster Analysis”, In: *Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation*, (July 2000), 1507–1512.
48. M. Clerc, J. Kennedy, “The Particle Swarm-Exporsion, Stability, and convergence in a multidimensional Complex space”, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, No. 1, (February 2002), 58-73.
49. M. Bounekhla, A. Ould-aissa, A. Taieb, K. El Merraoui and E. Boudissa, “Using two PSO-structures approaches to estimate induction machine parameters”, *Power Electronics and Applications*, 2009. EPE '09, Barcelona, (2009),1-8.
50. R. Abdul-Adheem Wameedh, “An enhanced particle swarm optimization algorithm”, *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, Vol. 9, No. 6, (Dec 2019),4904-4907.
51. T. Tuncer, “SCSO: A novel sine-cosine based swarm optimization algorithm for numerical function optimization”, *Periodicals of engineering and Natural Sciences*, Vol.5, No.2, (Oct 2018),1-9.
52. S. Mirjalili, “SCA: a sine cosine algorithm for solving optimization problems”, *Knowledge-Based Systems-Elsevier*, 96, (2016),120-133.

53. A.Taieb, A. Ferdjouni, 'A New Design of Fuzzy Logic Controller Optimized By PSO-SCSO Applied To SFO-DTC Induction Motor Drive', International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), Vol. 10, NO. 6, (Dec 2020), 5813-5823.
54. A. A. Pujol, " *Improvements in Direct Torque Control of Induction Motors* " , Thesis Université Polytechnic de Catalunya Terrassa, Novembre 2000.
55. G. Grellet, G. Clerc " *Actionneurs électriques* " , Editions Eyrolles, 1997.
56. A. FAQIR " *Commande A Structure Variable D'un Entraînement A Machine Asynchrone Soumis A Un Environnement Mecanique Variable* ' ' Doctorat L'Université de Picardie Jules Verne France éecembre 2003.
57. D. Roye, " *Modélisation, contrôle vectoriel et DTC* " , HERMES Science Europe Ltd, 2000, sous la direction de Carlos Canudas de Wit, vol.1, 81-132
58. Ludtke, I., Jayne M. G. " *A comparative study of high performance speed control strategies for voltage source PWM inverter fed induction motor drives* " , Seventh International Conference on electrical Machines and Drives, 11-13 September 1995, University of Durham, UK.
59. R.J. Wai , J.D. Lee and K.-Min Lin, " *Robust Decoupled Control of Direct Field-Oriented Induction Motor Drive Industrial Electronics* " ,IEEE Transactions on Volume 52,Issue 3, June 2005, 837 – 854.
60. M. Ouhrouche, R. Beguenane, A.M. Trzynadlowski, J.S. Thongam, and M. Dub´-Dallaire, " *A Pc-Cluster-Based Fully Digital Real-Time Simulation of a Field-Oriented Speed Controller for an Induction Motor* " 10.2316, Journal.205.2006. 3.205-4346. International Journal of Modelling and Simulation – 2006
61. Y. MILOUD, A. DRAOU " *Performance Analysis of a Fuzzy Logic Based Rotor Resistance Estimator of an Indirect Vector Controlled Induction Motor Drive* ' ' Turk J Elec Engin, Vol.13, No.2 2005, TUBITAK.
62. M. DEPENBROCK, 'Direct Self-Control (DSC) of Inverter-Fed Induction Machine', IEEE Transactions on Power Electronics Vol 3 ,no.4, (Oct.1988), 420 – 429.
63. C. C. Lee, "Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller-Part I", IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics. Vol. 20, No. 2, (March/April 1990), 404-418.
64. C.C. Lee, "Fuzzy logic in Control systems: Fuzzy logic controller-Part II", IEEE Transactions on Systems, Man, And Cybernetics. Vol. 20, No. 2, (March/April 1990), 419-435.

65. H.A. Akram, B. K. Abd El Samie, M.A. Ayman, "Comparison between Fuzzy Logic and PI Control for the Speed of BLDC Motor", *International Journal of Power Electronics and Drive System (IJPEDS)*, Vol. 9, No. 3, (September 2018), 1116-1123.
66. Y.V.Siva Reddy, M.Vijayakumar and T. B. Reddy," Direct Torque Control of Induction Motor Using Sophisticated Lookup Tables Based on Neural Networks," *AIML vol. 7*, (June 2007), 9-15.
67. L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets' Information and Control," vol. 8, (June 1965), 338-353.
68. H.X. Li and H. B. Gatland, "Conventional Fuzzy Control and Its Enhancement," *IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics-Part B: Cybernetics*, vol. 26, (Oct 1996), 791-796.
69. Y.S. Lai Lai, and Juo-Chiun Lin, "New Hybrid Fuzzy Controller for Direct Torque Control Induction Motor Drives," *IEEE Transactions On Power Electronics*, vol.18, (Sep 2003), 1211-1219.
70. Dariusz L. Sobczuk, "*Application of ANN for Control of PWM Inverter-Fed Induction Motor Drives*" Thesis Warsaw University Of Technology Poland 1999.
71. A. A. M. Zahir, S. S. N. Alhady, W. A. F. W. Othman, A. A. A. Wahab, M. F. Ahmad, "Objective functions modification of GA optimized PID controller for brushed DC motor", *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, Vol. 10, No. 3, (June 2020) , 2426-2433,
72. R. TOUFOUTI, 'Contribution A La Commande Directe Du Couple De La Machine Asynchrone', thèse doctorat, Université MENTOURI Constantine, 02 juin 2008.
73. L. BAGHLI, "Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques », Thèse doctorat, de l'Université Henri Poincaré, Nancy-I, 14 Janvier 1999.
74. Giuseppe S. Buja, Marian P. Kazmierkowski, "Direct Torque Control of PWM Inverter-Fed AC Motors-A Survey", *IEEE Transactions On Industrial Electronics*, Vol. 51, No 4, AUGUST 2004, 744-757.
75. R. V. Jacomini, C. M. Rocha, J. A. T. Altuna, J. L. Azcue, C. E. Capovilla, A. J. Sguarezi Filho, "Implementation of a Neuro-Fuzzy Direct Torque and Reactive Power Control for DFIM", *IECON 2014 - 40th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2014, 648-654.
76. J. Chatelain, "Machines électriques", Presses Polytechniques Romandes, imprimé en Suisse par Corbez. S.A, Montreux, 1983-1989.