الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

La République Algeriene Democratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

---

Université Dr. Yahia Farès de Médéa
Faculté des Technologies



Département du Génie Électrique

# Projet de Fin d'Etude

Présenté pour l'obtention du *Diplôme de Master* en Génie Électrique
Spécialité : Commande et Electronique Industrielle

*Théme:*

# La Commande DTC Appliquée à la Machine Asynchrone à Double Alimentation Avec un Réglage Intelligent

*Proposé et dirigé par :*

- Dr. HAMIDIA Fethia
- Dr. ABBADI Amel

*Préparé et présenté par :*

- CHANDARLI Mohamed Riadh
- BENKHELIFA Abdelhafed

*Année Universitaire : 2016/2017*

**ملخص :**

في المرحلة الأولى من هذه الأطروحة قمنا بدراسة و نمذجة للآلة اللاتزامنية مزدوجة التغذية، ثم قمنا بدراسة التحكم المباشر لعزم الألة في نموذج الحلقة المغلقة.

و بعدها، قمنا بدراسة هذا التحكم بوجود المتحكمات في السرعة، وهذا بدأ بإستعمال متحكم تقليدي (من النوع PI)، ثم بإستعمال متحكمات ذكية معتمدة على الشبكات العصبية الإصطناعية، المنطق الغامض، و النظم العصبية المركبة بالمنطق الغامض. و قد قدمت نتائج المحاكاة و مناقشتها في نهاية كل فصل.

**كلمات مفتاحية :**

الآلة اللاتزامنية مزدوجة التغذية، التحكم المباشر للعزم، المنطق الغامض ، الشبكات العصبية الإصطناعية، النظم العصبية الغامضة.

**Résumé :**

Dans ce mémoire, on a présenté en premier lieu l'étude et la modélisation de la machine asynchrone à double alimentation (MADA), après nous présentons une étude de la commande directe du couple DTC de la MADA en boucle fermée.

Ensuite, nous étudierons la commande directe du couple DTC en présence de réglage de vitesse, en utilisant un régulateur classique de type PI, et d'autres régulateurs intelligents basés sur la logique floue, les réseaux de neurones artificiels, et les systèmes neuro-flous. Les résultats de simulation sont présentés et discutés à la fin de chaque chapitre.

**Mots clés** :

Machine asynchrone à double alimentation, MADA, commande directe du couple, DTC, Réseaux de neurones artificiels, La logique floue, Systèmes Neuro-Flous.

**Abstract:**

In this work, we have presented in first case, a modeling and study of the doubly fed induction machine (DFIM). Then we have studied the application of direct torque control DTC on the DFIM in closed loop.

In the second part, we have proposed to replace the conventional regulator as PI by intelligent regulators, based on: fuzzy logic, artificial neural networks, and neuro-fuzzy system. Results of simulation are presented and discussed at the end of each chapter.

**Keywords:**

Doubly fed asynchronous machine, DFIM, direct torque control, DTC, Artificial Neural Network, fuzzy logic, Neural-Fuzzy System.

# Remerciement

*Au terme de ce travail*

*Nous remercions en premier lieu, dieu le tout puissant, de nous avoir illuminé et ouvertes les postes des savoirs et de nous avoirs donner le courage et la volonté pour bien mener ce travail*

*En préambule à ce mémoire, je souhaitais adresser mes remerciements les plus sincères aux personnes qui m'ont apporté leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire ainsi qu'à la réussite de cette formidable année universitaire.*

*Je tiens à remercier sincèrement Dr.F.HAMIDIA et Dr.A.ABBADI, qui, en tant que Directrices de mémoire, sont toujours montré à l'écoute et très disponible tout au long de la réalisation de ce mémoire.*

*J'exprime ma gratitude à tous les ingénieurs qui ont rencontrés lors des recherches effectuées et qui ont accepté de répondre à mes questions avec gentillesse.*

*Enfin, j'adresse mes plus sincères remerciements également à tous les enseignants département de GEI*

*Merci à tous et à toutes.*



# Dédicace

✓ *Je remercie* ***Dieu*** *tout puissant qui m'a donné toute la volonté et la patience pour aboutir à la réalisation de ce travail.*

*Je dédiée ce modeste travail:*

✓ *A mon source de douceur, de tendresse, d'amour et affection et grâce au encouragement et aux sacrifices qu'elle a consentis j'ai pu arriver à réaliser ce travail, ma très* ***chère mère Fatiha.***

✓ *A mon très* ***cher père Hocine****, pour les sacrifices qu'il a consentis pour mon éducation et pour l'avenir qu'il m'a cessé d'offrir.*

✓ *A ma chère sœur* ***sihem*** *et mes chers frères* ***riad, fares.***

✓ *A mes chères* ***grandes mères*** *et* ***grand père*** *et* ***ma grande famille.***

✓ *A toutes mes chères amies* ***Zakia, Nassima, Halima, Hadjer, Chahira, fahima et finalement a Yasmine .***

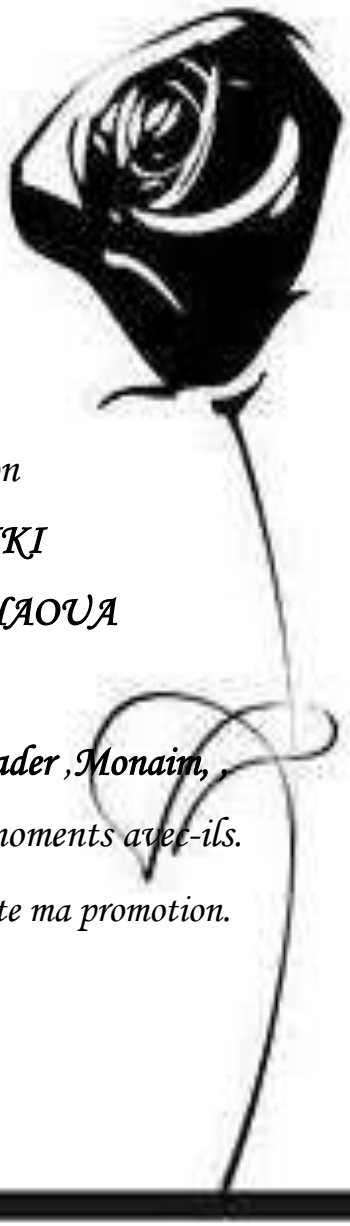
✓ *A ces qui m'ont soutenu, encouragée, apprécie mon efforts et crées le milieu favorable, l'ambiance joyeuse et l'atmosphère joviale pour mon procurer ce travail, mes chers frère a dieu:* ***ACHOURI Mohamed, TRIKI Abdelrrazzek, BENCHOHERA Riad, HADJADJ Okba, OULD KHAOUA YOUNES, HALILALI ABDELRAHIM, REMADI Ayoub.***

✓ *A mes chèrs amis :* ***Aboubakr, Abdelkarim, Amine, Youcef, Abdelkader ,Monaim, , Halim*** *.. et tous mes amis sans exception qui j'ai Passée des bonnes moments avec-ils.*

✓ *A mes chers binôme:* ***CHANDARLI MOHAMED RIADH et A*** *Toute ma promotion.*

✓ *A tout ce qui j'aime et tout ce qu'ils m'aiment.*

*Toutes ces personnes que j'ai senties redoutable de leur dédier ce modeste travail en termes d'amour et de profonde gratitude.*



**Minato**

# *Dédicaces*

Je dédier ce modeste travail :

- A mes chers parents qui 'ont soutenu
  nt toute la durée de études.
- chères sœurs, mon frère, et tout la famille
- A tous es amis et s proches.
- A tous amarades des promotion 2015, 2016 2017.
- A tous ceux qui nous sont chers.

Riadh

# Table des matières

Résumé .....
Remerciements .....
Dédicace .....
Table des matières .....
Notations et symboles .....
List des figures .....
List des tableaux .....

Introduction Générale ..... 01

## CHAPITRE 1 : Modélisation de la MADA

1.1. Introduction ..... 03
1.2. Modèle triphasé de MADA ..... 04
1.2.1 Description ..... 04
1.2.2 Hypothèse ..... 04
1.2.3 Equations électriques réelles de la machine .....05
1.2.4 Equation magnétique ……..……..05
1.3. Modélisation de la MADA .....06
1.3.1. Applications de la transformation de PARK..... 06
1.3.1.1 Les équations électriques ..... 08
1.3.1.2 Les équations magnétiques ..... 09
1.3.1.3 Les équations électromagnétiques ..... 11
1.3.2. Choix de référentiel de PARK ..... 12
1.4. Modélisation de la MADA sous forme d'état ..... 13
1.5. Le résultat de simulation..... 14
1.6. Conclusion..... 15

## CHAPITRE 2 : La Commande directe du couple de la MADA

2.1. Introduction ..... 16
2.2. Principe de la commande DTC..... 17
2.3. Fonctionnement d'un onduleur de tension triphasé..... 17

2.3.1. Contrôle de flux statorique et du couple électromagnétique ..... 19
2 .3.1.1 Principe de contrôle de flux statorique ..... 19
2 .3.1.2 Principe de contrôle de couple électromagnétique ..... 21
2 .3.1.3 Choix du vecteur de tension ..... 21
2.3.2. Estimateurs ..... 23
2 .3.1.1 Estimateur de flux statorique ..... 23
2 .3.1.1 Estimateur du couple électromagnétique ..... 24
2.4. Elaboration du vecteur de commande ..... 25
2.4.1. Correcteur de flux ..... 25
2.4.2. Correcteur du couple ..... 26
2 .4.2.1 Correcteur à trois niveaux ..... 26
2 .4.2.2 Correcteur à deux niveaux ..... 27
2.5. Elaboration de la table de commande ..... 27
2.6. Structure général du contrôle direct de couple ..... 28
2.7. Les avantages et les inconvénients de la DTC ..... 30
2.7.1. Les avantages ..... 30
2.7.2. Les inconvénients ..... 30
2.8. Résultats de simulations de la DTC-MADA ..... 31
2.9. Conclusion ..... 32

## CHAPITRE 3 : Les Techniques d'Intelligences Artificielles

3.1. Introduction ..... 33
3.2. La logique flou ..... 33
3.2.1. Principe et définition ..... 33
3.2.2. Théorie des sous-ensembles flous et logique floue ..... 34
3.2.2.1 Théorie des sous-ensembles flous ..... 35
3.2.2.2 Variable linguistique ..... 36
3.2.2.3 Opérations sur les ensembles floues ..... 37
3.2.3. Fonctions d'appartenance ..... 38
3.2.4. Propositions floues ..... 40
3.2.4.1 Propositions floues élémentaires ..... 40
3.2.4.1 Propositions floues générales ..... 40
3.2.5. Raisonnement en logique flou ..... 41
3.2.5.1 Implication flou ..... 41
3.2.5.2 Inférence flou ..... 42

3.2.5.3 Agrégation des règles ..... 45
3.2.6. Défuzzification ..... 45
3.2.6.1 Méthode de maximum ..... 45
3.2.6.2 Méthode de la moyenne des maximal ..... 46
3.2.6.3 Méthode de centre de gravité ..... 46
3.2.6.4 Méthode des hauteurs pondérées ..... 46
3.2.7. Les avantages et les inconvénients de la logique flou ..... 47
3.3. Les réseaux de neurones ..... 47
3.3.1. Définition ..... 47
3.3.2. Le neurone biologique ..... 47
3.3.3. Le neurone artificiel ..... 48
3.3.4. Structure de réseau de neurone artificiel ..... 49
3.3.4.1 Réseau de neurone multicouches ..... 50
3.3.4.2 Réseau de neurone à connexion locales ..... 50
3.3.4.3 Réseau de neurone récurrentes ..... 51
3.3.4.4 Réseau de neurone complètes ..... 51
3.3.5. Apprentissage ..... 51
3.3.6.1 Apprentissage non supervisé ..... 52
3.3.6.2 Apprentissage supervisé ..... 52
3.3.6. Les avantages et les inconvénients des réseaux de neurones ..... 53
3.3.6.1 Les avantages des réseaux de neurones ..... 53
3.3.6.2 Les inconvénients des réseaux de neurones ..... 53
3.4. Les systèmes neuro-flous ..... 54
3.4.1. Principe et définition ..... 54
3.4.2. Méthode de combinaison neuro-flou ..... 55
3.4.2.1 Réseaux flou neuronal ..... 55
3.4.2.2 Systèmes neuro-flou simultanément ..... 55
3.4.2.3 Modèle neuro-flou coopératif ..... 55
3.4.2.4 Modèle neuro-flou hybrides ..... 55
3.4.3. Les types d'implémentation des réseaux de neuro-flou ..... 58
3.4.3.1 Neuro-fuzzy classification (NEFCLASS) ..... 58
3.4.3.2 Neuro-fuzzy controller (NEFCON) ..... 58
3.4.3.3 Neuro-fuzzy function approximator (NEFPROX) ..... 59
3.4.3.4 Neuro-fuzzy adaptative-network-based fuzzy inference system(ANFIS) ..... 60
3.4.4. Les avantages des systèmes neuro-flou ..... 61

3.4.4.1 La rapidité de calcul ..... 61
3.4.4.2 La flexibilité ..... 61
3.4.5. Les avantages et les inconvénients de la logique floue et des réseaux de neurones ..... 61
3.4.6. Les applications des systèmes neuro-flou ..... 62
3.5. Conclusion ..... 63

## CHAPITRE 4 : La DTC-MADA avec Réglage de Vitesse Intelligent

4.1. Introduction ..... 64
4.2. Régulateur de type PI ..... 64
4.3. Régulateur bases sur la logique flou ..... 66
4.4. Régulateur bases sur les réseaux de neurones ..... 69
4.5. Régulateur bases sur les neuro-flous ..... 70
4.6. Résultats de simulations ..... 72
4.6.1. Résultats de la commande DTC-MADA en utilisé le régulateur PI ..... 72
4.6.2. Résultats de la commande DTC-MADA en utilisé le régulateur PI-FLOU ..... 73
4.6.3. Résultats de la commande DTC-MADA en utilisé le régulateur ANFIS ..... 75
4.6.4. Résultats de la commande DTC-MADA en utilisé le régulateur ANN ..... 76
4.7. Comparaison entre les déférents techniques de régulation ..... 77
4.8. Conclusion ..... 79
Conclusion générale ..... 80
Références et bibliographie ..... 82
Annexe ..... 85

# Notations et Symboles

| | | |
|---|---|---|
| $T_e$ | La période d'échantillonnage. | [s] |
| $S_a$ ,$S_b$, $S_c$ | Les signaux de commande. | [V] |
| $\varphi_s$ | Flux statorique. | [Wb] |
| $\varphi_r$ | Flux rotorique. | [Wb] |
| $\varphi_m$ | Flux magnétisant. | [Wb] |
| $C_{em}$ | Couple électromagnétique. | [N.m] |
| $C_r$ | Couple résistant. | [N.m] |
| $i_a$,$i_b$,$i_c$ | Courants instantanés dans les phases du moteur. | [A] |
| $\hat{\phi}_s$ | Flux et couple estimés. | [Wb] |
| $R_{s1}$, $R_{s2}$, $R_r$ | Les résistances statoriques et rotoriques. | [Ω] |
| $g$ | Glissement. | [k] |
| $P_{em}$ | Puissance électromagnétique. | [W] |
| $P$ | Puissance instantanée. | [W] |
| $i_a$,$i_b$,$i_c$ | Courants instantanés dans les phases du moteur. | [A] |
| $i_{s\alpha}$, $i_{s\beta}$, $\phi_{s\alpha}$, $\phi_{s\beta}$ | Courants et Flux dans les axes (α,β). | [A] |
| $f$ | Fréquence. | [Hz] |
| $k_f$ | Coefficient de frottement. | [k] |

| | | |
|---|---|---|
| $k_p$, $k_i$ | Paramètres du régulateur PI. | [k] |
| $V_s$ | Vecteur de tension statorique. | [rad] |
| $\delta$ | Angle entre les vecteurs flux statorique et rotorique. | [rad] |
| $\theta$ | L'angle entre le flux statorique et l'axe de référence. | [rad] |
| $\Omega$ | La vitesse électrique. | [tr/min] |
| $\Omega_m$ | La vitesse mécanique du rotor. | [tr/min] |
| $p$ | Nombre de paires de pôles. | [k] |
| $\sigma$ | Coefficient de dispersion. | [k] |
| $\theta_S$ | Pulsation statorique. | [rad.s-1] |
| $\theta_m$ | Angle mécanique. | [rad] |
| $\theta_e$ | Angle électrique. | [rad] |
| $\theta_{s1}$ | Pulsation de glissement. | [rad·s-1] |
| $J$ | Moment d'inertie de la machine. | [kg.m2] |
| $[L_{cs}]$, $[L_{cr}]$ et $[M_{rs}]$ | Matrices d'induction statorique, rotorique et mutuelle. | [H] |
| $L_{s(r)}$ | Inductance propre d'une phase du stator (rotor). | [H] |
| $M_{s(r)}$ | Inductance mutuelle entre deux phases statoriques (rotoriques) . | [H] |
| $L_{so} - L_{sl}$ , $L_{so} + L_{sl}$ | Les valeurs minimum et maximum de l'inductance propre d'une phase de l'induit. | [H] |

| | | |
|---|---|---|
| ***Ms*** | La valeur maximale de l'inductance mutuelle entre deux phases de l'induit. | [H] |

## Abréviations

| | |
|---|---|
| ***MADA*** | Machine Asynchrone à Double Alimentation |
| ***DTC*** | Direct Torque Control |
| ***MLI*** | Modulation de Largeur d'Impulsion |
| ***PWM*** | Pulse Width Modulation |
| ***PI*** | Proportionnel – Intégrale. |
| ***AI*** | Artificiel Intelligent |
| ***ANFIS*** | Adaptive Neural Fuzzy Inference System |
| ***ANN*** | Artificial Neural Network |
| ***BF*** | Boucle Fermée |
| ***NF*** | Neuro-Flou |

# List des Figures


| | | |
|---|---|---|
| **Figure 1.1 :** | Représentation schématique de la MADA ..... | **05** |
| **Figure 1.2 :** | Position spatiale des différents référentiels ..... | **07** |
| **Figure 1.3 :** | Représentation des enroulements fictifs d'axes d et q ..... | **11** |
| **Figure 1.4 :** | Démarrage à vide suivi d'une application de couple charge à l'instant (2-2.5s) pour une machine MADA alimenté en tension (rotor est CC)…….. | **14** |
| **Figure 1.5 :** | Démarrage à vide pour une machine MADA alimenté en tension (ou rotor est court-circuit et alimenté à l'instant 2sec) …… | **14** |
| **Figure 2.1 :** | Machine asynchrone commandée par l'onduleur de tension ..... | **18** |
| **Figure 2.2 :** | Séquences de fonctionnement d'un onduleur de tension à deux niveaux ..... | **19** |
| **Figure 2.3 :** | Evolution de l'extrémité du vecteur $\varphi_s$ ..... | **20** |
| **Figure 2.4 :** | Répartition des zones ..... | **22** |
| **Figure 2.5 :** | Sélection de tensions correspondantes au contrôle d'amplitude de flux statorique…… | **25** |
| **Figure 2.6 :** | Correcteur de couple à trois niveaux ……..……. | **26** |
| **Figure 2.7 :** | Structure générale du contrôle direct du couple DTC de la MADA ..... | **29** |
| **Figure 2.8 :** | Evolution du couple et flux statorique de la MADA..... | **31** |
| **Figure 3.1 :** | Schéma synoptique général d'un système flou …….. | **34** |
| **Figure 3.2 :** | Organisation de flux ……. | **35** |
| **Figure 3.3 :** | Exemple de fonction d'appartenance, a) Logique classique, b) Logique Floue..... | **36** |

| | | |
|---|---|---|
| **Figure 3.4 :** | Formes usuelles des fonctions d'appartenance..... | **40** |
| **Figure 3.5 :** | Schéma simplifié d'un neurone biologique..... | **48** |
| **Figure 3.6 :** | Représentation d'un neurone..... | **49** |
| **Figure 3.7 :** | Définition des couches d'un réseau multicouche ..... | **50** |
| **Figure 3.8 :** | Réseau à connexions locales ..... | **50** |
| **Figure 3.9 :** | Réseau à connexions récurrentes..... | **51** |
| **Figure 3.10 :** | Réseau à connexions complète..... | **51** |
| **Figure 3.11 :** | Schéma synoptique du procédé d'apprentissage du réseau de neurone ..... | **52** |
| **Figure 3.12 :** | Principe du Neuro-flou..... | **54** |
| **Figure 3.13 :** | Le système neuro-flou de Mamdani ..... | **56** |
| **Figure 3.14 :** | Le système neuro-flou de Takagi-sugeno ..... | **57** |
| **Figure 3.15 :** | Architecture de NEFCLASS ..... | **58** |
| **Figure 3.16 :** | Architecture de NEFCON ..... | **59** |
| **Figure 3.17 :** | Architecture de NEFPROX..... | **60** |
| **Figure 3.18 :** | Architecture de l'ANFIS ..... | **60** |
| **Figure 4.1 :** | Structure de la commande DTC en boucle fermée..... | **80** |
| **Figure 4.2 :** | Méthodes des pôles imposés ..... | **81** |
| **Figure 4.3 :** | Structure de régulation de la vitesse mécanique..... | **82** |
| **Figure 4.4 :** | Structure d'un système flou ..... | **83** |
| **Figure 4.5 :** | Structure de réglage de la vitesse de la machine en utilisant un régulateur flou. ..... | **83** |
| **Figure 4.6 :** | Les fonctions d'appartenance des différentes variables linguistiques..... | **85** |

| | | |
|---|---|---|
| **Figure 4.7 :** | Structure d'un régulateur neuronal de la vitesse de rotation ..... | **86** |
| **Figure 4.8 :** | Structure d'un régulateur neuro-flou de la vitesse de rotation ..... | **87** |
| **Figure 4.9 :** | Résultats de simulation de la DTC-MADA avec le régulateur PI ..... | **89** |
| **Figure 4.10 :** | Résultats de simulation de la DTC-MADA avec le régulateur PI-FLC..... | **89** |
| **Figure 4.11 :** | Résultats de simulation de la DTC-MADA avec le régulateur ANFIS..... | **90** |
| **Figure 4.12 :** | Résultats de simulation de la DTC-MADA avec le régulateur ANN..... | **91** |
| **Figure 4.13 :** | Comparaison entre les différents régulateurs utilisés..... | **92** |

# List des Tableaux


| | | |
|---|---|---|
| **Tableau 2.1 :** | Evolution des grandeurs flux et couple en fonction du vecteur Vs appliqué dans la zone Zi. k= (i-1, i-2, i+1, i+2)……..…..….... | **22** |
| **Tableau 2.2 :** | Stratégie de contrôle avec un comparateur à hystérésis à trois niveaux (avec les vectrices tensions nulles)…….…… | **27** |
| **Tableau 2.3 :** | Stratégie de contrôle avec un comparateur à hystérésis à trois niveaux (avec les vectrices tensions non nulles)……. | **27** |
| **Tableau 3.1 :** | Les règles sous forme symbolique……. | **43** |
| **Tableau 3.2 :** | Les avantages et les inconvénients de la logique floue et réseaux de neurones…….…….. | **62** |
| **Tableau 4.1 :** | Table des règles de commande (règles d'inférence) de sept classes…..... | **68** |
| **Tableau 4.2 :** | Les caractéristiques de régulateur neuro-flous de vitesse……..….. | **72** |
| **Tableau 4.3 :** | Les caractéristiques des régulateurs neuronaux…….……. | **76** |

# INTRODUCTION GÉNÉRALE

# Introduction Générale

Les machines électriques représentent l'élément le plus important dans l'industrie à savoir: la production et les entrainements électriques. La machine asynchrone triphasée est la plus simple à fabriquer, la moins coûteuse et la moins exigeante en termes d'entretien, présente un taux de défaillance très faible, elle est fabriquée en grande quantité et dans une très grande échelle des puissances [LAK 14]..

Ensuite et avec le développement des semi-conducteurs et à une large évolution des composantes de l'électronique de puissance et de la commande numérique, la machine asynchrone à double alimentation s'impose de plus en plus dans les domaines de l'entraînement à vitesse variable. Un grand intérêt accordé aujourd'hui à ces machines pour diverses applications industrielles comme le laminage, la traction ferroviaire ou encore la propulsion maritime.

Il est bien établi que la commande vectorielle par orientation du flux de la machine asynchrone rotor à cage présente une solution attractive pour réaliser de meilleures performances dans les applications à vitesse variable. Cette solution demeure aussi attractive pour le cas de la machine asynchrone à double alimentation, Cependant, bien qu'il donne des performances élevées, le control vectoriel par orientation du flux rotorique présente un certain nombre d'inconvénients, à cause de ses inconvénients, une nouvelle technique de commande appelée DTC a été proposé [SAD 10].

Pour régler la vitesse de la machine indépendamment de la charge appliquée on fait appel à un régulateur classique de type PI. Mais les performances de ce dernier restent souvent limitées en raison de la complexité réelle du système à commander (non linéarité, variation des paramètres…). Pour améliorer leur performance, on propose dans ce travail d'utiliser des techniques basées sur l'intelligence artificielle.

Donc, ce présent travail fera l'objet d'une étude de la commande directe du couple électromagnétique et du flux statorique dotée d'une commande intelligente appliquée à la MADA. Cette technique de commande connaît un développement important ces dernières années notamment avec l'évolution de l'intégration des techniques nouvelles de l'intelligence artificielle telles que, les réseaux de neurones, la logique floue, les algorithmes génétiques, …etc.

Ce travail est structuré comme indiqué ci-dessous.

Dans ***le premier chapitre***, nous présentons la machine asynchrone à double alimentation, ses caractéristiques et son principe de fonctionnement, ses avantages et inconvénients.

Ce chapitre est aussi consacré à la modélisation de la MADA, nous commençons par son modèle basé sur la transformation de Park afin d'obtenir sa représentation d'état, nous commentons par la suite les résultats de simulation après illustration et visualisation.

***Dans le deuxième chapitre***, nous proposons d'appliquer la commande directe du couple à la machine asynchrone à double alimentation, où nous abordons la structure du système du contrôle direct du couple en présentant les méthodes d'estimation du couple et du flux, les correcteurs du couple et du flux, puis on donne la table de commutation des interrupteurs de l'onduleur de tension, ce chapitre termine aussi par des résultats de simulation.

***Dans le troisième chapitre***, on va faire une présentation générale sur trois techniques de commande intelligente : la logique floue, les réseaux de neurones et les systèmes neuro-flou. Leurs théories, ses applications, leurs avantages et inconvénients, Dans le but de les appliquer au réglage de la vitesse DTC-MADA.

***Le quatrième chapitre***, nous étudierons la commande DTC en présence de réglage de vitesse en utilisant un régulateur classique de type PI, et nous le comparons avec des régulateurs intelligents, basés sur la logique floue, les réseaux de neurones, les systèmes neuro-flous. Nous terminons le chapitre par les résultats de simulations, avec une comparaison de performances entre eux.

***Finalement,*** On termine par une conclusion sur l'ensemble de cette étude, on propose des perspectives à ce travail et l'annexe contient les paramètres de la machine utilisée.

# CHAPITRE 1 :

# La Modélisation de la MADA

## 1.1. Introduction

La littérature atteste du grand intérêt accordé aujourd'hui à la machine doublement alimentée pour diverses applications : en tant que génératrice pour les énergies renouvelables ou en tant que moteur pour certaines applications industrielles comme le laminage, la traction ferroviaire ou encore la propulsion maritime.

Dans ce chapitre, on s'intéresse à modéliser la Machine Asynchrone à Double Alimentation. Différentes méthodes de modélisation peuvent être envisagées. Certaines d'entre elles sont plus appropriées pour décrire tel ou tel phénomène avec le meilleur compromis précision/temps de calcul et aussi la simulation.

Nous trouvons dans la littérature principalement trois approches de modélisation des machines électriques :

- **La modélisation par éléments finis**

Ce type de modélisation est le plus précis. Ces méthodes particulièrement bien adaptées à des géométries complexes renseignent sur l'évolution des champs en tout point du circuit magnétique. Cependant, le temps de calculs requis par cette approche est important.

- **La modélisation par réseaux de perméances**

La modélisation par réseaux de perméances est basée sur le découpage d'un circuit magnétique en perméances. Cette technique offre de nombreux avantages : le temps de calcul est inférieur aux modèles basés sur la méthode par éléments finis, le couplage avec les équations de circuit électrique est facile. La principale difficulté de cette méthode se situe au niveau de la représentation de l'entrefer de la machine. L'erreur de modélisation est très sensible au modèle utilisé pour la perméances d'entrefer.

- **La modélisation par les circuits électriques**

La modélisation par les circuits électriques est construite à partir des équations électriques de la machine. Cette méthode de modélisation, très simple à formuler, Elle offre un bon compromis temps de calcul/précision. Ce type d'approche est bien adapté à l'élaboration d'algorithmes de commande. Seule cette dernière méthode de modélisation sera utilisée dans le

présent travail. Elle est aussi appelée "théorie des deux axes". Elle est principalement basée sur un changement de référentiel dit "transformation triphasé-biphasé".

## 1.2. Modèle triphasée de la MADA

### 1.2.1. Description

La machine à double alimentation en anglo-saxon (Doubly Fed Induction Machine « DFIM ») est comme son nom l'indique, une machine triphasée à courant alternatif a deux enroulements triphasées accessibles, dans lesquels la puissance peut être fournie ou extraite de la machine à travers ces enroulements.

Ce type de machine nécessite une seule source d'alimentation alternative qui peut alimenter les deux côtés de la machine et ceci constitue un avantage principal surtout dans les domaines d'entrainements et des générations à vitesse variable, dont le glissement peut être modifie au moyen de l'association des convertisseurs de puissance de côté statorique ou rotorique ou bien les deux à la fois. Ceci dépend essentiellement de construction. [DEN 01]

### 1.2.2. Hypothèse

Pour simplifier l'étude de la machine asynchrone, on considère les hypothèses simplificatrices suivantes :

- ✓ La parfaite symétrie de la machine tant magnétique qu'électrique.
- ✓ Les forces magnétomotrices créent par chaque phase du stator ou rotor ont une répartition sinusoïdale.
- ✓ L'effet de la variation de la température sur les résistances statorique et rotorique est négligeable.
- ✓ On néglige l'effet de peau.
- ✓ L'entrefer est constant.
- ✓ Le circuit magnétique non saturé et perméabilité constante.
- ✓ Les pertes ferromagnétiques négligeables.

La machine asynchrone à double alimentation doit être représentée dons le système triphasé par la figure (1.1).

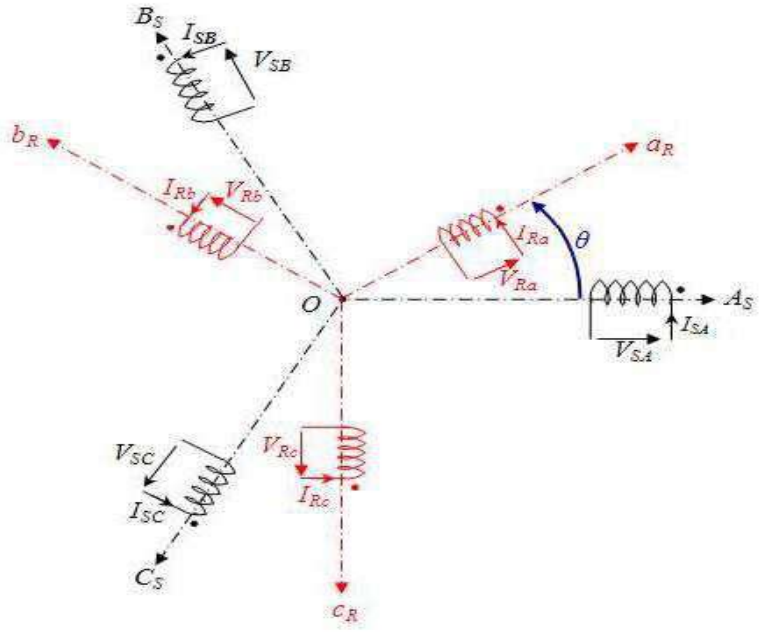



***Figure 1.1.*** *Représentation schématique de la MADA.*

### 1.2.3. Équations électriques réelles de la machine

Les équations s'écrivent sous la forme suivante :

$$\begin{bmatrix} V_{SA} \\ V_{SB} \\ V_{SC} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_S & 0 & 0 \\ 0 & R_S & 0 \\ 0 & 0 & R_S \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{SA} \\ I_{SB} \\ I_{SC} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{SA} \\ \phi_{SB} \\ \phi_{SC} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} V_{Ra} \\ V_{Rb} \\ V_{Rc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_R & 0 & 0 \\ 0 & R_R & 0 \\ 0 & 0 & R_R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{RA} \\ I_{RB} \\ I_{RC} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{Ra} \\ \phi_{Rb} \\ \phi_{Rc} \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

Ou sous forme :

$$\begin{cases} [V_S] = [R_S][I_S] + \frac{d}{dt}[\phi_S] \\ [V_R] = [R_R][I_R] + \frac{d}{dt}[\phi_R] \end{cases} \quad (1.2)$$

### 1.2.4. Équations magnétiques

Les équations magnétiques s'écrivent sous la forme suivante :

$$\begin{bmatrix} \phi_{SA} \\ \phi_{SB} \\ \phi_{SC} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_S & m_S & m_S \\ m_S & l_S & m_S \\ m_S & m_S & l_S \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{SA} \\ I_{SB} \\ I_{SC} \end{bmatrix} + m_{SR} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - 4\pi/3) & \cos(\theta - 2\pi/3) \\ \cos(\theta - 2\pi/3) & \cos(\theta) & \cos(\theta - 4\pi/3) \\ \cos(\theta - 4\pi/3) & \cos(\theta - 2\pi/3) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{Ra} \\ I_{Rb} \\ I_{Rc} \end{bmatrix} \quad (1.3)$$

$$\begin{bmatrix}\phi_{Ra}\\ \phi_{Rb}\\ \phi_{Rc}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}l_R & m_R & m_R\\ m_R & l_R & m_R\\ m_R & m_R & l_R\end{bmatrix}\begin{bmatrix}I_{Ra}\\ I_{Rb}\\ I_{Rc}\end{bmatrix}+m_{RS}\begin{bmatrix}\cos(\theta) & \cos(\theta-2\pi/3) & \cos(\theta-4\pi/3)\\ \cos(\theta-4\pi/3) & \cos(\theta) & \cos(\theta-2\pi/3)\\ \cos(\theta-2\pi/3) & \cos(\theta-4\pi/3) & \cos(\theta)\end{bmatrix}\begin{bmatrix}I_{SA}\\ I_{SB}\\ I_{SC}\end{bmatrix} \tag{1.4}$$

Les équations (1.3) et (1.4) peuvent être écrites aussi sous cette forme :

$$\begin{cases}[\phi_S]=[L_S][I_S]+m_{SR}[I_R]\\ [\phi_R]=[L_R][I_R]+m_{RS}[I_S]\end{cases} \tag{1.5}$$

En remplaçant les équations (1.5) dans (1.2) on obtient les expressions matricielles suivantes :

$$\begin{cases}[V_S]=[R_S][I_S]+[L_S]\dfrac{d}{dt}[I_S]+d/dt\left([M_{SR}][I_R]\right)\\ [V_R]=[R_R][I_R]+[L_R]\dfrac{d}{dt}[I_R]+d/dt\left([M_{SR}][I_S]\right)\end{cases} \tag{1.6}$$

La matrice $[M_{RS}]$ est de même une matrice circulante, et on remarque qu'elle est la matrice transposée de la matrice analogue du stator : $[M_{RS}]=[M_{SR}]^T$

## 1.3. Modélisation biphasée de la MADA

### 1.3.1. Application de la transformation de Park

Pour le passage de système triphasé au système biphasé en utilise la matrice suivante :

$$\begin{bmatrix}x_d\\ x_q\\ x_0\end{bmatrix}=\sqrt{\frac{2}{3}}\begin{bmatrix}\cos(\theta) & \cos(\theta-2\pi/3) & \cos(\theta-4\pi/3)\\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta-2\pi/3) & -\sin(\theta-4\pi/3)\\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}x_a\\ x_b\\ x_c\end{bmatrix} \tag{1.7}$$

Les enroulements réels statoriques (A, B, C) et rotoriques (a, b, c) sont transformés respectivement en deux enroulements statoriques fictifs et deux enroulements également fictifs rotoriques dans un même référentiel diphasé (d, q, O) afin de simplifier les équations. Désignons par $\theta_r$ et $\theta_s$ les angles électriques que forment les axes du stator et du rotor avec l'axe direct du référentiel biphasé de Park.

La figure (1.2) illustre la position relative des différents référentiels dans l'espace où $\theta_r$ et $\theta_s$ sont liés naturellement à θ par la relation rigide :

$$\theta = \theta_s - \theta_r \tag{1.8}$$

Ce qui permet d'écrire :

$$\frac{d\theta}{dt} = \frac{d\theta_s}{dt} - \frac{d\theta_r}{dt} \tag{1. 9}$$

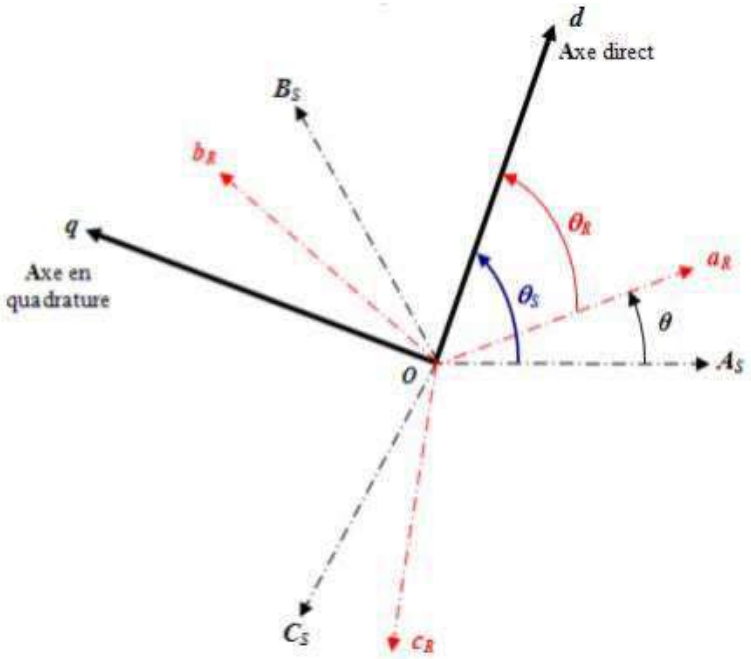



***Figure 1.2.*** *Position spatiale des différents référentiels*

On exprime les différentes grandeurs après application de la transformation au stator par :

$$\begin{bmatrix} V_{Sd} \\ V_{Sq} \\ V_0 \end{bmatrix} = [P(\theta_s)] \cdot \begin{bmatrix} V_{SA} \\ V_{SB} \\ V_{SC} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} V_{Sd} \\ V_{Sq} \\ V_0 \end{bmatrix} = [P(\theta_s)] \cdot \begin{bmatrix} I_{SA} \\ I_{SB} \\ I_{SC} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \phi_{Sd} \\ \phi_{Sq} \\ \phi_0 \end{bmatrix} = [P(\theta_s)] \cdot \begin{bmatrix} \phi_{SA} \\ \phi_{SB} \\ \phi_{SC} \end{bmatrix} \tag{1.10}$$

Et au rotor par :

$$\begin{bmatrix} V_{Rd} \\ V_{Rq} \\ V_0 \end{bmatrix} = [P(\theta_R)] \cdot \begin{bmatrix} V_{Ra} \\ V_{Rb} \\ V_{Rc} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} I_{Rd} \\ I_{Rq} \\ I_0 \end{bmatrix} = [P(\theta_R)] \cdot \begin{bmatrix} I_{Ra} \\ I_{Rb} \\ I_{Rc} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \phi_{Rd} \\ \phi_{Rq} \\ \phi_0 \end{bmatrix} = [P(\theta_R)] \cdot \begin{bmatrix} \phi_{Ra} \\ \phi_{Rb} \\ \phi_{Rc} \end{bmatrix} \tag{1.11}$$

Le modèle mathématique dans le référentiel de Park :

### 1.3.1.1. Les équations électriques :

Rappelons les expressions des tensions statoriques dans le référentiel triphasé données par:

$$[V_S] = [R_S].[I_S] + \frac{d}{dt}[\phi_s] \tag{1.12}$$

Après l'application de la transformation de Park, on obtient :

$$[P(\theta_s)]^{-1}[V_{sdq0}] = [R_s].[P(\theta_s)]^{-1}.[I_{sdq0}] + \frac{d}{dt}\left\{[P(\theta_s)]^{-1}.[\phi_{sdq0}]\right\} \tag{1.13}$$

Ce qui donne en multipliant chacun des membres de l'équation $[P(\theta_s)]$ par l'équation matricielle des tensions pour le référentiel (d, q, O) :

$$[V_{sdq0}] = [R_s].[I_{sdq0}] + [P(\theta_s)].\frac{d}{dt}\left\{[P(\theta_s)]^{-1}\right\}.[\phi_{sdq0}] + \frac{d}{dt}\{[\phi_{sdq0}]\} \tag{1.14}$$

De plus on démontre que :

$$[P(\theta_s)].\frac{d}{dt}\left\{[P(\theta_s)]^{-1}\right\} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{1.15}$$

D'où :

$$\begin{cases} V_{sd} = R_s I_{sd} + \dfrac{d\phi_{sd}}{dt} - \dfrac{d\theta_s}{dt}.\phi_{sq} \\ V_{sq} = R_s I_{sq} + \dfrac{d\phi_{sq}}{dt} + \dfrac{d\theta_s}{dt}.\phi_{sd} \\ V_0 = R_s I_{s0} + \dfrac{d\phi_{s0}}{dt} = 0 \end{cases} \tag{1.16}$$

De façon analogue pour le rotor :

$$[V_{Rdq0}] = [R_R].[I_{Rdq0}] + [P(\theta_R)].\frac{d}{dt}\left\{[P(\theta_R)]^{-1}\right\}.[\phi_{Rdq0}] + \frac{d}{dt}\{[\phi_{Rdq0}]\} \tag{1.17}$$

On peut écrire donc :

$$\begin{cases} V_{Rd} = R_R I_{Rd} + \dfrac{d\phi_{Rd}}{dt} - \dfrac{d\theta_R}{dt}.\phi_{Rq} \\ V_{Rq} = R_R I_{Rq} + \dfrac{d\phi_{Rq}}{dt} - \dfrac{d\theta_R}{dt}.\phi_{Rd} \\ V_0 = R_R I_{R0} + \dfrac{d\phi_{R0}}{dt} = 0 \end{cases} \quad (1.18)$$

#### 1.3.1.2. Les équations magnétiques :

Rappelons les expressions des flux statorique et rotorique dans le référentiel triphasé donné par les relations suivantes :

$$[\phi_S] = [L_S].[I_S] + [M_{SR}].[I_R] \quad (1.19)$$

$$[\varphi_R] = [L_R].[I_R] + [M_{RS}].[I_S] \quad (1.20)$$

Après application de la transformation de Park, on obtient :

$$[P(\theta_S)]^{-1}[\phi_{Sdq0}] = [L_S][P(\theta_S)]^{-1}[I_{Sdq0}] + [M_{SR}].[P(\theta_S)]^{-1}[I_{Rdq0}] \quad (1.21)$$

$$[P(\theta_R)]^{-1}[\phi_{Rdq0}] = [L_R][P(\theta_R)]^{-1}[I_{Rdq0}] + [M_{RS}].[P(\theta_R)]^{-1}[I_{Sdq0}] \quad (1.22)$$

Enfin on obtient en développant :

$$\begin{bmatrix} \varphi_{Sd} \\ \varphi_{Sq} \\ \varphi_{S0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_s - m_s & 0 & 0 \\ 0 & l_s - m_s & 0 \\ 0 & 0 & l_s - m_s \end{bmatrix}.\begin{bmatrix} I_{Sd} \\ I_{Sq} \\ I_{S0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (3/2)m_{SR} & 0 & 0 \\ 0 & (3/2)m_{SR} & 0 \\ 0 & 0 & (3/2)m_{SR} \end{bmatrix}.\begin{bmatrix} I_{Rd} \\ I_{Rq} \\ I_{R0} \end{bmatrix} \quad (1.23)$$

$$\begin{bmatrix} \varphi_{Rd} \\ \varphi_{Rq} \\ \varphi_{R0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_R - m_R & 0 & 0 \\ 0 & l_R - m_R & 0 \\ 0 & 0 & l_R - m_R \end{bmatrix}.\begin{bmatrix} I_{Rd} \\ I_{Rq} \\ I_{R0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (3/2)m_{SR} & 0 & 0 \\ 0 & (3/2)m_{SR} & 0 \\ 0 & 0 & (3/2)m_{SR} \end{bmatrix}.\begin{bmatrix} I_{Sd} \\ I_{Sq} \\ I_{S0} \end{bmatrix} \quad (1.24)$$

Posons :

$L_S=l_S-m_S$ : Coefficient d'inductance cyclique statorique.

$L_R=l_R-m_R$ : Coefficient d'inductance cyclique rotorique.

$M_{SR}=3/2(m_{SR})$ : Coefficient d'inductance mutuelle cyclique entre stator et rotor.

$L_{S0}=l_S-2.m_S$ : Coefficient d'inductance homopolaire statorique.

$L_{R0}=l_R-2.m_R$ : Coefficient d'inductance homopolaire rotorique.

On obtient finalement :

Au stator :

$$\begin{cases} \phi_{Sd} = L_S.I_{Sd} + M_{SR}.I_{Rd} \\ \phi_{Sq} = L_S.I_{Sq} + M_{SR}.I_{Rq} \\ \phi_{S0} = L_{S0}.I_{S0} \end{cases} \quad (1.25)$$

Au rotor :

$$\begin{cases} \phi_{Rd} = L_R.I_{Rd} + M_{SR}.I_{Sd} \\ \phi_{Rq} = L_R.I_{Rq} + M_{SR}.I_{Sq} \\ \phi_{R0} = L_{R0}.I_{R0} \end{cases} \quad (1.26)$$

On peut transformer les équations précédentes afin de déterminer les expressions des courants en fonctions des flux comme suit :

Au stator :

$$\begin{cases} I_{Sd} = \dfrac{1}{\sigma.L_S}.\phi_{Sd} - \dfrac{M_{SR}}{\sigma.L_R}.\phi_{Rd} \\ I_{Sq} = \dfrac{1}{\sigma.L_S}.\phi_{Sq} - \dfrac{M_{SR}}{\sigma.L_S.L_R}.\phi_{Rq} \\ I_{S0} = \dfrac{\phi_{S0}}{L_{S0}} \end{cases} \quad (1.27)$$

Au rotor :

$$\begin{cases} I_{Rd} = -\dfrac{M_{SR}}{\sigma.L_S.L_R}.\phi_{Sd} + \dfrac{1}{\sigma.L_R}.\phi_{Rd} \\ I_{Rq} = -\dfrac{M_{SR}}{\sigma.L_S.L_R}.\phi_{Sq} + \dfrac{1}{\sigma.L_R}.\phi_{Rq} \\ I_{R0} = \dfrac{\phi_{R0}}{L_{R0}} \end{cases} \quad (1.28)$$

Nous constatons que grâce à la substitution des enroulements fictifs diphasés aux enroulements réels triphasés nous aboutissons à un système dont :

- Les flux ne dépendent plus que de trois paramètres *($L_S$, $L_R$, $M_{SR}$)*.
- Les coefficients d'inductance sont indépendants du temps, et donc la dépendance avec l'angle θ a disparue.
- Les matrices sont diagonales, c'est-à-dire que les grandeurs des axes d et q ne sont plus couplées.

La figure (1.3) illustre cette absence de couplage :

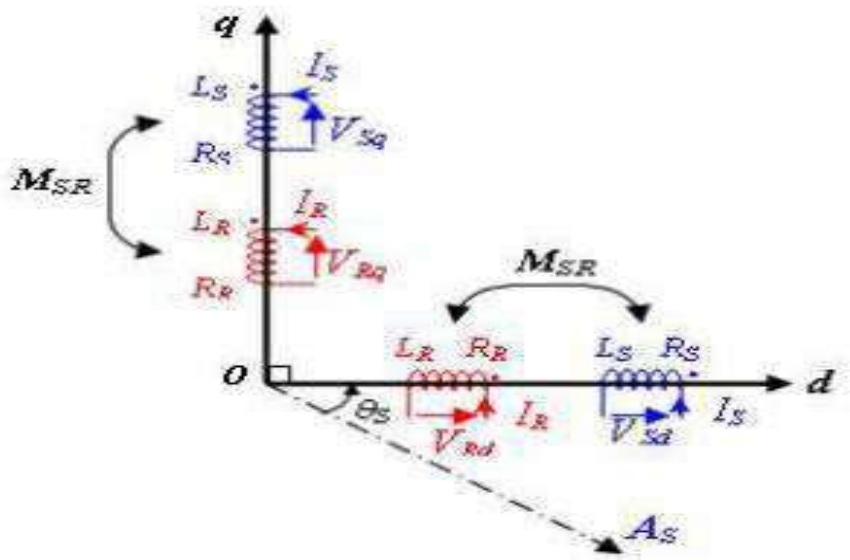



***Figure 1.3.*** *Représentation des enroulements fictifs d'axes d et q*

Les composantes homopolaires des différentes grandeurs étant nulles pour les régimes de fonctionnement équilibrés et en mode non dégradé, la transformation de Park réduit donc l'ordre du système.

#### 1.3.1.3. Le couple électromagnétique :

La puissance électrique peut être mise sous forme

$$p_{elec} = [V_S]^T .[I_S] = [V_{Sdqo}]^T .[I_{Sdqo}] = V_{Sd}.I_{Sd} + V_{Sq}.I_{Sq} + V_{SO}.I_{SO} \tag{1.29}$$

En remplaçant les composantes directes et en quadratures par leurs expressions, et en éliminant le terme homopolaire, on peut écrire :

$$p_{elec} = \underbrace{\left[R_S.I_{Sd}^2 + R_S.I_{Sq}^2\right]}_{Pertes\ joules} + \underbrace{\left[\dot{\phi}_{Sd}I_{Sd} + \dot{\phi}_{Sq}I_{Sq}\right]}_{Puissance\ réactive} + \underbrace{\left[\dot{\theta}_s\left(\phi_{Sd}I_{Sq} - \phi_{Sq}I_{Sd}\right)\right]}_{Puissance\ électromagnétique} \tag{1.30}$$

L'expression du couple électromagnétique peut être déterminée par la relation suivante :

$$C_{em} = P_{em} / \Omega_S \quad \textit{et sachant que} \quad d\theta_S / dt = \omega_S = p.\Omega_S \tag{1.31}$$

Alors, on peut écrire l'expression du couple comme suit :

$$C_{em} = p\left(\phi_{Sd} I_{Sq} - \phi_{Sq} I_{Sd}\right) \tag{1.32}$$

Ou encore :

$$\begin{cases} C_{em} = p.\dfrac{M_{SR}}{L_R}\left(\phi_{Rd} I_{sq} - \phi_{Rq} I_{sd}\right) \\ J\dfrac{d\Omega}{dt} + \Omega f = C_{em} - C_r \end{cases} \tag{1.33}$$

## 1.3.2. Choix du référentiel de Park

Suivant la constitution et le principe de fonctionnement de la MADA, nous pouvons résumer qu'il existe trois choix utiles de référentiel de deux axes :

- ✓ Repère lié au stator : $d\theta_S / dt = 0$.
- ✓ Repère lié au rotor : $d\theta_S / dt = \omega = p\Omega$.
- ✓ Repère lié au champ tournant : $d\theta_S / dt = \omega_S$ .

Où

- ✓ Le premier repère est très souvent utilisé dans l'étude des observateurs,
- ✓ Le deuxième est très utilisé dans l'étude des régimes transitoires des machines asynchrones,
- ✓ Le dernier est souvent utilisé dans l'étude et la synthèse des lois de commande.

ce dernier repère est solidaire au champ tournant, c'est-à-dire qu'il tourne à la vitesse de synchronisme, ce qui se traduit par :

$$\frac{d\theta_S}{dt} = \omega_S \qquad \text{Et} \qquad \frac{d\theta_S}{dt} = \omega_S - \omega_R \tag{1.34}$$

Ce choix permet de définir une pulsation de glissement :

$$\omega_g = \omega_S - \omega_R \tag{1.35}$$

La formulation des équations du modèle mathématique n'est pas simplifiée, et garde donc la forme indiquée par les relations suivantes :

Au stator :

$$\begin{cases} V_{Sd} = R_S I_{Sd} + \dfrac{d\phi_{Sd}}{dt} - \omega_S \phi_{Sq} \\ V_{Sq} = R_S I_{Sq} + \dfrac{d\phi_{Sq}}{dt} - \omega_S \phi_d \\ V_{S0} = R_S I_{S0} + \dfrac{d\phi_{S0}}{dt} = 0 \end{cases} \tag{1.36}$$

Au rotor :

$$\begin{cases} V_{Rd} = R_R I_{Rd} + \dfrac{d\phi_{Rd}}{dt} - \omega_g \phi_{Rq} \\ V_{Rq} = R_R I_{Rq} + \dfrac{d\phi_{Rq}}{dt} + \omega_g \phi_{Rd} \\ V_{R0} = R_R I_{R0} + \dfrac{d\phi_{R0}}{dt} = 0 \end{cases} \tag{1.37}$$

## 1.4. Modélisation de la MADA sous forme d'état

Le modèle de la machine sera représenté sous la forme d'état qui dépend du type d'alimentation et des grandeurs à réguler (flux rotorique, statoriques, courants, couple et vitesse).

Avec:

$$a = \frac{1-\sigma}{\sigma}, a_1 = \frac{R_S}{\sigma.L_S}, a_2 = \frac{R_R}{\sigma.L_R}, a_3 = \frac{R_R.M_{SR}}{\sigma.L_R.L_S}, a_4 = \frac{R_S.M_{SR}}{\sigma.L_R.L_S}, a_5 = \frac{M_{SR}}{\sigma.L_S}, a_6 = \frac{M_{SR}}{\sigma.L_R}$$

$$b_1 = \frac{1}{\sigma.L_S}, b_2 = \frac{1}{\sigma.L_R}, b_3 = \frac{M_{SR}}{\sigma.L_R.L_S}, m_1 = \frac{p^2.M_{SR}}{J}, m_2 = \frac{f}{J}, m_3 = \frac{p}{J}$$

$$\begin{bmatrix} I_{Sd} \\ I_{Sq} \\ I_{Rd} \\ I_{Rq} \\ \omega \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -a_1 & (a\omega+\omega_s) & a_3 & a_5\omega & 0 & 0 \\ -(a\omega+\omega_s) & -a_1 & -a_5\omega & a_3 & 0 & 0 \\ a_4 & -a_6\omega & -a_2 & (\omega_S-\omega/\sigma) & 0 & 0 \\ a_6\omega & a_4 & -(\omega_S-\omega/\sigma) & -a_2 & 0 & 0 \\ -mI_{Rq} & mI_{Rd} & 0 & 0 & -m_2 & 0 \end{bmatrix} . \begin{bmatrix} I_{Sd} \\ I_{Sq} \\ I_{Rd} \\ I_{Rq} \\ \omega \\ \theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 & 0 & -b_3 & 0 & 0 \\ 0 & b_1 & 0 & -b_3 & 0 \\ -b_3 & 0 & b_2 & 0 & 0 \\ 0 & -b_3 & 0 & b_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -m_3 \end{bmatrix} . \begin{bmatrix} V_{Sd} \\ V_{Sq} \\ V_{Rd} \\ V_{Rq} \\ C_r \end{bmatrix} \tag{1.38}$$

## 1.5. Résultats de simulation

La figure ci-dessous représente une simulation effectuée sur la machine La figure ci-dessous (1.4) représente une simulation effectuée sur la machine MADA.

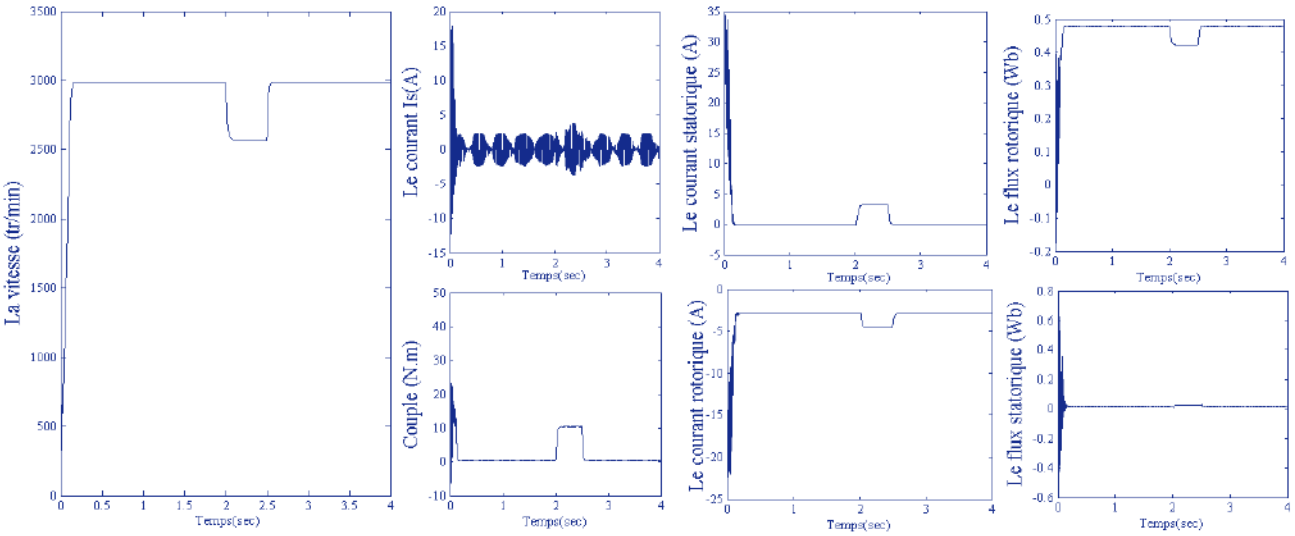



***Figure 1.4**. Démarrage à vide suivi d'une application de couple charge à l'instant (2-2.5s) pour une machine MADA alimentée en tension (rotor est CC)*

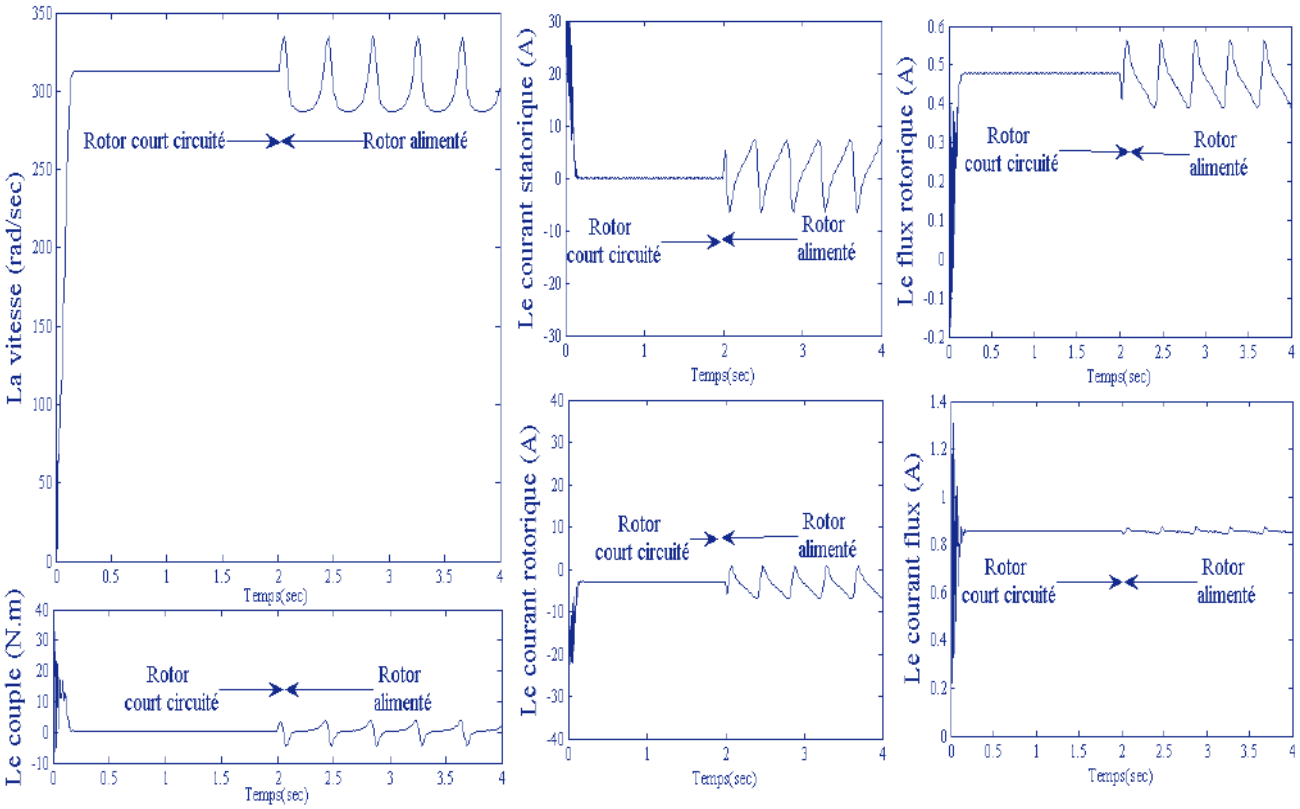



***Figure 1.5.** Démarrage à vide pour une machine MADA alimentée en tension (où rotor est Court-circuité et alimenté à l'instant 2sec)*

On remarque que la vitesse atteint la valeur de 3000 tr/min mais lors de l'application de couple de charge on peut observer une légère diminution de vitesse.

Le couple électromagnétique présente aux premiers instants un régime transitoire qui se caractérise par quelques oscillations, ensuite le système se stabilise et aussi lors de l'application de couple de charge, on remarque qu'il répond à ce changement. On note des perturbations apparues depuis l'alimentation du rotor (figure 1.5).

Ces ondulations sont dues à l'absence d'un contrôle strict de la position relative entre les deux forces électromotrices développées par deux armatures de la machine. Afin de régler ce problème, le recours aux commandes bouclées devient indispensable [BOU].

## 1.6. Conclusion

Des simulations réalisées à l'aide du logiciel MATLAB/SIMULINK ont été envisagées, non seulement dans le but de vérifier les performances de MADA et valider le modèle obtenu, mais aussi en vue de leur emploi pour valider la stratégie de commande développée dans le chapitre suivant.

# CHAPITRE 2 :

# La Commande directe du couple de la MADA

## 2.1. Introduction

Au milieu des années 80, exactement en 1986, une stratégie de contrôle direct du couple de la machine asynchrone apparue dans la littérature sous le nom de DTC (Direct Torque Control), a été proposée par I. Takahashi [TAK86]. Le principe de la commande DTC est la régulation directe du couple électromagnétique de la machine, par l'application des différents vecteurs de tension à l'onduleur, qui détermine son état. Les deux variables contrôlées sont : le flux et le couple électromagnétique qui sont habituellement commandés par des comparateurs à hystérésis. Il s'agit de maintenir les grandeurs de flux et le couple 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 [NAA05].

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à la commande DTC appliquée au convertisseur de la MADA. Ce type de commande considère le convertisseur associé à la machine comme un ensemble où le vecteur de commande est constitué par les états de commutation. Ses principaux avantages sont la rapidité de la réponse dynamique du couple et la faible dépendance vis-à-vis des paramètres de la machine. Cependant, deux inconvénients majeurs se présentent. D'une part la détermination des états de commutation se base sur des informations des tendances d'évolution du flux et du couple issues des éléments non linéaires de type hystérésis, d'autre part, comme la durée des commutations est variable, cela conduit à des oscillations du couple et de flux [ABA11], [TOU08], [DJE14B].

Dans ces conditions, il est préférable de travailler avec une fréquence de calcul élevée afin de réduire les oscillations du couple provoquées par les régulateurs à hystérésis [LAI01]. 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. Donc, les avantages déterminants attribués aux techniques DTC classiques (dynamique, robustesse, facilité d'implémentation, performances aux faibles vitesses) sont néanmoins contre balancés par l'utilisation d'un comparateur à hystérésis échantillonné et un faible nombre des vecteurs des tensions a appliqués. [ABA08A], [DJE13].

Dans ce chapitre, nous proposons une commande par DTC de machine MADA. Cette commande est ensuite simulée sur Matlab/Simulink.

## 2.2. Principe de la commande DTC

Les méthodes de commande directe du couple DTC consistent à commander directement la fermeture ou l'ouverture des interrupteurs de l'onduleur à partir des valeurs calculées du flux statorique et du couple.

Les variables de commande sont le flux magnétisant et le couple du moteur. Avec la DTC, nous n'avons pas besoin d'un modulateur, ni d'un tachymètre ou bien d'un encodeur de position pour assurer le retour d'information de la vitesse ou de position.

La commande des interrupteurs a pour but de donner au vecteur représentant le flux statorique la direction déterminée par les valeurs de consigne [REZ 09], [ZAI 07].

Pour connaitre l'état électromagnétique du moteur afin de déterminer la commande des interrupteurs de l'onduleur, il faut disposer d'un modèle approprie de la machine.

A partir des mesures de la tension continue à l'entrée de l'onduleur et des courants statoriques, les modèles caractéristiques principales d'une commande directe du couple Les caractéristiques générales d'une commande directe du couple sont :

- ✓ La DTC est basée sur la sélection des vecteurs optimaux de commutation de l'onduleur.
- ✓ La commande indirecte des intensités et tensions de la machine.
- ✓ L'obtention des flux et des courants proches des formes sinusoïdales.
- ✓ La réponse dynamique du couple de la machine est très rapide.
- ✓ L'existence des oscillations du couple qui dépend de la largeur des bandes des comparateurs à hystérésis donné à chaque instant [BEN 10], [ZAI 07]

La mesure de la vitesse de l'arbre n'est pas nécessaire, ce qui est un grand avantage de ces méthodes.

Le flux et le couple ainsi calculés sont comparés à leurs valeurs de référence pour déterminer les instants de commande des interrupteurs. D'ordinaire on cherche à maintenir le flux constant. [BEN 10] [SAD 10].

## 2.3. Fonctionnement d'un onduleur de tension triphasé

Les interrupteurs de l'onduleur de tension (Figure 2.1) doivent être commandés de manière à maintenir le flux et le couple de la machine.

Le vecteur de la tension statorique $V_s$ peut s'écrire sous la forme :

$$\overline{V_s} = \sqrt{\frac{2}{3}} U_0 \left[ S_a + S_b e^{j\frac{2\pi}{3}} + S_c e^{j\frac{4\pi}{3}} \right] \qquad (2.1)$$

Où ($S_a$ ,$S_b$, $S_c$) représentent l'état logique des 3 interrupteurs : $S_i$=1 signifie que l'interrupteur haut est fermé et l'interrupteur bas est ouvert,($V_i$=+$U_0$/2) et $S_i$=0 signifie que l'interrupteur haut est ouvert et l'interrupteur bas est ferme ($V_i$=-$U_0$/2).

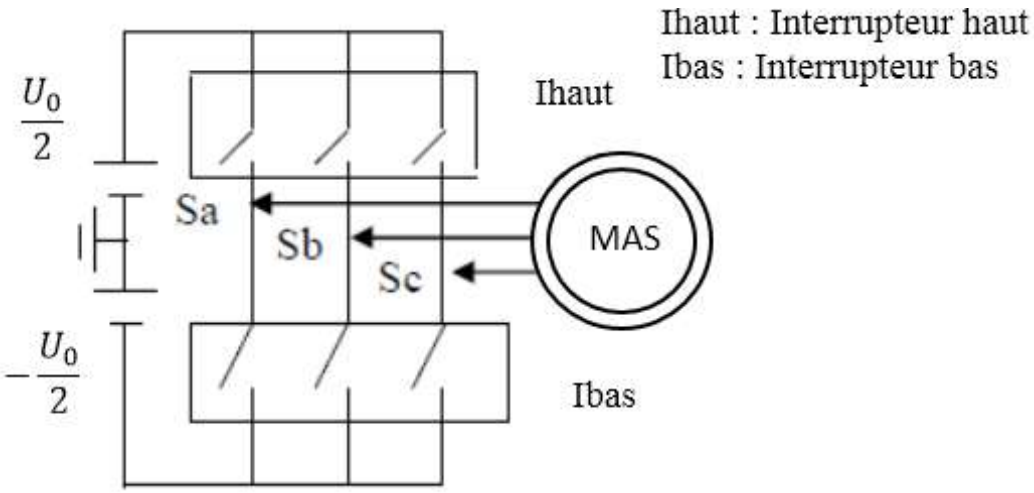



***Figure 2.1 :*** *Machine asynchrone commandée par l'onduleur de tension*

On cherchera donc à contrôler le flux et le couple via le choix du vecteur de tension qui se fera par une configuration des interrupteurs. Comme nous disposons de trois interrupteurs, il y a donc $2^3$=8 possibilités pour le vecteur $V_s$.

Deux vecteurs $V_0$ et $V_7$ correspondent au vecteur nul : $(S_a, S_b, S_c) = (0,0,0)$
et $(S_a, S_b, S_c) = (1,1,1)$.

$V_0\,(0,0,0)$ est toujours à côté d'un vecteur impair, $V_1\,(1,0,0)$ ; $V_3\,(0,1,0)$ ; où $V_5\,(0,0,1)$ ; d'où une seule commutation.

$V_7\,(1,1,1)$ est toujours à côté d'un vecteur Pair; $V_2\,(1,1,0)$ ; $V_4\,(0,1,1)$ ; où $V_6\,(1,0,1)$ ; donc une seul commutation.

Dans chaque période de modulation, un bras ne commute pas deux fois.

La figure (2.2) montre la représentation dans le plan complexe des six vecteurs de tensions non nuls qui peuvent être générés par un onduleur de tension triphasé à deux niveaux.

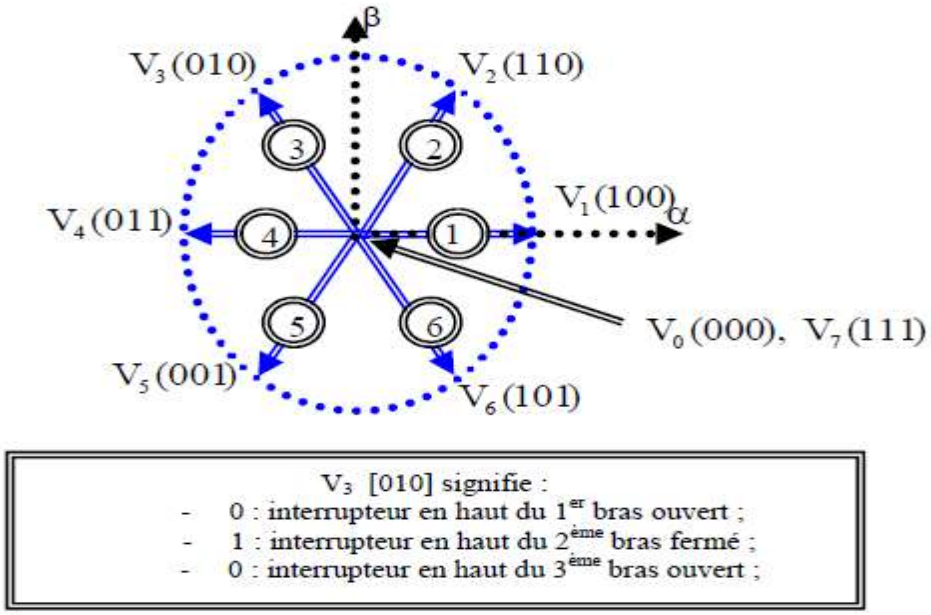



***Figure 2.2*** *: Séquences de fonctionnement d'un onduleur de tension à deux niveaux*

## 2.3.1. Contrôle de flux statorique et du couple électromagnétique

### 2.3.1.1. Principe de contrôle de flux statorique :

A partir du modèle de la machine asynchrone dans un repère lié au stator et de l'expression de la tension statorique : [BEN 10]

$$V_s = R_s I_s + \frac{d\varphi_s}{dt} \tag{2.2}$$

Le flux statorique est estimé à partir de la relation suivante :

$$\varphi_s(t) = \int_0^t (V_s - R_s I_s)dt \tag{2.3}$$

$$\varphi_s(t) = \varphi_{s0} + V_s(t) - R_s \int I_s dt \tag{2.4}$$

Avec l'hypothèse que $R_s$ reste constante et que le terme ($R_s$ $I_s$) est négligeable devant la tension $V_s$ sur un intervalle périodique de contrôle [*0* $T_e$] correspondant à une période d'échantillonnage $T_e$ les commandes *(*$S_a$, $S_b$, $S_c$*)* sont fixées, ainsi on peut écrire : [BEN 10]

$$\varphi_s(t) \approx \varphi_{s0} + V_s T_e \tag{2.5}$$

Où $\phi_{so}$ : est le vecteur flux à l'instant t =0.

Dans un intervalle de temps $T_e$, l'extrémité du vecteur $\phi_s$ se déplace sur une droite dont la direction est donnée $V_s$. La figure (2.3) illustre ce principe, lorsqu'on sélectionne le vecteur $V_s = V_3$ par exemple.

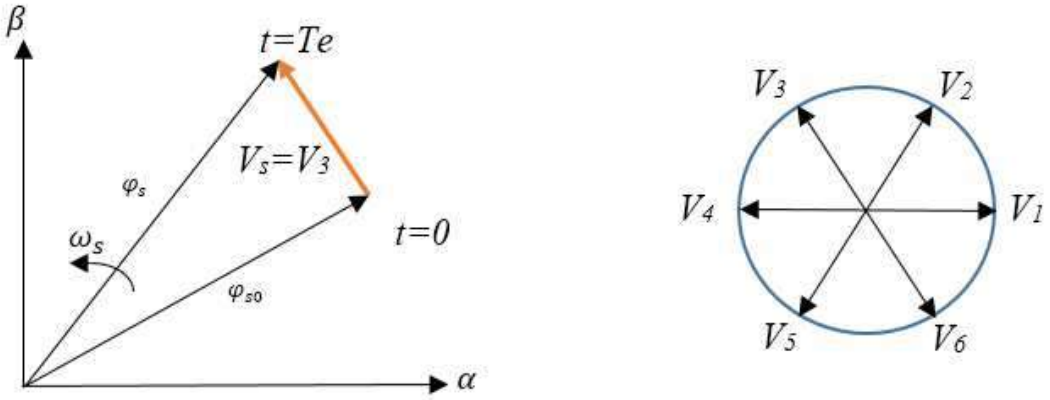



***Figure 2.3 :*** *Evolution de l'extrémité du vecteur* $\varphi_s$

Si la période de contrôle « $T_e$» est très faible devant la période de rotation du vecteur flux statorique. En choisissant une séquence appropriée de vecteur tension de l'onduleur sur des intervalles de temps successifs de durée $T_e$, on peut donc faire suivre à l'extrémité du vecteur flux $\varphi_s$ la trajectoire désirée.

Le vecteur $\varphi_s$ est maintenu entre deux valeurs $\varphi_{max}$ et $\varphi_{min}$ , le passage de l'une à l'autre étant commandé par $V_s$. Si le vecteur de commande est l'un des vecteurs non nuls, $\varphi_s$ évolue avec une vitesse constante proportionnelle à la tension de commande. Si l'on maintient $\varphi_s$ à peu près constant, le couple ne dépend que du déphasage entre les deux flux. Pour répondre à une demande de variation rapide du couple, il suffit donc de modifier rapidement le déphasage entre les deux flux.[BEN 10][ZAI 07].

Par exemple quand $\varphi_s$ atteint la valeur $\varphi_{max}$, on déclenche le changement d'interrupteurs pour que la nouvelle valeur de $V_s$ entraîne une diminution du module de $\varphi_s$ .En même temps la nouvelle phase du vecteur $V_s$ provoque le décalage $I_s$ et $\varphi_s$ dans le sens de rotation, fait augmenter le déphasage et le couple. Quand $\varphi_s$ chutera à la valeur $\varphi_{min}$, on commandera la commutation suivante. [BEN 10]

Il est possible de fonctionner avec un module de flux $\varphi_s$ pratiquement constant ; pour cela il suffit de choisir une trajectoire circulaire pour l'extrémité du vecteur flux. Ceci n'est possible

que si la période de contrôle est très faible devant la période de rotation du flux. En plus la composante du flux des vecteurs tensions appliquées doit être minimum et au contraire celle de la composante du couple doit être maximum. Ainsi les vecteurs appliqués changent la position du flux avec une amplitude presque constante [BEN 10].

Lorsque le vecteur tension $V_s$ est non nul, la direction du déplacement de l'extrémité du flux $\varphi_s$ et donnée par sa dérivée ($d\varphi_s/dt$) correspondant pratiquement au vecteur $V_s$. En ce qui concerne le flux rotorique $\varphi_r$, on peut admettre que compte tenu de la forte constante du temps du rotor de la machine asynchrone, son amplitude ne varie pas durant un régime transitoire. [BEN 10], donc la variation de flux rotorique est négligeable vis-à-vis de celle du flux statorique[SAD 10].

### 2.3.1.2. Principe de contrôle de couple électromagnétique

Le couple électromagnétique est proportionnel au produit vectoriel entre les vecteurs des flux statorique et rotorique selon l'expression suivante : [BEN 10]

$$C_{em} = k\left(\overline{\varphi_s} * \overline{\varphi_r}'\right) = k\left|\overline{\varphi_s}\right|\left|\overline{\varphi_r}'\right|\sin(\gamma) \tag{2.6}$$

Avec : $\overline{\varphi_s}$ : représente le vecteur de flux statorique ;

$\overline{\varphi_r'}$: représente le vecteur de flux rotorique ramené au stator ;

$\gamma$ : représente l'angle entre les vecteurs des flux statorique et rotorique.

$$k = \frac{pM}{\sigma L_s L_r}$$

D'après cette expression, le couple dépend donc de l'amplitude des deux vecteurs $\overline{\varphi_s}$ et $\overline{\varphi_r'}$ et de leur position relative.

### 2.3.1.3. Choix du vecteur de tension

Les variations du couple électromagnétique peuvent être contrôlées uniquement à partir de la vitesse de rotation du vecteur flux $\overline{\varphi_s}$ [BEN 10]. Le tableau (2.1) montre l'évolution des deux grandeurs flux et couple pour chacun des quatre vecteurs $V_{i+1}$, $V_{i+2}$, $V_{i-1}$, $V_{i-2}$ qui peuvent être appliqués dans la zone i.

Lorsque le flux $\overline{\varphi_s}$ se trouve dans une zone i, le contrôle du flux et du couple peut être assuré en sélectionnant l'un des huit vecteurs tensions suivants : [REZ 09], [BEH 09].

- ✓ Si Vi+1 est sélectionné alors l'amplitude du flux $\overline{\varphi_s}$ croit et le couple Cem croit
- ✓ Si $V_{i-1}$est sélectionné alors l'amplitude du flux $\overline{\varphi_s}$ croit et le couple $C_{em}$ décroit
- ✓ Si $V_{i+2}$ est sélectionné alors l'amplitude du flux $\overline{\varphi_s}$ décroit et le couple $C_{em}$ croit
- ✓ Si $V_{i-2}$ est sélectionné alors l'amplitude du flux $\overline{\varphi_s}$ décroit et le couple $C_{em}$ décroit
- ✓ Si $V_0$ ou $V_7$ est sélectionnée la rotation de $\overline{\varphi_s}$ est arrêté, d'où une décroissance du couple alors que le module du couple reste inchangé. [AOU 11], [AKK 07], [BEH 09], [REZ 09].

Les vecteurs tensions à appliquer dépendent de la zone où se trouve le vecteur flux.

| Vecteur $V_k$ | $V_{i+1}$ | $V_{i+2}$ | $V_{i-1}$ | $V_{i-2}$ |
|---|---|---|---|---|
| $\varphi_s$ | ↗ | ↘ | ↗ | ↘ |
| $C_{em}$ | ↗ | ↗ | ↘ | ↘ |

***Tableau 2.1 :*** *Evolution des grandeurs flux et couple en fonction du vecteur $V_s$ appliqué dans la zone i.*

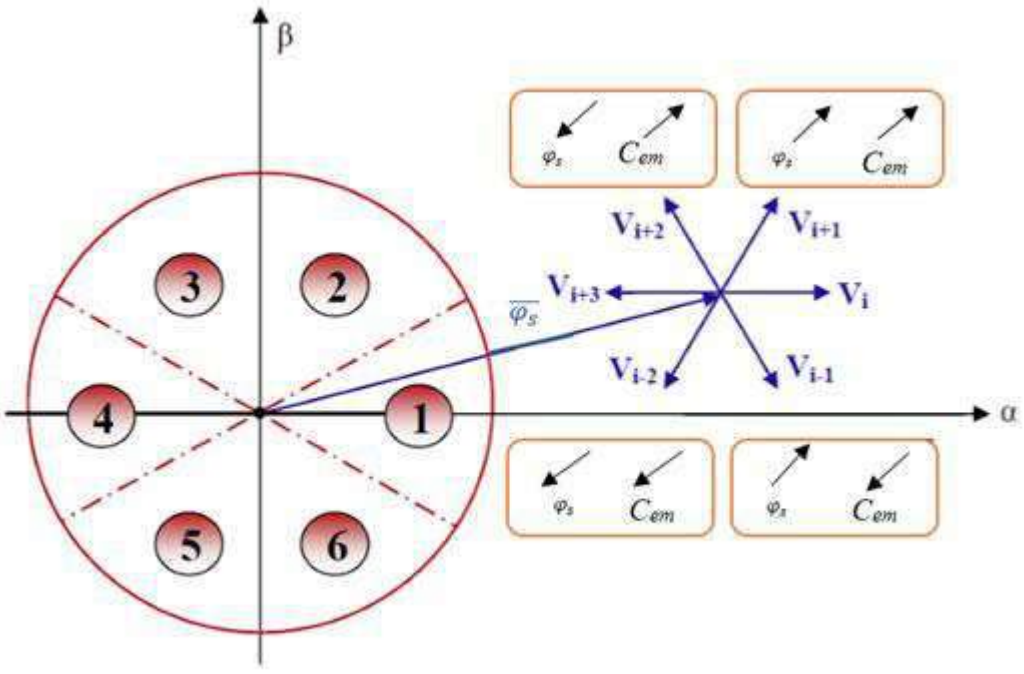



***Figure 2.4 :*** *Répartition des zones*

Le niveau d'efficacité des vecteurs tensions appliqués dépend également de la position du vecteur flux dans la zone i.

En effet, en début de zone, les vecteurs $\overline{V_{i+1}}$ et $\overline{V_{i-2}}$ sont perpendiculaires à $\overline{\varphi_s}$ , d'où une évolution rapide du couple mais une évolution lente de l'amplitude du flux$\overline{\varphi_s}$ , alors qu'en fin de zone l'évolution est inverse. Avec les vecteurs $\overline{V_{i+1}}$ et $\overline{V_{i-2}}$ , il correspond à des évolutions lentes du couple et rapide de l'amplitude du flux $\overline{\varphi_s}$ en début de zone, alors qu'en fin de zone c'est le contraire.

Quel que soit le sens d'évolution du couple ou du flux, dans la zone i, les deux vecteurs $V_i$ et $\overline{V_{i+3}}$ ne sont jamais utilisés. En effet, ceux-ci ont la composante de flux la plus forte (évolution très rapide de $\overline{\varphi_s}$) mais l'effet sur le couple lui, dépend de la position de $\overline{\varphi_s}$ dans la zone, avec un effet nul en milieu de zone. Le vecteur de tension à la sortie de l'onduleur est déduit des écarts de couple et de flux, estimé par rapport à leur référence, ainsi que la position du vecteur $\overline{\varphi_s}$.

Un estimateur de $\overline{\varphi_s}$ en module et en position ainsi qu'un estimateur de couple sont donc nécessaires.

## 2.3.2. Estimateurs

### 2.3.2.1. Estimateur du flux statorique

L'estimation du flux peut être réalisée à partir des mesures des grandeurs statoriques courants et tension de la machine. [AKK 07], [REZ 09], [BEN 10]

A partir de l'équation :

$$\overline{\varphi_s} = \int_0^t \left(\overline{V_s} - R_s \overline{I_s}\right) dt \qquad (2.7)$$

On obtient les composantes α et β du vecteur $\overline{\varphi_s}$.

$$\begin{cases} \varphi_{s\alpha} = \int_0^t \left(V_{s\alpha} - R_s I_{s\alpha}\right) dt \\ \varphi_{s\beta} = \int_0^t \left(V_{s\alpha} - R_s I_{s\beta}\right) dt \end{cases} \qquad (2.8)$$

Ces équations représentent les étapes de calcul nécessaire à l'estimation de l'amplitude du flux statorique.

On obtient les tensions $V_{s\alpha}$ et $V_{s\beta}$ à partir des commandes ($S_a$ , $S_b$ , $S_c$ ) et de la mesure de la tension $U_{dc}$ et par application de la transformée de Concordia [AKK 07], [REZ 09], [BEN 10]

$$\overline{V_s} = V_{s\alpha} + jV_{s\beta} \tag{2.9}$$

$$\begin{cases} V_{s\alpha} = \sqrt{\frac{2}{3}} U_{dc} \left( S_a - \frac{1}{2}\left(S_b + S_c\right) \right) \\ V_{s\beta} = \sqrt{\frac{1}{2}} U_{dc} \left(S_b - S_c\right) \end{cases} \tag{2.10}$$

De même les courants $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$ sont obtenus à partir de la mesure des courants réels $I_{sa}, I_{sb}, I_{sc}$ et en appliquant la transformée de Concordia :

$$\overline{I_s} = I_{s\alpha} + jI_{s\beta} \tag{2.11}$$

$$\begin{cases} I_{s\alpha} = \sqrt{\frac{2}{3}} I_{sa} \\ I_{s\beta} = \frac{1}{\sqrt{2}} \left(I_{sb} - I_{sc}\right) \end{cases} \tag{2.12}$$

Le module du flux statorique s'écrit :

$$\varphi_s = \sqrt{\varphi_{s\alpha}^2 + \varphi_{s\beta}^2} \tag{2.13}$$

L'angle $\alpha_s$ entre le référentielle statorique et le vecteur flux $\varphi_s$ est égal à [BEN 10]

$$\alpha_s = arctg \frac{\varphi_{s\beta}}{\varphi_{s\alpha}} \tag{2.14}$$

#### 2.3.2.2. Estimation du couple électromagnétique :

Le couple électromagnétique peut être estimé à partir des flux estimés, et des courants statorique mesurés, et qui peut se mettre sous la forme suivante :

$$C_{em} = p\left(\varphi_{s\alpha} i_{s\beta} - \varphi_{s\beta} i_{s\alpha}\right) \tag{2.15}$$

On peut remarquer dans cette équation que l'exactitude de cette dernière dépend de la qualité d'estimation du flux et de la précision de la mesure des courants statorique.

## 2.4. Élaboration du vecteur de commande

### 2.4.1. Correcteur de flux

L'objectif de cette correction est de conserver l'amplitude du flux statorique dans une bande et de maintenir ainsi l'extrémité de ce dernier dans une couronne circulaire comme le montre la (figure 2.5). [AKK 07], [REZ 09] [SAD 10].

La sortie du correcteur doit indiquer le sens d'évolution du module de $\overline{\varphi_s}$ , afin de sélectionner le vecteur tension correspondant. Pour cela un simple correcteur à hystérésis à deux niveaux convient parfaitement, et permet de plus d'obtenir de très bonnes performances dynamiques.

La sortie du correcteur, représentée par une variable booléenne *cflx* indique directement si l'amplitude du flux doit être augmentée (*cflx*=1) ou diminuée (*cflx*=0) de façon à maintenir :

$$\left|\varphi_{sref} - \varphi_s\right| \leq \Delta\varphi_s \qquad (2.16)$$

Avec : $\varphi_{sref}$ : La consigne de flux.

$\Delta\varphi s$ : La largeur d'hystérésis du correcteur.

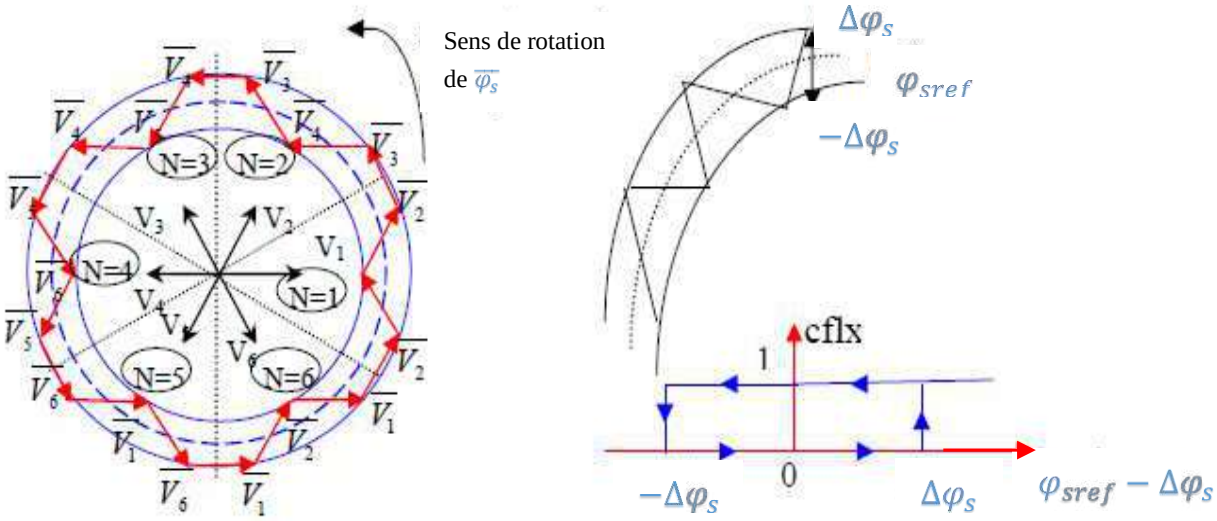



***Figure 2.5 :*** *Sélection des tensions correspondant au contrôle de l'amplitude de flux statorique*

## 2.4.2. Correcteur de couple

Le correcteur de couple a pour but de maintenir le couple dans sa bande d'hystérésis et d'imposer ainsi l'amplitude des ondulations du couple dans les limites :

$$\left|C_{ref} - C_{em}\right| \leq \Delta C \qquad (2.17)$$

Avec : $C_{ref}$ : La référence de couple ;

$\Delta C$ : La bande d'hystérésis du correcteur. [BOU 13][BEN 10]

Cependant une différence avec le contrôle du flux est que le couple peut être positif ou négatif selon le sens de rotation de la machine.

Deux solutions peuvent être envisagées :

### 2.4.2.1. Le correcteur à trois niveaux :

Il permet de contrôler le moteur dans les deux sens de rotation, soit pour un couple positif ou négatif. La sortie du correcteur, représentée par la variable booléenne indique directement si l'amplitude du couple doit être augmentée en valeur absolue ( *ccpl*=1pour une consigne positive et *ccpl*= -1 pour une consigne négative) ou diminuée (*ccpl*=0).

La figure (2.6) montre ce type de correcteur.

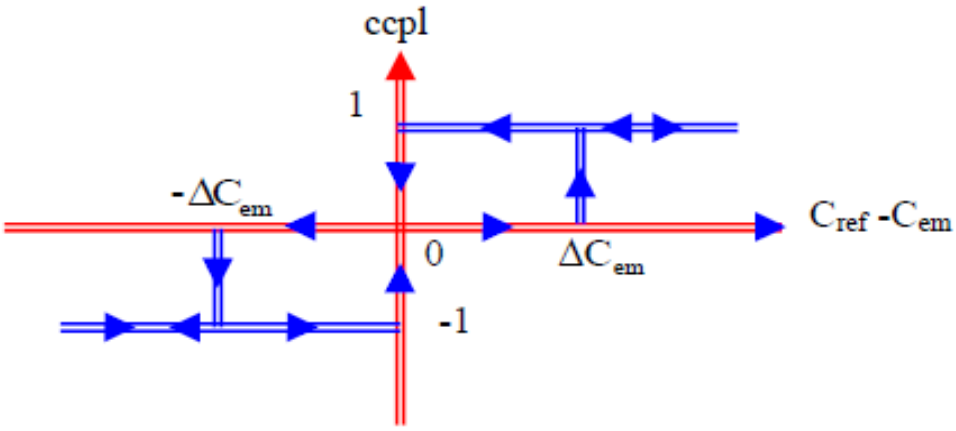



***Figure 2.6 :*** *Correcteur de couple à trois niveaux*

#### 2.4.2.2. Le correcteur à deux niveaux :

Les seuls les vecteurs $\overline{V_{i+1}}$ et $\overline{V_{i+2}}$ , peuvent être sélectionnés pour faire évoluer le flux $\varphi_s$. Par conséquent, la diminution du couple est uniquement réalisée par la sélection des vecteurs nuls [SAD 10].

Cependant ce correcteur est plus simple à implanter. De plus en sélectionnant correctement les vecteurs nuls suivant les zones $N_i$ , on s'aperçoit que pour chaque zone **i,** il y a un bras de l'onduleur qui ne commute jamais, et permet ainsi de diminuer la fréquence moyenne de commutation des interrupteurs, diminuant ainsi les pertes par commutation au niveau de l'onduleur.[REZ 09],[BOU 13] ,[BEN 10] ,[ZAI 07]

## 2.5. Élaboration de la table de commande

La table de commande est construite en fonction de l'état des variables *cflx* et *ccpl,* et de la zone i de position de $\varphi_s$ . Elle se présente donc sous la forme suivante :

| ***Flux*** | ***Couple*** | ***N=1*** | ***N=2*** | ***N=3*** | ***N=4*** | ***N=5*** | ***N=6*** | *Correcteur* |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ***cflx=0*** | ccpl=1 | **$V_3$** | **$V_4$** | **$V_5$** | **$V_6$** | **$V_1$** | **$V_2$** | ***Deux niveaux*** |
| | ccpl=0 | **$V_0$** | **$V_7$** | **$V_0$** | **$V_7$** | **$V_0$** | **$V_7$** | |
| | ccpl=-1 | **$V_5$** | **$V_6$** | **$V_1$** | **$V_2$** | **$V_3$** | **$V_4$** | ***Trois niveaux*** |
| ***cflx=1*** | ccpl=1 | **$V_2$** | **$V_3$** | **$V_4$** | **$V_5$** | **$V_6$** | **$V_1$** | ***Deux niveaux*** |
| | ccpl=0 | **$V_7$** | **$V_0$** | **$V_7$** | **$V_0$** | **$V_7$** | **$V_0$** | |
| | ccpl=-1 | **$V_6$** | **$V_1$** | **$V_2$** | **$V_3$** | **$V_4$** | **$V_5$** | ***Trois niveaux*** |

***Tableau 2.2 :*** *Stratégie de contrôle avec un comparateur à hystérésis à trois niveaux (avec les vecteurs tension nuls).*

| ***Flux*** | ***Couple*** | ***N=1*** | ***N=2*** | ***N=3*** | ***N=4*** | ***N=5*** | ***N=6*** | *Correcteur* |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ***cflx=0*** | ***ccpl=1*** | ***V3*** | ***V4*** | ***V5*** | ***V6*** | ***V1*** | ***V2*** | ***Deux niveaux*** |
| | ***ccpl=0*** | ***V4*** | ***V5*** | ***V6*** | ***V1*** | ***V2*** | ***V3*** | |
| | ***ccpl=-1*** | ***V5*** | ***V6*** | ***V1*** | ***V2*** | ***V3*** | ***V4*** | ***Trois niveaux*** |
| ***cflx=1*** | ***ccpl=1*** | ***V2*** | ***V3*** | ***V4*** | ***V5*** | ***V6*** | ***V1*** | ***Deux niveaux*** |
| | ***ccpl=0*** | ***V1*** | ***V2*** | ***V3*** | ***V4*** | ***V5*** | ***V6*** | |
| | ***ccpl=-1*** | ***V6*** | ***V1*** | ***V2*** | ***V3*** | ***V4*** | ***V5*** | ***Trois niveaux*** |

***Tableau 2.3 :*** *Stratégie de contrôle avec un comparateur à hystérésis à trois niveaux (avec les vecteurs tension non nuls).*

## 2.6. Structure générale du contrôle direct de couple

La figure (2.7) représente les éléments essentiels d'un système de contrôle direct du couple des machines asynchrones double alimentation (MADA). C'est une commande échantillonnée dont la période d'échantillonnage $T_e$ est très petite vis-à-vis des constantes des temps de la machine.

Le choix du vecteur $V_s$ est effectué à chaque période d'échantillonnage $T_e$, de plus, on applique un filtrage sur les grandeurs statoriques de courants afin de limiter les bruits sur le signal de flux calculé et l'effet d'échantillonnage. [BEN 10]

L'un des éléments essentiels de cette structure est la table de commutation permettant de définir le choix du vecteur $V_s$ sans avoir recours à la position du rotor qui nécessite généralement un capteur de vitesse. Cette dernière, en combinaison avec les comparateurs à hystérésis, représente la table de commutation qui remplace le générateur MLI des structures classiques du contrôle par onduleur de tension à MLI.

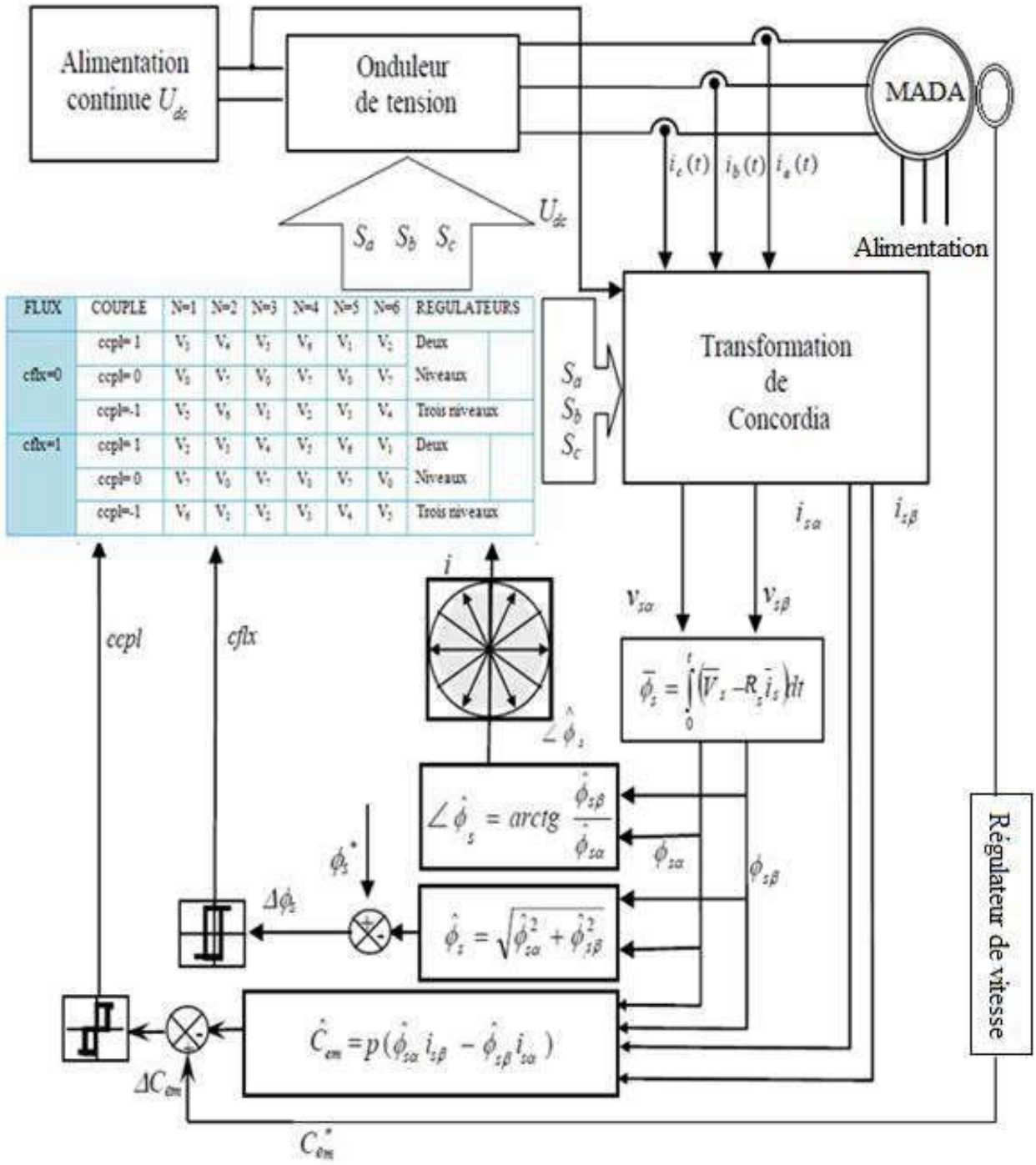



***Figure 2.7 :*** *Structure générale de contrôle direct du couple*

En plus, avec l'utilisation de ce type de contrôle les exigences de régulateur du courant, régulateur PI de flux et du couple sont éliminés ce qui améliore les performances dynamiques du système. [BEN 10].

On utilise le tableau classique des séquences proposées par **Takahashi.**

## 2.7. Les avantages et les inconvénients de la DTC

### 2.7.1. Avantages de la commande directe de couple

- ✓ Il n'est pas nécessaire de faire la transformation des coordonnées, car les courants et les tensions sont dans un repère lié au stator.
- ✓ Utilise un modèle simplifie à moteur asynchrone double alimentation.
- ✓ Il n'existe pas de bloc qui calcule la modulation de la tension (MLI).
- ✓ Il n'est pas nécessaire de faire un découplage des courants par rapport aux tensions de commande, comme dans le cas de la commande vectorielle.
- ✓ Elle exige deux comparateurs à hystérésis et un contrôleur de vitesse du type PI, tandis dans la commande vectorielle exige 2 régulateurs PI et un modulateur de MLI.
- ✓ Il n'est pas nécessaire de connaître avec une grande précision l'angle de position rotorique, car seule l'information de secteur dans lequel se trouve le vecteur de flux statorique est nécessaire.
- ✓ La réponse dynamique du couple est très rapide.
- ✓ Robustesse vis-à-vis des variations paramétriques.
- ✓ Possibilité d'appliquer les algorithmes du système avec des cartes d'acquisition. [ZAI 13], [TOU 08] [SAD 10].

### 2.7.2. Inconvénients de la commande directe de couple

- ✓ L'existence de problèmes à basse vitesse (influence du terme résistif).
- ✓ La nécessité de disposer des estimations de flux statorique et du couple.
- ✓ L'existence des oscillations de couple.
- ✓ La fréquence de commutation n'est pas constante (utilisation des régulateurs à hystérésis), ce qui conduit à un contenu riche en harmoniques qui fait augmenter les pertes et amène à des bruits acoustiques et des oscillations de couple pouvant exciter des résonances mécaniques [ZAI 13], [TOU 08] [SAD 10].

## 2.8. Résultats de simulation de la DTC de la MADA

Nous présentons dans ce qui suit des résultats de simulation de la commande directe du couple de la MADA.

L'enroulement statorique est alimenté par un onduleur de tension qui est commandé par la technique DTC en boucle fermé et avec l'utilisation d'un comparateur à hystérésis à deux niveaux avec les vecteurs de tension non nuls.

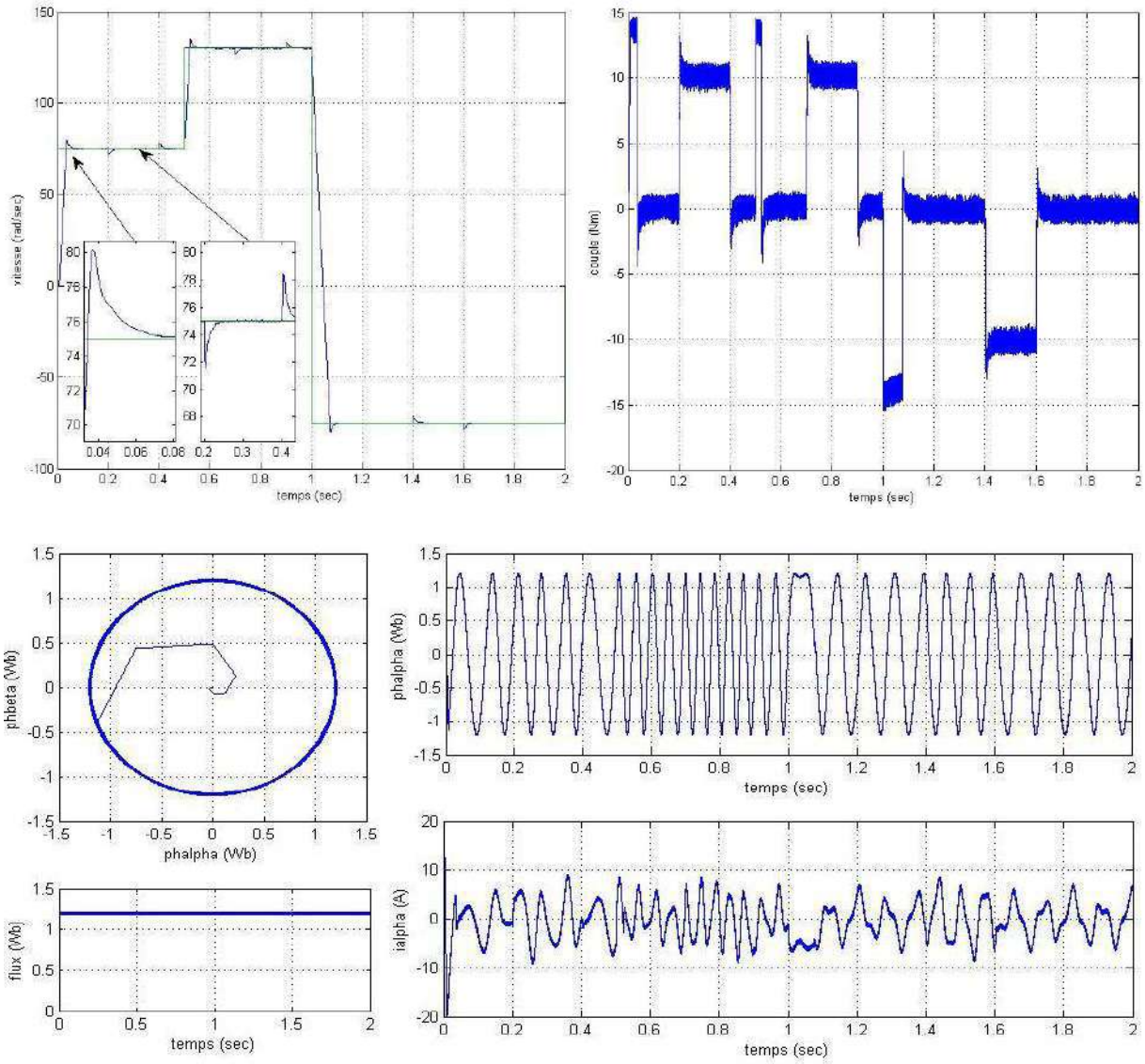



***Figure 2.8 :*** *Evolution du couple, flux statorique et de courant de la MADA*

La figure ci-dessus représente une simulation effectuée sur la machine asynchrone double alimentation, elle montre également la réponse du couple, du flux statorique et la trajectoire du

flux statorique, pour une consigne de couple de 10 Nm et un flux de référence de 1.2 Wb. On relève que la trajectoire du flux statorique est presque circulaire durant toute la variation du couple.

Les résultats montrent que les valeurs estimées suivent les valeurs de consigne rapidement même avec le changement de la vitesse et lors de l'application de couple de charge.

## 2.9. Conclusion

Le travail présenté dans ce chapitre montre la faisabilité de l'application de la technique de contrôle DTC sur une machine à double alimentation. Ce chapitre a permis d'étudier en simulation, le comportement du contrôle direct du couple de la machine asynchrone à double alimentation alimentée par deux onduleurs de tension à deux niveaux.

Les résultats obtenus montrent que le contrôle du couple d'une machine asynchrone à double alimentation basé sur la technique du contrôle DTC permet d'obtenir de hautes performances dynamiques avec une structure simple. Ainsi, il apporte une solution concrète aux problèmes de robustesse et de dynamique rencontrés dans la structure de commande FOC pour le même type de machine.

La commande directe du couple présente plusieurs avantages significatifs (simplicité et facilité d'implantation, robustesse, dynamique élevée, précision, … etc), mais la non maîtrise de la fréquence de commutation reste le problème numéro un pour cette stratégie de commande.

# CHAPITRE 3 :

# Les Techniques d'Intelligences Artificielles

## 3.1. Introduction

Les commandes intelligentes connaissent depuis quelques années un succès croissant dans divers domaines des sciences de l'ingénieur notamment dans la correction des systèmes.

Grace à ses avantages et sa simplicité, ces méthodes jouent un rôle important dans la régulation et l'élimination des inconvénients des anciennes commandes.

Ces commandes intelligentes utilisées dans de nombreux domaines (physique, chimie, biologie, finance, etc....), notamment pour la modélisation de processus et la synthèse de lois de commandes.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la présentation de quelques techniques intelligentes comme la logique floue, réseaux de neurones et les systèmes neuro-flou, leur classification, ses avantages et inconvénients, dans le but de les appliquées au réglage de la vitesse du control DTC pour le prochain chapitre.

## 3.2. La Logique Floue

### 3.2.1. Principe et définition :

La logique floue repose sur la théorie des ensembles flous développée par Zadeh en 1965, est une technique pour le traitement des connaissances imprécises et incertaines. Elle permet de prendre en considération des variables linguistiques dont les valeurs sont des mots ou expressions du langage naturel, telle que grand, petit, lent, rapide, …etc.

Nous présentons un exemple simple pour comprendre l'intérêt de la logique floue sur la logique classique.

Exemple : dans la logique classique, une vitesse peut être qualifiée par le terme « faible » ou « élevée».

Dans la logique floue, des échelons d'appréciations intermédiaires de la variable vitesse sont possibles, la « vitesse » devient une variable linguistique dont les valeurs sont par exemple: « très faible », « faible», « moyenne », « élevée », « très élevée ». Une vitesse de 1000tr/min

par exemple dans la logique classique correspond au seul ensemble moyen, alors que dans le modèle flou, elle appartient à la fois aux ensembles « faible » et « moyenne »...

### 3.2.2. Théorie des sous-ensembles flous et logique floue :

Selon George Contor (1845-1918), un ensemble est définit par ses éléments. En 1965, Lotfi A. Zadeh élabora une nouvelle théorie [LEO97].

Il constata que dans le monde qui nous entoure, un ensemble n'a pas de limite nette à partir desquelles on peut dire un élément appartient ou non à cet ensemble. Ce fut pour cette raison qu'une nouvelle théorie à vue le jour et porte le nom « théorie des sous-ensembles floues».

Un système flou peut être vu comme un système expert fonctionnant à partir d'une représentation de connaissances basée sur la théorie des ensembles flous. La figure 3.1 montre le schéma synoptique d'un tel système.

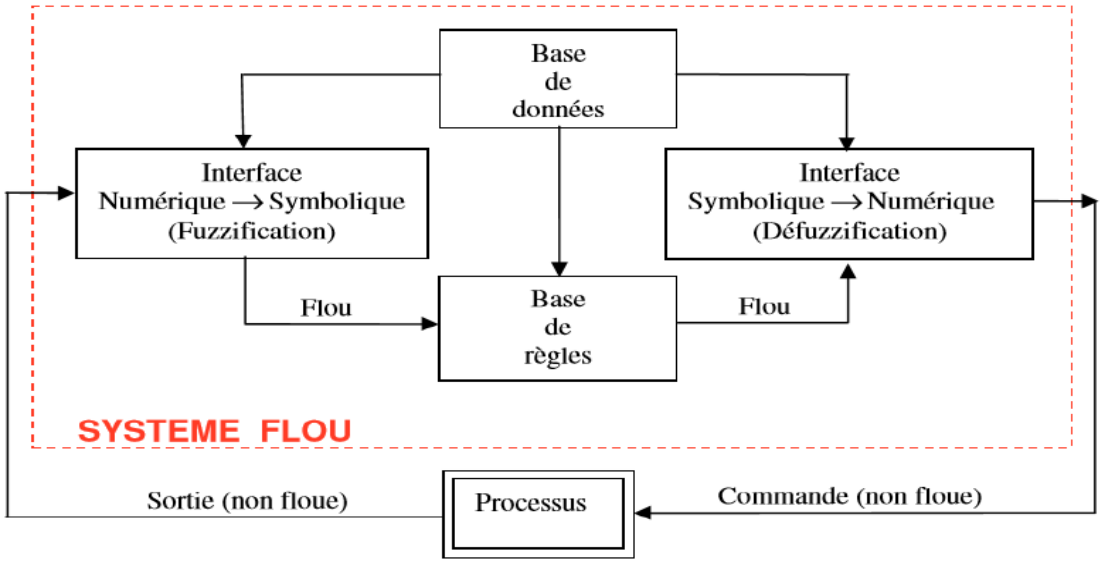



***Figure 3.1** : Schéma synoptique général d'un système flou.*

Nous allons fournir dans ce qui suit une description sommaire de chaque module composant ce contrôleur :

- **Base de données du processus :** elle est composée de l'ensemble des renseignements que nous possédons sur le processus. Elle permet de définir les fonctions d'appartenance et les règles floues du système flou.

- **Interface « Numérique → Symbolique » ou fuzzification :** ce module traduit les données numériques caractérisant l'état du système. Il fournit une caractérisation floue des variables du système flou sous forme symbolique.
- **Base de règles de décision :** une action, sous forme symbolique est décidée en fonction des variables floues précédemment calculées.
- **Interface « Symbolique → Numérique » :** ce module traduit l'action floue en une action directement applicable au processus à commander. Il s'agit de l'étape de défuzzification.

Le système flou, tel qu'il apparaît dans la boucle de régulation de notre processus, se présentera tel que le montre la figure 3.2

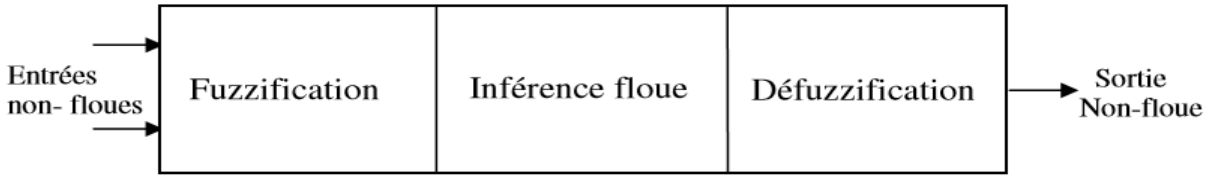



***Figure 3.2** : Organisation d'un système flou.*

### 3.2.2.1. Théorie des sous-ensembles flous :

**Définition :** Sur un univers de discours U, un sous-ensemble flou A est défini par la donnée d'une fonction $\mu_A(x)$

$$\begin{aligned} \mu_A : \mathrm{U} &\rightarrow [0,1] \\ x &\rightarrow \mu_A(x) \end{aligned} \qquad (3.1)$$

Nous avons défini le sous-ensemble flou A comme suivant : $A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in U\}$, où : $\mu_A(x)$ est une fonction caractéristique d'appartenance qui prend ces valeurs dans l'intervalle [0,1].

Elle indique le degré d'appartenance de l'élément x à A, ainsi x au U pourrait :

- ✓ Ne pas appartenir à A $\mu_A(x) = 0$
- ✓ Appartenir un peu à A $\mu_A(x)$ est voisin de 0
- ✓ Appartenir assez à A $\mu_A(x)$ entre 0 et 1
- ✓ Appartenir fortement à A $\mu_A(x)$ est voisin de 1
- ✓ Appartenir à A $\mu_A(x) = 1$

$$A = \sum_{i=1}^{n} \frac{\mu_A(x_i)}{x}$$
$$A = \int_x \frac{\mu_A(x_i)}{x} \qquad (3.2)$$

Si U est discret, On peut représenter l'ensemble A par :

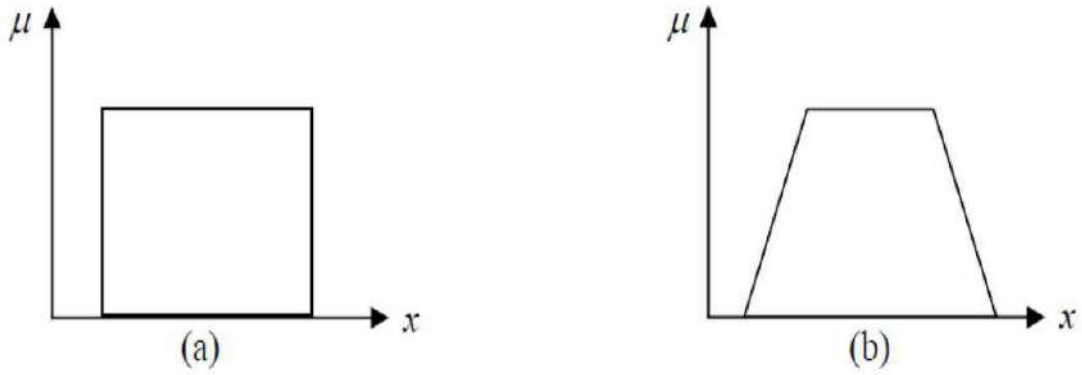



***Figure 3.3 :*** *Exemple de fonction d'appartenance, a) Logique classique, b) Logique Floue*

### 3.2.2.2. Variable linguistique :

La description d'une certaine situation, d'un phénomène ou d'un procédé contient en générale des expressions floues comme [HAM 13] [TLE 07].

- ✓ Quelque, beaucoup, souvent.
- ✓ Chaud, froid, rapide, lent.
- ✓ Grand, petit, …etc.

Une variable linguistique est généralement décomposée en un ensemble de termes, qui couvrent tout son domaine de variation. Elle sera représentée par un triplé (x, T(x), U) dans lequel :

**x** : est le nom de variable linguistique.
**T(x)** : ensemble des termes de variable linguistique.
**U** : l'univers de discours.

### 3.2.2.3. Opérations sur les ensembles flous :

Soient A et B deux ensembles floues dans U ayant respectivement $\mu_A$ et $\mu_B$ comme fonction d'appartenance, l'union, l'intersection et la complémentation des ensembles flous sont définis à l'aide de leur fonction d'appartenance.

- **Union (disjonction) :**

L'union de deux ensembles flous A et B de U est l'ensemble flou constitué des éléments du U affectés de plus grand de leurs deux degrés d'appartenance, elle est définit comme l'ensemble flou: C = A∪B (A ou B)

$$\text{Tel que} \quad \forall\, x \in U \qquad \mu_C(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \tag{3.3}$$

L'opérateur max est commutatif et associatif

$$\begin{aligned}
\mu_C &= \max\left[\mu_A, \mu_B, \mu_C\right] \\
\mu_C &= \max\left[\max\left[\mu_A, \mu_B\right], \mu_C\right] \\
\mu_C &= \max\left[\mu_A, \max\left[\mu_B, \mu_C\right]\right] \\
\mu_C &= \max\left[\max\left[\mu_A, \mu_C\right], \mu_B\right]
\end{aligned}$$

- **Intersection (conjonction) :**

L'intersection de deux ensembles flous A et B de U est l'ensemble flou constitué des éléments *U* affectés du plus petit de leurs deux degrés d'appartenance.

Elle est définie comme l'ensemble flou : D = A∩B (A et B)

$$\text{Tel que } \forall\, x \in U \qquad \mu_D(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \tag{3.4}$$

L'opérateur min est commutatif :

$$\mu_D(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \min\left(\mu_B(x), \mu_A(x)\right) \tag{3.5}$$

- **Complémentation :**

La fonction d'appartenance $\mu_{\bar{A}}$ du complément d'un ensemble flou A est définie,

Tel que :

$$\forall\, x \in \mathrm{U}, \quad \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \tag{3.6}$$

- **Produit Cartésien :**

Soient $A_1$, $A_2$, $A_3$,..., $A_n$ des ensembles flous dans $U_1$ x $U_2$ x ……x $U_n$ respectivement le produit cartésien de $A_1$, $A_2$, ....., $A_n$, est un ensemble flou dans l'espace produit de $x_1$, $x_2$,...,$x_n$ ayant pour fonction d'appartenance :

$$\mu_{A_1 \times A_2 \times A_3 \times \ldots\ldots \times A_n} = \min\left(\mu_{A_1}(x_1), \mu_{A_2}(x_2) \ldots \mu_{A_n}(x_n)\right) \tag{3.7}$$

- **Egalité :**

Nous avons dit que $A$ et $B$ sont égaux si et seulement si

$$\mu_A(x) = \mu_B(x) \tag{3.8}$$

- **Inclusion :**

Nous avons dit que $A \subset B$ si et seulement si

$$\mu_B(x) \leq \mu_A(x) \tag{3.9}$$

- **Relation floue :**

Soient $U_1$, $U_2$, ..., $U_n$ des univers de discours, une relation floue est un ensemble flou dans $U_1 \times U_2 \times \ldots \times U_n$ exprimé comme suit :

$$R_{U_1 \times U_2 \times U_3 \times \ldots\ldots \times U_n} = \left\{\left((x_1, x_2, \ldots, x_n),\ \mu_R(x_1, x_2, \ldots, x_n) / (x_1, x_2, \ldots, x_n) \in U_1 \times U_2 \times \ldots \times U_n\right)\right\} \tag{3.10}$$

- **Composition de deux relations floues :**

Soient les deux relations floues $R_1$ dans $U_1 \times U_2$ et $R_2$ dans $U_2 \times U_3$. Nous avons défini la composition *(sup-*)* de $R_1$ et $R_2$ notée $R_1$ *O* $R2$ par

$$R_1 \,\mathrm{O}\, R_2 = \left\{\left[(U_1, U_3)\, sub\left(\mu_{R1}(U_2, U_3)\right)\right], u_i \in U_i\right\} \tag{3.11}$$

Ou *(*)* représenté une loi de composition pouvant être min, produit, …etc.

### 3.2.3. Fonction d'appartenance :

Une définition des variables linguistiques à l'aide des fonctions d'appartenance est nécessaire dans le but de traiter des déductions floues par calculateur. Dans ce contexte, est attribuée à chaque valeur de la variable linguistique une fonction d'appartenance μ, dont la valeur varie entre 0 et 1. Le plus souvent, on utilise des fonctions d'appartenance de type triangulaire ou trapézoïdal, gaussienne. On utilise pour les fonctions d'appartenance les fonctions suivantes :

- ✓ Fonction triangulaire : l'allure est complètement définie par trois paramètres.

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right) \tag{3.12}$$

- ✓ Fonction trapézoïdale : elle est définie par quatre paramètres {a, b, c, d} :

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right) \tag{3.13}$$

- ✓ Fonction gaussienne : Elle est définie par deux paramètres {m, x, σ} :

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma}\right) \tag{3.14}$$

- ✓ Fonction en forme de cloche : Elle est définie par deux paramètres {x0, a} :

$$\mu(x) = \left(\frac{1}{1+\left(\frac{x-x_0}{a}\right)^2}\right) \tag{3.15}$$

- ✓ Fonction trigonométrique : Elle est définie par deux paramètres {x0, a} :

$$\mu(x) = \frac{1}{2}\left(1+\cos\frac{\pi(x-x_0)a}{2a}\right), \quad x_0 - 2a \le x \le x_0 + 2a \tag{3.16}$$

✓ Fonction sigmoïdale : Elle est définie par deux paramètres {a, c} :

$$\mu(x) = \frac{1}{1+\exp(a(x-c))} \tag{3.17}$$

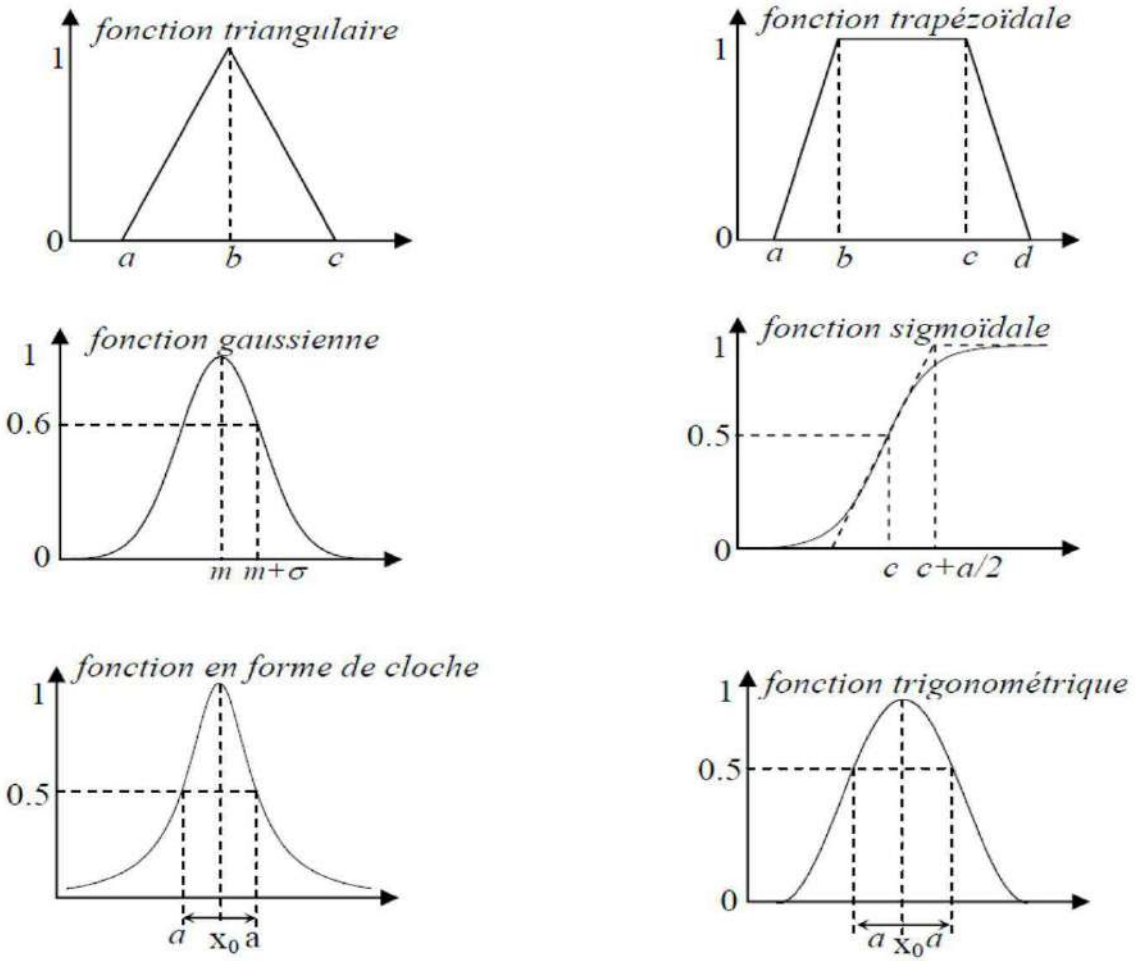



***Figure 3.4 :*** *Formes usuelles des fonctions d'appartenance*

## 3.2.4. Propositions floues :

### 3.2.4.1. Proposition floues élémentaires :

Une proposition floue élémentaire est définie à partir d'une variable linguistique ($V$, $X$, $T_v$) par la qualification («$V$ est $A$ », pour une caractérisation floue $A$, appartient à $T_v$.

### 3.2.4.2. Proposition floues générales :

Une proposition floue générale est obtenue par la composition de propositions floues élémentaires « $V$ est $A$ », « $W$ est $B$ » pour des variables linguistiques $V$, $W$, …

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

## 3.2.5. Raisonnement en logique floue :

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

Après avoir exposé la répartition des valeurs mesurées en ensemble flous et défini les opérations sur ces ensembles, nous allons maintenant introduire le raisonnement flou et avoir comment un régulateur peut être exécuté sur la base des règles floues.

Avec l'unique schéma de raisonnement (Si les conditions sont remplies, Alors la conclusion est validée) et les trois opérateurs Et, Ou et Non, on peut déjà prendre un grand nombre de décisions logiques. On produit aussi une nouvelle information (une décision) à partir d'informations anciennes.

Le raisonnement flou fait appel à trois notions et étapes fondamentales :

- ✓ Implication floue.
- ✓ L'inférence floue
- ✓ L'agrégation des règles.

### 3.2.5.1. Implication floue :

L'implication floue donne une information sur le degré de vérité d'une règle floue. En d'autres termes, nous avons quantifie la force de véracité entre la prémisse et la conclusion.

Considérons par exemple les deux propositions floues : « *x est A* » « *y est B* » où *x* et *y* sont des variables floues et *A* et *B* des ensembles floues de l'univers de discours *U*.

Ainsi que la règle floue : *Si « x est A » Alors « y est B »*.

L'implication floue donne alors le degré de vérité de la règle floue précédente à partir des degrés d'appartenance de *x* à *A* (prémisse) et de *y* à *B* (conclusion).

Nous noterons implication : opérateur imp (équivalent à l'opérateur Alors). Les normes d'implication les plus utilisées sont :

- ✓ *La norme Mamdani* $imp\left(\mu_A(x),\mu_B(y)\right)=\min\left(\mu_A(x),\mu_B(y)\right)$ (3.18)
- ✓ *La norme Larsen* $imp\left(\mu_A(x),\mu_B(y)\right)=\left(\mu_A(x),\mu_B(y)\right)$ (3.19)

### 3.2.5.2. Inférence floue :

Le problème tel qu'il se pose en pratique n'est généralement pas de mesurer le degré de véracité d'une implication mais bien de déduire, à l'aide de fait et de diverses règles implicatives, des évènements potentiels.

En logique classique, un tel raisonnement porte le nom de Modus ponens (raisonnement par l'affirmation).

**Si** P $\Rightarrow$ q vrai **Et** P vrai, **Alors** q vrai

- ***Modus ponens généralisé :***

De façon générale, les conditions d'utilisation de Modus Ponens généralisé sont les suivantes :

| | *Prémisse* | *Conclusion* |
|---|---|---|
| Règle floue : | Si x est A | Alors y est B |
| Fait observé : | Si x est A' | |
| Conséquence : | y est B' | |

- ***Modus Tollens généralisé :***

Ce principe se résume comme suit :

| | Prémisse | Conclusion |
|---|---|---|
| Règle floue : | Si x est A | Alors y est B |
| Fait observé : | Si x est B' | |
| Conséquence : | y est A' | |

*A'* et *B'* sont les ensembles flous constatés dans le cas que l'on traite et ne sont pas nécessaire strictement égaux à *A* et *B*.

*B'* est l'ensemble flou résultant de *A'* par l'application de l'implication. (MPG)
*A'* est l'ensemble flou résultant de *B'* par l'application de l'implication. (MTG)

Les informations disponibles pour déterminer la conséquence sont donc d'une part celles relatives à la règle quantifiée par l'implication floue $\mu_{B/A(x,y)}$, d'autre part celles relatives au fait observé, quantifiées par la fonction d'appartenance $\mu_A$.

Les règles d'inférences peuvent être décrites de plusieurs façons :

- **Linguistiquement :**

On écrit les règles de façon explicite comme dans l'exemple suivant :

Si la température est élevée **Et** la vitesse est faible **Alors** la tension est grande positive.

- **Symboliquement :**

Il s'agit en fait d'une description linguistique où l'on remplace la désignation des ensembles flous par des abréviations.

- **Par matrice d'inférence :**

Elle rassemble toutes les règles d'inférences sous forme de tableau. Dans le cas d'un tableau à deux dimensions, les entrées du tableau représentent les ensembles flous des variables d'entrées (température : *T* et vitesse *V*). L'intersection d'une colonne et d'une ligne donne l'ensemble flou de la variable de sortie définie par la règle. Il y a autant de cases que de règles.

Les règles que décrit ce tableau sont (sous forme symbolique).

| *U* | | *T* | | |
|---|---|---|---|---|
| | | *F* | *M* | *E* |
| *V* | *F* | *Z* | *P* | *GP* |
| | *E* | *Z* | *Z* | *P* |

**Si** *T* est *F* **et** *V* est *F* **alors** *U* = *Z* **où**

**Si** *T* est *M* **et** *V* est *F* **alors** *U* = *P* **où**

**Si** *T* est *E* **et** *V* est *F* **alors** *U* = *GP* **où**

**Si** *T* est *F* **et** *V* est *E* **alors** *U* = *Z* **où**

***Tableau 3.1 :*** *Les règles sous forme symbolique*

Dans l'exemple ci-dessus, on a représenté les règles qui sont activées à un instant donné:

**Si** *T* est *M* **et** *V* est *F* **alors** *U* = *P* **où**
**Si** *T* est *E* **et** *V* est *F* **alors** *U* = *GP*

Il arrive que toutes les cases du tableau ne soient pas remplies, nous parlons alors de règles d'inférences incomplètes. Cela, ne signifie pas que la sortie n'existe pas, mais plutôt que le degré d'appartenance est nul pour la règle en question.

Il s'agit maintenant de définir les degrés d'appartenance de la variable de sortie à ses sous-ensembles flous.

Nous avons présenté les méthodes d'inférence qui permettront d'y arriver. Ces méthodes se différencient essentiellement par la manière dont vont être réalisée les opérateurs (ici « et » et « ou ») utilisés dans les règles d'inférence.

Les trois méthodes d'inférence les plus usuelles sont : Max-min, Max-produit et Somme-produit.

- ***Méthode d'inférence Max-min :***

Cette méthode réalise l'opérateur « Et » par la fonction « Min », la conclusion « Alors » de chaque règle par la fonction « min » et la liaison entre toutes les règles (opérateur « ou ») par la fonction « max ».

La dénomination de cette méthode, dite max-min ou « implication de Mamdani » est due à la façon de réaliser les opérateurs « Alors » et « Ou » de l'inférence.

La fonction d'appartenance résultante correspond au maximum des deux fonctions d'appartenance partielles puisque les règles sont liées par l'opérateur « Ou ».

- ***Méthode d'inférence Max-produit :***

La différence par rapport à la méthode précédente réside dans la manière de réduire la conclusion « Alors ».

Dans ce cas, on utilise le produit.

Nous remarquons que les fonctions d'appartenances partielles ici ont la même forme que la fonction d'appartenance dont elles sont issues multipliées par un facteur d'échelle vertical

qui correspond au degré d'appartenance obtenu à travers l'opérateur « Et ». On l'appelle également « implication de Larsen ».

- **Méthode d'inférence Somme-produit :**

Dans ce cas, l'opérateur « ET » est réalisé par le produit, de même que la conclusion « Alors ». Cependant, l'opérateur « OU » est réalisé par la valeur moyenne des degrés d'appartenance intervenant dans l'inférence.

D'autre méthodes ont été élaborées, ayant chacune une variante spécifique. Néanmoins, la méthode Max- Min est de loin la plus utilisée à cause de sa simplicité.

#### 3.2.5.3. Agrégation des règles :

Lorsque la base de connaissance comporte plusieurs règles, l'ensemble flou inféré *B'* est obtenu après une opération appelée agrégation des règles. En d'autres termes, l'agrégation des règles utilise la contribution de toutes les règles activées pour en déduire une action de commande floue. Généralement, les règles sont activées en parallèle et sont liées par l'opérateur « ou ».

Nous avons peut considérer que chaque règle donne un avis sur la valeur à attribuer au signal de commande, le poids de chaque avis dépend de degré de vérité de la conclusion.

### 3.2.6. Défuzzification :

Les méthodes d'inférence fournissent une fonction d'appartenance résultante pour la variable de sortie, cette information floue doit être convertie en valeur physique. La procédure de défuzzification joue le rôle de convertisseur de la commande floue en valeur physique. Plusieurs stratégies de défuzzification existent, les plus utilisées sont :

#### 3.2.6.1. Méthode du maximum :

Cette méthode consiste à choisir un point u de l'univers de discours qui représente la valeur maximale de la fonction d'appartenance résultante issue de l'inférence. Cependant, cette méthode présente certains inconvénients lorsqu'il existe plusieurs valeurs pour lesquelles la fonction d'appartenance résultante est maximale.

#### 3.2.6.2. Méthode de la moyenne des maximal :

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

#### 3.2.6.3. Méthode du centre de gravité :

Cette méthode est la plus utilisée dans les contrôleurs flous, elle génère le centre de gravité u de la fonction d'appartenance issue de l'inférence. L'abscisse du centre de gravité peut être déterminée à l'aide de la relation suivante [Men95][Büh94] :

$$u = \frac{\int x_R \mu_{res}(x_R) dx_R}{\int \mu_{res}(x_R) dx_R} \tag{3.18}$$

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

#### 3.2.6.4. Méthode des hauteurs pondérées :

Dans cette méthode, on choisit des fonctions d'appartenance pour la variable de sortie des singletons (rectangles de largeurs étroites), et on aboutit à une simplification notable de la détermination de l'abscisse du centre de gravité. L'abscisse du centre de gravité se calcule alors à l'aide de la relation suivante :

$$u = \frac{\sum_{i=1}^{M} \mu_i x_i}{\sum_{i=1}^{M} \mu_i} \tag{3.19}$$

Où :

**M :** nombre de règles

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

$\boldsymbol{x_i}$ **:** est l'abscisse du centre de gravité de l'ensemble flou de la variable de sortie associée à la règle $R_i$.

### 3.2.7. Les avantages et inconvénients de la logique floue :

Les principales avantages et inconvénients des systèmes flous de type Mamdani:

- Les avantages sont :
  - La non nécessité d'une modélisation du processus.
  - Les prémisses et les conclusions des règles sont de nature entièrement linguistiques. Ceci permet d'implémenter des connaissances linguistiques de l'opérateur de processus.
  - L'interpolation dépend de la forme des fonctions d'appartenance, des opérateurs d'inférence et de la méthode de défuzzification. Cela permet d'améliorer et de contrôler l'interpolation par un choix adéquat de ces éléments.
- Par contre, les inconvénients sont :
  - L'absence d'une méthodologie générale de synthèse. Le relevé d'expertise est en fait traité cas par cas et reste difficilement généralisable à un procédé quelconque.
  - L'absence de résultats a priori sur la stabilité dans les problèmes de commande floue.
  - L'absence d'explication profonde de la robustesse des systèmes de commande floue

## 3.3. Les Réseaux de Neurones :

### 3.3.1. Définition :

L'origine de réseaux de neurones vient d'essai de modélisation du neurone biologique par Warren McCulloch et Walter Pitt. Ils supposent que l'impulsion nerveuse est le résultat de calcul simple effectué par chaque neurone et que la pensée est née grâce à des effets collectifs d'un réseau de neurones interconnectés.

### 3.3.2. Le neurone biologique :

Le cerveau humain possède deux hémisphères latérales reliées par le corps calleux et d'autres ponts axonaux ; il pèse moins de deux kilogrammes et contient mille milliards de cellules, dont 100 milliards sont des neurones constitués en réseaux. Les neurones sont des cellules nerveuses décomposables, en 4 parties principales (figure 3.5) :

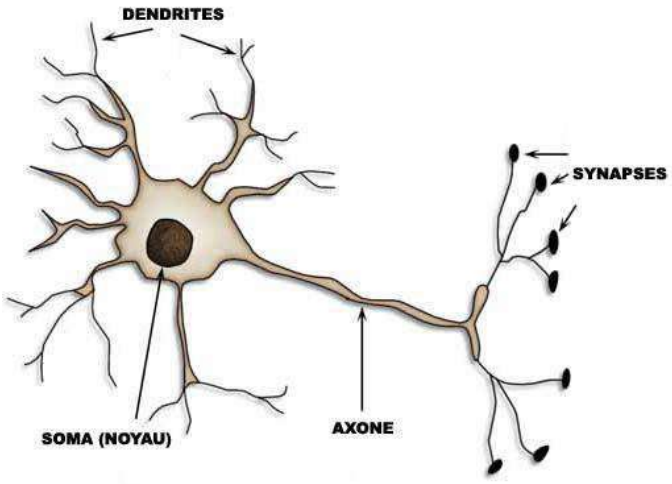



***Figure 3.5 :*** *Schéma simplifié d'un neurone biologique [BOU 13]*

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

Un neurone stimulé envoie des impulsions électriques ou potentielles d'action à d'autres neurones. Ces impulsions se propagent le long de l'axone unique de la cellule. Au point de contact entre neurones, les synapses, ces impulsions sont converties en signaux chimiques. Quand l'accumulation des excitations atteint un certain seuil, le neurone engendre un potentiel d'action, d'une amplitude d'environ 100 mV et pendant une durée de 1 ms [BOU 13]

### 3.3.3. Le neurone artificiel :

Un réseau de neurones est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspirée du fonctionnement de vrais neurones (biologiques ou non). Les réseaux de neurones sont généralement optimisés par des méthodes d'apprentissage de type statistique, si bien qu'ils sont placés d'une part dans la famille des applications statistiques, qu'ils enrichissent avec un ensemble de paradigmes permettant de générer de vastes espaces fonctionnels souples et partiellement structurés, et d'autre part dans la famille des méthodes de l'intelligence

artificielle , qu'ils enrichissent en permettant de prendre des décisions s'appuyant davantage sur la perception que sur le raisonnement  logique formel. Le schéma suivant présente un neurone formel.

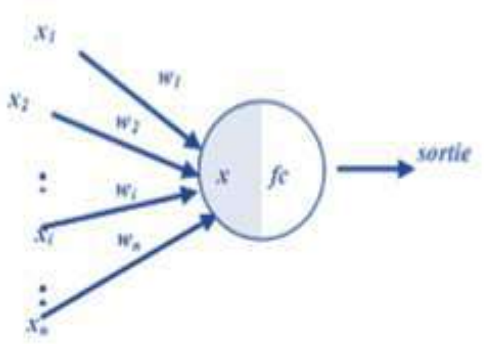



***Figure 3.6 :*** *Représentation d'un neurone [HAM 13a]*

Les entrées de neurones sont désignées par $x_i$ ***(i=1…n)***. Les paramètres $w_i$ reliant les entrées aux neurones sont appelés poids synaptiques ou tout simplement poids. La sortie du neurone est donnée par :

$$sortie = fc(x) \qquad avec\ x = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i \tag{3.20}$$

- **x :** est l'état de l'activation du neurone (également appelé état ou activité).
- ***fc* :** est la fonction d'activation du neurone. Conformément au modèle biologique, les fonctions d'activation sont généralement croissantes et bornées. Les fonctions les plus connues sont la fonction signe, la fonction linéaire saturée et la fonction sigmoïde.

Les réseaux de neurones sont constitués de neurones élémentaires connectés entre eux par l'intermédiaire des poids qui jouent le rôle de synapses. L'information est portée par la valeur de ces poids tandis que la structure du réseau de neurones ne sert qu'à traiter cette information et à l'acheminer vers la sortie.

### 3.3.4. Structure du réseau de neurone artificiel :

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle qui peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité [HAM 13].

### 3.3.4.1. Réseau de neurones multicouches :

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne sont font qu'avec les neurones des couches en aval (figure3.7). Habituellement, chaque neurone est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc de définir les concepts de neurone d'entrée et de neurone de sortie.

Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées cachées [HAM 13].

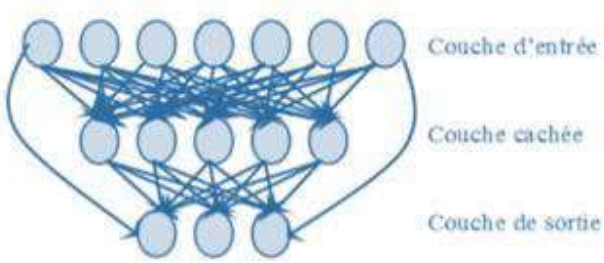



***Figure 3.7 :*** *Définition des couches d'un réseau multicouche [HAM 13b]*

### 3.3.4.2. Réseau à connexions locales :

Il s'agit d'une architecture multicouche, mais qui à l'image de la rétine, conserve une certaine topologie. Chaque neurone est connecté avec un nombre réduit et localisé de neurone de la couche avale (figure 3.8). Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.

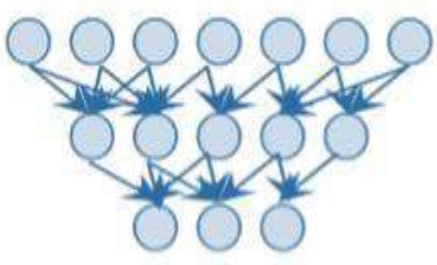


***Figure 3.8 :*** *Réseau à connexions locales [HAM 13a]*

#### 3.3.4.3. Réseau à connexions récurrentes :

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales voir (figure 3.9)

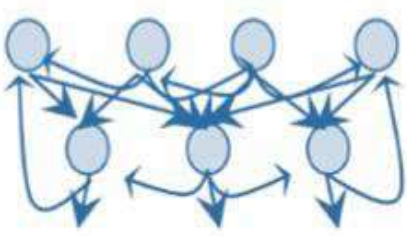


***Figure 3.9 :*** *Réseau à connexions récurrentes [HAM 13c]*

#### 3.3.4.4. Réseau à connexions complètes :

C'est la structure d'interconnexion la plus générale voir la figure 3.10 .chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau (et à lui-même).

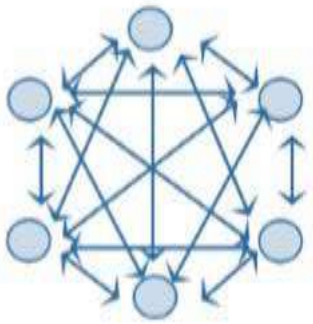


***Figure 3.10 :*** *Réseau à connexions complète [HAM 13c]*

### 3.3.5. Apprentissage :

Une fois la structure est fixée, il faut passer par le processus d'apprentissage, par lequel les poids vont être ajustés de manière à satisfaire un critère d'optimisation.

Prenons le cas de l'identification d'un processus qui comporte deux entrées et une sorties. L'apprentissage va se faire sur un ensemble de triplet $(x_1^0, x_2^0, y_s)$.

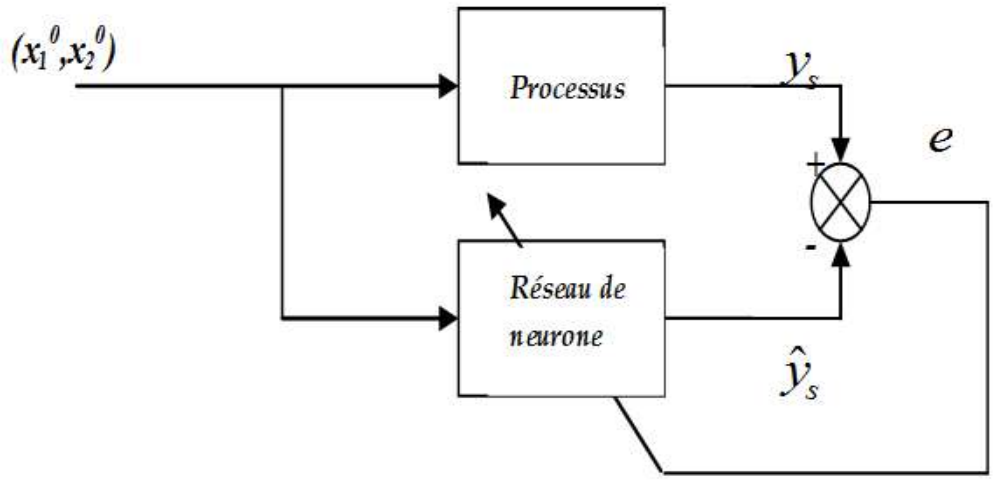



***Figure 3.11 :*** *Schéma synoptique du procédé d'apprentissage du réseau de neurone*

Pour chaque triple, on peut subdiviser le processus d'apprentissage en trois classes

- ✓ Apprentissage supervisé « ***supervised learning*** »
- ✓ Apprentissage non supervisé « ***unsupervised learning*** »
- ✓ Apprentissage par renforcement.

#### 3.3.5.1. Apprentissage non supervisé :

L'apprentissage non supervisé représente la capacité du réseau de neurones à apprendre sans connaître la sortie désirée. Ce type d'apprentissage possède souvent une complexité réduite dans les calculs en comparaison avec l'apprentissage supervisé.

Il apprend rapidement, parfois un seul passage des données suffit. Il est particulièrement souhaitable dans les processus rapides où on n'a pas suffisamment de temps ou d'informations.

#### 3.3.5.2. Apprentissage supervisé :

Dans l'apprentissage supervisé, la sortie désirée est connue, et c'est en minimisant l'erreur entre la sortie désirée et la sortie du réseau qu'on modifie les paramètres internes des réseaux de neurones. Dans ce cas, on devrait avoir un ensemble de paires entrées-sorties désirées qu'on appelle exemples. Donc, le but est de produire un réseau de neurones qui implémente la fonction inconnue $F_{on}$, quand un nombre suffisant d'exemples est à notre disposition. Le processus est automatisé grâce à l'algorithme d'apprentissage. Cette implémentation est souvent une approximation de $F_{on}$.

L'un des algorithmes les plus répandus est celui de la «rétro-propagation » (backpropagation). Cet algorithme du gradient comporte donc deux phases distinctes :

- **Propagation :** à chaque étape, on présente au réseau un exemple en entrée. Cette entrée est propagée jusqu'à la couche de sortie.
- **Correction :** à coup sûr, le réseau ne fournira pas exactement ce que l'on attendait. On calcule donc une erreur (en général la somme quadratique moyenne des erreurs pour tous les neurones de sortie) que l'on rétro propage dans le réseau.

## 3.3.6. Avantages et inconvénients des réseaux de neurones :

### 3.3.6.1. Avantage des réseaux de neurones :

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

### 3.3.6.2. Inconvénients des réseaux de neurones :

- ✓ L'absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie du réseau et le nombre de neurones à placer dans la (ou les) couche (s) cachée (s).
- ✓ Le choix des valeurs initiales des poids du réseau et le réglage du pas d'apprentissage, qui jouent un rôle important dans la vitesse de convergence.
- ✓ Le problème du sur-apprentissage (apprentissage au détriment de la généralisation).
- ✓ La connaissance acquise par un réseau de neurone est codée par les valeurs des poids synaptiques, les réseaux de neurones sont donc des boites noires où les connaissances sont inintelligibles pour l'utilisateur [BOU 13].

## 3.4. Les systèmes Neuro-flous :

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

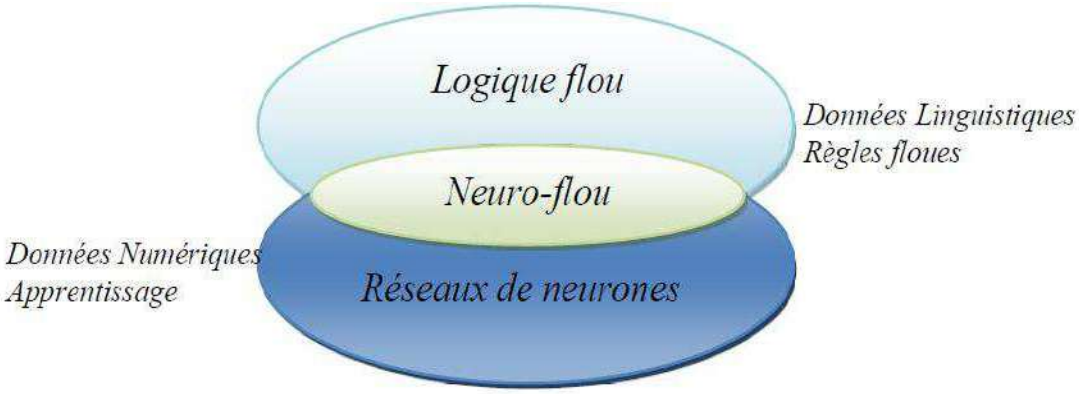



***Figure 3.12*** **:** Principe du Neuro-flou [KHA 13]

### 3.4.1. Principe et définition

Il apparaît au travers des présentations que nous venons de faire que les réseaux de neurones artificiels et la logique floue peuvent être complémentaires sur plusieurs points. La logique floue permet une spécification rapide des tâches à accomplir à partir de la connaissance symbolique disponible. Le réglage précis du système obtenu et l'optimisation de ses différents paramètres reste néanmoins beaucoup plus difficile dans de nombreux cas (pour des exemples en robotique mobile).

Les modèles les plus courants de RNA, au contraire, n'autorisent pas l'incorporation de connaissance a priori mais permettent de régler par apprentissage le comportement précis du système. De nombreux auteurs ont donc tout naturellement cherche à combiner ces deux paradigmes depuis le début des années 90 et ceci de plusieurs manières [HAM 13] [KHA 13].

Les réseaux de neurones flous (Fuzzy Neural Networks) combinent alors les réseaux de neurones et les systèmes flous. La méthode choisie d'entraînement des réseaux de neurones permet à ces systèmes d'apprendre par l'ajustement de leurs paramètres (les poids de connexion) en donnant une plaque de données (Entrées/Sorties) d'entraînement. La théorie

d'ensemble flou permet aux systèmes neuro-flous de présenter l'information étudiée dans plusieurs formes compréhensible à l'être humain [BEN 15].

## 3.4.2. Méthodes des combinaisons neuro-floues :

Il existe quatre catégories de combinaisons des réseaux de neurones avec la logique floue.

#### 3.4.2.1. Réseaux flou neuronal :

Dans ces réseaux, les techniques floues sont employées pour augmenter les possibilités du processus d'apprentissage et d'exécution des réseaux de neurones.

#### 3.4.2.2. Systèmes Neuronal/Flou simultanément :

Le réseau neurone et le système flou fonctionnent ensemble sur la même tâche, mais sans s'influencer, c'est-à-dire ni l'un ni l'autre n'est employé pour déterminer les paramètres de l'autre. Habituellement le réseau neuronal traite les entrées, post-traite les sorties du système flou.

#### 3.4.2.3. Modèles neuro-flous coopératifs :

Le réseau de neurones est employé pour déterminer les paramètres (les règles et les ensembles flous) d'un système flou. Après la phase d'apprentissage, le système flou fonctionne sans le réseau de neurone. C'est une forme simple des systèmes neuro-flous.

#### 3.4.2.4. Modèles neuro-flous hybrides :

Les approches neuro-floues modernes sont de cette forme. Un réseau neuronal et un système flou sont combinés dans une architecture homogène. Le système peut être interprété comme un réseau neuronal spécial avec des paramètres flous ou comme un système flou mis en application sous une forme distribuée parallèle.

- **Le système neuro-flou hybride de type Mamdani :**

Le système neuro-flou hybride de Mamdani utilise la technique d'apprentissage supervisé (retro-propagation) pour faire un apprentissage des paramètres de fonctions d'appartenance.

L'architecture du système neuro-flou hybride de Mamdani est illustrée sur la (figure 3.13). qui détermine chaque couche comme suit :

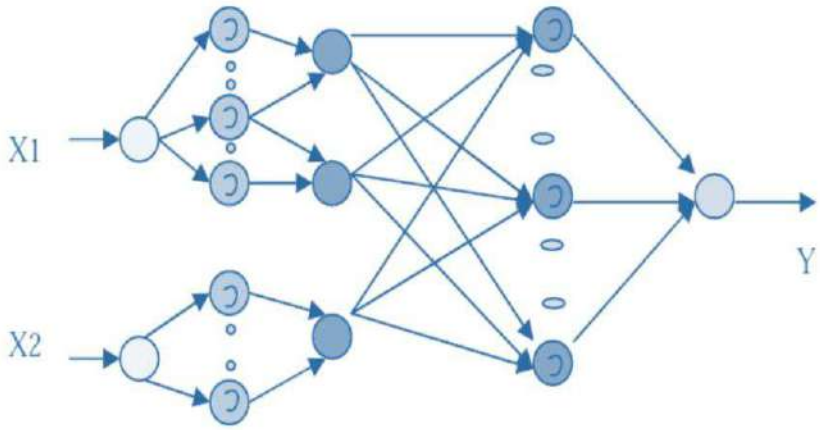



***Figure 3.13 :*** *Le système neuro-flou de Mamdani. [HAM 13]*

- **Le système neuro-flou hybride de type Takagi-Sugeno :**

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

Un pas dans la procédure d'apprentissage a obtenu deux parties :

Dans la première partie, les modèles de l'entrée sont propagés, et les paramètres de la sortie optimaux sont estimés par la procédure du moindre carré, pendant que les paramètres antérieurs sont supposés être fixes pour le cycle courant à travers l'ensemble de l'apprentissage.

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

L'architecture du système neuro-flou hybride de TS est illustrée sur la figure ci-dessous comme suit :

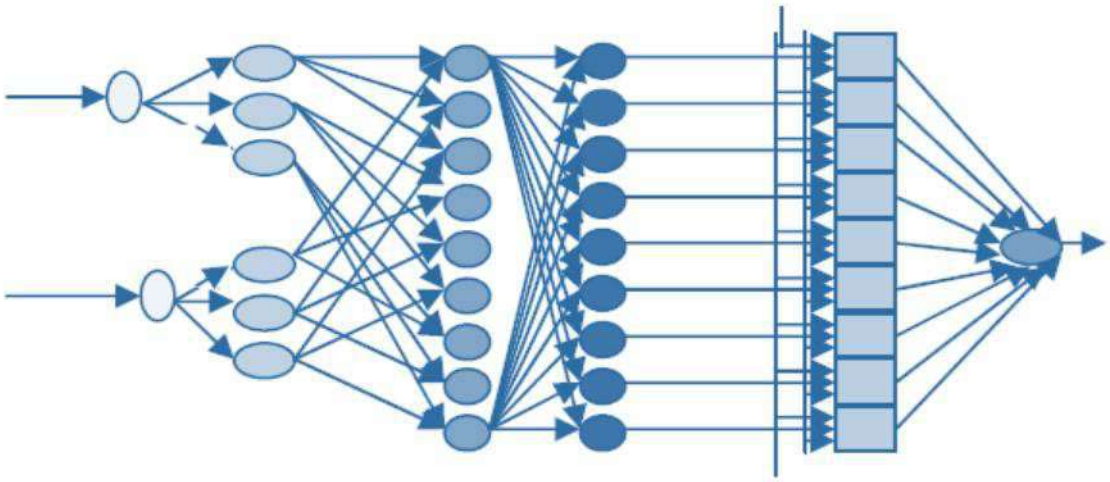


***Figure 3.14 :*** *Le système neuro-flou de Takagi-sugeno [BEN 15]*

- **Les couches 1,2 et 3 :** sont les même que celle du modèle de Mamdani.
- **La couche 4 :** (normalisation des poids de la règle)

Chaque nœud dans cette couche calcule le coefficient de la i[ème] règle à la somme de toutes les règles.

$$\bar{W_i} = \frac{W_i}{W_1 + W_2}, \; i = 1, 2... \tag{3.21}$$

- **La couche 5 :** chaque nœud i de cette couche est un nœud fonctionnel

$$\bar{W_i} f_i = W_i \left( p_i x_1 + q_i x_2 + r_i \right) \tag{3.22}$$

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

Un chemin bien établi est de déterminer les paramètres conséquents qui utilisent l'algorithme des moindres carrés [KHA 13].

- **La couche 6 :** (la couche d'inférence des règles) *:* Le seul nœud de cette couche calcule la somme totale des sorties de tous les signaux est égale à :

$$\sum_i \bar{W_i} f_i = \frac{\sum_i W_i f_i}{\sum_i W_i} \tag{3.23}$$

## 3.4.3. Les types d'implémentation des réseaux des neuro-flous :

Dans la littérature, il y a une panoplie de systèmes neuro-flou comme : les systèmes neuro-flou, concurrents, les systèmes dit hybrides ou neuro-flou adaptatif, le modèle NEFCLASS, ANFIS, FALCON et GARIC...etc

### 3.4.3.1. Neuro-fuzzy classification (NEFCLASS) :

Ce modèle est utilisé généralement en classification. Il est constitué de 3 couches : une couche d'entrée avec les fonctions d'appartenance, une couche cachée représentée par des règles et une couche de sortie (Figure 3.15).

Ce modèle est facile à mettre en application, tout en étant précis dans le résultat final, avec une rapidité bien supérieure aux autres architectures.

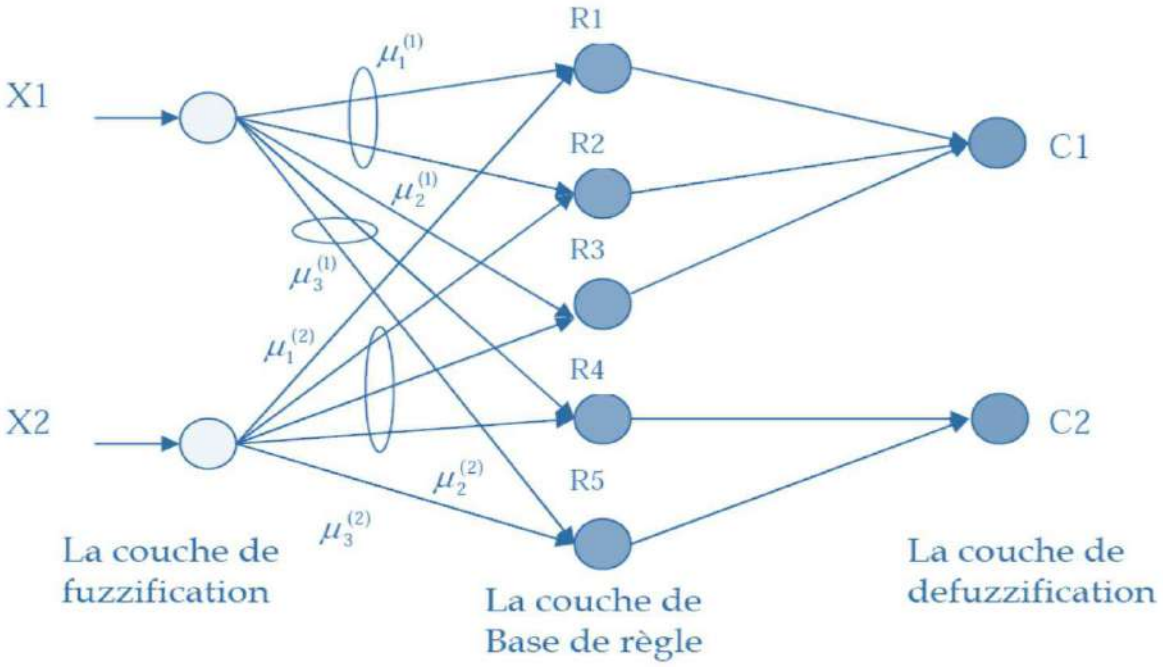



***Figure 3.15 :*** *Architecture de NEFCLASS. [HAM 13]*

### 3.4.3.2. Neuro-Fuzzy Controller (NEFCON) :

Ce Modèle forme de trois couches. Une couche cachée formée par des règles, une couche d'entrée incluant les nœuds d'entrées avec les sous-ensembles flous d'antécédences et une couche de sortie avec un nœud de sortie et les sous-ensembles des conséquences.

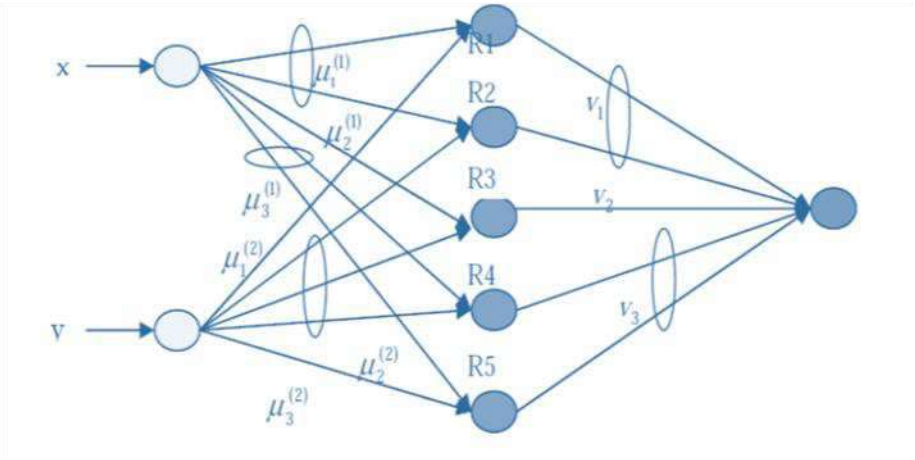



***Figure 3.16 :*** *Architecture de NEFCON. [HAM 13]*

L'élaboration des règles est similaire à l'architecture NEFCLASS, avec une différence en sortie. Cette architecture est généralement utilisée en approximation de fonctions et en contrôle flou (Figure 3.16).

Le processus d'apprentissage du NEFCON peut être divisé en deux phases. La première phase consiste à trouver les règles de base initiale. Si les connaissances antérieures ne sont pas disponibles, les règles de base seront apprises avec difficulté.

Cette règle est définie par un algorithme qui la complète. Dans la seconde phase, les règles de base sont optimisées par modification des sous-ensembles flous des règles. Les deux phases utilisent l'erreur floue, cette erreur peut être trouvée avec la différence entre la sortie désirée et celle obtenue.

#### 3.4.3.3. Neuro Fuzzy function approximator NEFPROX :

Ce modèle est obtenu par l'association des deux architectures : NEFCLASS et NEFCON, il est utilisé dans différentes applications comme la classification et l'approximation de fonctions. Le NEFCLASS utilise un algorithme supervisé pour définir les règles floues, le NEFCON utilise un algorithme d'apprentissage non supervisé avec le calcul de l'erreur de sortie. Les deux modèles emploient la retro-propagation afin de définir les sous-ensembles flous.

Comparé au modèle ANFIS, le NEFPROX est beaucoup plus rapide, mais ANFIS donne de meilleurs résultats en approximation.

Le NEFPROX est le premier système interprétable et lisible, dédié à l'approximation de fonction. Néanmoins, ses résultats en classification restent moins bons que ceux donnés par le NEFCLASS.

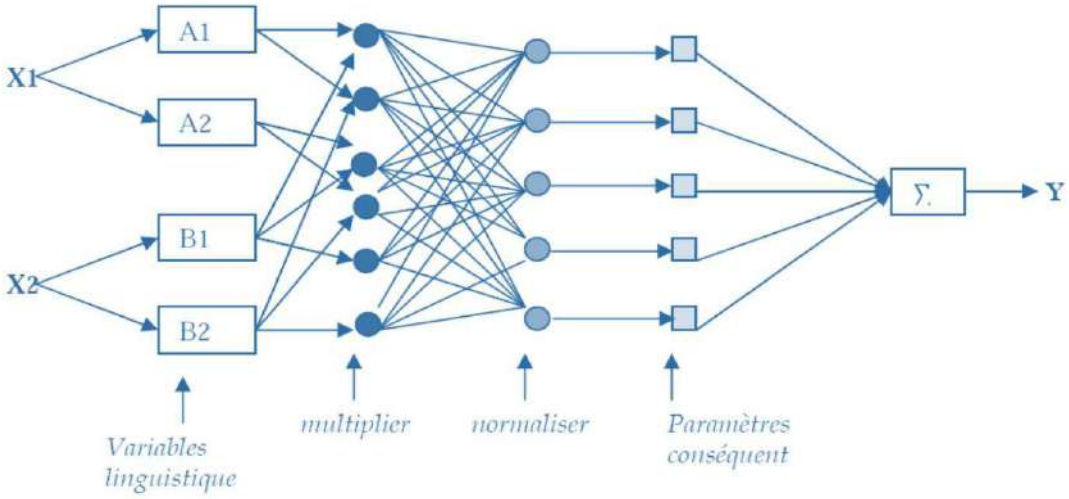



***Figure 3.17 :*** *Architecture de NEFPROX [HAM 13]*

### 3.4.3.4. Adaptive-network-based fuzzy inference system (ANFIS) :

Dans ce travail, on propose de présenter les systèmes d'inférences neuro-flou adaptatifs ANFIS utilisé dans le prochain chapitre pour le réglage de vitesse

ANFIS représente un système à inférence flou mis en application dans le cadre des réseaux adaptatifs. Il utilise la procédure d'apprentissage Hybride.

Cette architecture (Figure 3.18) affine les règles floues obtenues par des experts humains pour décrire le comportement d'entrées-sortie d'un système complexe, ou est implémenté dans la boite à outils « Neuro-Fuzzy » de MATLAB. Ce modèle donne de très bons résultats en poursuite de trajectoire, approximation non linéaire, commande dynamique et traitement du signal.

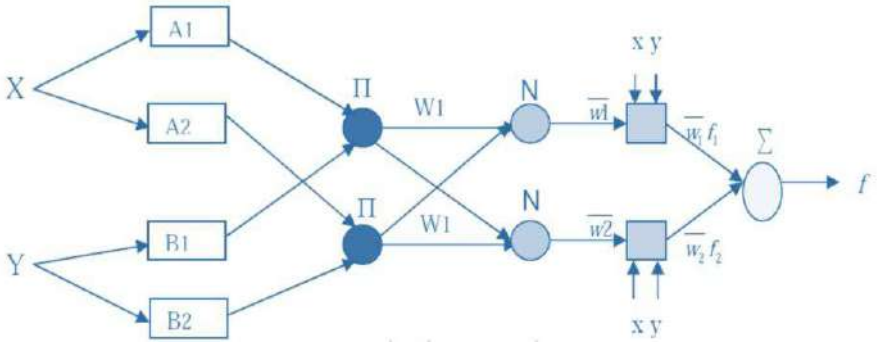



***Figure 3.18 :*** *Architecture de l'ANFIS [HAM 13]*

## 3.4.4. Les avantage des systèmes neuro-flous :

### 3.4.4.1. La rapidité de calcul :

Les systèmes neuro-flous sont très rapides parce que l'évaluation d'un système compétent implique typiquement des opérations de la comparaison simples et un nombre limité de calculs de la surface linéaire. Les arbres de décision sont très rapides, et la comparaison des paramètres est faite d'une manière floue pas comme la méthode classique et enfin la base des règles floue sera repartie et que chaque règle fonctionne d'une manière autonome et en même temps collectif.

### 3.4.4.2. La flexibilité:

Un système neuro-flou peut traiter des problèmes complexes avec beaucoup de variables de l'entrée. Au lieu d'adapter une architecture interne fixe, l'architecture d'un système neuro-flou peut grandir dynamiquement et efficacement en réponse à la complexité des données d'apprentissage.

## 3.4.5. Les avantages et les inconvénients de la logique floue et les réseaux de neurones :

L'utilisation simultanée des réseaux de neurones et de la logique floue, permet de tirer les avantages des deux méthodes : les capacités d'apprentissage de la première et la lisibilité et la souplesse de la seconde. Le Tableau 3.2 regroupe les avantages et les inconvénients de la logique floue et des réseaux de neurones [KHA 13].

| RÉSEAUX DE NEURONES | LA LOGIQUE FLOUE |
|---|---|
| LES AVANTAGES | |
| ✓ Aucune connaissance basée sur les règles.<br>✓ Le modèle mathématique non requis.<br>✓ Plusieurs algorithmes d'apprentissage sont disponibles. | ✓ La connaissance antérieure sur les règles peut être utilisée.<br>✓ Le modèle mathématique non requis.<br>✓ Une interprétation et implémentation simple. |
| LES INCONVÉNIENTS | |
| ✓ Boite noire (manque de traçabilité).<br>✓ L'adaptation aux environnements différents est difficile et le réapprentissage est souvent obligatoire.<br>✓ La connaissance antérieure ne peut pas être employée (apprentissage à partir de zéro).<br>✓ Aucune garantie sur la convergence de l'apprentissage. | ✓ Ne peut pas apprendre.<br>✓ Les règles doivent être disponibles.<br>✓ Adaptation difficile au changement de l'environnement.<br>✓ Aucunes méthodes formelles pour l'ajustement. |

**Tableau 3.2 :** Les avantages et les inconvénients de la logique floue et réseaux de neurones.

### 3.4.6. Les applications des systèmes Neuro-flous :

Les premières applications de RNA flous a produits du consommateur sont parus sur le marché (Japonais et Coréen) en 1991. Quelques exemples incluent des appareils à conditionner de l'air, électrique, moquettes, ventilateurs électriques, thermo pots électriques, appareils de chauffage du ventilateur du kérosène, fours à micro-ondes, réfrigérateurs, cuisinières du riz, le nettoyeur, machines à laver, en des machines photocopieurs, et traitements de texte. [BEN 15]

## 3.5. Conclusion :

Dans ce chapitre, Nous avons identifié les techniques de commande intelligent qui nous nous allons aller à appliquées au réglage de la vitesse du control DTC pour le prochain chapitre.

Nous avons identifié les caractéristiques, les avantages et les inconvénients de la logique floue, et nous avons vu qu'il permet de prendre en considération des variables linguistiques, et a une capabilité de raisonnement proche a le raisonnement humain, mais avec une temps de réponse un peu élevée, et une adaptation difficile au changement de l'environnement.

Aussi, nous avons identifié les réseaux de neurones, et nous avons voire leurs capabilités d'apprentissage et d'adaptation d'un n'importe quelle system, linéaire ou pas, simple ou complexe, aussi leurs fiabilités et rapidité. Mais le manque de traçabilité ce qui mettre comme des boites noires où les connaissances sont inintelligibles pour l'utilisateur.

Les systèmes Neuro-Flous combinent les réseaux de neurones et les systèmes flous. La méthode choisie d'entraînement des réseaux de neurones permet à ces systèmes d'apprendre par l'ajustement de leurs paramètres (les poids de connexion) en donnant un paquet de données (Entrées/Sorties) d'entraînement. Et la théorie d'ensemble flou permet aux systèmes neuro-flous de présenter l'information étudiée dans plusieurs formes compréhensible à l'être humain.

# CHAPITRE 4 :

# La DTC-MADA Avec Réglage de Vitesse Intelligent

## 4.1. Introduction

Que ce soit la commande vectorielle, la commande scalaire ou la commande DTC, pour asservir la vitesse de la charge, il faut mesurer celle-ci par l'intermédiaire d'un capteur mécanique. Pour des raisons économiques et/ou de sûreté de fonctionnement, certaines applications imposent de s'en affranchir [HAM 13].

L'information de vitesse doit alors être reconstruite à partir des grandeurs électriques. De multiples études ont été menées, et sans prétention d'exhaustivité, on peut distinguer plusieurs approches. Celles basées sur un modèle de comportement de la machine s'appuient notamment sur des techniques d'observations issues de l'automatique, d'autre que l'on pourrait qualifier d'approche sans modèle reposent sur une heuristique et sont proches de l'intelligence artificielle.

Dans ce chapitre, nous étudierons la commande DTC en présence de réglage de vitesse, l'information de vitesse doit alors être reconstruite à partir des grandeurs électriques, on peut distinguer plusieurs approches, comme il représente la figure 4.1, nous présentons des régulateurs de vitesse basés sur l'intelligence artificielle tels que la logique floue, les réseaux de neurones et neuro-flou et nous les compare avec un régulateur classique comme le régulateur de type PI. Ces techniques seront appliquées à la machine asynchrone double alimentation.

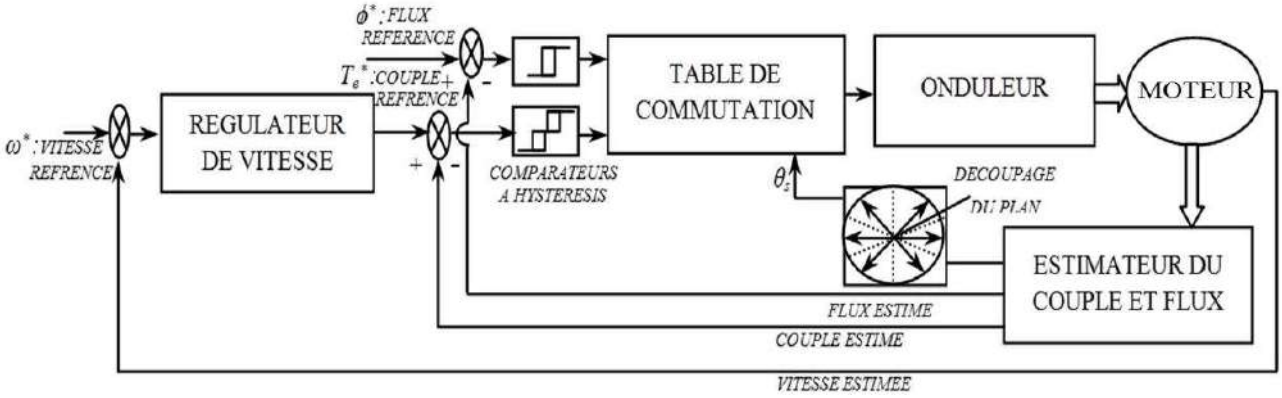



***Figure 4.1 :*** *Structure de la commande DTC en boucle fermée*

## 4.2. Régulateur Classique

L'approche la plus classique utilisée dans notre travail consiste à contrôler la vitesse par un régulateur PI. Dans l'objectif d'annuler l'erreur statique et réduire le temps de réponse tout en conservant la stabilité du système, un correcteur proportionnel intégral est utilisé. Les

performances obtenues (stabilité, précision, temps de réponse) sont satisfaisantes pour un tel système électromécanique. Cependant le couple peut présenter un dépassement important qui peut nuire au fonctionnement du système, pour palier à ce problème on utilise une limitation de la référence du couple à la sortie du correcteur, la vitesse à régler se définit à partir de l'équation mécanique, la structure du régulateur de vitesse est montrée sur la figure 4.2.

La partie mécanique du système est représentée par l'équation de transfert établie à partir de l'équation mécanique de la machine utilisée. Pour avoir un comportement bien amorti, avec un amortisseur relatif optimal, les paramètres du régulateur ont été choisis par la méthode des pôles imposés. Voir figure (4.2)

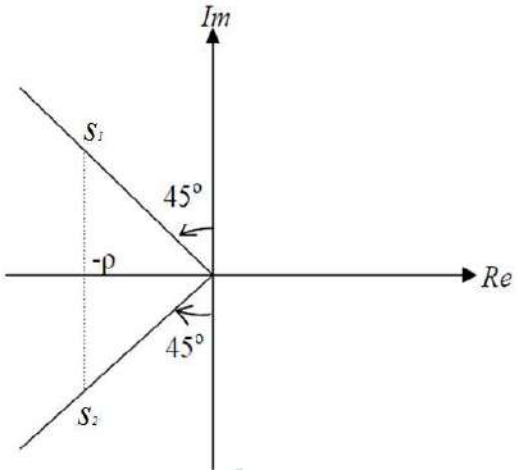



***Figure 4.2 :*** *Méthodes des pôles imposés [BOU 09]*

Afin d'éviter que l'intégrale accumule l'écart au-delà de valeurs pouvant conduire à des saturations, il est judicieux de limiter le couple entre $T_{max}$ et $T_{min}$ définis au préalable.

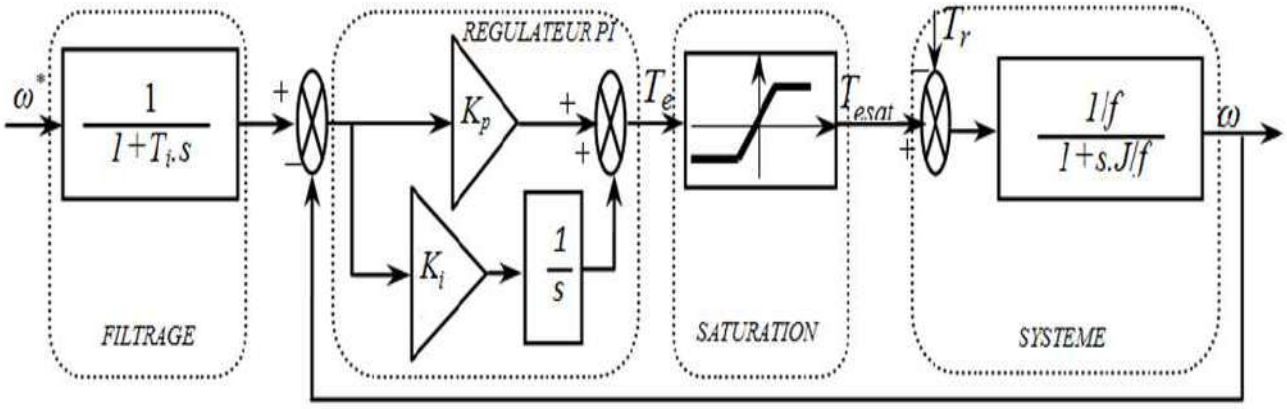



**Figure 4.3 :** Structure de régulation de la vitesse mécanique [HAM 13]

## 4.3. Régulateur basé sur la logique floue

Les régulateurs à base de la logique floue sont des candidats idéaux pour la commande de tels systèmes, malheureusement il n'existe pas de méthodes précises pour la détermination de la stratégie de réglage. Cette dernière doit être construite par tâtonnement à l'aide des tests sur le système à régler.

D'un autre côté, ces approches présentent une bonne robustesse vis-à-vis aux variations paramétriques et aux bruits de mesure, leurs conditions informatiques, le temps d'élaboration et le besoin de la connaissance expert du système, limitent les applications actuelles à une gamme limitée et parfois bien spécifique.

La majorité des régulateurs développés utilisent le schéma simple proposé par Mamdani pour les systèmes mono-variables. Ce schéma est représenté comme suit :

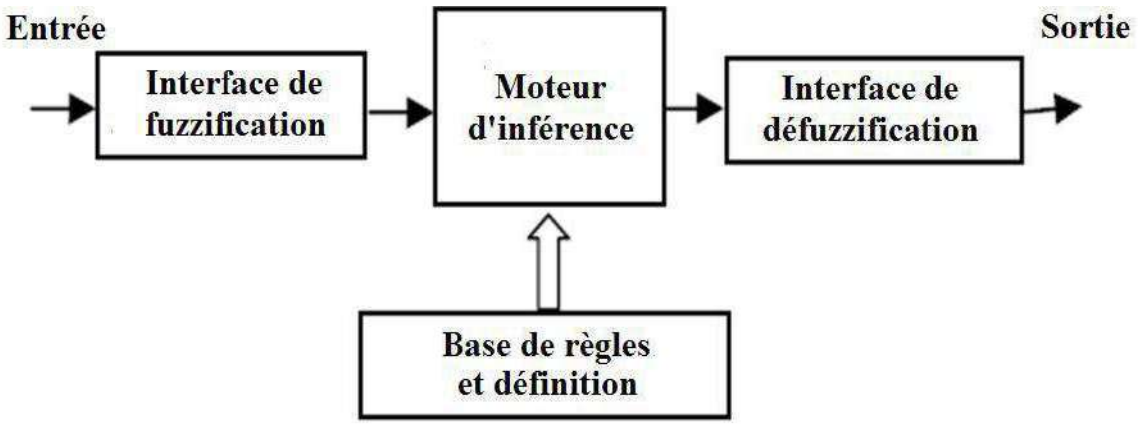



***Figure 4.4 :*** *Structure d'un système flou*

Le traitement réalisé par un système d'inférence flou est divisé en trois tâches essentielles [HAD 03] :

- ✓ La fuzzification transforme une valeur numérique de l'entrée en une valeur floue.
- ✓ L'inférence, produit l'image de la partie floue issue de la fuzzification par une relation floue *R*, généralement construite à partir de règles.
- ✓ La défuzzification transforme la partie floue issue de l'inférence en une valeur numérique en sortie.

La défuzzification constitue alors une prise de décision.

La mise en œuvre de ces trois étapes de traitement dépend de la nature des sous-ensembles flous utilisés. En d'autres termes, ces sous-ensembles peuvent être de type numérique ou symbolique. De même, la relation floue *R* peut être numérique (liant des nombres entres eux), symbolique (liant des symboles entre eux), ou bien hybride (numérique et symbolique).

La boucle pour le réglage de la vitesse mécanique de la machine $\omega$ contient un régulateur flou dont les variables linguistiques sont en entrée ; l'erreur et la variation de l'erreur ($e$ et $\Delta e$) de la vitesse et en sortie ; la variation de la commande ($\Delta U$), $U$ représente la variation de $T_e$ pour le régulateur de la vitesse.

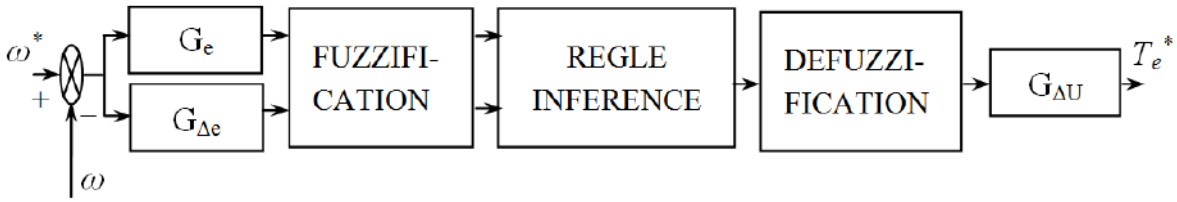



***Figure 4.5 :*** *Structure de réglage de la vitesse de la machine en utilisant un régulateur FLOU. [HAM 13]*

Les trois variables linguistiques $e$, $\Delta e$, $U$ sont normalisées et adaptées comme suit :

$$\begin{cases} x_e = \dfrac{e}{G_e} \\ x_{\Delta e} = \dfrac{\Delta e}{G_{\Delta e}} \\ x_u = \dfrac{\Delta u}{G_u} \end{cases} \qquad (4.3)$$

Ou $G_e$, $G_{\Delta e}$ et $G_u$ sont des gains associés à $e$, $\Delta e$ et $u$ respectivement. En jouant sur ces gains pour assurer la stabilité et établir les performances dynamiques et statiques désirées.

L'intervalle d'intérêt de chaque variable linguistique en entrée et en sortie est subdivisé en sept classes pour obtenir respectivement quarante-neuf règles.

Nous présentons un régulateur à sept classes par exemple qui sont notées comme suit :

*Exemple de sept classes :* NG : négative grand ; NM : négative moyen ; NP: négative petite; EZ : zéro, PP : positive petit ; PM : positive moyen ; PG : positive grand.

En se basant sur la matrice de Mac Vicar Whelan, on déduit les lois de commande suivantes :

| E / Δe | NG | NM | NP | EZ | PP | PM | PG |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| NG | NG | NG | NG | NG | NM | NP | EZ |
| NM | NG | NG | NG | NM | NP | EZ | PP |
| NP | NG | NG | NM | NP | EZ | PP | PM |
| EZ | NG | NM | NP | EZ | PP | PM | PG |
| PP | NM | NP | EZ | PP | PM | PG | PG |
| PM | NP | EZ | PP | PM | PG | PG | PG |
| PG | EZ | PP | PM | PG | PG | PG | PG |

***Tableau 4.1 :*** *Table des règles de commande (règles d'inférence) de sept classes*

La figure 4.6 présente l'exemple de l'intervalle d'intérêt de chaque variable d'entrée et de sortie d'un régulateur à sept classes.

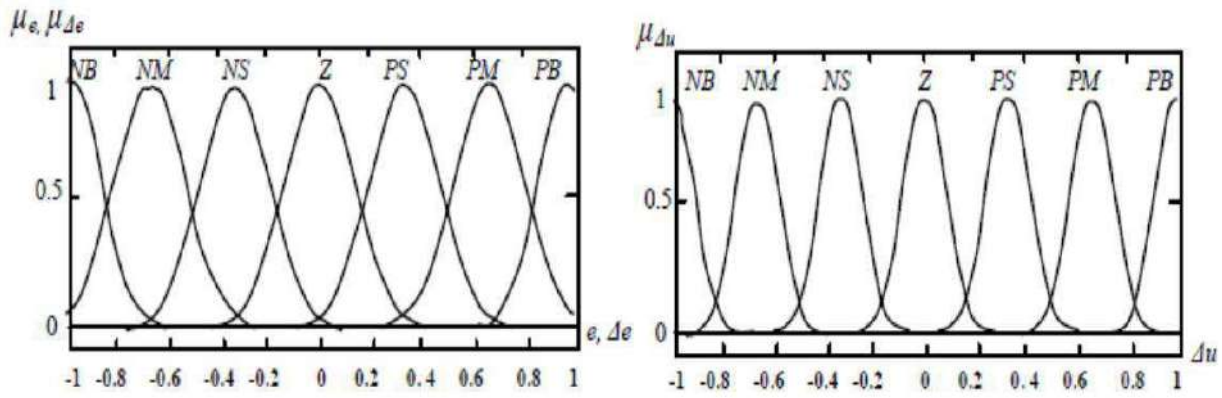



***Figure 4.6 :*** *Les fonctions d'appartenance des différentes variables linguistiques*

Les règles de commande s'écrivent comme suite :

**Si** (*e* est *NG*) **et** (Δ*e* est *NG*) **alors** Δ*u* est *NG*. **Où**

**Si** (*e* est *EZ*) **et** (Δ*e* est *EZ*) **alors** Δ*u* est *EZ*. **Où**

La variable de commande est obtenue en suivant ces étapes :

- ✓ Calcul de l'erreur et de sa variation.
- ✓ Conversion des valeurs obtenues en variables floues (fuzzification).
- ✓ Calcul de la variation de la commande à partir de la table de décisions.
- ✓ Calcul de l'entrée déterministe pour réguler le processus.

La défuzzification se fait par la relation des hauteurs pondérées donnée comme suit:

$$\Delta u = \frac{\sum_{i=1}^{n} u_i \, \mu_{\Delta u_i}}{\sum_{i=1}^{n} \mu_{\Delta u_i}} \qquad (4.4)$$

Le terme intégral complète l'action proportionnelle puisqu'il permet de compenser l'erreur statique et d'augmenter la précision en régime permanent. L'idée est d'intégrer l'erreur depuis le début et d'ajouter cette erreur à la consigne, lorsque l'on se rapproche de la valeur demandée, l'erreur devient de plus en plus faible, le terme proportionnel n'agit plus mais le terme intégral subsiste et reste stable, ce qui maintient le moteur à la valeur demandée.

Pour cette raison, dans notre travail, le régulateur flou est de type PI-FLC. La loi de commande de ce régulateur est en fonction toujours de l'erreur de vitesse et de sa variation. Par conséquent, l'activation de l'ensemble des règles de décision associées donne la variation de la commande $\Delta U$ nécessaire.

Cette variation de la commande est obtenue par une simple lecture d'une table de décision définie hors ligne.

La forme la plus générale de cette loi de commande est :

$$U_{k+1} = U_k + G_{\Delta U} \Delta U_{k+1} \qquad (4.5)$$

## 4.4. Régulateur basé sur les réseaux de Neurones

Maintenant, nous remplaçons le régulateur flou par un régulateur neuronal, La figure 4.7 représente la structure de ce régulateur.

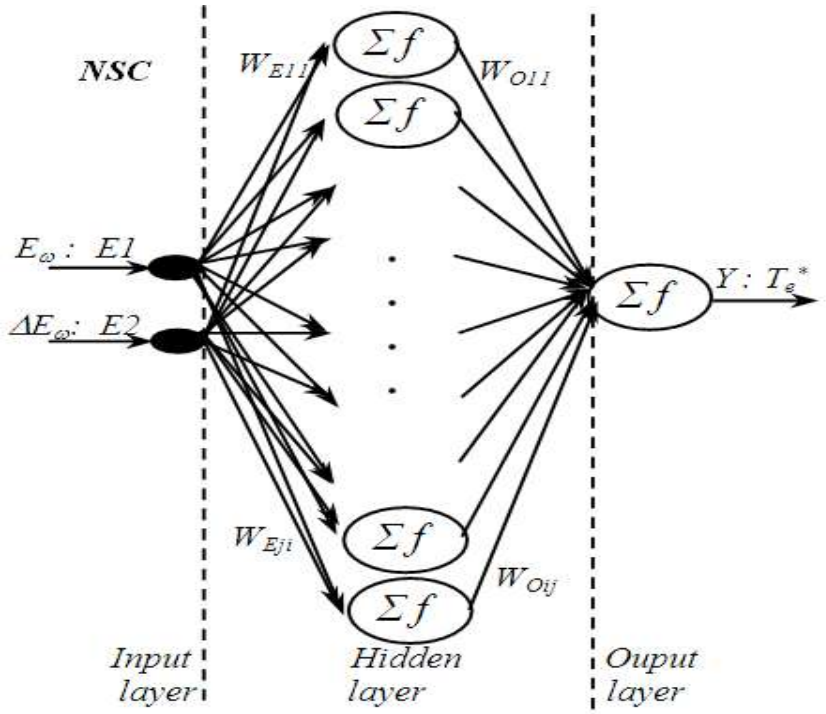



***Figure 4.7 :*** *Structure d'un régulateur neuronal de la vitesse de rotation [HAM 13a] [HAM 13b]*

Le choix d'architecture du réseau sera déterminé au cours de l'apprentissage, où nous commençons avec un certain nombre de neurones dans la couche cachée, si après plusieurs essais le réseau n'arrive pas à converger, nous augmentons le nombre de neurones dans la couche cachée ou encore le nombre de couches cachées (on fixe au préalable, l'erreur quadratique à une valeur maximale, en prenant à titre d'exemple $1e^{-8}$ et au fur et à mesure que cette valeur est atteinte, nous minimisons cette erreur jusqu'elle devienne négligeable). Plusieurs essais doivent être faits afin d'aboutir une architecture optimale, qui nous donnons de meilleurs résultats.

Les exemples présentés au réseau seront les résultats de simulation qui ont été faits sur le système à identifier pendant une durée de temps.

## 4.5. Régulateurs basés sur les Neuro-Flous

Dans ce paragraphe, nous proposons un régulateur de vitesse basé sur le neuro-flou adaptatif avec ses cinq couches, présenté sur la figure 4.8. Qui contient deux entrées représentant l'erreur et la variation de l'erreur de vitesse et une seule sortie représentant le couple de référence.

Les entrées de la première couche, l'erreur et la variation d'erreur de vitesse sont multipliés par les poids respectifs $w_{e\omega}$ $w_{\Delta e\omega}$ sont introduits à travers des fonctions d'appartenance floue.

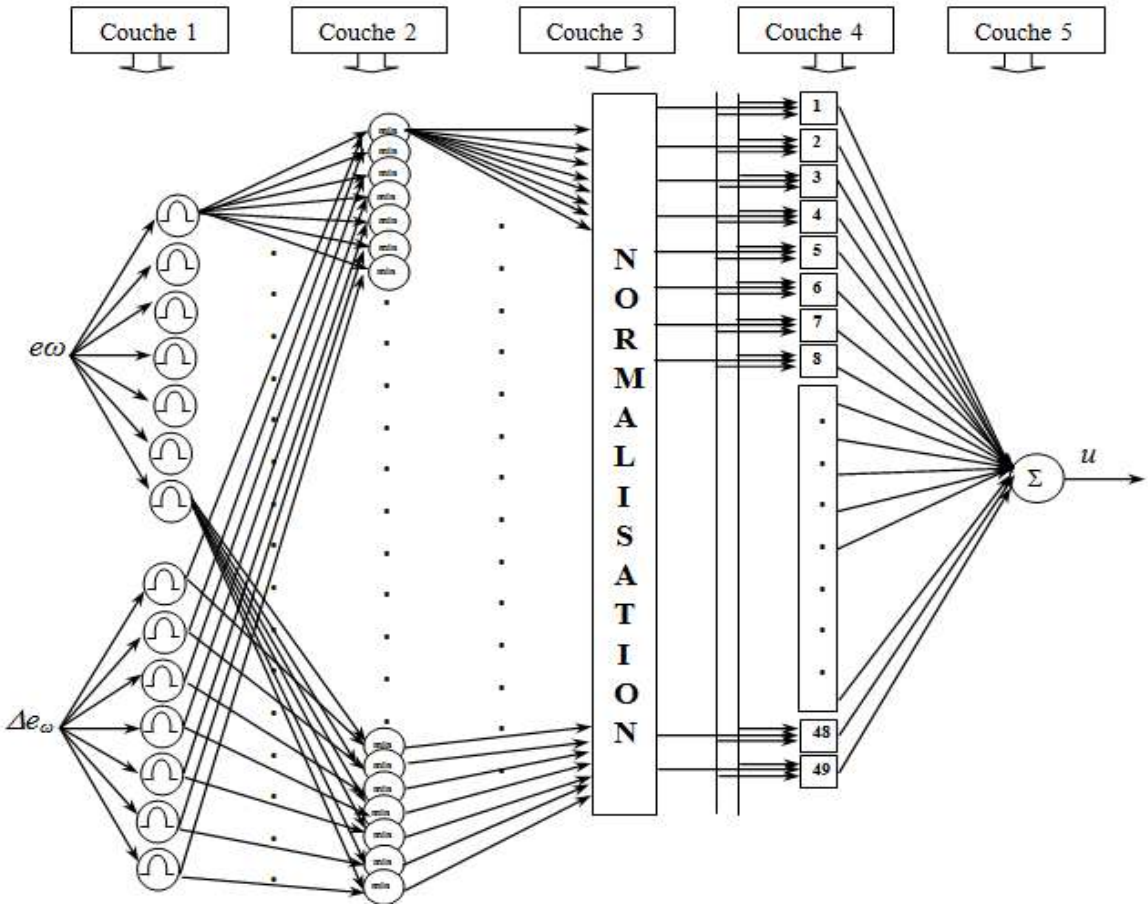



***Figure 4.8 :*** *Structure d'un régulateur neuro-flou de la vitesse de rotation [HAM 13]*

Ces fonctions sont choisies gaussiennes. Les neurones de cette couche correspondent aux termes linguistiques (sous-ensembles flous) associés aux variables d'entrées du contrôleur. La sortie de chaque neurone fournit le degré d'appartenance d'une variable d'entrée au sous ensemble flou correspondant à ce neurone. La deuxième couche calcule le minimum de ce qui correspond à ces fonctions. La troisième couche fait la normalisation de la sortie de la 2$^{ème}$ couche. Chaque neurone de la quatrième couche correspond à la conclusion d'une règle floue, Le neurone de la cinquième couche ou neurone de sortie, correspond à la variable de sortie du contrôleur. Il intègre toutes les actions préconisées par les couches 3 et 4 de manière à réaliser l'étape de défuzzification.

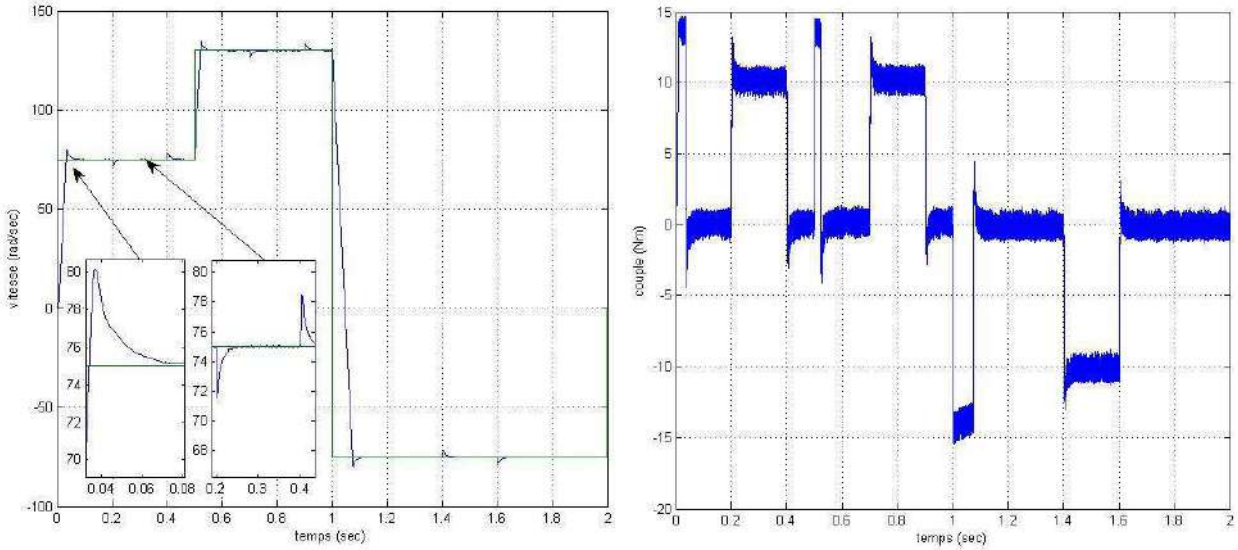
| Caractéristiques | Régulateur de vitesse de la MADA |
|---|---|
| Entrées – Sorties : | 2-1 |
| Nombre de neurones : | 2-49-1 |
| Itérations : | 1742 |
| Performance : | 0.081 |
| Algorithme d'apprentissage : | Hybride |
| Nombre de fonctions d'appartenances : | 7 |
| Forme de fonctions d'appartenances : | Gaussienne |
| Structure d'estimateur flou : | Sugeno |
| Nombre de règles : | 49 |

**Tableau 4.2 :** Les caractéristiques de régulateur neuro-flous de vitesse

## 4.6. Résultats de simulation

### 4.6.1. Résultats de la commande DTC-MADA en utilisant le régulateur PI

La figure 4.9, illustre les performances de la DTC-MADA en boucle fermée avec démarrage à vide suivi d'un couple de charge (10 Nm) appliqué à chaque variation de vitesse.



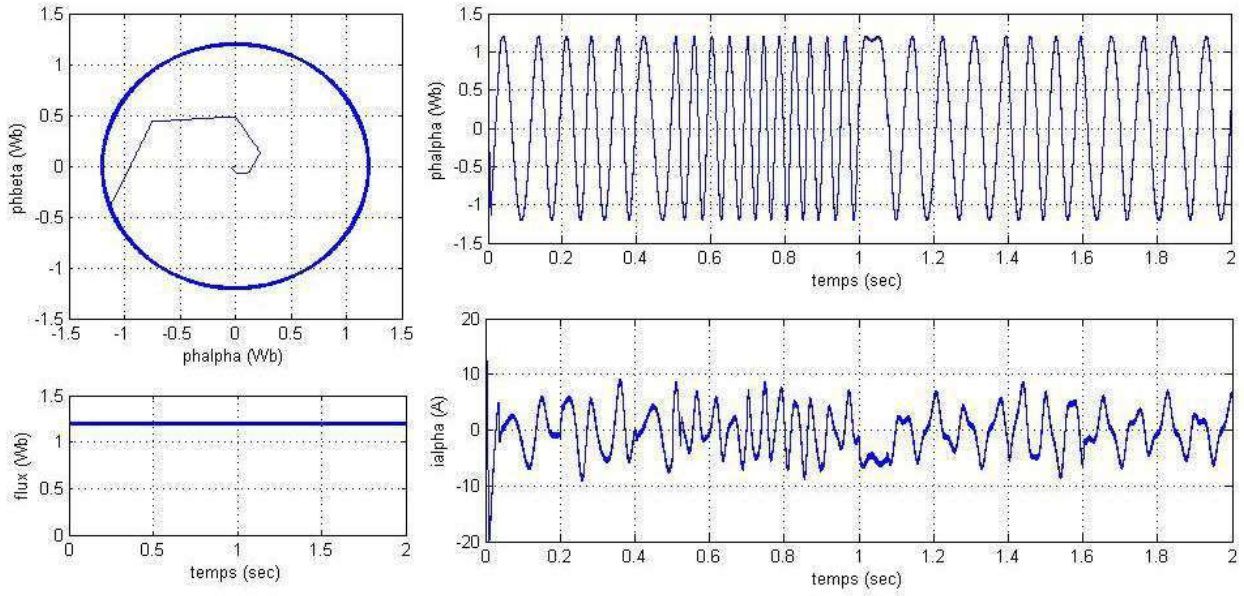



***Figure 4.9 :*** *Résultats de simulation de la DTC-MADA avec le régulateur PI.*

D'après cette figure, on remarque que la vitesse atteint sa valeur de référence avec un petit dépassement, il réinjecte efficacement la perturbation. On note également que les valeurs estimées suivent bien leurs références.

### 4.6.2. Résultats de la commande DTC-MADA en utilisant le régulateur FLOU

Les tests de simulation dans cette section et pour notre régulateur flou ont été effectués pour une perturbation de charge (10 Nm) appliqué à chaque variation de vitesse.

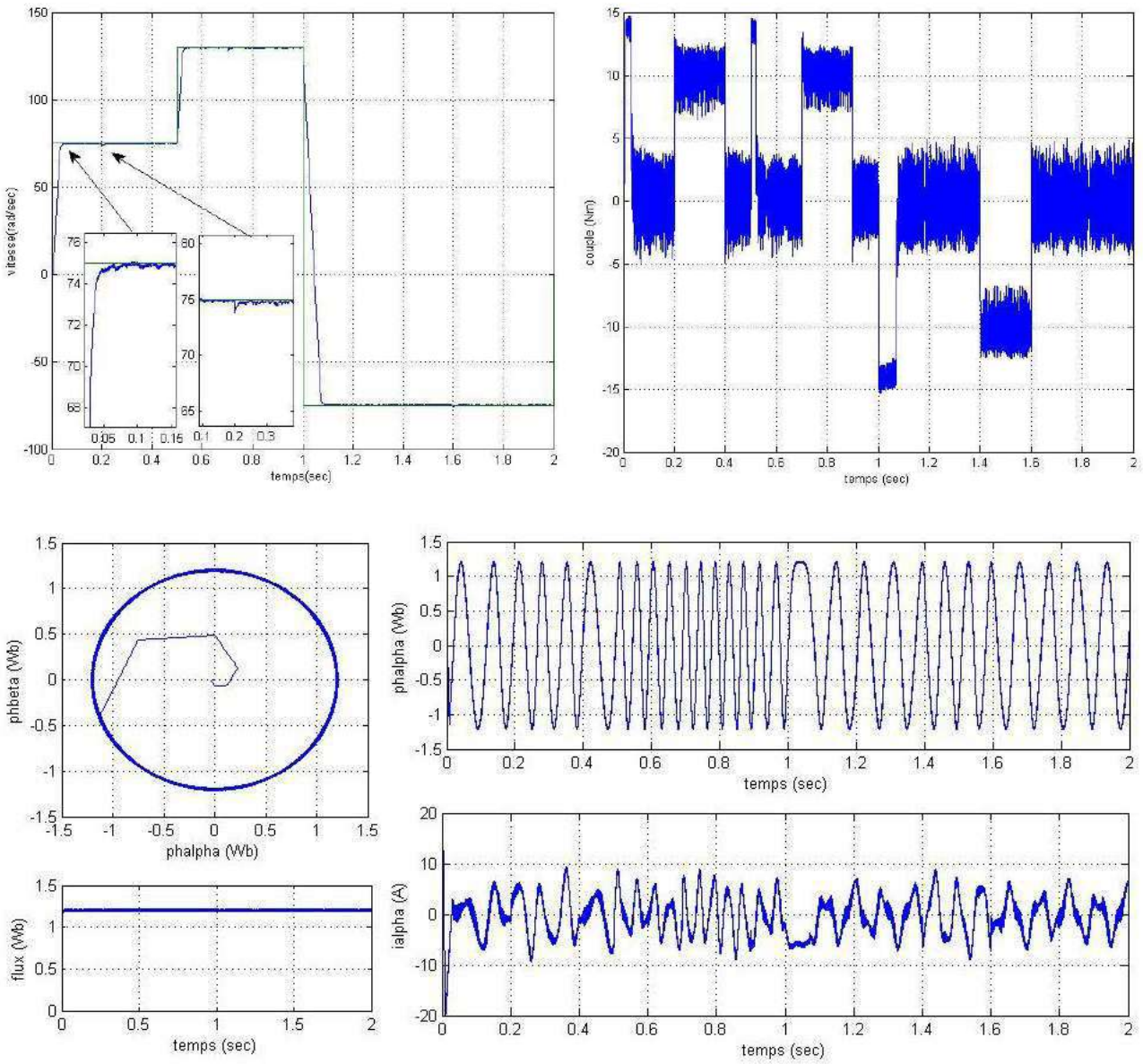



***Figure 4.10 :*** *Résultats de simulation de la DTC-MADA avec le régulateur FLOU.*

La figure (4.10) représente la réponse de la vitesse, de courant statorique, des flux et du couple électromagnétique, sous une charge nominale après un démarrage à vide. On constate que lors d'un démarrage à vide, la vitesse atteint sa valeur de référence et le tracés du couple et flux sont superposés avec leurs références mais si on compare les performances de ce régulateur avec celles du régulateur précédent (PI), nous pouvons dire que la réponse de la vitesse présente de très bonnes performances. Cependant la réponse du couple présente de grandes ondulations par rapport au régulateur (PI)

### 4.6.3. Résultats de la commande DTC-MADA en utilisant le régulateur ANFIS

La figure 4.11, représente le résultat de simulation de la DTC-MADA avec régulateur intelligent ANFIS et pour une consigne de vitesse varie de 75rad/sec à 130rad/sec en suite il s'inverse à -75rad/sec). Les courbes représentées donnent les réponses de la vitesse rotorique, couple électromagnétique, du courant statorique et du flux statorique.

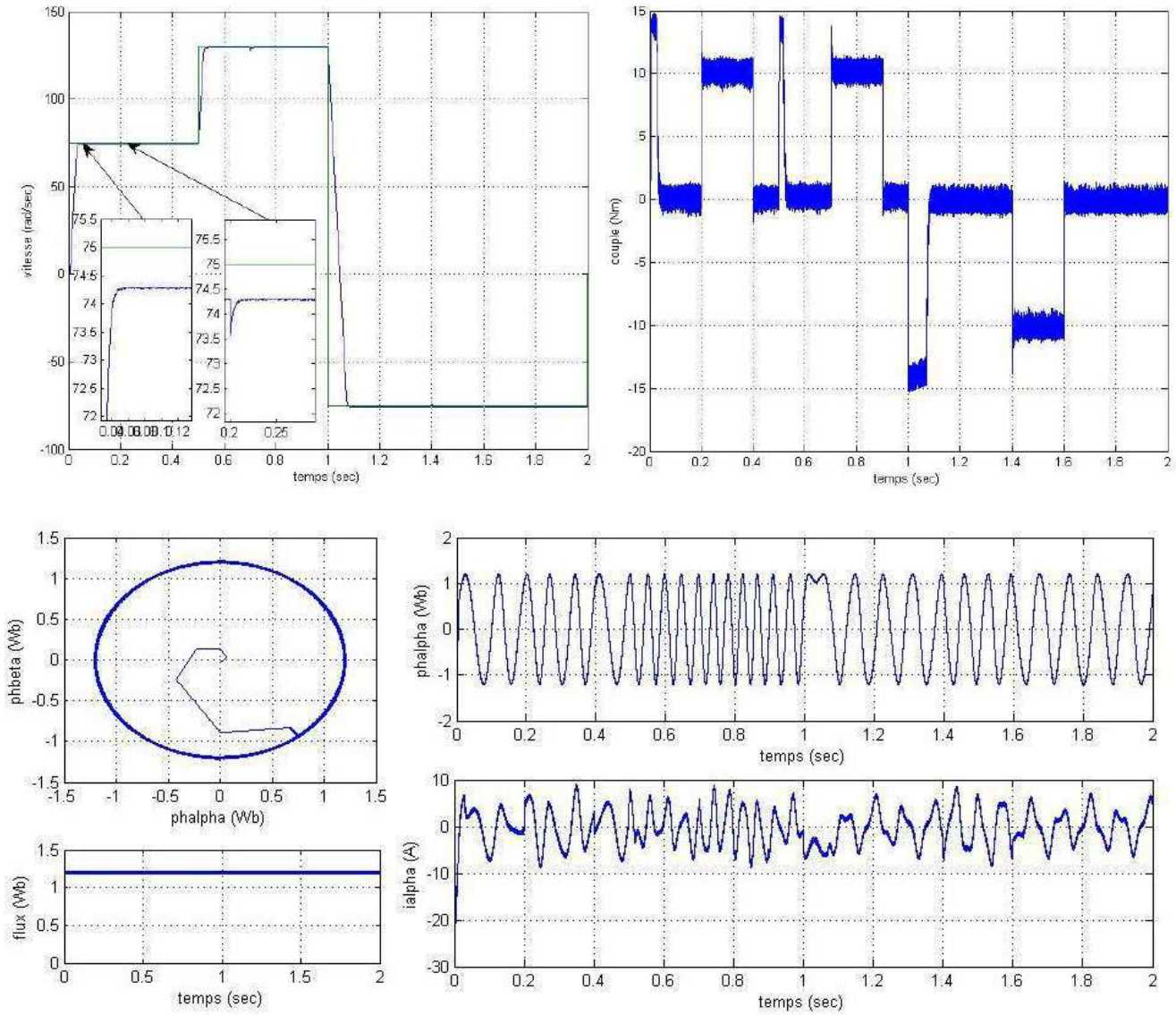



***Figure 4.11 :*** *Résultats de simulation de la DTC-MADA avec le régulateur ANFIS.*

Les résultats de simulation montrent que le courant répond bien aux variations imposées par le couple, et conserve une forme proche de la sinusoïde. On relève également, que la vitesse

atteint rapidement et comme les autres régulateurs sa référence, la trajectoire de l'extrémité du flux est pratiquement circulaire, et son amplitude est maintenue constante.

### 4.6.4. Résultats de la commande DTC-MADA en utilisant le régulateur ANN

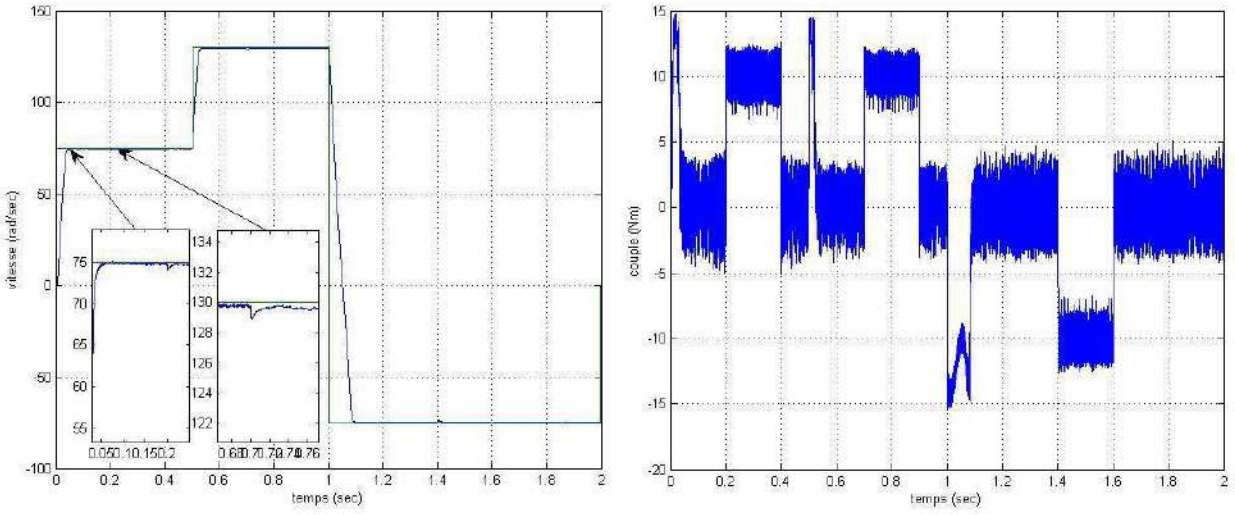
Dans cette section, notre régulateur neuronal est basé sur l'apprentissage de FLOU. Les caractéristiques de ce régulateur sont représentées sur la table suivante.

| *Algorithme d'apprentissage* | *Régulateurs Neuronaux* |
|---|---|
| Couche cachée (nombre de neurones) : | 30 |
| Nombre d'itérations : | 1000 |
| Performances : | 0.061 |
| Fonction d'activation : | TANSIG |

***Tableau 4.3 :*** *Les caractéristiques des régulateurs neuronaux*

Pour la figure 4.12, nous avons remplacé le régulateur précédent par un régulateur neuronal, et ces résultats ont été effectués dans les mêmes conditions.

Les performances de la commande DTC avec régulation de vitesse de la MADA ont été visualisées pour un échelon de vitesse variable. On constate que la vitesse atteint sa valeur de consigne avec un petit dépassement. Le rejet de perturbation est effectué. Le couple électromagnétique compense le couple de charge et atteint au démarrage une valeur *(14 N.m)*.



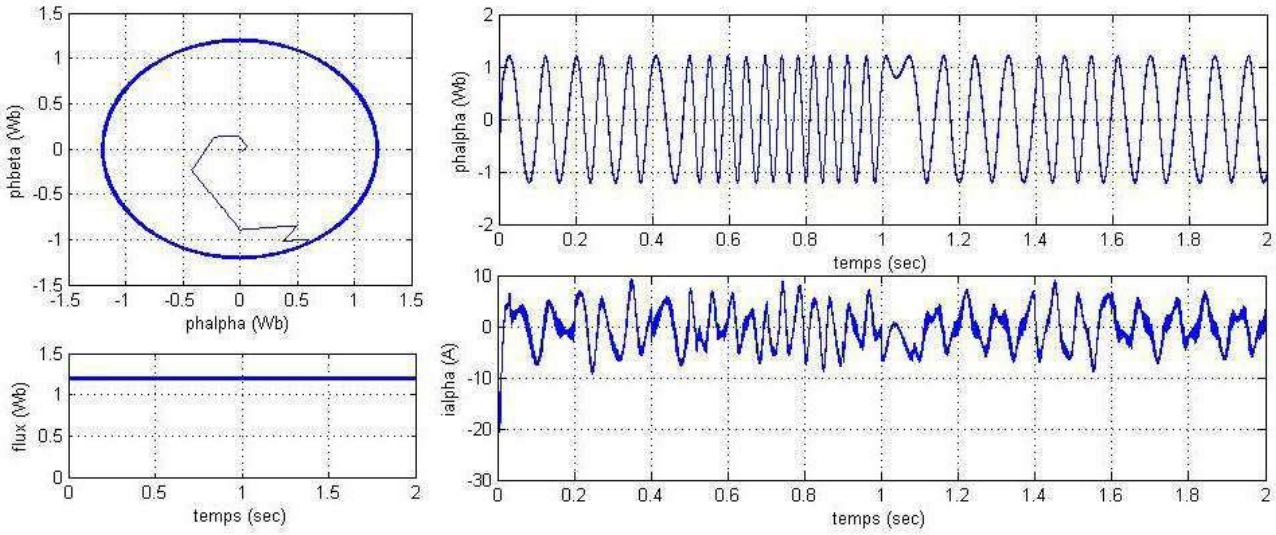



***Figure 4.12 :*** *Résultats de simulation de la DTC-MADA avec le régulateur ANN.*

## 4.7. Comparaison entre les déférentes techniques de régulation

D'après la figure suivante, nous observons que la réponse du couple et de la vitesse suivent bien leurs références pour les quatre types de réglage de vitesse.

Selon les résultats obtenus (voir figure 4.13), on trouve que le régulateur neuronal et le neuro-flou peuvent être les considérés comme les meilleurs régulateurs, où on peut noter que le régulateur basé sur les réseaux de neurones donne de très bonne réponse de vitesse par rapport aux autre régulateurs (réponse sans dépassement, rejet rapide et parfaite de la perturbation, temps de calcul rapide, indépendant aux paramètres de machines). Cependant, il souffre de haute ondulations du couple qui peut nuire le fonctionnement de la machine.

Alors que, le régulateur neuro-flou qui combine entre les avantages des deux régulateurs flou et neuronal, il nous offre, d'un côté moins d'ondulation de couple et il se caractérise par sa rapidité, et ses bonnes réponses comme son concurrent le neuronal (réponse sans dépassement, temps de calcul rapide, indépendant aux paramètres de machines). Dans l'autre côté, lors de l'application de la perturbation, le rejet est rapide mais il n'est pas parfaite où on peut noter une erreur statique petite d'ordre 1 rad/sec.

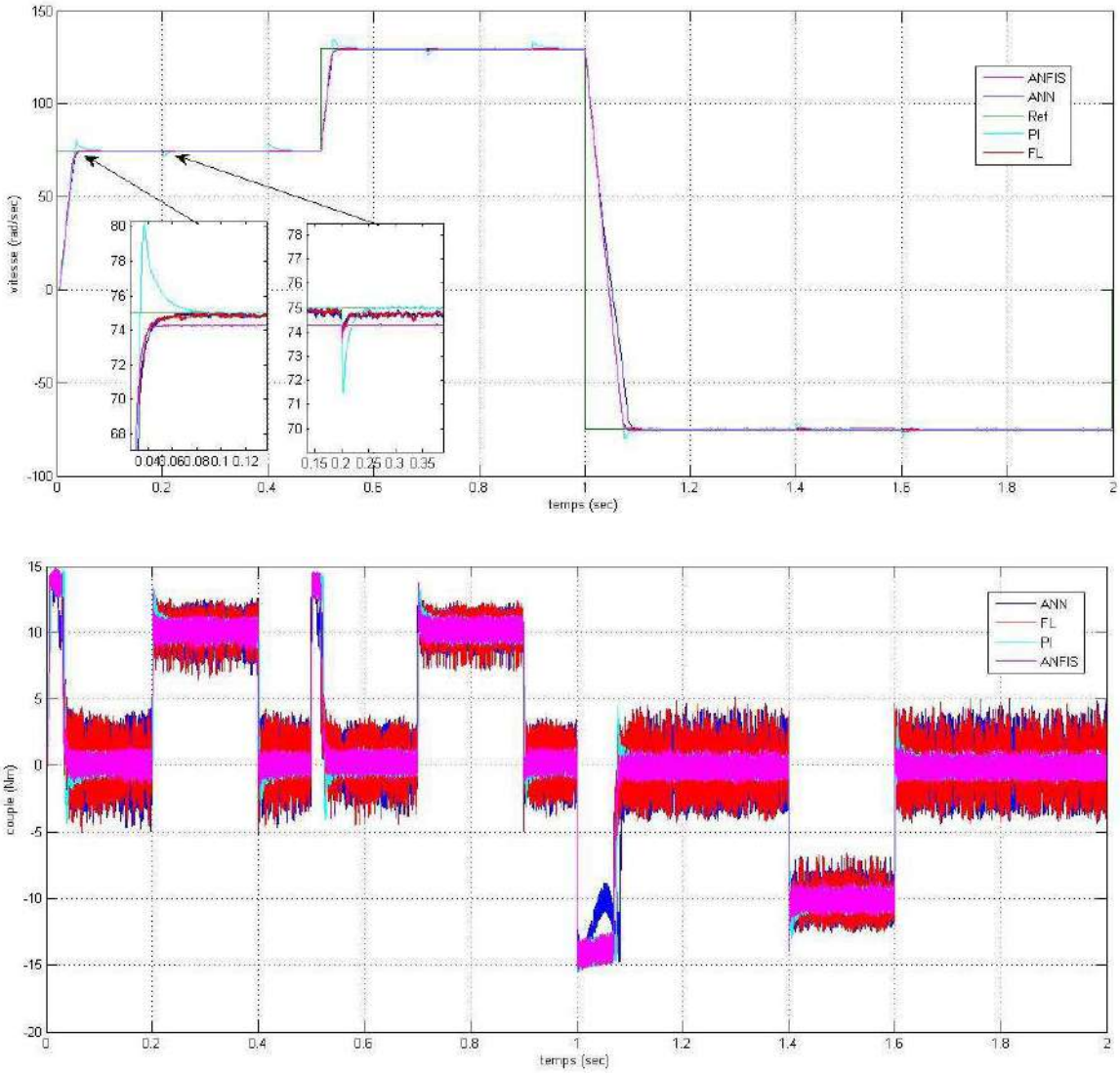



***Figure 4.13 :*** *Comparaison entre les différents régulateurs utilisés.*

Pour améliorer les deux meilleures approches proposées dans ce travail (neuronale et le neuro-floue), il nous suffit de remplacer les deux régulateurs à hystérésis dans la DTC classique pour minimiser les ondulations obtenus avec un réglage neuronale. Ou bien tout simplement, faire plusieurs essaies d'apprentissages pour qu'on puisse atteindre un régulateur neuro-flou avec un rejet efficace et parfaite de la perturbation. On conclut que l'approche intelligente proposée dans ce travail est très séduisante et offre une alternative très intéressante par rapport à la méthode classique.

## 4.8. Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté une étude détaillée sur les différentes techniques de réglage de vitesse de la machine électrique, parmi ces techniques, celle basée sur la technique conventionnelle de type PI et d'autres techniques basées sur des techniques intelligentes de type flou, neuronal et neuro-flou.

En adoptant dans ce travail un contrôleur flou pour la commande de la vitesse de rotation d'une machine électrique, on a proposé un réglage PI-flou avec fonction d'appartenance de forme gaussienne.

Nous avons pu obtenir des résultats satisfaisants en utilisant un contrôleur PI-FLC, c'est un contrôleur comprenant une base de règles lisible et sémantiquement interprétable. Mais l'inconvénient majeur de cette représentation est qu'elle introduit un nombre important de règles qui peuvent limiter l'efficacité de ce contrôleur. Alors nous avons remplacé le réglage flou par un deuxième type de réglage intelligent de type neuronal, et pour combiner les avantages des deux techniques intelligentes (La logique floue et les réseaux de neurones), un troisième type de réglage intelligent neuro-flou a été proposé.

Les résultats de simulation nous montrent que les techniques intelligentes donnent des résultats satisfaisants mais pour avoir des bonnes réponses, la meilleure technique obtenue par rapport aux autres est la technique basée sur le system neuro-floue avec un apprentissage à partir les données d'un régulateur flou.

.

# CONCLUSION GÉNÉRALE

## Conclusion Générale :

En conclusion, nous avons étudié la commande directe du couple (DTC) appliquée à la machine asynchrone double alimentation (MADA) en boucle fermée, alimentée par onduleur de tension à deux niveaux.

Dans le premier chapitre, nous avons mis en évidence les principes fondamentaux des machines asynchrone à double alimentation. Nous avons fait premièrement une étude générale de modélisation de la MADA, en se basant sur le modèle équivalent de Park en tenant compte des hypothèses simplificatrices pour obtenir un modèle simple qui traduit fidèlement le fonctionnement de la MADA, Après nous avons commencé par la simulation de la machine directement alimentée par deux sources triphasées et équilibrées. Puis par onduleurs de tension à commande MLI.

Les résultats de simulation obtenus en alimentation directe ou par l'onduleur de la MADA montrent bien le fort couplage entre le flux et le couple. Ceci nous a conduits à introduire dans le deuxième chapitre une commande découplée. Il s'agit de la commande par DTC, qui possède plusieurs avantages (un découplage naturel, réponse excellente du couple…etc). Cette technique ne cherche pas les tensions à appliquer à la machine, mais le meilleur état de commutation de l'onduleur pour satisfaire les exigences de l'utilisateur. Cette technique a été proposée dans ce chapitre en présence de réglage de vitesse.

Dans le troisième chapitre, nous avons commencé notre étude par la présentation de la logique floue, ensuite les réseaux de neurone, et à la fin nous avons fait une présentation sur la technique hybride de ces deux théories (les systèmes neuro-flous).

Nous avons proposé par la suite et dans le quatrième chapitre, la DTC toujours en présence de réglage de vitesse, où nous avons en premier proposé d'utiliser des régulateurs tel que le régulateur classique de type PI et ensuite nous avons remplacé ce régulateur par des régulateurs basés sur les techniques de l'intelligence artificielle, telles que la logique floue, et les réseaux de neurones et les neuro-flous, pour l'amélioration des performances de la commande proposée.

D'après les résultats de simulations, nous avons trouvé que le régulateur PI présente de bonnes performances dynamiques. Néanmoins, il est sensible à la variation paramétrique de la machine. Pour résoudre ce problème, nous avons remplacé ce régulateur par un autre basé sur la logique floue. Ensuite, par un neuronal. Et en fin, par un système neuro-flou.

Nous ne s'attend pas une amélioration du notre système par l'utilisation du régulateur neuronal mais plutôt d'évaluer le temps de calcul requis par ce type à celui de son équivalent flou, alors que le régulateur neuro-flou permet en effet de combiner les avantages des deux types de régulateurs intelligents.

A partir de la comparaison des résultats présentée au cours de ce travail, nous avons amenée à conclure que le régulateur neuro-flou conduit à de meilleures performances (poursuite, rapidité, et robustesse avec moins d'ondulations au niveau de couple et flux statorique) par rapport aux autres régulateurs traités, cependant la précision a été acceptable, qu'on peut l'améliorer avec plusieurs essais d'apprentissage de neuro-flou jusqu'à obtenir le résultat désiré.

Tous les résultats présentés dans ce travail ont été effectués dans l'environnement Simulink/Matlab.

Cependant, nous avons été contraints de laisser inachevés certains travaux qu'il serait intéressant de poursuivre :

- Utiliser ces techniques intelligentes pour réduire encore les ondulations de couple et estimer la résistance statorique surtout à basse vitesse.
- Il serait intéressant à implémenter ces techniques aussi sur des cibles matérielles ASIC/FPGA ou mixte (DSP/ASIC/FPGA).

# Références et bibliographie


| | |
|---|---|
| **[BEN]** | L.BENALIA, Commande en tension des moteurs à induction double alimentés, thèse de doctorat, Université de Batna, 2010. |
| **[BOU]** | Z.BOUDJEMAA, Commande Vectorielle sans capteur de vitesse de la machine asynchrone à double alimentation par régulateur PI-Flou, Mémoire de Magister, ENSET d'Oran, 2008. |
| **[FAB]** | F.SINCERE, « Electrotechnique », Chapitre 7, Machine asynchrone triphasée, IUT, disponible sur le site : http//pagesperso-orange.fr/fabrice.sincere. |
| **[HAM]** | F. HAMIDIA, Contribution à la commande Neuro-floue de machines électriques, Thèse doctorat de l'ENP, 2013. |
| **[KHE]** | K.BENMANSOUR, Réalisation d'un banc d'essai pour la commande et l'observation des convertisseurs multicellulaires, série : approche hybride, thèse doctorat, Université de Cergy Pontoise, 2009. |
| **[LLO]** | A.M.LLOR, Commande directe du couple à fréquence de modulation constante des moteurs synchrones à aimants permanents, thèse de doctorat, Université Carlos III Madrid, 2003. |
| **[MER]** | E.MERABET, Commande Floue Adaptative d'une Machine Asynchrone Double Etoile, Mémoire de Magister, Université de Batna, 2008. |
| **[MES]** | M.MESSAADI, Commande back stepping appliquée à la machine synchrone à aimants permanents, Mémoire de Magister, Université de Batna, 2012 |
| **[MOU]** | M.OUBIDAR, S.BENDAOUD, Machine synchrone/asynchrone, Projet de Fin D'étude en Ingénierie dans le cadre du programme en Génie Mécanique, Université de Québec, 2010. |

| | |
|---|---|
| **[TOU]** | R.TOUFOUTI, Contribution à la commande directe du couple de la machine asynchrone, thèse doctorat, Université Mentouri de Constantine, 2008. |
| **[ZAI]** | R.ZAIMEDDINE, Contrôle Direct du Couple d'une Machine Asynchrone Alimentée par des Onduleurs Multi-niveaux, thèse de doctorat, ENP, 2007. |
| **[AIS 05]** | A. AISSA, "Commande sans capteur de vitesse par DTC d'une machine synchrone à aimants permanents dotée d'un observateur d'ordre complet à mode glissants", Mémoire de Magister, Université de Batna, Batna, 2005. |
| **[AKK 07]** | K. AKKOUCHI, " Commande directe du couple (DTC) d'une machine asynchrone", Mémoire de Magister, Université de Badji Mokhtar, Annaba, 2007. |
| **[AKK 14]** | N. AKKARI, A .CHAGHI and R.ABDESSEMED, "Speed Control of Doubly Star Induction Motor Using Direct Torque DTC Based to on Model Reference Adaptive Control (MRAC)", International Journal of Hybrid Information Technology Vol.7, No.2 (2014), pp.19-28 |
| **[ALL 13]** | A.ALLALI, N.TARFAI, "Commande des puissances active et réactive de la Machine Asynchrone à Double Alimentation, en utilisant la logique floue type-2", Mémoire de master, Université Yahia Farés, Médéa, 2013. |
| **[BEN 10]** | L.BENALIA, "Commande en tension des moteurs à induction double alimentés", Thèse de doctorat, Université de Batna, 2010. |
| **[BOU 09]** | D. Boudana, "Sur la commande DTC basée sur les techniques de contrôle robuste de la machine synchrone à double étoile alimentée par convertisseurs multi-niveaux", Thèse de doctorat de l'ENP, 2009. |
| [**BOU 13**] | S. BOUHAFNA, " Commande par DTC d'un Moteur Asynchrone Apport des Réseaux de Neurones ", Mémoire de magister, Université de Batna, Batna, 2013. |
| **[HAM 08]** | F.HAMIDIA, "Implémentation de la commande des machines électriques sur un circuit FPGA", Mémoire de magister, Université de Médéa, 2008. |

| | |
|---|---|
| **[HAM 13]** | F.HAMIDIA, "Contribution à la commande Neuro-floue de machines électriques", Thèse doctorat de l'ENP, 2013. |
| **[HAM 13a]** | F.HAMIDIA, A. LARABI, M.S. BOUCHERIT, A. ABBADI, "Fuzzy Direct Torque Control for Permanent Magnet Synchronous,Doubly fed and Induction Motors", 10th IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control, ICNS2013, April 10-12, 2013, Paris, France. |
| **[HAM 13b]** | F.HAMIDIA, A. LARABI, M.S. BOUCHERIT, "An Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System of DTC-IM Drive", 2013, in Proceedings of the 4th international conference on power electrical engineering, Istanbul, Turque. 2013. |

# Annexe

Les caractéristiques de la machine asynchrone à double alimentation (MADA) :

| Le caractéristique | La valeur |
|---|---|
| Couple nominale : | 10N.m |
| Résistance statorique : | 1.75 Ω |
| Résistance rotorique : | 1.68 Ω |
| Inductance du stator : | 0.295H |
| Inductance du rotor : | 0.104H |
| Inductance Mutuelle : | 0.165H |
| Moment d'inertie : | 0.01 $kg.m^2$ |
| Nombre de paires de pôles : | 2 |
| Coefficient de frottement visqueux : | 0.0027 $k.m^2/s$ |