



Ecole Nationale Polytechnique  
Département de Génie Electrique  
Laboratoire de Commande des Processus



# Thèse de Doctorat En Génie Electrique

**Option : Automatique**

Présentée par :  
**HAMIDIA Fethia**  
Magister en Génie électrique

**Intitulé**

## **Contribution à la commande Neuro-floue de machines électriques**

Soutenu publiquement le **27/11/2013** devant le jury composé de :

<b>Président :</b>	NEZLI Lazhari	Prof	ENP
<b>Rapporteur :</b>	BOUCHERIT Mohamed Seghir	Prof	ENP
	LARABI Abdelkader	MC	USTHB
<b>Examineurs :</b>	BARAZANE Linda	Prof	USTHB
	GROUNI Said	MC	UMBB
	BOUDANA Djamel	MC	UYFM

**ENP 2013**

« La vie c'est comme une bicyclette, il faut avancer pour garder l'équilibre »

**Albert Einstein**

# AVANT PROPOS

---

L'ensemble des travaux présentés dans cette thèse a été effectué au sein du Laboratoire de Commande des Processus (LCP) de l'Ecole Nationale Polytechnique d'ALGER (ENP), sous la direction des Messieurs **Mohamed Seghir BOUCHERIT**, professeur à l'école nationale polytechnique et **Abdelkader LARABI**, Maître de Conférences à l'université de Science et de Technologie Houari Boumediene.

Il m'est très difficile d'exprimer en quelques mots tout ce que je dois à monsieur **Mohamed Seghir BOUCHERIT** pour son suivi rigoureux, pour sa vision toujours positive de l'avancée de mes travaux ainsi que pour ses conseils avisés tout au long du déroulement de ce travail, j'ai beaucoup appris en travaillant avec lui. J'apprécie très particulièrement ses compétences et ses qualités humaines.

Je remercie très sincèrement monsieur **Abdelkader LARABI** pour ses encouragements, ses compétences et sa disponibilité et qu'il soit assuré de ma plus profonde reconnaissance.

Je suis très honorée de la présence de Monsieur **Lazhari NEZLI** professeur à l'école nationale polytechnique ENP, Je tiens à le remercier pour ses précieux conseils, pour l'intérêt qui l'a apporté à ce travail et je lui remercie pour l'honneur qu'il m'a fait de présider le jury de thèse.

Il m'est agréable de pouvoir exprimer mes remerciements envers les membres du jury :

Professeur **Linda BARAZANE**, de l'Université de Science et Technologie Houari Boumediene USTHB, Monsieur **Saïd GROUNI**, Maître de conférences à l'Université de M'hamed Bougara de Boumerdès UMBB, Monsieur **Djamel BOUDANA**, Maître de conférences à l'Université Yahia Feres de Médéa UYFM, pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'examiner ce travail.

Je tiens à témoigner ma reconnaissance, à tous mes enseignants, en particulier du département Génie électrique de l'ENP, Messieurs, **Djamel BOUKHATALA**, **Mohamed Oulhadj MAHMOUDI**, **Feres BOUDJEMAA**, et **Mohamed TADJINE**,

Enfin, je tiens à remercier mes copines, mes collègues et toute personne ayant aidé, de près ou de loin, directement ou indirectement, à l'aboutissement de ce travail.

Je ne peux terminer sans avoir une pensée pour ma famille. Sans elle, je n'aurais jamais pu arriver jusque là et atteindre mes objectifs.

Merci...

21/09/2013

# NOTATIONS ET ABRIVIATIONS

---

$T_{ec}$	La période d'échantillonnage
$S_a, S_b, S_c$	Les signaux de commande
$\phi_s$	Flux statorique
$T_e$	Couple électromagnétique
$T_r$	Couple résistant
$i_a, i_b, i_c$	Courants instantanés dans les phases du moteur
$i_{s\alpha}, i_{s\beta}$	Courants dans les axes ( $\alpha, \beta$ )
$\phi_{s\alpha}, \phi_{s\beta}$	Flux dans les axes ( $\alpha, \beta$ )
$f$	Fréquence
$f$	Coefficient de frottement visqueux
$R_s$	Résistance statorique
$R_r$	Résistance rotorique
$R_i$	La $i^{\text{ème}}$ règle floue
$i_s$	Courant statorique
$V_s$	Vecteur de tension statorique
$\phi'_s$	Vecteur de flux rotorique ramené au stator
$\delta$	Angle entre les vecteurs flux statorique et rotorique
$S_{1...12}$	Secteur 1...12
$\hat{\phi}_s, \hat{T}_e$	Flux et couple estimés
$\alpha_i$	Degré de vérité
$\theta$	L'angle entre le flux statorique et l'axe de référence
$e, \Delta e$	L'erreur et la variation de l'erreur
$\Delta R_s$	Variable de sortie de l'estimateur $R_s$
$A_i, B_i, C_i$	Les sous-ensembles flous
$\mu_A, \mu_B, \mu_C$	Fonctions d'appartenance A, B et C
$\mu_{ci}$	Le degré de vérité de la prémisse de la $i^{\text{ème}}$ règle
$y_{Gi}$	L'abscisse du centre de gravité du sous-ensemble $i$ de la variable de la sortie
$S_i$	La surface du sous-ensemble $i$ de la variable de la sortie
$w_\phi, w_{T_e}$	Poids des réseaux de neurones pour le couple et le flux statorique
$G_e, G_{\Delta e}$ et $G_u$	Gains du régulateur flou
$K_p, K_i$	Gains du régulateur PI
$\omega$	Vitesse électrique
$p$	Nombre de paires de pôles
$\sigma$	Coefficient de dispersion
$T_s, T_r$	Constante de temps rotorique et statorique

$T_i$	La constante du temps d'intégration
$\theta_s$	Pulsation statorique
$\theta_m$	Pulsation mécanique
$\theta_{sl}$	Pulsation de glissement
$T_{re}$	Temps de réponse (sec)
$T_d$	Temps prise pour rejeter la perturbation (temps de rejet)
$T_{si}$	Temps de simulation (sec)
$T_{inv}$	Temps d'inversion de vitesse (sec)
$J$	Moment d'inertie de la machine
$D_{ep}$	Dépassement en démarrage (%)
$[L_{cs}], [L_{cr}]$ et $[M_{rs}]$	Matrices d'induction statorique, rotorique et mutuelle
$L_{s(r)}$	Inductance propre d'une phase du stator (rotor)
$M_{s(r)}$	Inductance mutuelle entre deux phases statoriques (rotoriques)
$L_{so} - L_{sl}$	Les valeurs minimum de l'inductance propre d'une phase de l'induit
$L_{so} + L_{sl}$	Les valeurs maximum de l'inductance propre d'une phase de l'induit
$M_s$	La valeur maximale de l'inductance mutuelle entre deux phases de l'induit
$M_f$	La valeur maximale de l'inductance mutuelle entre l'inducteur et une phase de l'induit
$R_f$	La résistance de l'inducteur

<i>AC</i>	<b>A</b> lternative <b>C</b> urrent
<i>AI</i>	<b>A</b> rtificial <b>I</b> ntelligent
<i>AIDTC</i>	<b>A</b> rtificial <b>I</b> ntelligent <b>D</b> T <b>C</b>
<i>ANFIS</i>	<b>A</b> daptive <b>N</b> eural <b>F</b> uzzy <b>I</b> nfere <b>S</b> ystem
<i>ANN</i>	<b>A</b> rtificial <b>N</b> eural <b>N</b> etwork
<i>ASIC</i>	<b>A</b> pplication <b>S</b> pecific <b>I</b> nteger <b>C</b> ircuit
<i>BO</i>	<b>B</b> oucle <b>O</b> uverte
<i>BF</i>	<b>B</b> oucle <b>F</b> ermée
<i>CDTC</i>	<b>C</b> lassical <b>D</b> T <b>C</b>
<i>DFOC</i>	<b>D</b> irect <b>F</b> OC
<i>DSC</i>	<b>D</b> irect <b>S</b> elf <b>C</b> ontrol
<i>DSP</i>	<b>D</b> igital <b>S</b> ignal <b>P</b> rocessor
<i>DTC</i>	<b>D</b> irect <b>T</b> orque <b>C</b> ontrol
<i>DTC_12</i>	<b>D</b> T <b>C</b> avec <b>12</b> zones
<i>FDTC</i>	<b>F</b> uzzy <b>D</b> T <b>C</b>
<i>FLC</i>	<b>F</b> uzzy <b>L</b> ogic <b>C</b> ontrol
<i>FOC</i>	<b>F</b> ield <b>O</b> riented <b>C</b> ontrol
<i>FPGA</i>	<b>F</b> ield <b>P</b> rogrammable <b>G</b> ate <b>A</b> rray
<i>IAE</i>	<b>I</b> ntegral <b>A</b> bsolute <b>E</b> rror
<i>IFOC</i>	<b>I</b> ndirect <b>F</b> OC
<i>IM</i>	<b>I</b> nduction <b>M</b> otor
<i>ISE</i>	<b>I</b> ntegral <b>S</b> quare <b>E</b> rror
<i>ITAE</i>	<b>I</b> ntegral <b>T</b> ime <b>A</b> bsolute <b>E</b> rror
<i>MAS</i>	<b>M</b> achine <b>A</b> synchrone
<i>MLI</i>	<b>M</b> odulation de <b>L</b> argeur d' <b>I</b> mpulsion

<i>MSAP</i>	<b>Machine Synchrone à Aimants Permanents</b>
<i>NC, FC, NFC, AIC</i>	<b>Neural, Fuzzy, Neural Fuzzy and Artificial Intelligent Controllers</b>
<i>NDTC</i>	<b>Neural DTC</b>
<i>NF</i>	<b>Neural Fuzzy</b>
<i>NF</i>	<b>Neuro-Flou</b>
<i>NFDTC</i>	<b>Neural Fuzzy DTC</b>
<i>NR<sub>s</sub>, FR<sub>s</sub>, NFR<sub>s</sub></i>	<b>Neural, Fuzzy, Neural Fuzzy Stator Resistance estimators</b>
<i>PI</i>	<b>Proportional Inetgrator</b>
<i>PMSM</i>	<b>Permanent Magnet Synchronous Motor</b>
<i>PWM</i>	<b>Pulse Width Modulation</b>
<i>SVM</i>	<b>Space Vector Modulation (la modulation vectorielle)</b>

# RÉSUMÉS

## ملخص

تطبيق التحكم المباشر للعزم يوفر حلاً جذاباً للغاية لمشاكل المتانة والديناميكية الموجودة في استراتيجيات التحكم بآلات الكهربية ذات التيار المتناوب ، ومع ذلك، فإن استخدام تطبيق التحكم التقليدي المباشر للعزم يزيد من خطر الأصداء الصوتية أو الميكانيكية، كما أن تُغيّر مقاومة الجزء الثابت للآلة الكهربية يؤدي إلى إحداث خطأ في تامين الحقل والعزم الكهرومغناطيسي، والذي يؤدي بدوره إلى عدم استقرار التحكم . في هذا العمل، نقترح نهجاً جديداً للتحكم المباشر للعزم (والذي يعتمد على المنطق الضبابي والشبكات العصبية والنظم العصبية المركبة بالمنطق الغامض) في حل بعض مشاكل هذا التطبيق بوجود وغياب التحكم في السرعة، منها التقليل من تموجات عزم الدوران الكهرومغناطيسية، تصحيح اختلاف مقاومة الجزء الثابت أثناء السرعة المنخفضة (القيمة الوحيدة المستخدمة في خوارزمية التحكم) واستبدال وحدة تحكم السرعة التقليدية بوحدة التحكم الذكي. ثم نظهر تحليل مقارنة بين مختلف التقنيات الذكية المطبقة على نوعين من الآلات الكهربية (الآلة التزامنية ذات مغناطيس دائمة والآلة التزامنية). لنصل في الأخير إلى اقتراح بعض التقنيات الهجينة والتي نقوم من خلالها بالتقليل من تموجات عزم الدوران الكهرومغناطيسي مع تصحيح اختلاف مقاومة الجزء الثابت للآلة، أو نقوم بالتقليل من تموجات عزم الدوران لكن مع التحكم بالسرعة كما يمكننا لحل بعض مشاكل التحكم المباشر للعزم بتركيب الثلاثة معاً .

## كلمات مفتاحية :

التحكم المباشر للعزم، المنطق الضبابي، الشبكات العصبية، النظم العصبية المركبة بالمنطق الغامض، الآلة التزامنية ذات مغناطيس دائمة، الآلة التزامنية، التقنيات الهجينة.

## Abstract

The application of direct torque control provides a very attractive solution to the problems of robustness and dynamic strategies found in other alternatives machinery control, however, the use of hysteresis comparators in the conventional DTC operation leads to variable switching frequency which increases the risk of exciting mechanical or acoustic resonances in one hand and in other hand the variation of stator resistance can create error in flux and torque estimation, which can be later causes instability of DTC control.

In this work, we propose a new approach of direct torque control based on fuzzy logic, neural networks and neuro-fuzzy systems to solve some drawbacks of conventional DTC in open and closed-loop, in the first step, we regulate the motor speed by replacing the conventional speed regulators by intelligent techniques, in second step, we reduce the high torque ripples by replacing the hysteresis comparators by intelligent controllers, and in third step, we compensate the stator resistance  $R_s$  variation at low speed (the only parameter used in the algorithm of DTC) by using intelligent estimators. A comparative analysis between these different intelligent techniques is shown for two types of alternative current machines (Permanent Magnet Synchronous Machine PMSM and Induction Machine IM). Finally, we arrived to propose hybrid approaches, by combining two or three intelligent regulators to resolve some DTC problems in the same time, as minimization the high torque ripples with speed regulation, minimization the high torque ripples with stator resistance estimation, or we combine DTC with the three regulators.

## Key words

Artificial Neural Network, Direct Torque Control, Fuzzy Logic, Neural-Fuzzy System, Hybrid techniques, Asynchronous Motor, Synchronous Motor.

## Résumé

L'application de la commande directe du couple apporte une solution très intéressante aux problèmes de robustesse et de dynamique, rencontrés dans les autres stratégies de commande des machines à courant alternatif, cependant l'utilisation d'un comparateur à hystérésis échantillonné dans la DTC conventionnel conduit à un fonctionnement à fréquence de commutation variable qui augmente les risques d'excitation de résonances mécaniques ou acoustiques d'une part et d'autre part la variations de la résistance statorique provoque une erreur dans l'estimation de flux et de couple, qui peut causer par la suite l'instabilité de la DTC. Dans ce travail, on propose une nouvelle approche de la commande directe du couple DTC basée sur la logique floue, les réseaux de neurones et les systèmes neuro-flous pour résoudre quelques problèmes de cette commande en boucle ouverte et en boucle fermée, en minimisant les ondulations du couple électromagnétique, en compensant la variation de la résistance statorique à basse vitesse (le seul paramètre utilisé dans l'algorithme de la DTC) et en remplaçant le régulateur de la vitesse conventionnel par des régulateurs intelligents. Ensuite, on représente une analyse comparative entre les différentes techniques intelligentes proposées dans ce travail pour deux types de machines à courant alternatif (Machine Synchrones à Aimants Permanent MSAP et Machine asynchrone MAS). Pour arriver à la fin à proposer des approches hybrides, en combinant deux ou trois régulateurs intelligents afin de résoudre les problèmes de la DTC à la fois, comme la réduction des ondulations de couple avec un réglage de vitesse, et encore la réduction des ondulations de couple avec une compensation de la variation de la résistance statorique ou on combine la commande DTC avec les trois régulateurs en même temps.

## Mots clés

Commande Directe du Couple, Logique Floue, Réseaux de Neurones, Systèmes Neuro-Flous, Machine Asynchrone, Machine Synchrones, Techniques Hybrides.

# TABLE DES MATIÈRES

---

<b>INTRODUCTION GÉNÉRALE</b> .....	11
<b>CHAPITRE.1. COMMANDE DES MACHINES ÉLECTRIQUES (DIRECT TORQUE CONTROL)</b>	
<b>1.1. INTRODUCTION</b> .....	14
<b>1.2. RAPPEL SUR LES COMMANDES ÉLECTRIQUES</b> .....	15
1.2.1. Commande scalaire .....	15
1.2.2. Commande autopilotage .....	15
1.2.3. Commande Vectorielle.....	16
1.2.4. Commande par mode glissants .....	16
1.2.5. Commande Directe du Couple.....	17
<b>1.3. PRINCIPE DE LA COMMANDE DIRECTE DU COUPLE</b> .....	17
1.3.1. Contrôle du flux .....	17
1.3.2. Contrôle du couple électromagnétique.....	18
1.3.3. Sélection du vecteur tension .....	18
1.3.4. Elaboration du contrôleur du couple et du flux .....	20
1.3.5. Elaboration de la table de commutation .....	20
<b>1.4. LA COMMANDE DIRECTE DU COUPLE MODIFIÉE</b> .....	23
1.4.1. Principe.....	23
1.4.2. Elaboration de la table de commutation .....	24
<b>1.5. RÉSULTATS DE SIMULATION ET DISCUSSION</b> .....	24
1.5.1. Comparaison de différentes techniques d'amélioration de la DTC .....	24
1.5.2. Résultats de la meilleure technique de DTC appliquée à la MAS .....	27
1.5.3. Résultats de la meilleure technique de DTC appliquée à la MSAP .....	27
<b>1.6. CONCLUSION</b> .....	28

## CHAPITRE.2. RÉGLAGE INTELLIGENT DE VITESSE

<b>2.1. INTRODUCTION</b> .....	30
<b>2.2. CRITÈRES DE PERFORMANCE</b> .....	31
<b>2.3. RÉGULATEURS CONVENTIONNELS</b> .....	31
2.3.1. Principe .....	31
2.3.2. Régulateur de type classique sans anti-windup .....	32
2.3.3. Régulateur de type classique avec anti-windup .....	33

2.3.4. Résultats de simulation (MSAP/MAS) .....	33
<b>2.4. RÉGULATEURS BASÉS SUR LA LOGIQUE FLOUE .....</b>	<b>35</b>
2.4.1. Principe .....	35
2.4.2. Régulateur flou (FLC).....	35
2.4.3. Régulateur flou (PI-FLC).....	37
2.4.4. Résultats de simulation.....	38
2.4.4.1. Résultats de la commande DTC-MSAP en utilisant des techniques floues.....	38
2.4.4.2. La meilleure technique floue appliquée à la MSAP et MAS .....	39
<b>2.5. RÉGULATEURS BASÉS SUR LES RÉSEAUX DE NEURONES .....</b>	<b>41</b>
2.5.1. Principe .....	41
2.5.2. Résultats de la commande DTC-MSAP en utilisant des techniques neuronales .....	41
2.5.3. Résultats de la meilleure technique appliquée à la MSAP/MAS .....	43
<b>2.6. RÉGULATEURS BASÉS SUR LES NEURO-FLOUS .....</b>	<b>44</b>
2.6.1. Principe .....	44
2.6.2. Résultats de simulation (MSAP/MAS) .....	44
<b>2.7. CONCLUSION.....</b>	<b>46</b>

### CHAPITRE.3. LA COMMANDE DTC INTELLIGENTE

<b>3.1. INTRODUCTION .....</b>	<b>47</b>
<b>3.2. COMMANDE DTC AMÉLIORÉE AVEC DOUZE ZONES .....</b>	<b>48</b>
4.2.1. Principe .....	48
4.2.2. Résultats de simulation.....	49
4.2.2.1. Résultats de simulation de la DTC_12 appliquée à la MAS.....	49
4.2.2.2. Résultats de simulation de la DTC_12 appliquée à la MSAP.....	50
<b>5.3. COMMANDE DTC À BASE DE LA LOGIQUE FLOUE .....</b>	<b>51</b>
5.3.1. Principe .....	51
5.3.2. Première approche floue (à base de 132 règles floues).....	51
5.3.2.1. Règles floues pour la commande .....	52
5.3.2.2. Inférence floue .....	54
5.3.3. Deuxième approche floue (à base de 33 règles floues).....	54
5.3.4. Troisième approche floue (à base de 22 règles floues) .....	55
5.3.5. Quatrième approche floue (à base de 12 règles floues).....	56
5.3.6. Résultats de simulation et discussion .....	56
5.3.6.1. Application des quatre approches floues à la MAS .....	56
5.3.6.2. Application de la meilleure approche floue à la MSAP .....	58
<b>5.4. COMMANDE DTC À BASE DE RÉSEAUX DE NEURONES .....</b>	<b>60</b>
5.4.1. Principe .....	60
5.4.2. Résultats de simulation et discussion.....	60
5.4.2.1. Application des deux approches neuronales à la MAS .....	60
5.4.2.2. Application de la meilleure approche neuronale à la MSAP .....	62
<b>5.5. COMMANDE DTC À BASE DE NEURO-FLOUS .....</b>	<b>63</b>
5.5.1. Principe .....	63
5.5.2. Résultats de simulation et discussion.....	64

5.5.2.1. Application des deux approches neuro-floues à la MAS .....	64
5.5.2.2. Application de la meilleure approche à la MSAP .....	65
<b>5.6. CONCLUSION</b> .....	67

#### **CHAPITRE.4. ESTIMATION INTELLIGENTE DE $R_s$**

<b>6.1. INTRODUCTION</b> .....	68
<b>6.2. INFLUENCE DE LA VARIATION DE LA RÉSISTANCE STATORIQUE SUR DTC</b> .....	69
6.2.1. Principe .....	69
6.2.2. Résultats de simulation.....	69
<b>6.3. ESTIMATEUR BASÉ SUR LA LOGIQUE FLOUE</b> .....	70
6.3.1. Principe .....	70
6.3.2. Résultats de simulation.....	72
<b>8.3. ESTIMATEUR BASÉ SUR LES RÉSEAUX DE NEURONES</b> .....	76
8.3.1. Principe .....	76
8.3.2. Résultats de simulation.....	77
<b>8.4. ESTIMATEUR BASÉ SUR LES SYSTÈMES NEURO-FLOUS</b> .....	81
8.4.1. Principe .....	81
8.4.2. Résultats de simulation .....	82
<b>8.5. CONCLUSION</b> .....	84

#### **CHAPITRE.5. COMMANDE HYBRIDE**

<b>9.1. INTRODUCTION</b> .....	85
<b>9.2. ÉTUDE COMPARATIVE</b> .....	86
9.2.1. Réglage de vitesse .....	86
9.2.1.1. Structure .....	86
9.2.1.2. Résultats de simulation de l'approche hybride (FDTC+AIC) .....	86
9.2.1.3. Résultats de simulation (Test de robustesse) .....	88
9.2.2. Minimisation des ondulations du couple.....	90
9.2.2.1. Structure .....	90
9.2.2.2. Résultats de simulation de l'AIDTC (étude comparative).....	90
9.2.2.3. Résultats de simulation de l'approche hybride (AIDTC+AIC) .....	92
9.2.3. Estimation de la résistance statorique .....	93
9.2.3.1. Structure .....	93
9.2.3.2. Résultats de simulation (étude comparative).....	93
9.2.3.3. Résultats de simulation de l'approche hybride (AIDTC+FR <sub>s</sub> ) .....	95
<b>9.3. APPROCHES HYBRIDES NEURONALES</b> .....	96
9.3.1. Première Approche (NDTC+NC).....	96
9.3.2. Deuxième Approche (NDTC+NRs).....	97
9.3.3. Troisième Approche (NDTC+NRs+NC) .....	99
<b>9.4. CONCLUSION</b> .....	101
<b>CONCLUSION GÉNÉRALE</b> .....	103

## A. ANNEXES

<b>A.1. ÉTAT DE L'ART DES SYSTÈMES NEURO-FLOUS</b> .....	107
A.1.1. La logique floue .....	107
A.1.1.1. Principe et définition .....	107
A.1.1.2. Théorie des sous-ensembles flous et logique floue .....	107
A.1.1.3. Fonction d'appartenance.....	110
A.1.1.4. Propositions floues .....	112
A.1.1.5. Raisonnement en logique floue.....	112
A.1.2. Réseaux de neurones .....	116
A.1.2.1. Principe et définition .....	116
A.1.2.2. Structure du réseau de neurone artificiel .....	117
A.1.2.3. Apprentissage.....	119
A.1.3. Réseaux de neurones flous .....	121
A.1.3.1. Principe et définition .....	122
A.1.3.2. Les avantages et les inconvénients de la logique floue et les réseaux de neurones .....	122
A.1.3.3. Les différentes approches des FNN .....	123
A. 1.3.3.1. Les réseaux de neurones supervision par l'ensemble flou.....	123
A. 1.3.3.2. Les ensembles flous neuronaux .....	123
A. 1.3.3.3. Les réseaux de neurones flous .....	123
<b>A.2. MODÈLE DES MACHINES ÉLECTRIQUES</b> .....	124
A.2.1. Modélisation de la MSAP.....	124
A.2.1.1. Hypothèses simplificatrices et structure générale de la machine .....	124
A.2.1.2. Mise en équation de la machine synchrone à aimants permanents .....	124
A.2.1.3. Modèle de la machine synchrone dans le référentiel de Park .....	126
A.2.1.4. Modèle globale du système .....	128
A.2.2. Machine asynchrone.....	129
A.2.2.1. Hypothèses simplificatrices.....	129
A.2.2.2. Equations aux tensions et aux flux .....	129
A.2.2.3. Modèle exprimé dans le repère (d,q) lié au champ tournant .....	131
A.2.2.4. Modèle exprimé dans le repère (d,q) lié au stator .....	133
<b>A.3. PARAMÈTRES DES MACHINES ÉTUDIÉES</b> .....	135
<b>REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES</b> .....	136

# INTRODUCTION

## GÉNÉRALE

---

Avant l'évolution de l'électronique de puissance et de la microinformatique, la machine à courant continu était la reine du domaine des entraînements à vitesse variable, cependant, avec tous les problèmes et les inconvénients qu'une machine de ce genre peut causer (coût de fabrication, coût d'entretien, faible couple massique. Etc), l'orientation vers les recherches aboutissant à des meilleures exploitations des machines à courant alternatif, est très justifiée, à savoir la machine asynchrone à cage et la machine synchrone à aimants permanents, qui ont une construction simple avec un excellent rapport puissance/masse/volume. C'est pourquoi les machines à courant alternatif remplaçant de plus en plus les machines à courant continu dans de nombreux domaines [TLE07][BOU09][VAS98]. Les variateurs à courant alternatif qui existent sur le marché sont essentiellement le variateur de vitesse pour machine asynchrone et le variateur de vitesse pour machine synchrone. Ce dernier n'est utilisé que dans les applications de très grandes puissances et de très grandes précisions (robotique, servomoteur). En revanche, le variateur de vitesse asynchrone de petite et moyenne puissance est utilisé dans des applications comme les pompes, la manutention, la ventilation, l'emballage/embouteillage et des applications de conditionnement qui composent environ 75% du marché de la variation de vitesse à courant alternatif. [ELH99]

Avec le développement de la technologie numérique de commande, plusieurs structures de contrôle pour des machines à courant alternatif ont été proposées. La plus connue est la commande vectorielle, qui a été ces dernières années la voie de recherche la plus importante et la mieux adaptée aux exigences industrielles, mais cette structure reste très sensible aux variations paramétriques et nécessite la mise en place d'un capteur mécanique. A cause de ces inconvénients, une nouvelle technique de commande appelée DTC (Commande directe du couple) a été proposée par Depenbrock et Takahashi au milieu des années 80 comme une alternative au contrôle par orientation du flux rotorique. Cette commande a l'avantage de ne pas exiger de capteurs de vitesse ou de position et n'utilise que les mesures de tensions et de courants. Le flux, le couple et la vitesse peuvent être estimés ou observés. Elle permet également une réponse dynamique très rapide due à l'absence du régulateur PI du courant [KHO12][TOU08][WER01] [SHA13] [IDJ10].

Néanmoins, la fréquence de commutation de cette dernière n'est pas constante (à cause de l'utilisation de régulateurs à hystérésis), cela conduit à un contenu harmonique riche qui augmente les pertes, mènes à des bruits acoustiques et des oscillations de couple pouvant exciter des résonances mécaniques. Le seul paramètre utilisé dans l'algorithme de commande DTC est la résistance statorique, seule la variation de celle-

ci due aux changements de la température ou le fonctionnement à des vitesses de rotation petites qui dégradent les performances du système [HAM11a][HAQ01][MIR98][LUI97].

Ces dernières années, de nouvelles techniques de commande basées sur l'intuition et le jugement ont vu le jour. Les chercheurs l'ont nommé régulateurs intelligents, ces régulateurs offrent la possibilité d'obtenir la reproduction des dynamiques d'un système complexe non linéaire seulement à travers ses entrées/sorties, sans avoir recours à un modèle structurel [BAG99]. Ces techniques intelligentes sont de plus en plus utilisées dans la conception, la modélisation et la commande de systèmes complexes, à savoir les réseaux de neurones et la logique floue.

Les réseaux de neurones sont apparus dans les années cinquante mais n'ont reçu cependant un intérêt considérable qu'à partir des années 80 avec l'apparition de l'algorithme de rétro-propagation (Rumelhart et McClelland, 1986). Leur capacité d'apprentissage et d'approximation de fonctions leur procure un intérêt considérable de la part des chercheurs. Il suffit de voir les nombreuses applications industrielles qui en découlent à partir des années 90 et de consulter l'abondante littérature sur le sujet pour s'en convaincre [GUE09].

La logique floue introduite par Zadeh (1965) dans les années soixante constitue un outil très puissant pour la représentation des termes et des connaissances vagues. Elle est issue de la capacité de l'homme à décider et à agir d'une manière intelligente malgré l'imprécis et l'incertitude des connaissances disponibles. Son utilisation dans le domaine du contrôle (contrôle flou) a été l'une des premières applications de cette théorie dans l'industrie avec les travaux de Mamdani et Assilian (1975). Depuis, les applications de la logique floue se sont multipliées pour toucher des domaines très divers. L'utilisation de la commande floue est particulièrement intéressante lorsqu'on ne dispose pas de modèle mathématique précis, voir inexistant, du système à commander ou lorsque ce dernier présente de fortes non linéarités. Contrairement aux approches classiques de l'automatique, qui se basent en grande partie sur un modèle mathématique, la commande par logique floue, repose sur une collection de règles linguistiques de la forme " Si ... Alors " qui traduisent la stratégie de contrôle d'un opérateur humain [GUE09].

Au cours de ces dernières années, la combinaison de ces techniques a attiré l'attention de beaucoup de chercheurs. Plusieurs hybridations ont été alors proposées dont les plus rencontrées sont les systèmes neuro-flous.

L'objectif principal de ce travail est de commander les machines électriques, on est parti de l'idée de développer le contrôle direct du couple DTC pour commander les machines synchrones à aimants permanents (MSAP) et les machines asynchrones (MAS). Après une étude détaillée de cette technique. On propose quelques améliorations, lié d'une part, à la variation de la résistance statorique qui influe sur cette commande, de l'autre part, aux ondulations du couple électromagnétique avec et sans réglage de la vitesse. Pour atteindre nos objectifs, il nous apparaît évident de scinder ce travail en cinq chapitres:

Le premier chapitre de ce travail sera consacré à la présentation de la commande directe du couple, tout d'abord, on expose brièvement les méthodes de commande de la machine pour arriver à présenter le principe de la commande DTC, on explique le principe de réglage du flux et du couple électromagnétique, En se basant sur le modèle discret de l'onduleur de tension à deux niveaux. Des résultats de simulation sont présentés par la suite pour mettre en évidence les performances de la commande classique et la commande

modifiée (avec table à secteurs décalés de  $30^\circ$ ), ces méthodes ont été proposées et appliquées à la MAS et MSAP.

Le bon fonctionnement de la commande et le niveau de performance de l'entraînement électrique repose essentiellement sur la qualité de l'information de rétroaction issue des capteurs. Cependant, des études pointent du doigt ces capteurs et les désignent comme un des maillons faibles de la chaîne d'un entraînement électrique à vitesse variable. Le défaut d'un capteur installé provoquerait un dysfonctionnement de la commande, induisant dans la plupart des cas la mise hors service du système afin d'éviter sa complète détérioration.

Néanmoins, une mise hors service se traduit par un arrêt du système de production et donc par une perte financière. Ceci est d'autant plus inacceptable que les exigences industrielles en termes non seulement de performances mais aussi de fiabilité et de disponibilité de l'outil de production sont de plus en plus élevées et sévères [ABD10]. Vu les possibilités qu'offrent les régulateurs intelligents, que ce soit lors de l'implantation des connaissances d'expert, ou encore l'insensibilité par rapport aux variations de paramètres de la machine, il nous apparaît intéressant d'aborder dans le deuxième chapitre quelques types de réglage de la vitesse de la machine électrique qui se basent sur l'intelligence artificielle; comme la logique floue (un régulateur de type flou et PI-flou), les réseaux de neurones (un régulateur neuronal basé sur trois types d'apprentissages) et les techniques neuro-floues, ces régulateurs seront comparés par rapport aux régulateurs basés sur des techniques classiques (un régulateur de type PI). Enfin, on validera ces commandes par simulation numérique.

Le troisième chapitre sera également consacré à développer quelques techniques d'amélioration de la DTC classique comme la DTC améliorée à douze zones (DTC12), et la DTC basée sur l'intelligence artificielle, cette dernière consiste à remplacer les comparateurs classiques et la table de commutation appliquées au contrôle DTC de la machine électrique par des régulateurs basés sur la logique floue, quatre types de régulateurs flous seront étudiés et comparés, nous diminuons à chaque fois le nombre de règles floues nécessaires par un choix approprié du domaine de variation de l'angle du vecteur flux statorique (des approches floues basées sur 132, 33, 22 et 12 règles), ensuite, on remplacera ces régulateurs flous par d'autres types de réglage basés sur les réseaux de neurones (avec deux approches neuronales) et les neuro-flous (avec deux approches ANFIS).

Dans le quatrième chapitre, on expose quelques aspects améliorables liés principalement à la variation de la résistance statorique, on présente la structure flexible de la logique floue et les réseaux de neurones pour compenser cette variation convenablement avec des estimateurs flous, neuronaux, neuro-flous et améliorer la robustesse de la commande DTC.

Dans le cinquième chapitre, on présente une étude comparative de différentes hybridations intelligentes afin de régler la vitesse de rotation du moteur, minimiser les ondulations du couple électromagnétique ou compenser la variation paramétrique, les trois meilleures techniques obtenues de celles-ci seront hybridées à la fois dans la même commande qui sera par la suite appliquée à la machine synchrone à aimants permanents et la machine asynchrone.

On termine par une conclusion sur l'ensemble de cette étude et on propose des perspectives à ce travail, les annexes contiennent la théorie de la logique floue, des réseaux de neurones et des systèmes neuro-flous. Les paramètres et les modèles des machines électriques utilisées dans ce travail, seront fournis par la suite.

# CHAPITRE 1

---

## COMMANDE DES MACHINES ELECTRIQUES (DIRECT TORQUE CONTROL DTC)

### 1.1. INTRODUCTION

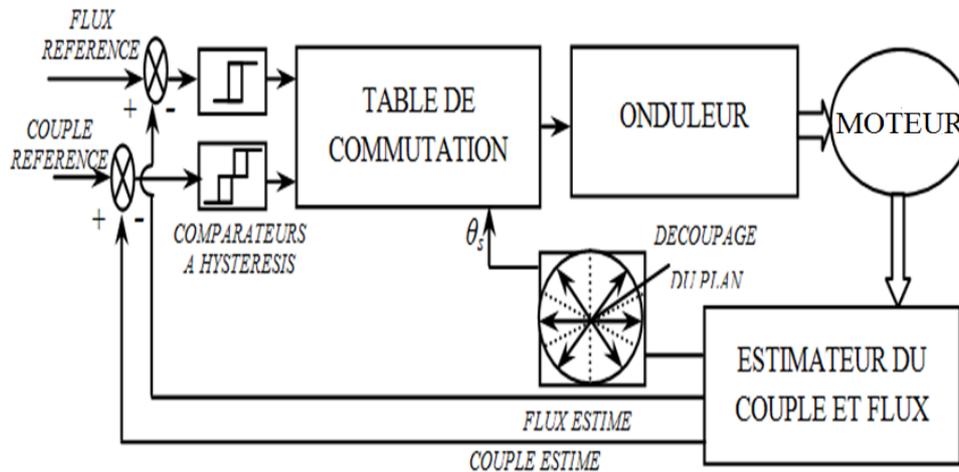
L'augmentation croissante de l'utilisation des machines électriques dans diverses applications a grandement contribué à la forte demande d'énergie dans le monde. Depuis une quinzaine d'années, la recherche dans le domaine des machines électriques, continue à viser la machine à courant alternatif de manière assidue. Ce phénomène a été la conséquence des évolutions que l'électronique de puissance et de commande ont connues pendant ces années. Avant cette évolution, la machine à courant continu occupe une place prépondérante dans le domaine des asservissements de position et de précision, mais avec tous les problèmes et les inconvénients qu'un moteur de ce genre peut causer et l'arrivée des nouveaux convertisseurs statiques de fréquence, ont permis l'utilisation des machines synchrones dans un premier temps, plus tard, grâce à la mise en point de nouvelles stratégies de commande implantables sur microprocesseur ou DSP, les machines asynchrones [BOU12][TOU08].

Dans le domaine de la commande des machines électriques, les travaux de recherche s'orientent de plus en plus vers l'application des techniques de contrôle modernes. Grâce aux progrès technologiques réalisés dans le domaine de l'électronique de puissance et dans celui de l'électronique numérique, il est devenu possible de concevoir l'implémentation réelle de tels algorithmes de commande quelque soit leur degré de complexité et leur temps d'exécution. Ceci permet d'aboutir à des processus industriels de hautes performances. On cite à titre d'exemple la commande intelligente, la commande directe du couple etc., l'intérêt récent accordé à cette dernière est dû essentiellement à la disponibilité des interrupteurs à fréquence de commutation élevée et des microprocesseurs de plus en plus performants. Les méthodes de contrôle direct de couple (DTC: Direct Torque Control) des machines asynchrones sont apparues à la fin des années 1980, concurrençant les méthodes de commande vectorielle [AMI12][FAT10][TOU08], par la suite, ces méthodes sont appliquées à d'autres types de machines électriques comme la machine synchrones à aimants permanents.

Ce chapitre est destiné alors principalement à la description de commande des machines électriques, avec un intérêt particulier au Contrôle Direct du Couple. On développe le principe du contrôle direct de couple de la machine électrique, noyau du thème de cette thèse.

Pour cette stratégie de commande, on explique le principe de réglage du flux et du couple électromagnétique, on se basant sur le modèle discret de l'onduleur de tension à deux niveaux (voir figure 1.1).

Des résultats de simulation sont présentés par la suite pour mettre en évidence les performances de la commande proposée et appliquée aux deux types de machines électriques, asynchrone (MAS à cage d'écureuil) et synchrone (machine synchrone à aimants permanents MSAP).



**Figure 1.1.** Structure de la Commande Directe du Couple DTC

## 1.2. RAPPEL SUR LES COMMANDES ELECTRIQUES

### 1.2.1. Commande scalaire

Cette première méthode de commande, la plus ancienne, équipe un grand nombre de variateurs à dynamique relativement lente et ne nécessitant pas de fonctionnement à très basse vitesse avec forte couple (le ventilateur, le compresseur, climatiseur et pompe) ou des performances très élevées. Le contrôle du couple et de la vitesse de la machine nécessite le contrôle de son flux magnétique réalisé selon deux méthodes dites directes et indirectes. Plusieurs commandes scalaires existent selon que l'on agit sur le courant ou sur la tension. Elles dépendent surtout de la topologie de l'actionneur utilisé (onduleur de tension et de courant). L'onduleur de tension étant maintenant le plus utilisé en petite et moyenne puissance.

Le principe de cette commande est fondé sur la modélisation en régime permanent du moteur. En cherchant à maximiser les capacités du couple ( $T_{max}$ ), le flux doit être maintenu dans une large plage correspondant au maintien du rapport tension-fréquence  $V/f=constante$  (Volt/Hertz en anglais). De part son fondement, cette technique est sensible dans les phases transitoires aux variations paramétriques à savoir la résistance statorique [HAM08][BAG05][CHA05].

### 1.2.2. Commande autopilotage

Une première manière de faire varier la vitesse d'un moteur synchrone est de l'alimenter par des courants de fréquence variable. Cela est assuré par un convertisseur statique de fréquence variable. Dans ce cas, il est indispensable de contrôler non seulement en amplitude mais aussi en fréquence ou en phase.

La machine synchrone excitée de manière indépendante entraîne un capteur de position qui permet :

- La détection de la position relative rotor/stator c'est à dire la position du champ inducteur par rapport au champ induit;
- La délivrance de signaux à une fréquence synchronisée avec la fréquence de rotation de la machine. Ces signaux sont mis en forme, amplifiés et isolés par l'intermédiaire de transformateurs d'impulsions et envoyés sur les gâchettes des thyristors du commutateur de courant qui alimente l'induit de la machine synchrone. On dit que la machine est autopilotée.

L'alimentation et l'autopilotage des machines synchrones ont fait l'objet de nombreux travaux de recherche dont le but est d'obtenir un couple uniforme et constant dans une grande gamme de vitesse, et d'établir une commande simple pour concurrencer les moteurs à courant continu [AME12].

### 1.2.3. Commande vectorielle

Une machine synchrone ou asynchrone peut être commandée selon deux types de contrôle : un contrôle scalaire (v/f) ou un contrôle vectoriel. Le contrôle scalaire est basé sur le maintien du rapport des amplitudes de la tension et de la fréquence constant. Bien que ce type de contrôle ait longtemps servi l'industrie, il est incapable d'assurer de bonnes performances dynamiques. Ce qui a laissé largement la place aux moteurs à courant continu d'être le meilleur choix pour les applications d'entraînement à vitesse variable durant plusieurs années. Les choses ont commencé à changer après que la théorie du contrôle vectoriel à flux orienté a été introduite par Blaschke et Hasse [VAS90][WER01][FAT10].

Quand à la commande vectorielle abrégé FOC (Field Oriented Control), avec ses deux formes, directe DFOC (Direct FOC) et indirecte IFOC (Indirect FOC), elle dépasse largement par ses capacités la précédente lorsqu'il s'agit de contrôle à hautes performances. L'objectif de la commande vectorielle de la machine électrique à courant alternatif, est d'obtenir des performances comparables à celle d'une machine à courant continu à excitation indépendante où le découplage entre le flux et le couple existe naturellement. Cette approche est largement répandue chez les fabricants de variateurs de vitesse.

Dans le système de contrôle scalaire, la vitesse est contrôlée par la fréquence et l'amplitude de la source d'alimentation de la machine, au contraire ; le contrôle vectoriel est basé sur le contrôle du vecteur flux de la machine. A cette fin les sorties du système de contrôle sont les consignes de vecteur tension ou de courant qu'il faut fournir à la machine [HAM08].

### 1.2.4. Commande par mode glissant

La stratégie de commande à structure variable, utilisant les modes glissants a été développée par plusieurs études et recherches pour la commande des machines électriques.

La théorie des modes glissants est devenue l'une des éventualités du contrôle de la vitesse et du flux de la machine électrique en raison de son insensibilité aux variations paramétriques, de son rejet de perturbation externe, de sa réponse dynamique rapide et en particulier, de sa simplicité d'implémentation par les convertisseurs de puissance.

La commande par mode glissant est basée sur une logique de commutation, son objectif est de synthétiser une variété de surfaces telles que toutes les trajectoires du système obéissent à un comportement désiré de poursuite, de régulation et de stabilité.

Toutefois, elle présente l'inconvénient de l'effet du broutement (chattering) qui a pu être surmonté dans plusieurs travaux [CHA05].

### 1.2.5. Commande Directe du Couple

La commande directe du couple (DTC, Direct Torque Control) appliquée aux machines asynchrones était une alternative aux méthodes classiques de contrôle par modulation de largeur d'impulsions. (PWM. Pulse Width Modulation) et à la commande par orientation du flux rotorique (FOC. Field Oriented Control) [LLO03]. Elle est basée sur la régulation séparée du flux statorique et du couple en utilisant deux régulateurs d'hystérésis et une table de commutation pour générer de façon directe les ordres de commande de l'onduleur de tension afin d'obtenir des dynamiques de couple et de flux plus importantes. [BEN09]. La structure de base du contrôle direct du couple est présentée sur la figure (1.1).

## 1.3. PRINCIPE DE LA COMMANDE DIRECTE DU COUPLE

### 1.3.1. Contrôle du flux

Comme on l'a déjà mentionné, le contrôle direct du couple est basé sur l'orientation du flux statorique. L'expression de ce flux dans le référentiel de Concordia est :

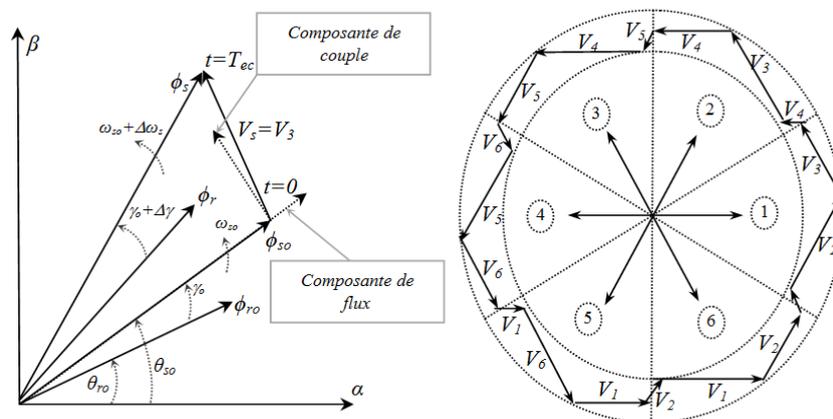
$$\phi_s(t) = \int (V_s - R_s \cdot i_s) dt \quad (1.1)$$

Durant un intervalle périodique de contrôle  $[0 T_{ec}]$  où  $T_{ec}$  correspond à la période d'échantillonnage, les signaux de commande ( $S_a, S_b, S_c$ ) sont fixes. Donc on peut écrire :

$$\phi_s = V_s t - R \int i_s dt + \phi_s|_{t=0} \quad (1.2)$$

Où :  $\phi_s|_{t=0}$  est la valeur initiale du flux statorique.

Dans notre étude, on négligera la résistance statorique (ce qui est vérifié pour les grandes vitesses), sur l'intervalle  $[0, T_{ec}]$  l'extrémité du vecteur flux  $\phi_s$  se déplace sur une droite dont la direction est donnée par  $V_s$ . La figure (1.2) représente ce principe lorsqu'on sélectionne le vecteur de tension  $V_s=V_3$ .



**Figure 1.2.** a.) Sélection du vecteur tension  $V_i$  correspondant au contrôle de l'amplitude de flux, b.) Évolution du vecteur flux statorique dans le plan  $(\alpha, \beta)$

La "composante du flux" du vecteur tension (composante radiale) change l'amplitude du vecteur flux et sa "composante du couple" (composante tangentielle) change la position du vecteur flux. C'est à dire que les variations du couple sont contrôlées à partir de la vitesse de rotation du vecteur de flux statorique.

Si la période de contrôle est assez petite, en choisissant une séquence appropriée des vecteurs de tension de l'onduleur, l'extrémité du vecteur flux peut suivre correctement la trajectoire désirée. Pour fonctionner avec un module du flux pratiquement constant, il suffit de choisir une trajectoire presque circulaire pour l'extrémité du vecteur flux. Cela 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 appliqués 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 [ZOL97][REZ02].

### 1.3.2. Contrôle du couple électromagnétique

Le couple électromagnétique est proportionnel au produit vectoriel entre les vecteurs de flux statorique et rotorique selon l'expression suivante :

$$T_e = k (\phi_s \wedge \phi'_r) = k |\phi_s| |\phi'_r| \sin(\delta) \quad (1.3)$$

avec :

- $\phi_s$  c'est le vecteur de flux statorique ;
- $\phi'_r$  c'est le vecteur de flux rotorique ramené au stator ;
- $\delta$  c'est l'angle entre les vecteurs de flux statorique et rotorique ;
- $k = \frac{p}{L_q} (MSAP)$ ,  $k = \frac{pM}{\sigma L_s L_r} (MAS)$ .

Le couple dépend donc de l'amplitude des deux vecteurs  $\phi_s$  et  $\phi'_r$  et de leur position relative. Si l'on parvient à contrôler parfaitement le flux  $\phi_s$  (à partir de  $V_s$ ) en module et en position, on peut donc contrôler l'amplitude de  $\phi_s$ , et le couple électromagnétique de façon découplée [HAM08].

### 1.3.3. Sélection du vecteur Tension

Pour fixer l'amplitude du flux statorique, l'extrémité du vecteur flux doit avoir une trajectoire circulaire. Pour cela, le vecteur appliqué doit toujours être perpendiculaire au vecteur flux. Mais comme on n'a que huit vecteurs de tension, on est obligé d'accepter une variation d'amplitude autour de la valeur fixe souhaitée. Ainsi en sélectionnant un vecteur approprié, l'extrémité du flux peut être contrôlée et déplacée de manière à maintenir l'amplitude du vecteur flux à l'intérieur d'une certaine fourchette. Le choix de vecteur de tension  $V_s$  dépend de la variation souhaitée pour le module du flux mais également de l'évolution souhaitée pour sa vitesse de rotation et par conséquent pour le couple.

On délimite généralement l'espace d'évolution de  $\phi_s$  dans le référentiel fixe (stator) en le décomposant en six zones symétriques par rapport aux directions des vecteurs non nuls. La position du vecteur flux dans ces zones est déterminée à partir de ces composantes.

Lorsque le vecteur flux se trouve dans une zone numérotée  $i$ , les deux vecteurs  $V_i$  et  $V_{i+3}$  ont la composante de flux la plus importante. En plus leur effet sur le couple dépend de la position du vecteur flux dans la zone

(ambiguïté sur le couple). Ainsi ils ne sont jamais appliqués. Le contrôle du flux et du couple est assuré en sélectionnant un des quatre vecteurs non nuls ou un des deux vecteurs nuls. Le rôle du vecteur tension sélectionné est décrit sur la figure (1.3).

- Si  $V_{i+1}$  est sélectionné alors l'amplitude du flux croît et le couple croît.
- Si  $V_{i+2}$  est sélectionné alors l'amplitude du flux décroît et le couple croît.
- Si  $V_{i-1}$  est sélectionné alors l'amplitude du flux croît et le couple décroît.
- Si  $V_{i-2}$  est sélectionné alors l'amplitude du flux décroît et le couple décroît.
- Si  $V_0$  ou  $V_7$  est sélectionné alors le vecteur flux s'arrête et le couple décroît si la vitesse est positive et croît si la vitesse est négative.

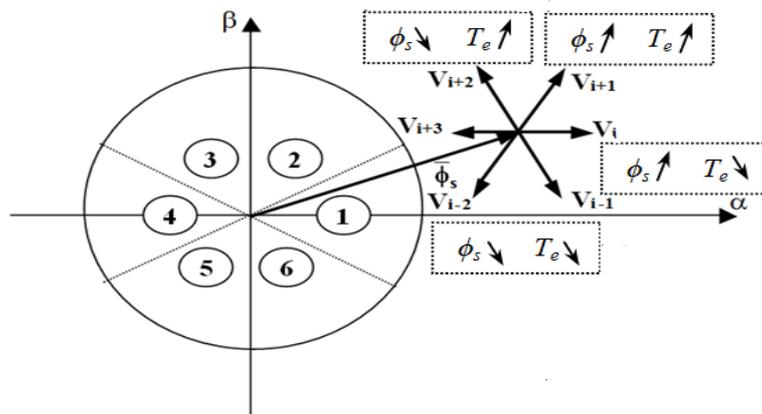


Figure 1.3. Sélection du vecteur tension selon la zone 1

Cependant le niveau d'efficacité de chaque vecteur dépend de la position du vecteur du flux dans la zone  $i$ . En début de la zone  $i$ , les vecteurs  $V_{i+1}$  et  $V_{i-2}$  sont perpendiculaires au vecteur flux. Par conséquent leur composante de flux est négligeable. Donc le changement du couple est très rapide et l'amplitude du flux ne change pas considérablement. A la même position, les angles entre  $V_{i-1}$  ou  $V_{i+2}$  et le vecteur flux sont de  $150^\circ$  et de  $30^\circ$  respectivement. Donc leur composante de flux est très importante et leur composante de couple est très petite. Les variations de flux après l'application de ces deux vecteurs sont importantes et les changements de couple sont très faibles.

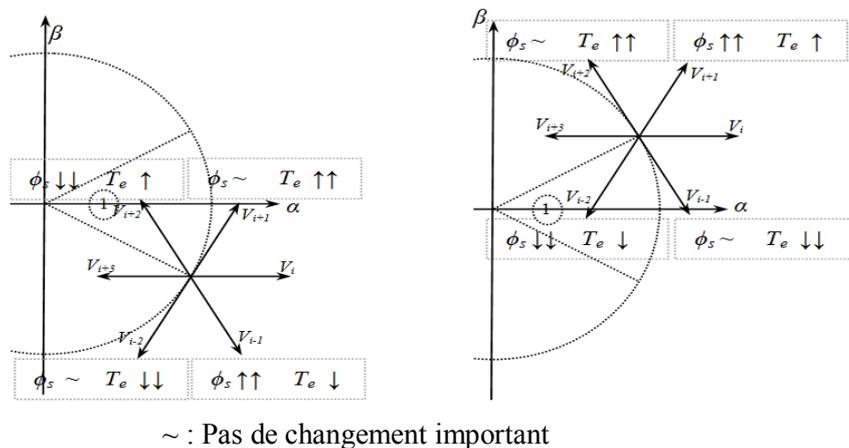


Figure 1.4. Différents effets de vecteurs de tension au début et fin de la zone

Après cette représentation, on peut élaborer les différents régulateurs adaptés à ce système.

### 1.3.4. Elaboration du contrôleur du couple et du flux

Le correcteur à hystérésis est le plus simple et le mieux adapté à la DTC. Son rôle est de maintenir l'erreur entre la valeur à régler et sa référence dans une bande d'hystérésis. Pour un régulateur à deux états, le choix du vecteur tension dépend seulement du signe de l'erreur et ne dépend pas de son amplitude. Cependant, on ajoute une bande d'hystérésis autour de zéro pour éviter les commutations inutiles lorsque l'erreur de flux est très petite. La figure 1.5 représente la sortie des deux types de correcteurs à hystérésis en fonction de l'erreur entre la valeur à régler et sa référence [BOU09].

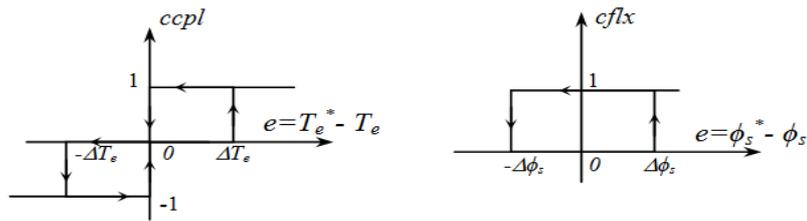


Figure 1.5. Régulateur à hystérésis du couple et du flux

### 1.3.5. Elaboration de table de commutation

D'après le principe de la structure de commande directe du couple, la sélection d'un vecteur adéquat, à chaque période d'échantillonnage, est faite pour maintenir le couple et le flux dans les limites des deux bandes à hystérésis. En particulier la sélection est faite sur la base de l'erreur instantanée du flux et de couple.

Le vecteur  $\phi_s$  est considéré dans le plan  $(\alpha, \beta)$  divisé en  $i$  secteurs ( $i=1 \dots 6$ ). Pour augmenter l'amplitude du flux  $\phi_s$ , les vecteurs  $V_i, V_{i+1}$  et  $V_{i-1}$  peuvent être sélectionnés. Inversement la décroissance de  $\phi_s$  peut être obtenue par les vecteurs  $V_{i+2}, V_{i-2}$  et  $V_{i+3}$ .

Le vecteur nul n'affecte pratiquement pas le vecteur flux statorique, à l'exception d'un petit affaiblissement du à la chute statorique  $R_s \cdot I_s$ . Le vecteur appliqué pour contrôler le flux statorique affecte aussi la valeur du couple.

Le tableau 1.1 résume l'action combinée de chaque vecteur sur les amplitudes du flux statorique et du couple électromagnétique du moteur. Dans cette table, une flèche simple signifie une petite variation, tandis que deux flèches signifient une plus grande variation. Comme elle est indiquée sur la table, un petit incrément du couple est obtenu en appliquant les vecteurs  $V_{i+1}$  et  $V_{i+2}$  indépendamment du sens de rotation de la vitesse du moteur. Inversement, une petite décroissance du couple est obtenue par l'application  $V_{i-1}$  ou  $V_{i-2}$ . Les vecteurs  $V_i, V_{i+3}$  et les vecteurs nuls changent le couple en fonction du sens de rotation de la vitesse du moteur. L'avantage d'utiliser le vecteur nul est que grâce aux changements moins rapides de couple, on diminue le nombre de commutations. En plus la nature du vecteur nul appliqué peut être choisi de manière à réduire encore plus le nombre de commutations.

- $V_{i+1} \Leftrightarrow V_{i-1}$  : deux commutations
- $V_{i+2} \Leftrightarrow V_{i-2}$  : deux commutations
- $V_1, V_3, V_5 \Leftrightarrow V_0$  : une commutation
- $V_2, V_4, V_6 \Leftrightarrow V_7$  : une commutation

	$V_{i-2}$	$V_{i-1}$	$V_i$	$V_{i+1}$	$V_{i+2}$	$V_{i+3}$	$V_0, V_7$
$\phi_s$	↓	↑	↑↑	↑	↓	↓↓	↑↓
$T_e (\Omega > 0)$	↓↓	↓↓	↓	↑	↑	↓	↓
$T_e (\Omega < 0)$	↓	↓	↑	↑↑	↑↑	↑	↑

**Tableau 1.1.** Variation du flux et du couple due à l'application d'un vecteur tension  $V_i$

Plusieurs tables de commutation peuvent être utilisées pour contrôler le couple et le flux statorique. Chaque table influe sur le comportement de la machine en terme de couple et d'ondulations des courants, de fréquence de commutation et possibilités de fonctionnement dans deux ou quatre quadrants du plan couple-vitesse. Dans le tableau suivant 1.2 quatre tables de commutation sont proposées.

	$T_e \uparrow \phi_s \uparrow$	$T_e \uparrow \phi_s \downarrow$	$T_e \downarrow \phi_s \uparrow$	$T_e \downarrow \phi_s \downarrow$
1 <sup>ère</sup> Stratégie	$V_{i+1}$	$V_{i+2}$	$V_0, V_7$	$V_0, V_7$
2 <sup>ème</sup> Stratégie	$V_{i+1}$	$V_{i+2}$	$V_i$	$V_0, V_7$
3 <sup>ème</sup> Stratégie	$V_{i+1}$	$V_{i+2}$	$V_i$	$V_{i+3}$
4 <sup>ème</sup> Stratégie	$V_{i+1}$	$V_{i+2}$	$V_{i-1}$	$V_{i-2}$

**Tableau 1.2.** Différentes stratégies de commutation

Lorsque la machine tourne dans le sens positif, deux vecteurs  $V_{i+1}$  et  $V_{i+2}$  seulement peuvent être appliqués pour augmenter le couple selon le flux statorique exigé. Pour diminuer le couple il est possible de sélectionner des vecteurs de tension radiales  $V_i$  ou  $V_{i+3}$  ou le vecteur nul [ZAIM07].

L'action du vecteur nul ou des vecteurs radiaux pour la variation du couple est assez semblable. Mais leur influence sur la variation du flux est différente. L'application du vecteur nul affecte légèrement le module du flux, alors que le vecteur radial l'affecte fortement. Par conséquent, pour garder le flux statorique dans la bande d'hystérésis un nombre important de commutation est exigé.

Pour limiter la fréquence de commutation il devrait opportun d'utiliser le vecteur nul. D'autre part, à basse vitesse, le système de contrôle sélectionne le vecteur nul pour une durée considérable; et par conséquent la chute de tension statorique augmente, ce qui implique une diminution indésirable du flux. Pour éviter cet inconvénient, quand une baisse du couple est exigée, pour augmenter le flux il est opportun de sélectionner le vecteur radial  $V_i$ . Pour améliorer les performances dynamiques de la commande à basse vitesse et autoriser le fonctionnement à quatre quadrants, il est nécessaire d'appliquer les vecteurs  $V_{i-1}$  et  $V_{i-2}$  pour le contrôle du couple et du flux. Une stratégie qui utilise des vecteurs en arrière et d'autres en avance. Cette stratégie exige au flux statorique de tourner dans les deux sens de rotations [DER03].

La table de commutation est élaborée en fonction des sorties des correcteurs à hystérésis du flux et du couple et de la zone de position du flux, Le secteur  $N$  ( $N=1: 6$ ) où  $N$  indique la zone de position du flux statorique peut être obtenu par l'équation suivante:

$$(2N - 3)\pi / 6 < \theta < (2N - 1)\pi / 6 \quad (1.4)$$

couple	Flux	N=1	N=2	N=3	N=4	N=5	N=6
ccpl=1	cflx=1	V <sub>2</sub>	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>	V <sub>1</sub>
	cflx=0	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>	V <sub>1</sub>	V <sub>2</sub>
ccpl=0	cflx=1	V <sub>7</sub>	V <sub>0</sub>	V <sub>7</sub>	V <sub>0</sub>	V <sub>7</sub>	V <sub>0</sub>
	cflx=0	V <sub>0</sub>	V <sub>7</sub>	V <sub>0</sub>	V <sub>7</sub>	V <sub>0</sub>	V <sub>7</sub>

**Tableau 1.3.** Première stratégie de contrôle

couple	Flux	N=1	N=2	N=3	N=4	N=5	N=6
ccpl=1	cflx=1	V <sub>2</sub>	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>	V <sub>1</sub>
	cflx=0	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>	V <sub>1</sub>	V <sub>2</sub>
ccpl=0	cflx=1	V <sub>1</sub>	V <sub>2</sub>	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>
	cflx=0	V <sub>0</sub>	V <sub>7</sub>	V <sub>0</sub>	V <sub>7</sub>	V <sub>0</sub>	V <sub>7</sub>

**Tableau 1.4.** Deuxième stratégie de contrôle

couple	Flux	N=1	N=2	N=3	N=4	N=5	N=6
ccpl=1	cflx=1	V <sub>2</sub>	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>	V <sub>1</sub>
	cflx=0	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>	V <sub>1</sub>	V <sub>2</sub>
ccpl=0	cflx=1	V <sub>1</sub>	V <sub>2</sub>	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>
	cflx=0	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>	V <sub>1</sub>	V <sub>2</sub>	V <sub>3</sub>

**Tableau 1.5.** Troisième stratégie de contrôle

couple	Flux	N=1	N=2	N=3	N=4	N=5	N=6
ccpl=1	cflx=1	V <sub>2</sub>	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>	V <sub>1</sub>
	cflx=0	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>	V <sub>1</sub>	V <sub>2</sub>
ccpl=0	cflx=1	V <sub>6</sub>	V <sub>1</sub>	V <sub>2</sub>	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>
	cflx=0	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>	V <sub>1</sub>	V <sub>2</sub>	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>

**Tableau 1.6.** Quatrième stratégie de contrôle

FLUX	COUPLE	N=1	N=2	N=3	N=4	N=5	N=6	REGULATEURS
cflx=0	ccpl=1	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>	V <sub>1</sub>	V <sub>2</sub>	Deux
	ccpl=0	V <sub>0</sub>	V <sub>7</sub>	V <sub>0</sub>	V <sub>7</sub>	V <sub>0</sub>	V <sub>7</sub>	Niveaux
	ccpl=-1	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>	V <sub>1</sub>	V <sub>2</sub>	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	Trois niveaux
cflx=1	ccpl=1	V <sub>2</sub>	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>	V <sub>1</sub>	Deux
	ccpl=0	V <sub>7</sub>	V <sub>0</sub>	V <sub>7</sub>	V <sub>0</sub>	V <sub>7</sub>	V <sub>0</sub>	Niveaux
	ccpl=-1	V <sub>6</sub>	V <sub>1</sub>	V <sub>2</sub>	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>	Trois niveaux

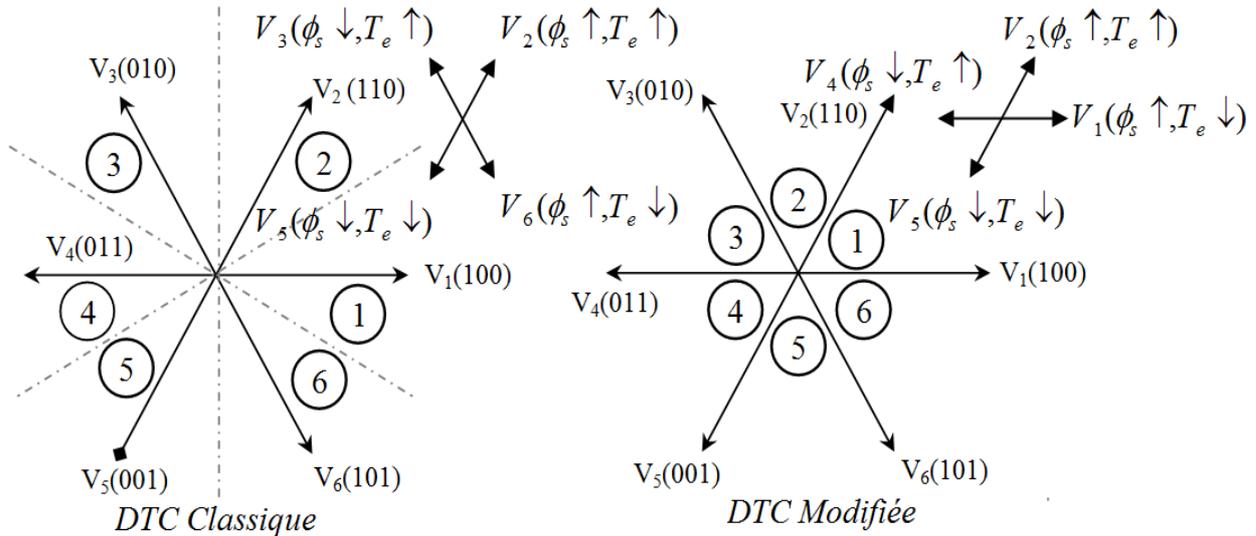
**Tableau 1.7.** Stratégie de contrôle avec un comparateur à hystérésis à trois niveaux

**1.4. LA COMMANDE DIRECTE DU COUPLE MODIFIÉE**

**1.4.1. Principe**

Pour cette technique en adoptant une nouvelle répartition des zones. Ainsi, au lieu d'avoir le premier secteur dans la zone de  $-30^\circ$  jusqu' à  $30^\circ$ , on le choisit maintenant de  $0^\circ$  jusqu'à  $60^\circ$ .

On peut observer dans ce cas, que les vecteurs de tension non utilisés dans la première zone sont  $V_3$  et  $V_6$  au lieu de  $V_1$  et de  $V_4$ . La nouvelle répartition des secteurs est représentée sur la figure 1.6.



**Figure 1.6.** Représentation de la DTC classique et DTC modifiée

On peut constater que les états  $V_1$  et  $V_4$  ne sont pas utilisés dans la DTC classique parce qu'ils peuvent augmenter ou diminuer le couple dans le même secteur selon que le vecteur flux statorique se trouve dans le premier intervalle de  $30^\circ$  ou dans le second intervalle.

TYPE	SECTEUR 1					
	$V_1$	$V_2$	$V_3$	$V_4$	$V_5$	$V_6$
DTC Classique	Ambiguïté du couple	AC AF	AC DF	Ambiguïté du couple	DC DF	DC AF
DTC Modifiée	DC AF	AC AF	Ambiguïté du flux	AC DF	DC DF	Ambiguïté du flux

**Tableau 1.8.** Comportement de chaque vecteur tension dans le premier secteur

Avec : **AC/DC** : Augmentation et diminution du couple respectivement

**AF/DF** : Augmentation et diminution du flux respectivement

Selon le tableau, l'ambiguïté porte maintenant sur le flux au lieu du couple, comme c'est le cas de la DTC classique. Ceci est considéré comme un avantage en faveur de la DTC modifiée parce que l'objectif principal dans la DTC est de contrôler le couple. Par conséquent, il est préférable de ne pas utiliser deux vecteurs tension et avoir une ambiguïté sur le flux que sur le couple.

### 1.4.2. Elaboration de table de commutation

Dans le DTC modifié, ce sont les vecteurs de tension  $V_3$  et  $V_6$  qui ne sont pas utilisés. Toutefois, l'ambiguïté porte maintenant sur le flux au lieu du couple, comme c'est le cas de la DTC classique [TOU08][DER02].

FLUX	COUPLE	N=1	N=2	N=3	N=4	N=5	N=6	REGULATEURS
cflx=1	ccpl=1	$V_2$	$V_3$	$V_4$	$V_5$	$V_6$	$V_1$	Deux
	ccpl=0	$V_7$	$V_0$	$V_7$	$V_0$	$V_7$	$V_0$	Niveaux
	ccpl=-1	$V_1$	$V_2$	$V_3$	$V_4$	$V_5$	$V_6$	Trois niveaux
cflx=0	ccpl=1	$V_4$	$V_5$	$V_6$	$V_1$	$V_2$	$V_3$	Deux
	ccpl=0	$V_7$	$V_0$	$V_7$	$V_0$	$V_7$	$V_0$	Niveaux
	ccpl=-1	$V_5$	$V_6$	$V_1$	$V_2$	$V_3$	$V_4$	Trois niveaux

**Tableau 1.8.** Stratégie de contrôle de la DTC modifiée

## 1.5. RÉSULTATS DE SIMULATION ET DISCUSSION

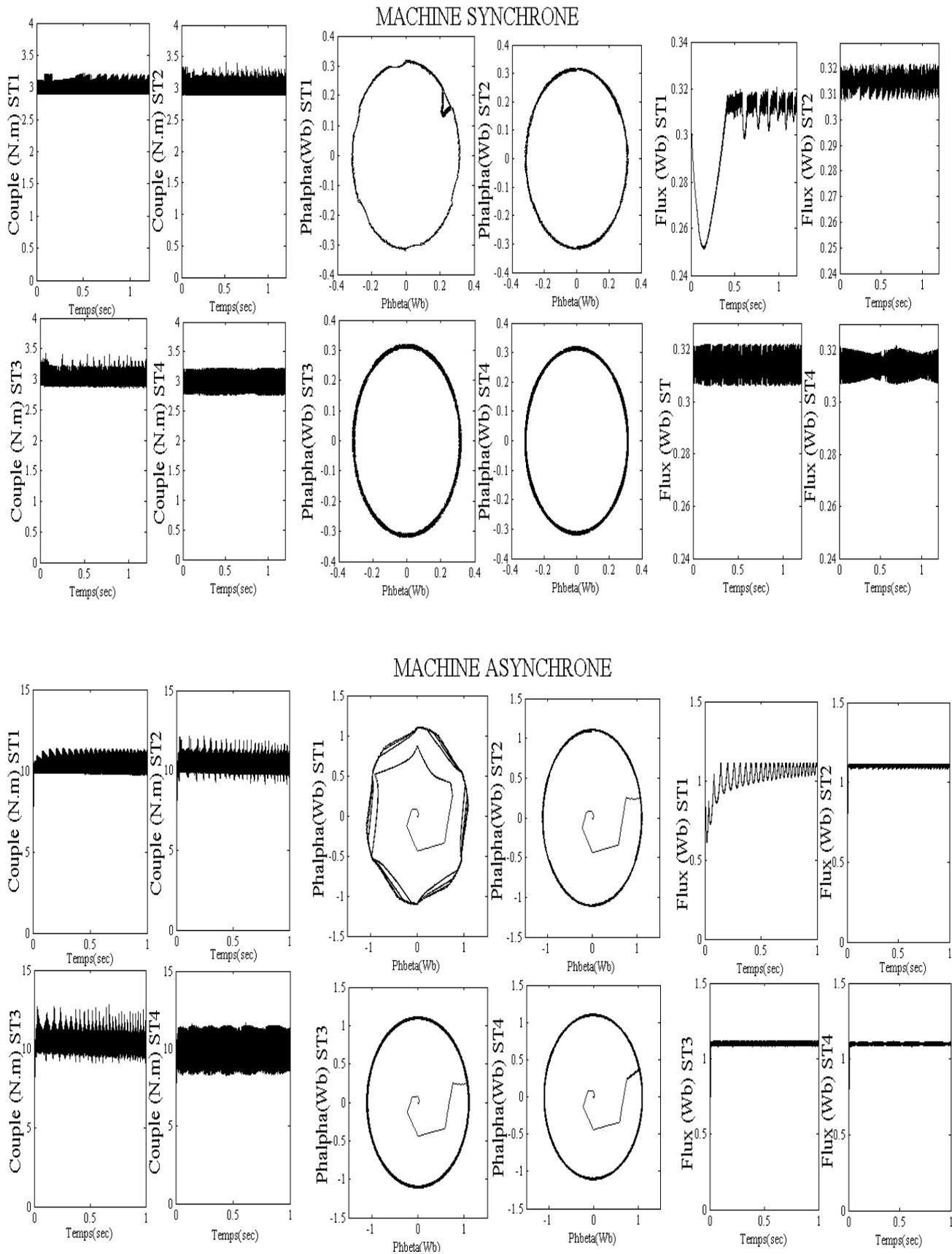
Pour illustrer le comportement de la structure de commande par DTC appliquée à un modèle de la MSAP et la MAS alimentée par un onduleur de tension triphasé, en boucle ouverte, on présente dans ce qui suit des résultats de simulation de cette commande (Direct Torque Control), les paramètres et le modèle des deux types de la machine sont indiqués à l'annexe.

### 1.5.1. Comparaison de différentes techniques d'amélioration de la DTC

D'après la figure 1.7 et 1.8, on observe que la quatrième stratégie nous donne moins d'ondulations de flux et elle nous offre de bonnes performances surtout lors de l'inversion du couple électromagnétique par rapport aux autres stratégies de commutation présentées précédemment.

D'après la figure 1.9, on remarque que la DTC classique fournit des performances meilleures en régime permanent du flux qu'en régime transitoire. Toutefois, le couple en régime permanent nous présente plus d'ondulations mais il présente de meilleures performances en régime transitoire que celui de la DTC modifiée.

En revanche, la DTC modifiée nous donne des meilleures performances du flux en régime transitoire qu'en permanent. Néanmoins, pour le couple elle donne de meilleures performances en régime permanent et médiocres en régime transitoire. Si on observe l'évolution du flux, on constate que les oscillations de flux sont plus importantes dans la DTC modifiée que dans la DTC classique.



**Figure 1.7.** Evolution du couple et flux statorique de machine électrique pour les différentes stratégies de commutation

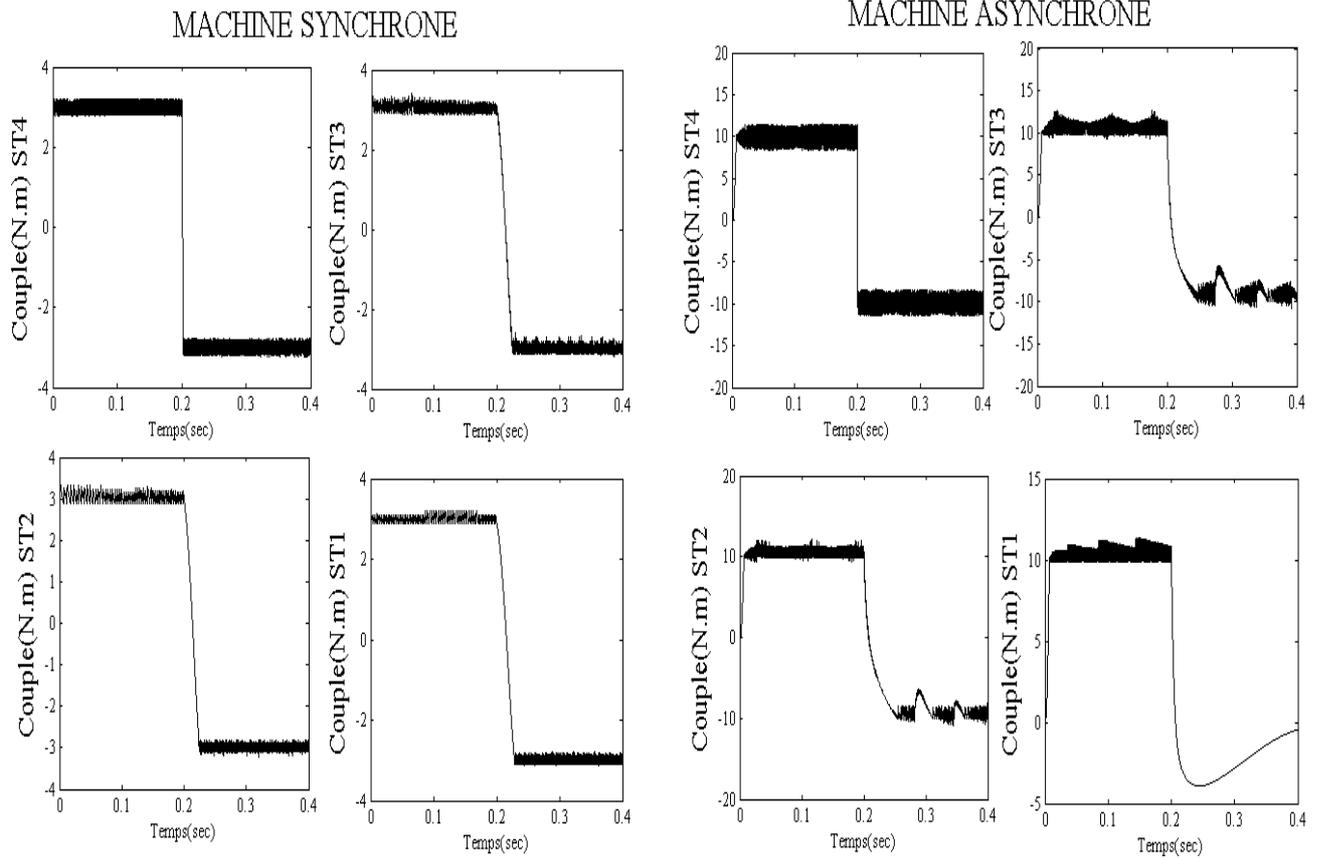


Figure 1.8. Evolution du couple de machine synchrone et asynchrone pour les différentes stratégies de commutation avec un échelon de couple en inverse.

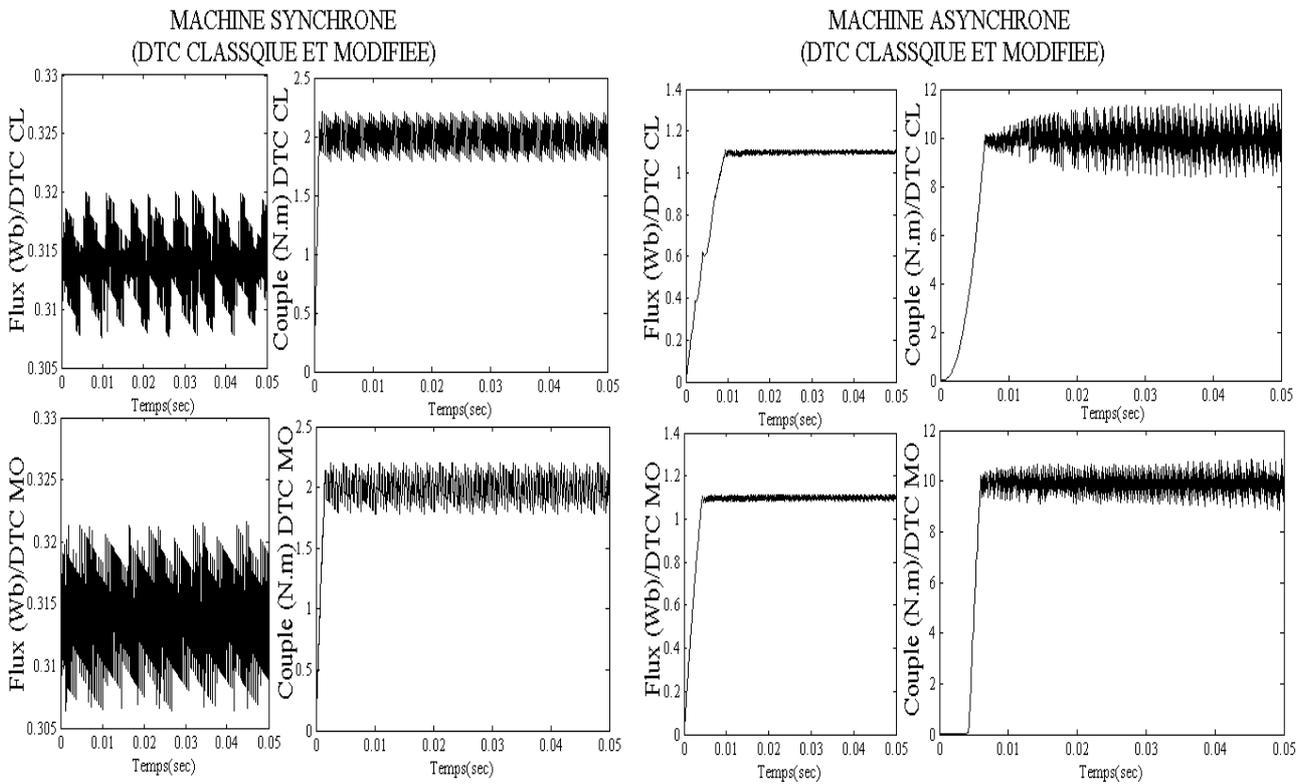


Figure 1.9. Les réponses du flux et de couple de la DTC classique et la DTC modifiée

### 1.5.2. Résultats de la meilleure technique de DTC appliquée à la MAS

La figure ci-dessous représente une simulation effectuée sur la machine asynchrone, elle montre également la réponse du couple, du flux statorique et la trajectoire du flux statorique, pour une consigne de couple de 10Nm et un flux de référence de 1.1 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 pour une rampe, un échelon de couple de 10Nm et ainsi en cas de l'inversion de la consigne du couple (de -10Nm à 10Nm).

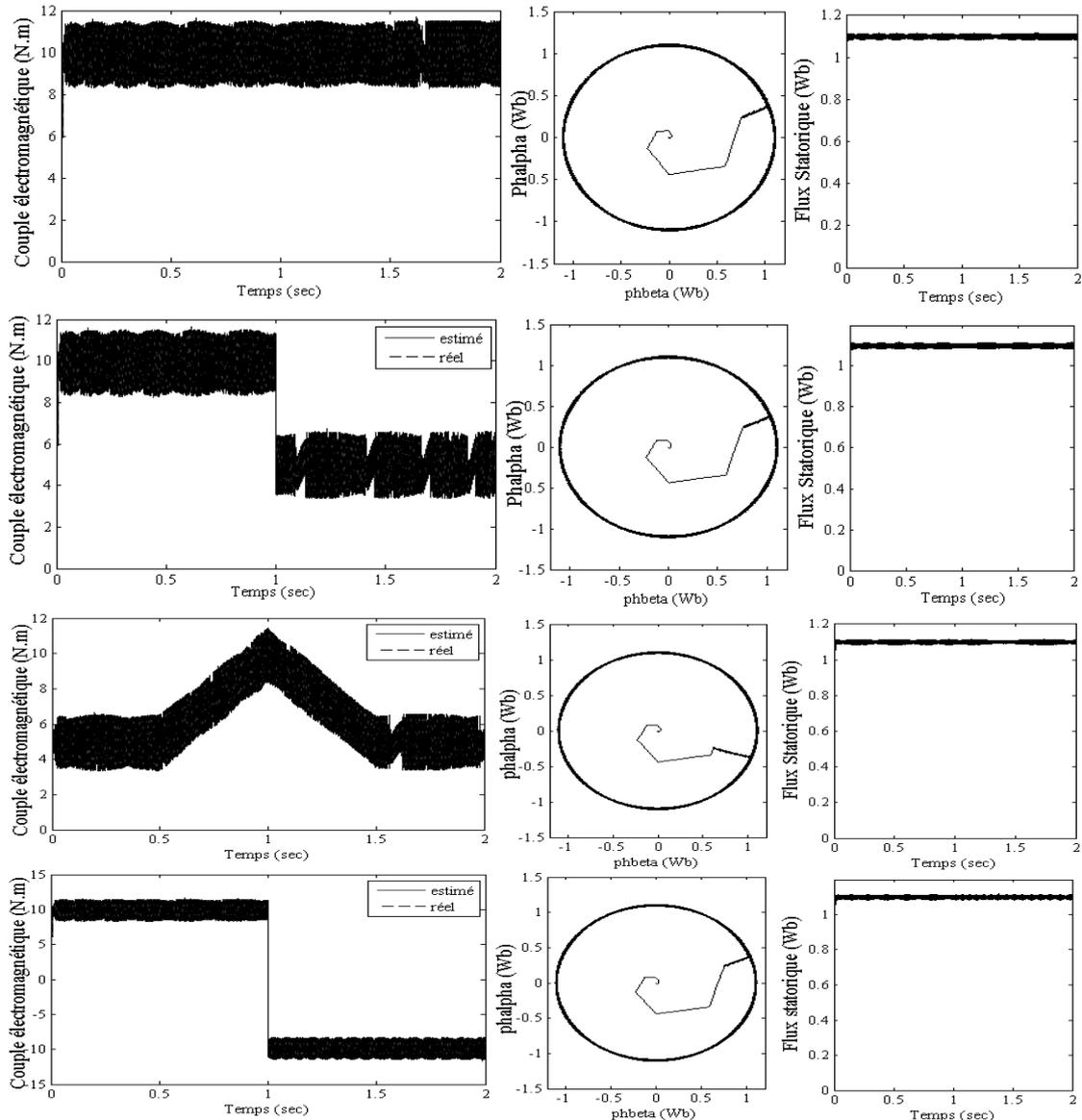


Figure 1.10. Evolution du couple et flux statorique de la MAS [HAM11a]

### 1.5.3. Résultats de la meilleure technique de DTC appliquée à la MSAP

Dans cette partie, on s'intéresse à la commande DTC de la machine synchrone à aimants permanents. La figure représente une simulation effectuée sur cette machine toujours sans réglage de vitesse. Ces résultats montrent que le flux statorique suit sa valeur de consigne, la trajectoire du flux décrit un cercle et le couple

instantané est commandé à l'intérieur d'une bande et suit sa référence rapidement pour une rampe, un échelon de couple de 2Nm et ainsi en cas de l'inversion de la consigne du couple (de -3Nm à 3Nm).

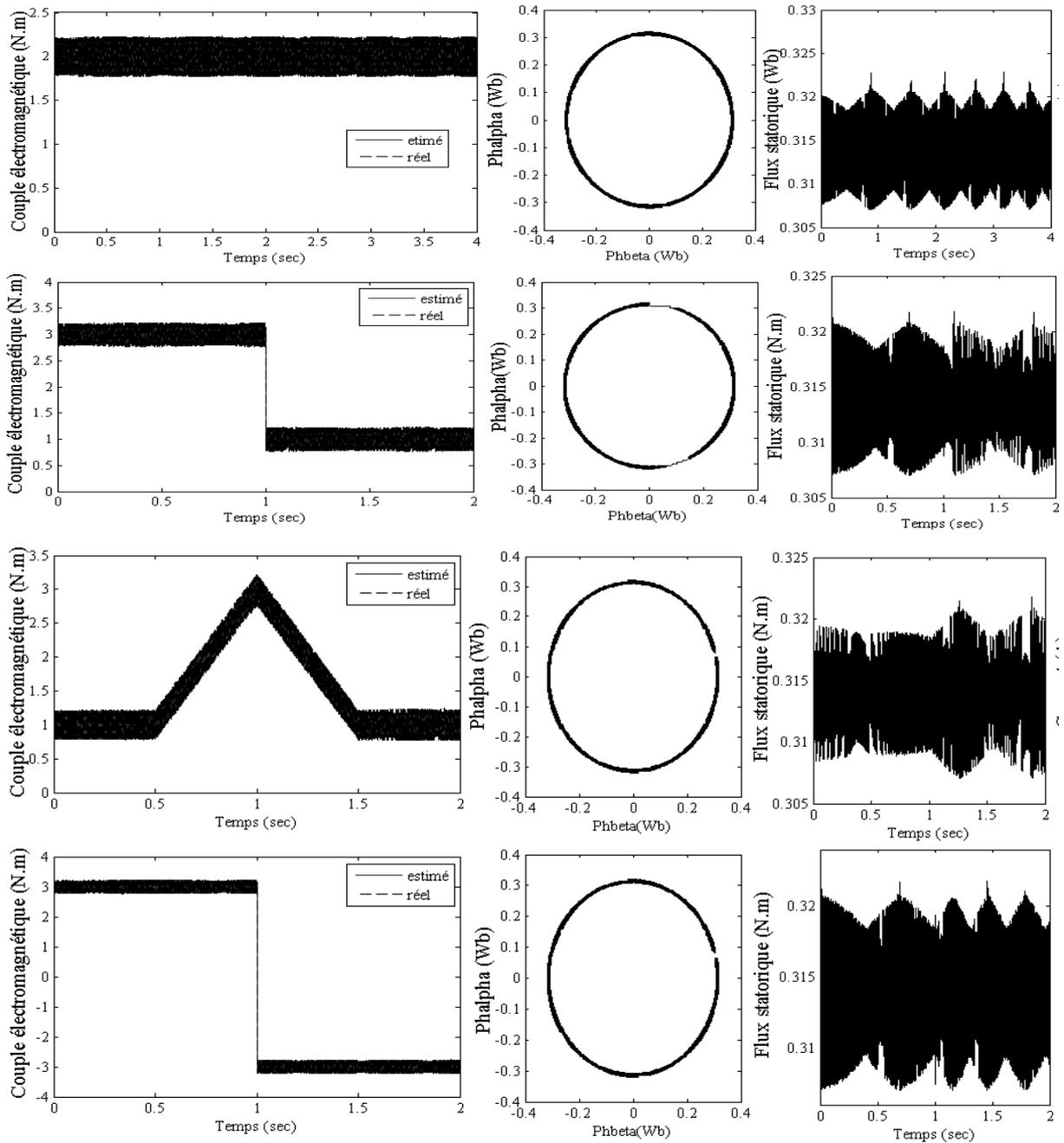


Figure 1.11. Evolution du couple et flux statorique de la MSAP

## 1.6. CONCLUSION

Ce chapitre est consacré aux principes de la commande directe du couple, cette commande a prouvé aux travers de très nombreuses applications industrielles sa capacité à garantir des performances accrues tout en s'avérant simple à implémenter.

La commande DTC a pour avantages :

- La réduction du temps de réponse du couple,
- La robustesse par rapport à la variation de paramètre de la machine,

- L'imposition directe de l'amplitude des ondulations du couple et du flux,
- Elle s'adapte par nature à l'absence de capteur mécanique connecté à l'arbre moteur

Elle présente deux inconvénients majeurs

- L'absence de maîtrise des harmoniques de couple (bruit audible, variation de la qualité acoustique)
- L'excitation (couples pulsatoires) pouvant entraîner un vieillissement précoce du système.

Les principes du contrôle du couple et du flux sont présentés pour deux types de machines électriques, la machine asynchrone et la machine synchrone à aimants permanents.

On a abordé toujours dans ce chapitre 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 et la table de commutation des interrupteurs de l'onduleur de tension, on a proposé et étudié quatre stratégies de commutation de comparateur à deux niveaux et une stratégie de comparateur à trois niveaux, la meilleure technique obtenue a été comparée par la suite à une méthode de décalage des zones de position du flux nommé DTC modifiée.

# CHAPITRE 2

## RÉGLAGE INTELLIGENT DE VITESSE

### 2.1. 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 [MOR05][HAM08].

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, on étudiera 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 2.1, on présentera des régulateurs de vitesse basés sur la logique floue, réseaux de neurones et neuro-flou et on les compare avec des régulateurs classiques comme le régulateur de type PI avec et sans anti-windup. Ces techniques seront au début appliquées à un seul type de machine électrique (la machine utilisée dans ce cas est la machine synchrone MSAP) et par la suite, on appliquera la meilleure technique à la deuxième machine (asynchrone MAS).

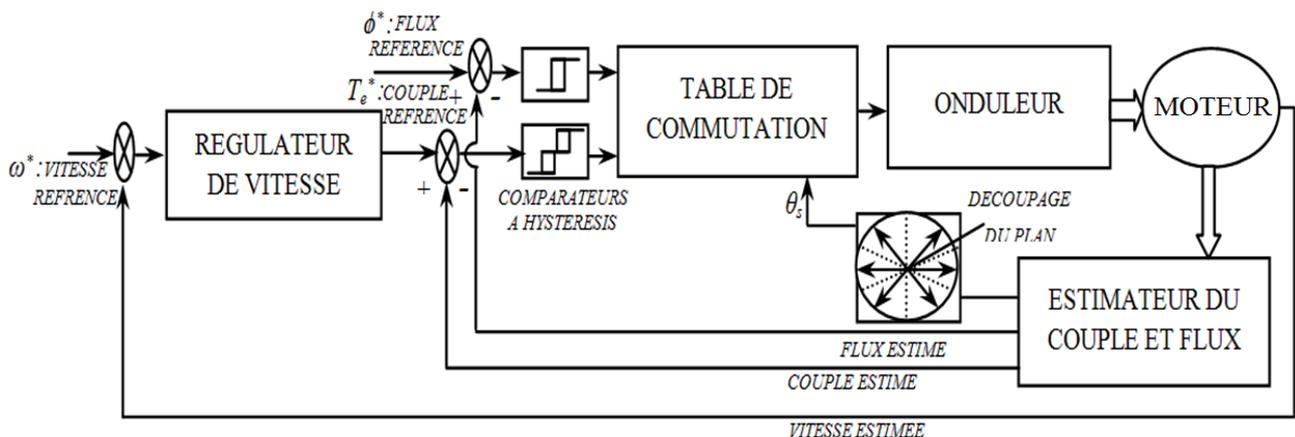


Figure 2.1. Structure de la commande DTC en boucle fermée

## 2.2. CRITÈRES DE PERFORMANCES

En générale, l'objectif d'un système de commande est de minimiser l'écart  $e(t)$  entre la sortie d'un système et une valeur de consigne désirée. Cet écart peut être dû, soit à un changement de consigne, soit à des perturbations agissant sur le système. Pour choisir un bon réglage du régulateur, on prend en compte l'amplitude maximum de l'écart et la durée nécessaire pour qu'il s'annule après une perturbation ou un changement de consigne. Il existe plusieurs critères numériques permettant de mesurer la qualité d'un réglage donné. Parmi ces critères on peut citer [GUE10]:

Critère de l'intégrale du carré de l'erreur (ISE):

$$ISE = \sum_{n=0}^L [e(nT_{ec})]^2 \quad (2.1)$$

Où  $T_{ec}$  et  $n$  sont respectivement la période d'échantillonnage et l'indice d'échantillon.  $[0, L]$  est l'intervalle sur lequel est calculé le critère. En pratique, la valeur de  $L$  est choisie de manière que l'intervalle  $[0, L]$  contienne suffisamment le régime transitoire.

Critère de l'intégrale de la valeur absolue de l'erreur (IAE)

$$IAE = \sum_{n=0}^L [e(nT_{ec})] \quad (2.2)$$

Critère de l'intégrale de l'erreur absolue temporelle (ITAE):

$$ITAE = \sum_{n=0}^L (nT_{ec}) \times |e(nT_{ec})| \quad (2.3)$$

Critère du pourcentage de dépassement ( $D_{ep}$ )

$$D_{ep} (\%) = \frac{S_{\max} - S_{\text{final}}}{S_{\text{final}} - S_{\text{initial}}} \times 100\% \quad (2.4)$$

## 2.3. RÉGULATEURS CONVENTIONNELS

### 2.3.1. Principe

Dans tout entraînement électrique à vitesse variable, il y a nécessité d'installer différents capteurs afin d'assurer le retour de l'information pour le calcul de la commande. Ces capteurs sont de types différents et de technologies différentes selon les grandeurs à capter.

Cependant, les sorties de ces capteurs ne sont pas adaptées aux entrées des cartes de commande où les calculs de régulation relatifs à la commande sont réalisés. Un étage d'adaptation et de conversion analogique numérique accompagnent donc nécessairement le capteur. Cet étage est communément connu sous le nom de chaîne d'acquisition. Outre les défaillances propres aux capteurs, ces chaînes d'acquisition peuvent elles aussi être source de déformation de la grandeur captée. Ces défauts risquent d'engendrer un

disfonctionnement de la commande et donc une mise hors service du système en entier d'où l'importance de trouver des solutions [ABD10].

### 2.3.2. Régulateur de type classique sans anti-windup

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 soit 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 2.2.

La partie mécanique du système est représentée par l'équation de transfert établie à partir de l'équation mécanique de la machine utilisée. Le calcul des paramètres du régulateur (les deux gains  $K_p$  et  $K_i$  sont réalisés en spécifiant une réponse en boucle fermée).

Pour avoir un comportement bien amorti, avec un amortisseur relatif optimal, les paramètres du régulateur ont été choisis par la méthode des pôles imposés [BOU09]. Voir figure (2.2)

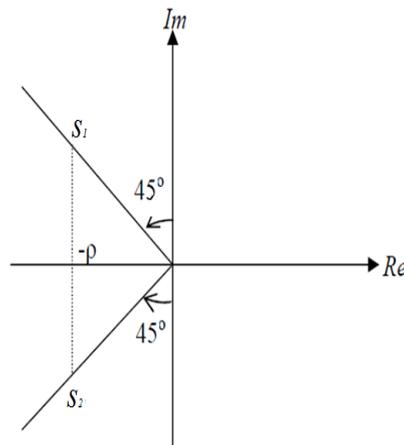


Figure 2.2. Méthodes des pôles imposés

Les expressions des paramètres du régulateur sont alors calculées selon (2.5)

$$\begin{cases} K_p = 2j\rho - f \\ K_i = 2j\rho^2 \end{cases} \quad (2.5)$$

En prenant

$$s_{1,2} = -\rho \mp \rho j \quad (2.6)$$

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.

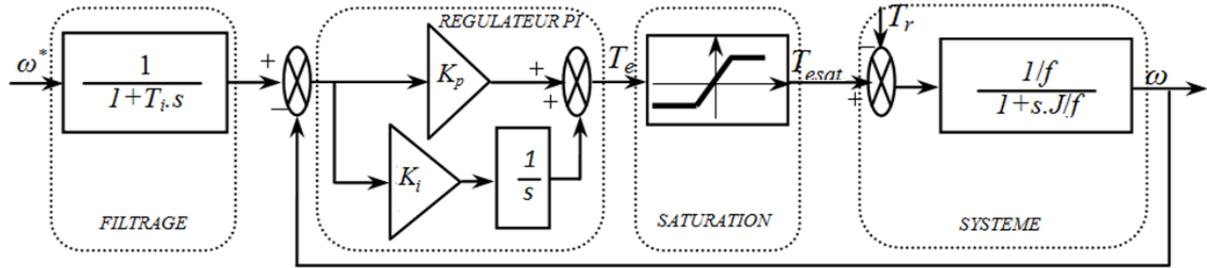


Figure 2.3. Structure de régulation de la vitesse mécanique [ABD10]

### 2.3.3. Régulateur de type classique avec un anti-windup

La saturation représentée sur la figure 2.3, joue le rôle d'une protection pour la machine. La valeur maximale et la valeur minimale de cette saturation sont fixées égales à la valeur maximale du couple que la machine peut supporter. Cette valeur est indiquée par le constructeur dans la documentation technique de la machine. Dans notre cas, cette valeur du couple ne doit pas dépasser 2.5 de  $T_n$ . Cependant, cette saturation est passive vu qu'en cas de dépassement des valeurs limites, aucune réaction n'est entreprise sur le système. On choisit alors d'introduire une saturation active représentée dans la figure 2.4. Cette saturation est connue sous le nom de 'anti-windup'.

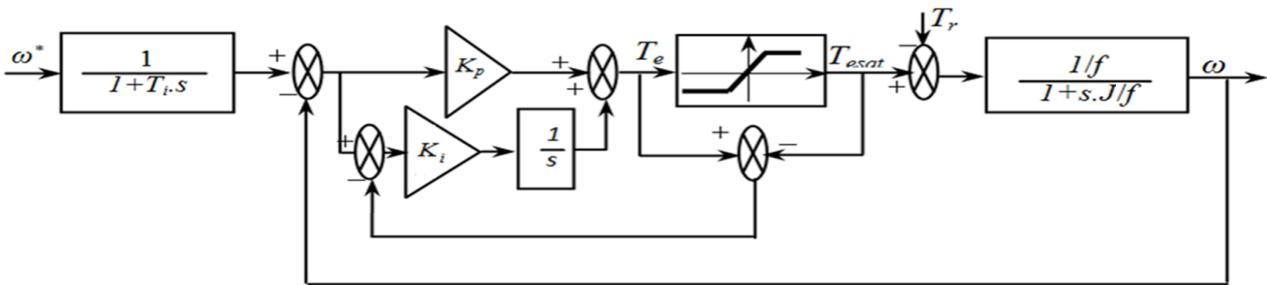


Figure 2.4. Structure du régulateur avec un anti-windup de la régulation de la vitesse mécanique [ABD10]

### 2.3.4. Résultats de simulation (MSAP/MAS)

Les figures 2.5, 2.6 illustrent les performances de la DTC-MSAP/MAS en boucle fermée au démarrage à vide suivi d'un couple de charge (2Nm pour la MSAP et de 10Nm pour la MAS) appliqué entre les instants 0.2sec et 0.4sec, 0.5sec et 0.9sec.

Selon la table 2.1, on trouve que le deuxième régulateur donne des meilleurs résultats si on l'applique à la synchrone et donne des résultats satisfaisants si la machine utilisée est de type asynchrone.

$T_r$ : temps de réponse (sec),  $T_d$ : Temps prise pour rejeter la perturbation (temps de rejet),  $T_{si}$ : Temps de simulation (sec).

Les résultats pour les deux types de machines montrent la bonne réponse du couple électromagnétique qui suit convenablement sa consigne, la vitesse suit la vitesse de référence rapidement et sans dépassement en utilisant le régulateur avec un anti-windup par rapport au régulateur sans anti-windup.

PERFORMANCES

REGULATEURS CLASSIQUES	$IAE_{\omega}$		$D_{ep}$	$T_{re}$	$ISE_{T_e}$	$T_d$	$T_{si}$
PI sans antiwindup	<b>002.010</b>	MSAP	2.35	<b>0.090</b>	007.94	040e-3	01:06.42
avec antiwindup	002.367			0.100	<b>007.73</b>	<b>035e-3</b>	<b>01:04.32</b>
PI sans antiwindup	<b>019.616</b>	MAS	2.60	<b>0.102</b>	<b>220.93</b>	040e-3	<b>00:49.08</b>
avec antiwindup	026.508			0.160	239.79	100e-3	00:51.60

Tableau 2.1. Comparaison de performances des deux régulateurs classiques (avec et sans anti-windup)

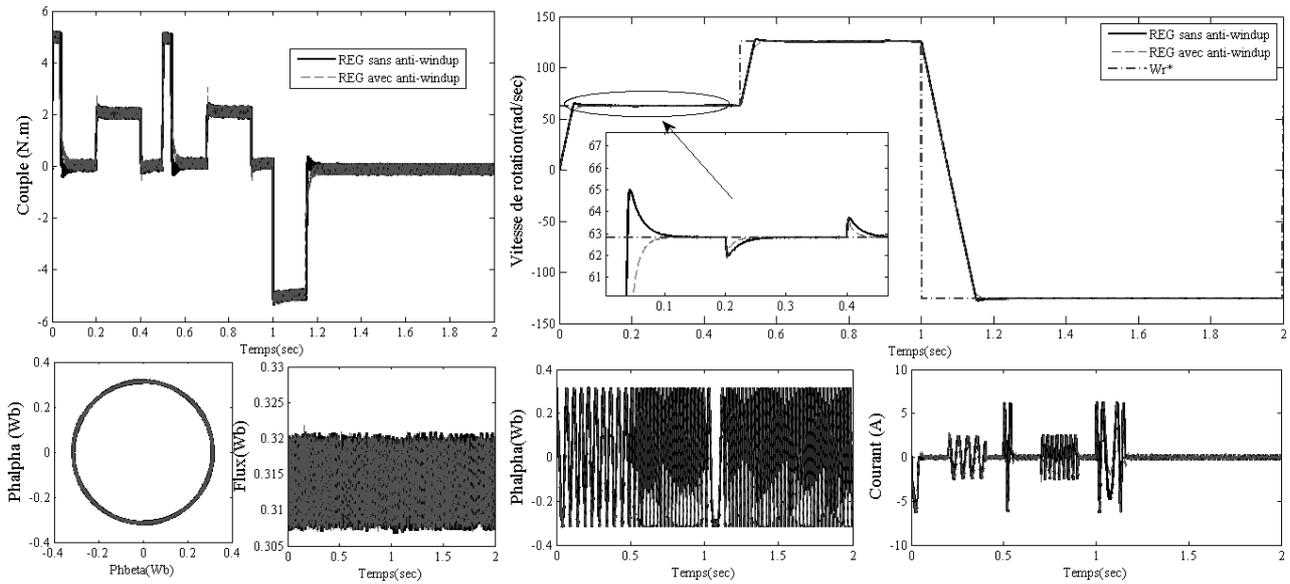


Figure 2.5. Résultats de simulation de la DTC-MSAP en boucle fermée (en utilisant deux régulateurs classiques avec et sans anti-windup)

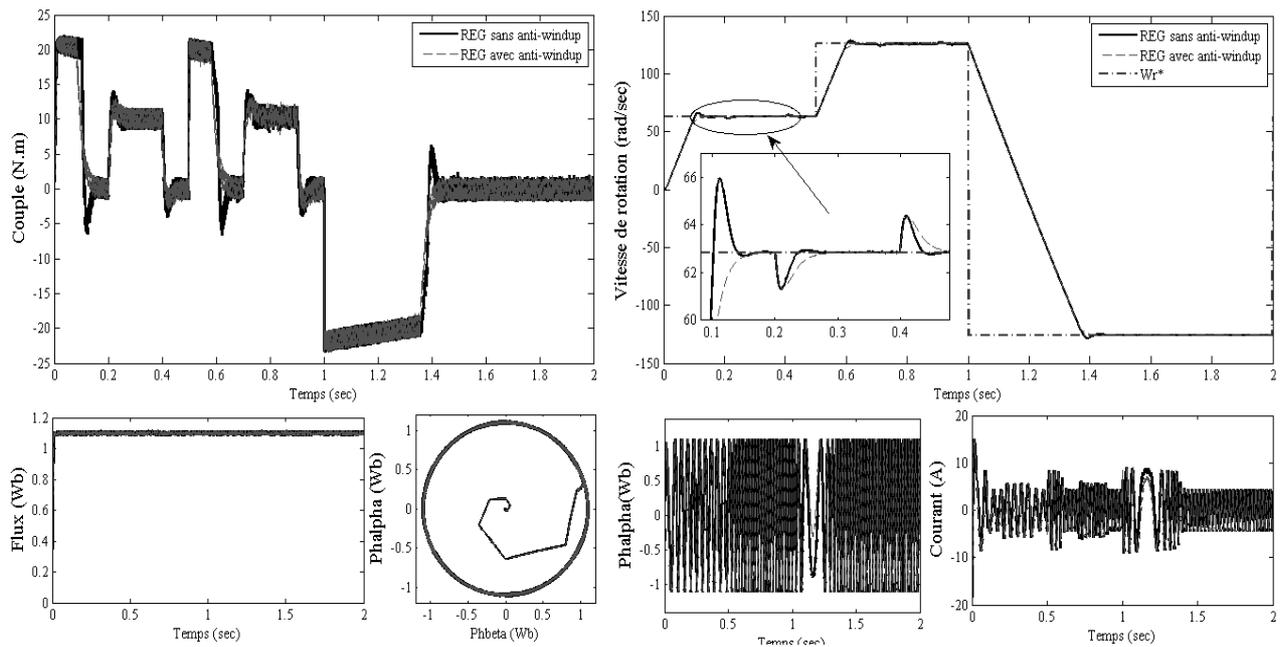


Figure 2.6. Résultats de simulation de la DTC-MAS en boucle fermée (en utilisant deux régulateurs avec et sans anti-windup)

## 2.4. RÉGULATEURS BASÉS SUR LA LOGIQUE FLOUE

### 2.4.1. Principe

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 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.

### 2.4.2. Régulateur flou (FLC)

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

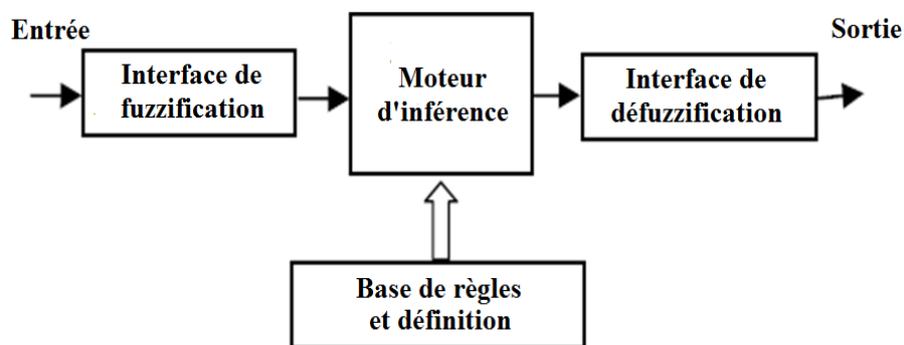


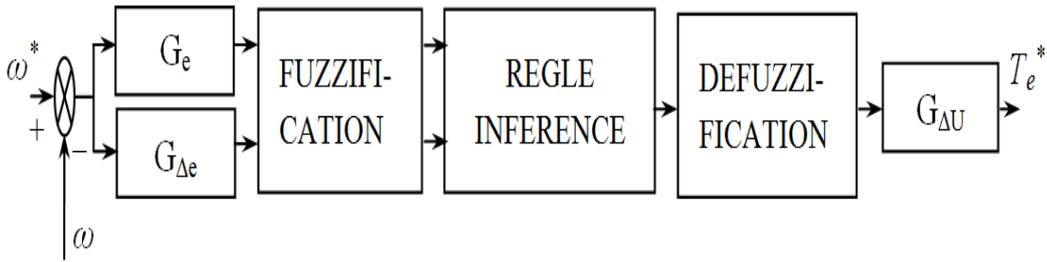
Figure 2.7. Structure d'un système flou

Le traitement réalisé par un système d'inférence flou est divisé en trois tâches essentielles [HAD03]:

- 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 entre 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  $\Delta e$ ) et en sortie ; la variation de la commande ( $\Delta U$ ),  $U$  représente la variation de  $T_e$  pour le régulateur de la vitesse [HAM11d][HAM12a].



**Figure 2.8.** Structure de réglage de la vitesse de la machine en utilisant un régulateur flou.

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

$$\begin{aligned} x_e &= \frac{e}{G_e} \\ x_{\Delta e} &= \frac{\Delta e}{G_{\Delta e}} \\ x_u &= \frac{\Delta u}{G_u} \end{aligned} \tag{2.7}$$

Où  $G_e$ ,  $G_{\Delta e}$  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 trois, cinq et sept classes pour obtenir respectivement neuf, vingt-cinq et quarante-neuf règles.

On présente un régulateur à sept classes par exemple qui sont notées comme suit :

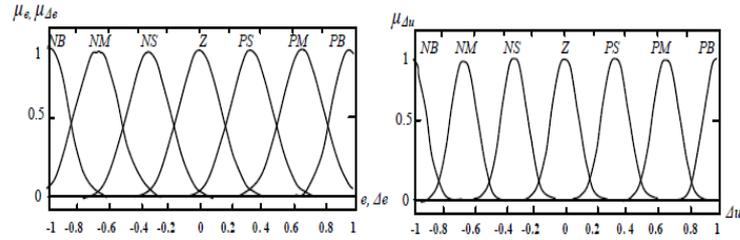
Exemple de sept classes : NG: negative grand; NM: negative moyen; NP: negative petit; EZ: zero, PP : positive petit ; PM : positive moyen ; PG : positive grand.

En se basant sur la matrice de Mac Vicar Whelan, on déduit les lois de commande suivantes. [HAM12]

$e \backslash \Delta e$	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
ZR	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 2.2.** Table des règles de commande (règles d'inférence) de sept classes

La figure 2.9 présente l'exemple de l'intervalle d'intérêt de chaque variable d'entrée et de sortie d'un régulateur toujours à sept classes.



**Figure 2.9.** Les fonctions d'appartenance des différentes variables linguistiques

Les règles de commande s'écrivent comme suite

Si ( $e$  est  $NG$ ) et ( $\Delta e$  est  $NG$ ) alors  $\Delta u$  est  $NG$ .

ou :

Si ( $e$  est  $EZ$ ) et ( $\Delta e$  est  $EZ$ ) alors  $\Delta u$  est  $EZ$ .

ou

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 [BÜH94]:

$$\Delta u = \frac{\sum_{i=1}^n u_i \mu_{\Delta u_i}}{\sum_{i=1}^n \mu_{\Delta u_i}} \quad (2.8)$$

### 2.4.3. Régulateur PI-FLC

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, on utilise un régulateur 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 :

$$U_{k+1} = U_k + G_{\Delta U} \Delta U_{k+1} \quad (2.9)$$

2.4.4. Résultats de simulation

2.4.4.1. Résultats de la commande DTC-MSAP en utilisant FLC techniques

La figure suivante (Figure 2.10) représente une comparaison entre les performances obtenues par l'utilisation d'un régulateur flou et PI-flou, d'après ces résultats, on remarque que avec l'utilisation d'un régulateur de type flou, les allures montrent la bonne poursuite des valeurs de consigne, on note aussi que les valeurs estimées peuvent suivre les valeurs de consigne, mais l'introduction de la charge conduit à une légère chute de vitesse qui ne sera pas complètement rejeté, pour cette raison, on propose un régulateur de type PI-FLC pour qu'il puisse rejeter cette chute rapidement et efficacement et annuler l'erreur statique.

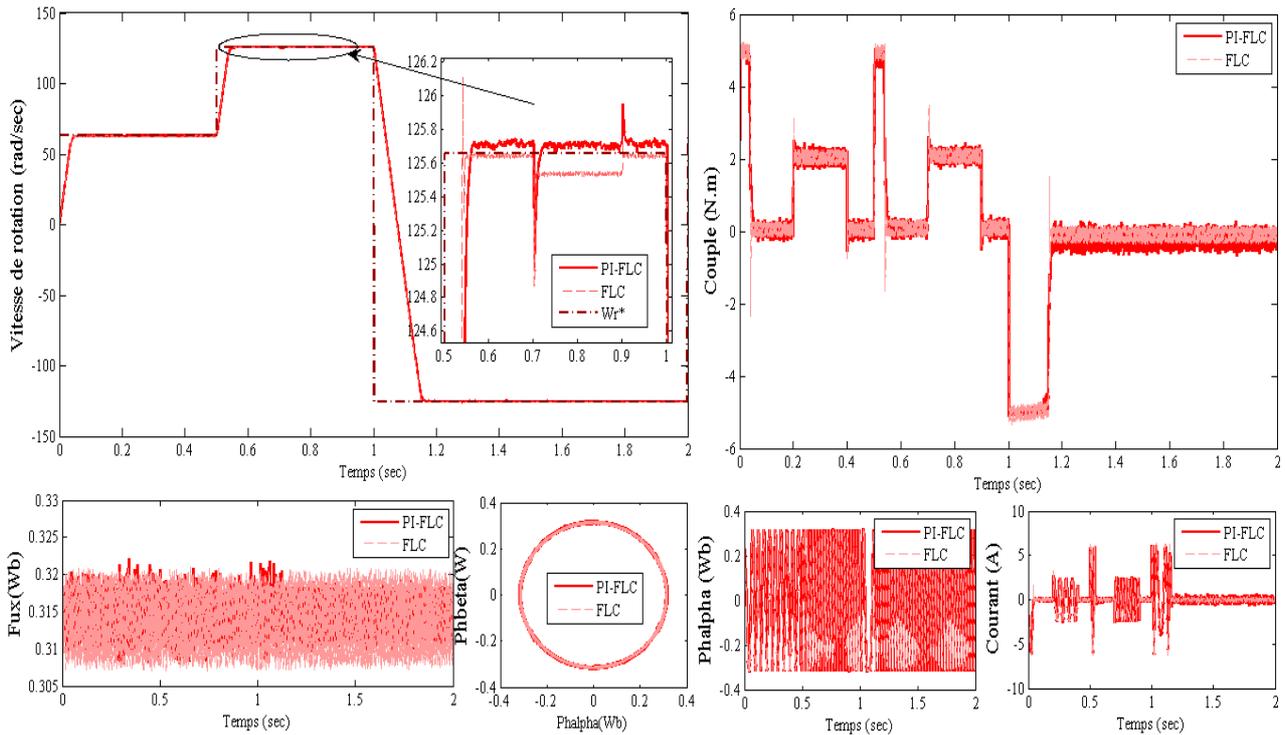


Figure 2.10. Résultats de simulation de la DTC-MSAP avec un régulateur FLC et PI-FLC

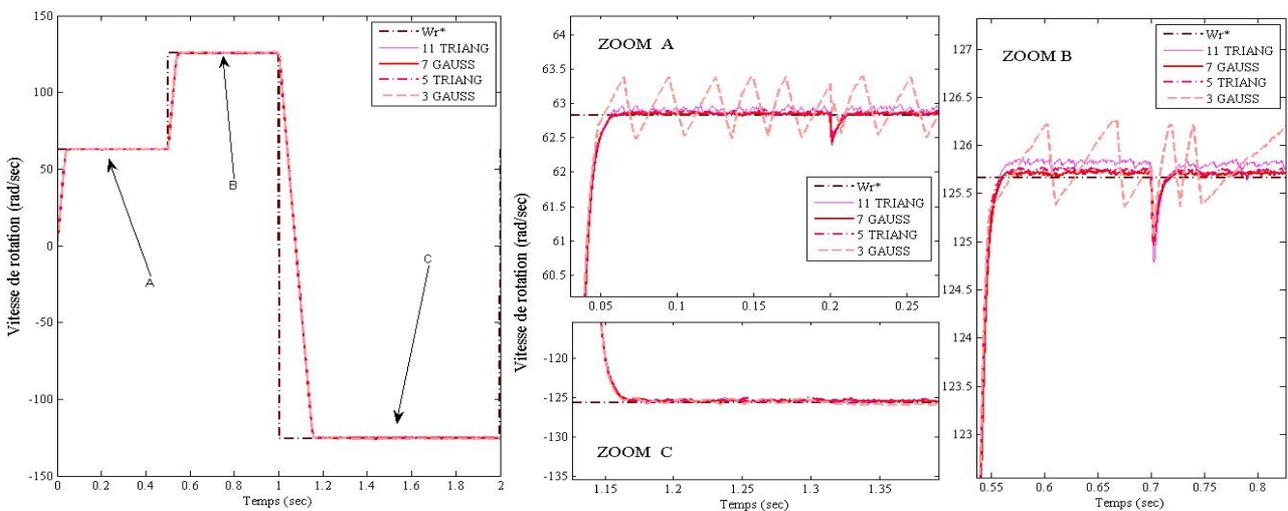


Figure 2.11. Vitesse de rotation de la DTC-MSAP (en utilisant différents régulateurs PI-FLC)

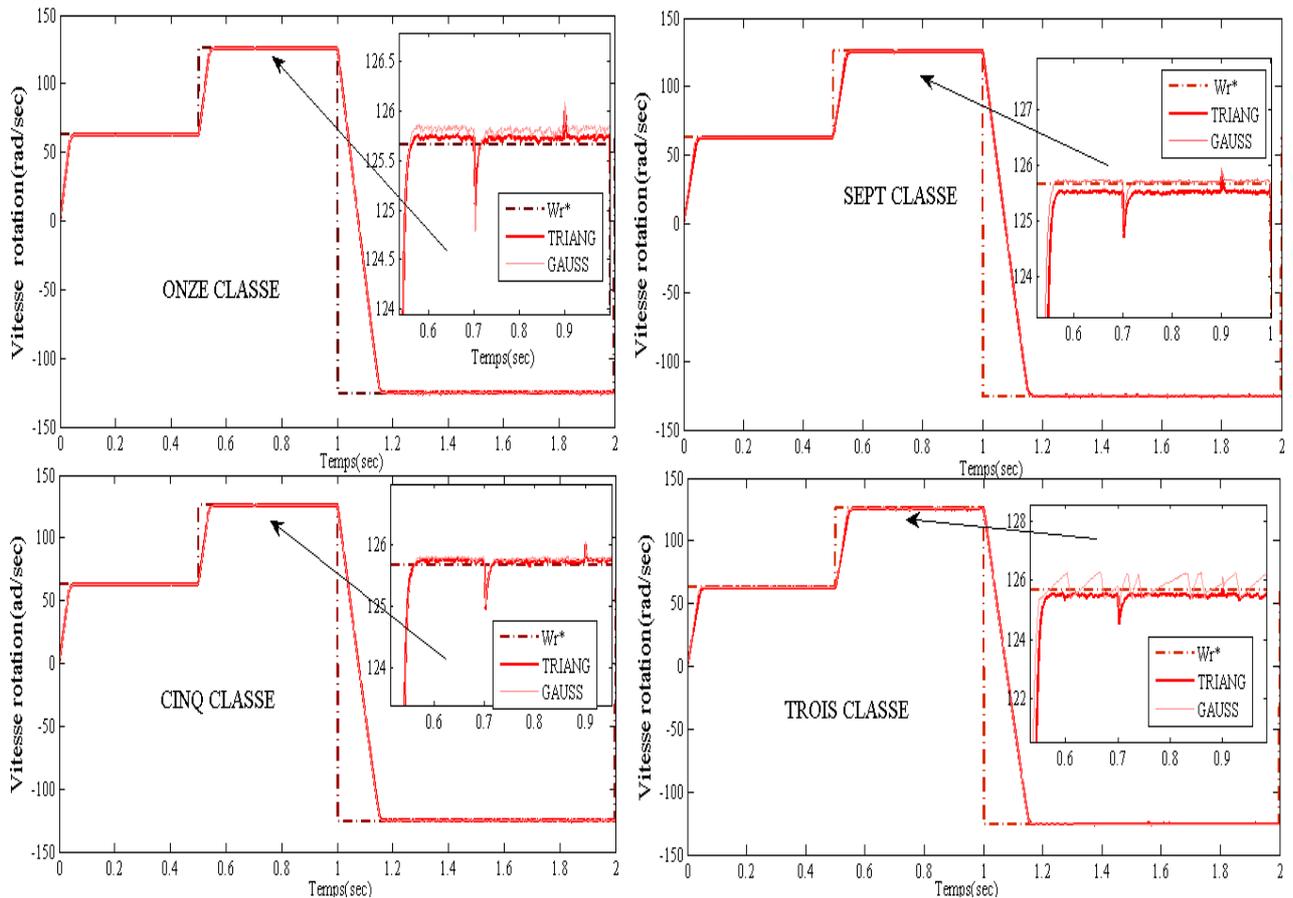


Figure 2.12. Vitesse de rotation de la DTC-MSAP (en utilisant un PI-FLC avec 3, 5, 7 et 11 classes)

Selon ces figures présentées ci-dessus, la forme des fonctions d'appartenance n'influe pas sur le temps de réponse et le temps d'inversion, tandis que la qualité de performances diminue en diminuant le nombre de classes, on note aussi que les deux figures (2.11 et 2.12) nous montrent que le régulateur flou à sept classes avec forme gaussienne nous offrent les meilleurs résultats par rapport aux autres régulateurs.

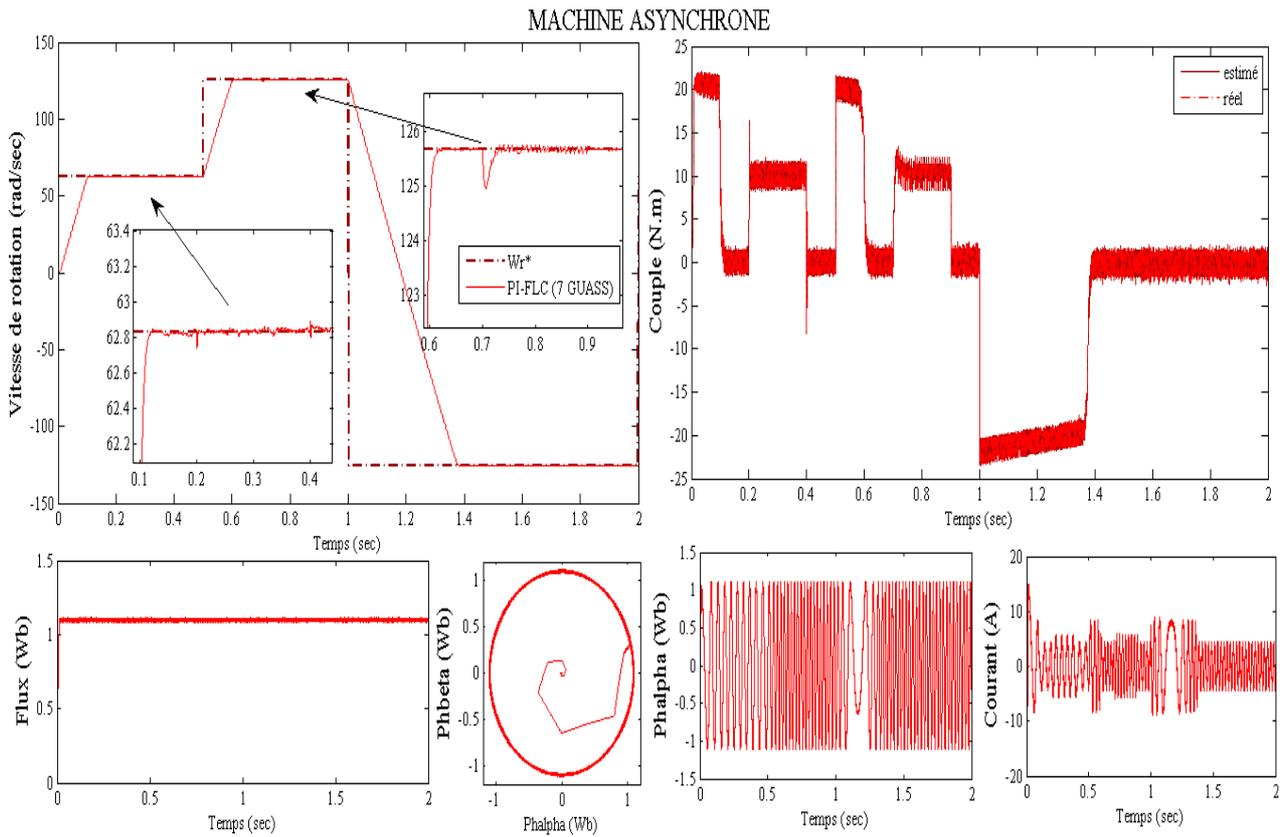
REGULATEURS FLOUS (7 CLASSES, FORME GAUSSIENNE)	PERFORMANCES				
	IAE <sub>ω</sub>	D <sub>ep</sub>	T <sub>re</sub>	ISE <sub>T<sub>re</sub></sub>	T <sub>d</sub>
FLC	037.538	0.35	0.046	7.01	005e-3
PI-FLC	013.744	0	0.075	6.28	020e-3

Tableau 2.3. Comparaison de performances des deux régulateurs flous (FLC et PI-FLC)

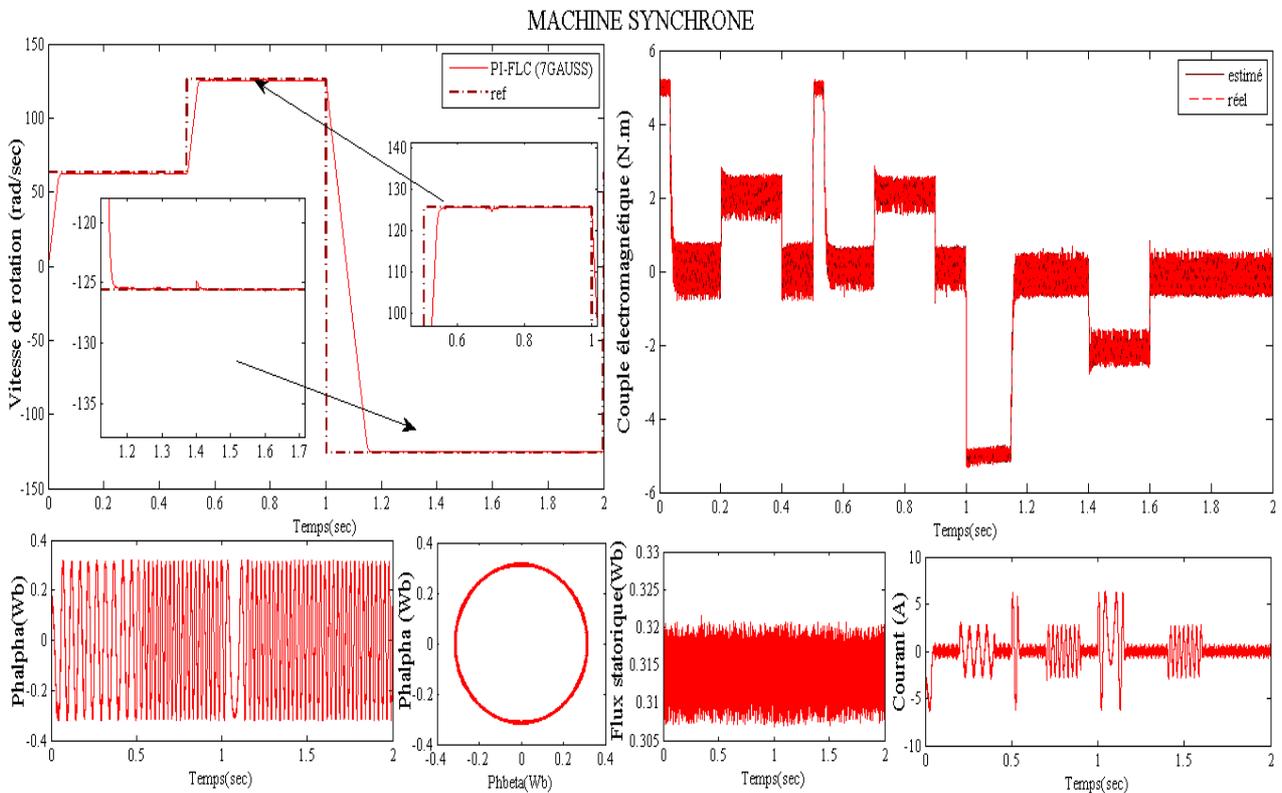
#### 2.4.4.2. La meilleure technique floue appliquée à la MSAP et MAS

Dans cette partie, on applique la meilleure technique floue obtenue précédemment qui représente un régulateur de type PI-FLC à sept classes, la fonction d'appartenance de ce régulateur est de forme gaussienne.

D'après les résultats précédents et selon la table de comparaison 2.3, on a trouvé que la meilleure technique obtenue est celle de PI-FLC à sept fonctions d'appartenances avec une forme gaussienne, cette technique sera appliquée par la suite aux deux types de machines synchrone et asynchrone (voir la figure 2.13 et 2.14).



**Figure 2.13.** Résultats de simulation de la DTC FLOUE-MAS



**Figure 2.14.** Résultats de simulation de la DTC FLOUE-MSAP

2.5. RÉGULATEURS BASÉS SUR LES RÉSEAUX DE NEURONES

2.5.1. Principe

Maintenant, on remplacera le régulateur flou par un régulateur neuronal, mais on le représentera sur la base de différents types d'apprentissage, ces régulateurs sont appliqués à la machine synchrone. La figure 2.15 représente la structure de ce régulateur.

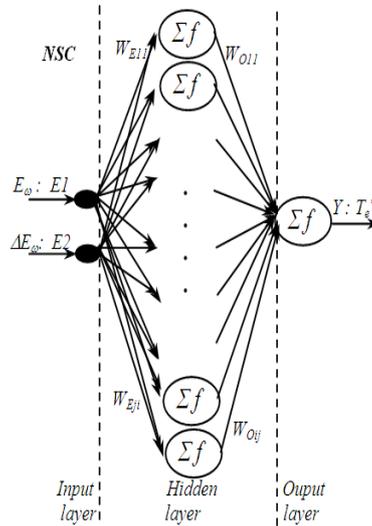


Figure 2.15. Structure d'un régulateur neuronal de la vitesse de rotation [HAM12e] [HAM12f]

Le choix d'architecture du réseau sera déterminé au cours de l'apprentissage, où on commence avec un certain nombre de neurones dans la couche cachée, si après plusieurs essais, le réseau n'arrive pas à converger, on augmente 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  $1e^{-2}$  et au fur et à mesure que cette valeur est atteinte, on minimise cette erreur jusqu'elle devienne négligeable). Plusieurs essais doivent être faits afin d'aboutir une architecture optimale, qui nous donne 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.

2.5.2. Résultats de la commande DTC-MSAP en utilisant des techniques neurales

Dans cette section, on représente trois types de régulateurs neuronaux, le premier est basé sur l'apprentissage d'un PI, le deuxième par un FLC, le dernier par un PI-FLC. Les caractéristiques de chaque régulateur sont représentées sur la table suivante.

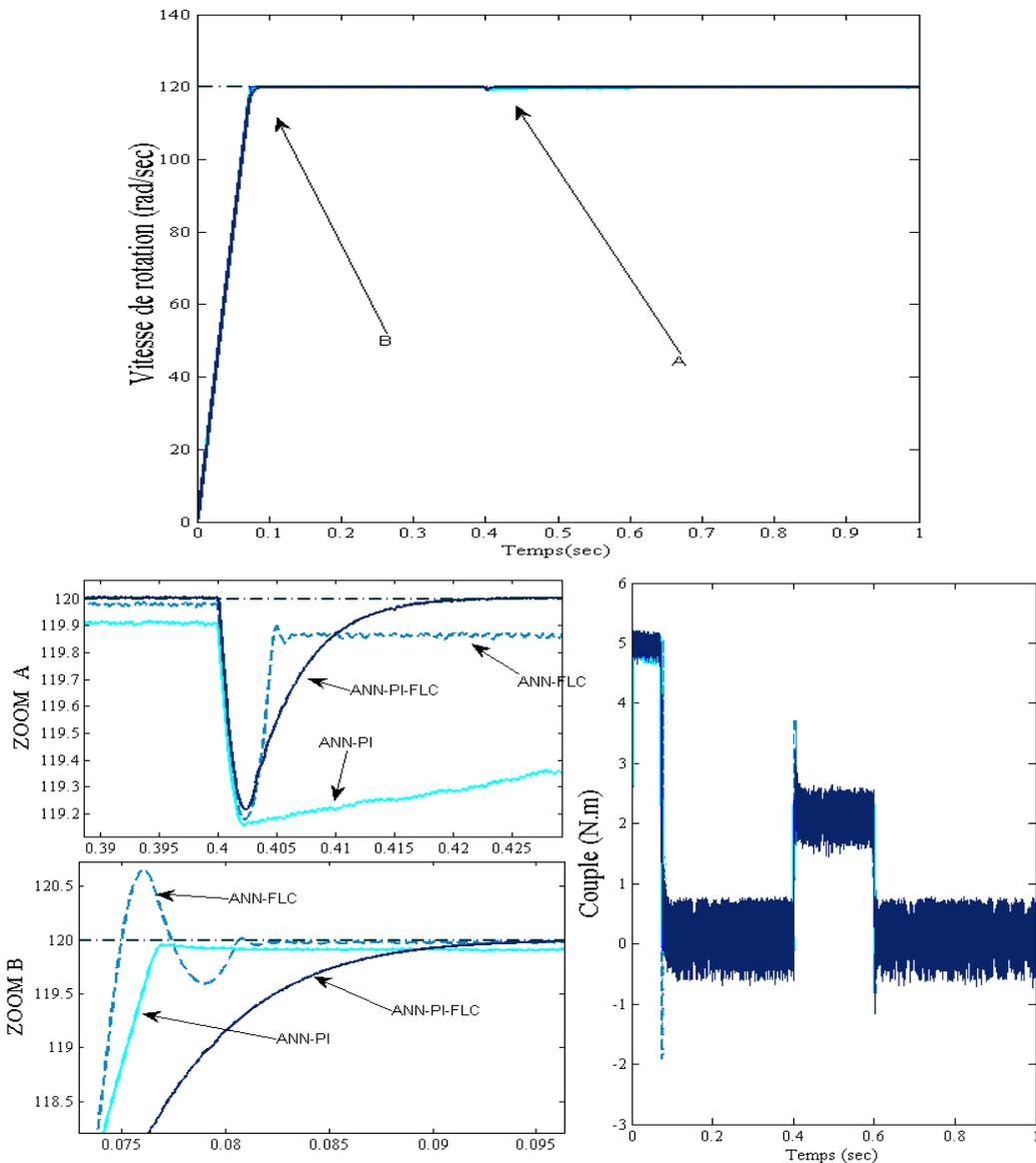
ALGORITHME D'APPRNTISSAGE	RÉGULATEURS NEURONAUX		
	PI	FLC	PI-FLC
COUCHE CACHÉE (NOMBRE DE NEURONS)	11	25	30
NOMBRE D'ITÉRATIONS	500	500	500
PERFORMANCES	0.03	0.08	0.05

Tableau 2.4. Les caractéristiques des régulateurs neuronaux [HAM12j] [HAM12g]

RÉGULATEURS NEURONAUX	PERFORMANCES				
	IAE <sub>ω</sub>	D <sub>ep</sub>	T <sub>re</sub>	ISE <sub>T<sub>e</sub></sub>	T <sub>d</sub>
ANN-PI	234.432	█	0.042	8.67	200e-3
ANN-FLC	036.653	0.79	0.045	8.94	007e-3
ANN-PI-FLC	001.278	█	0.070	4.38	025e-3

**Tableau 2.5.** Les performances des régulateurs de vitesse basés sur les réseaux de neurones

D'après la figure suivante, on observe que la réponse du couple et de la vitesse suivent bien leurs références mais le régulateur neuronal basé sur l'apprentissage à partir du meilleur régulateur flou décrit précédemment nous offre de bonnes réponses, où la réponse de la vitesse de rotation suit bien sa référence sans dépassement, le régulateur aussi réinjecte rapidement et parfaitement la perturbation par rapport aux autres régulateurs.



**Figure 2.16.** Résultats de simulation de régulateur neuronal avec différents apprentissages

2.5.3. Résultats de la meilleure technique appliquée à la MSAP/MAS

D'après les résultats précédents, on conclut que le régulateur neural avec un apprentissage à partir d'un régulateur PI-FLC est le meilleur régulateur utilisé pour le réglage de vitesse par rapport aux autres régulateurs. D'après la figure suivante (2.17), ce régulateur présente des résultats satisfaisants pour les deux types de machines.

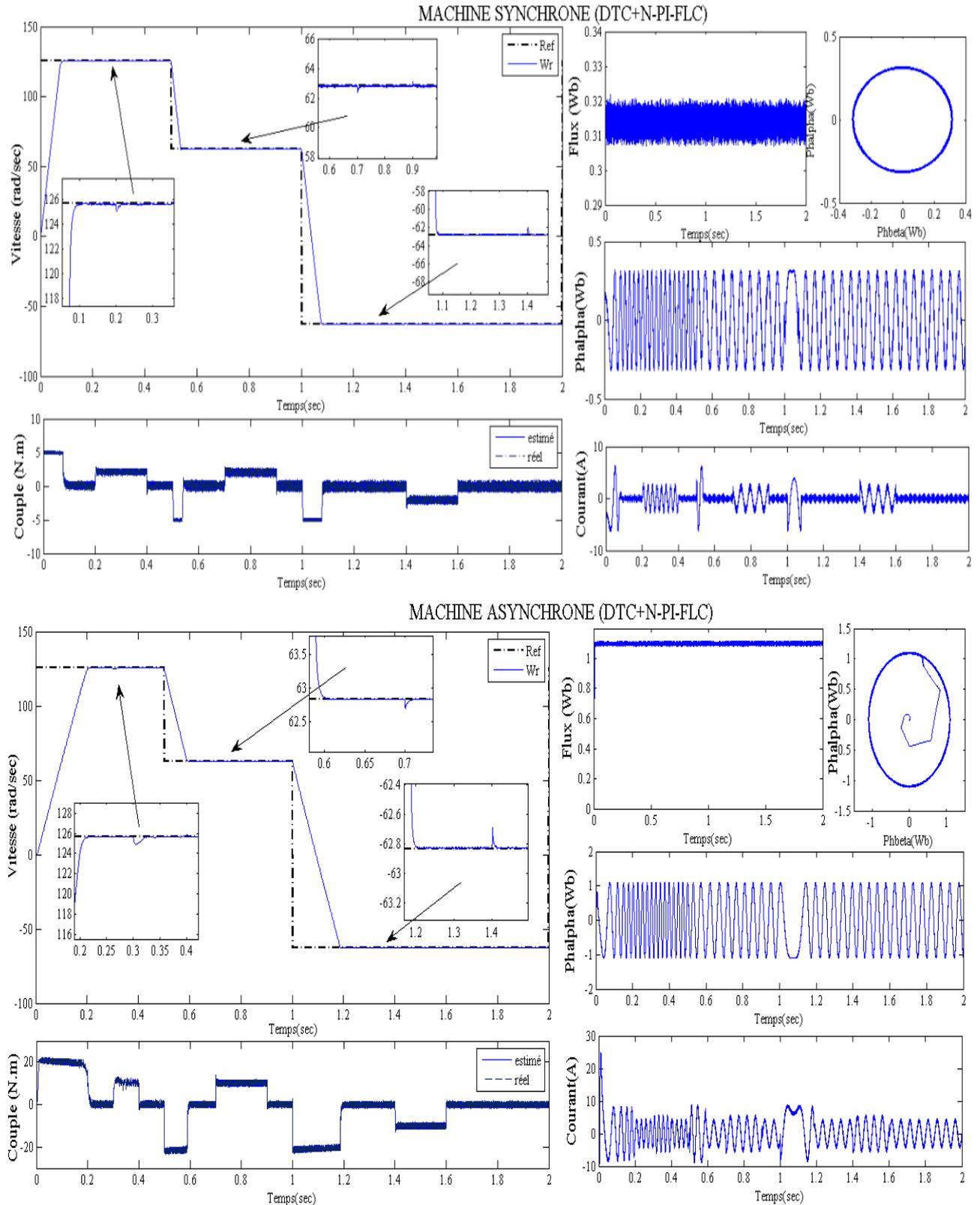


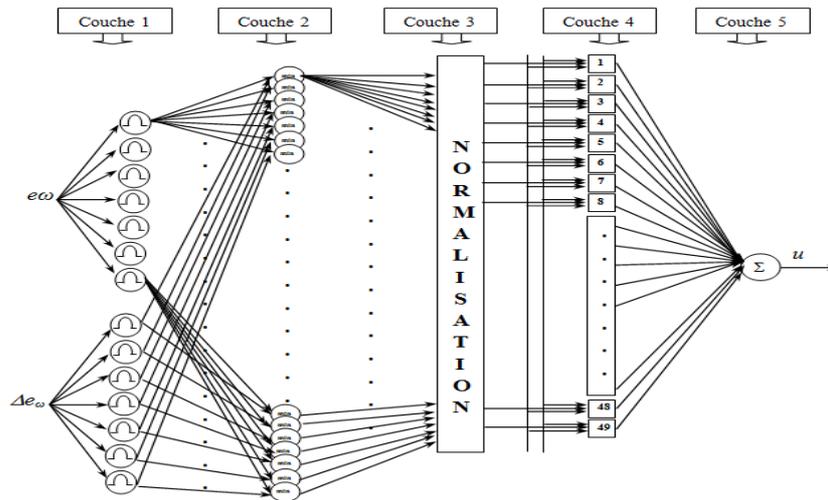
Figure 2.17. Résultats de simulation de la DTC-MAS/MSAP

## 2.6. RÉGULATEURS BASÉS SUR LES NEURO-FLOUS

### 2.6.1. Principe

Dans ce paragraphe, on propose un régulateur de vitesse basé sur le neuro-flou adaptatif avec ses cinq couches [ERI98][VAS98], présenté sur la figure 2.18. 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 2.18.** Structure d'un régulateur neuro-flou de la vitesse de rotation [HAM12k]

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<sup>ème</sup> 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.

CARACTERISTIQUES	REGULATEUR DE VITESSE MSAP/MAS
	ANFIS
ENTRÉES - SORTIES	2-1
NOMBRE DE NEURONES	2-49-1
ITÉRATIONS	42
PERFORMANCE	0.013
ALGORITHM 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 2.6.** Les caractéristiques de régulateur neuro-flous de vitesse

2.6.2. Résultats de simulation (MSAP/MAS)

D'après la figure 2.19, les résultats obtenus répondent bien à l'évolution d'une opération de démarrage à vide puis en charge des deux types de machines à courant alternatif.

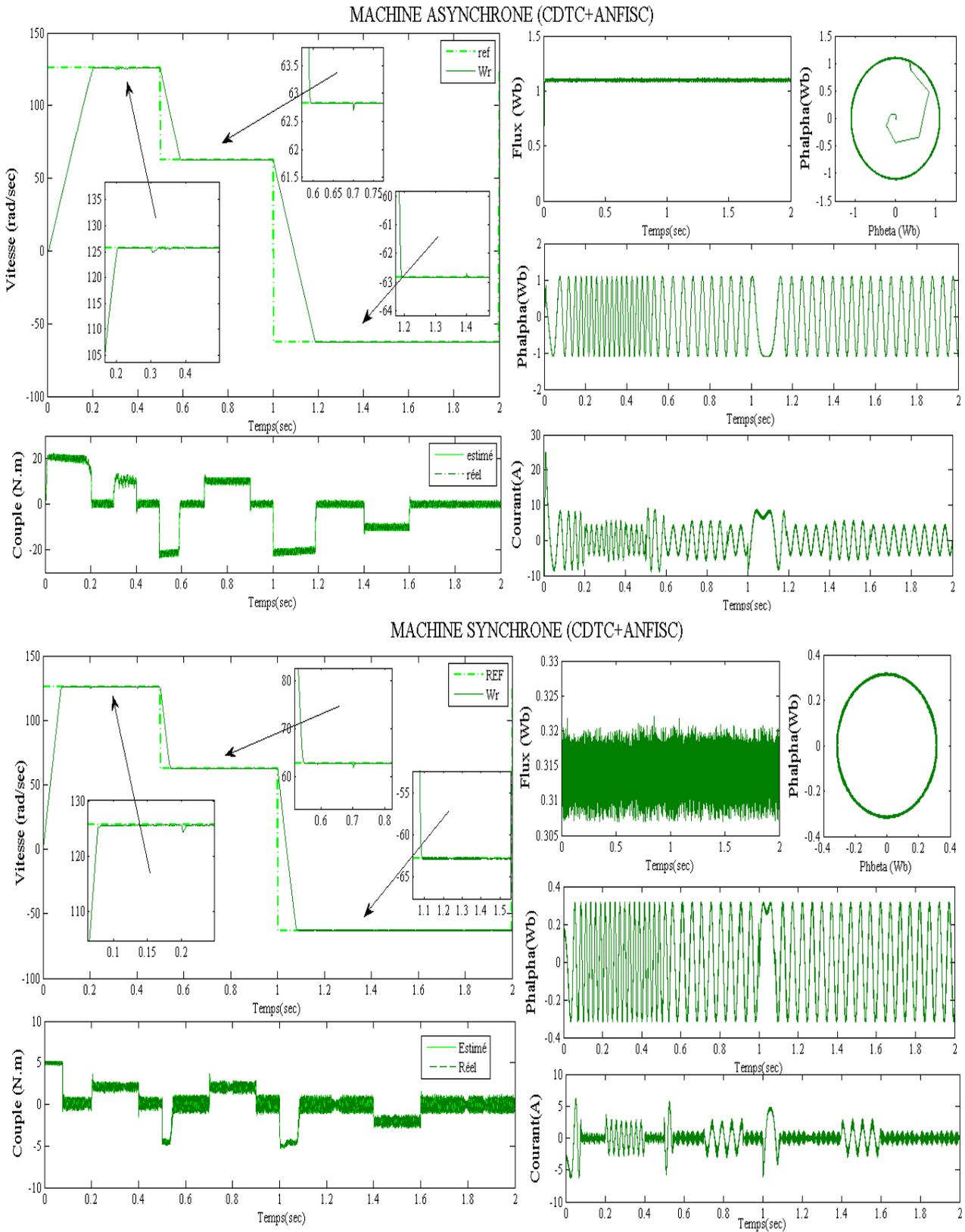


Figure 2.19. Résultats de simulation de la DTC-MAS/MSAP

L'utilisation de régulateurs de type neuro-flou donne de bonnes performances vu que la représentation du module des flux statorique dans le repère  $(\alpha, \beta)$  forme bien un cercle admettant un rayon de valeur des modules imposés, le couple électromagnétique admet des valeurs importantes lors des transitoires de la vitesse. Cette figure montre aussi que l'asservissement de la vitesse présente des résultats tout à fait satisfaisants et ce en dépit de l'application du couple de charge.

Dans le cas de la MAS, on a d'une part un dépassement qui est pratiquement nul (d'ordre 0.06) et d'autre part une amélioration très remarquable du critère ITAE de vitesse qui atteint une valeur optimale égale à 1.6 (pour plus de détail, voir chapitre cinq).

## 2.7. 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 celles basées sur des techniques conventionnels de type PI et IP avec anti-windup 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 de type flou et PI-flou à quatre approches (réglage à trois, cinq, sept et onze classes) avec forme gaussienne et triangulaire des fonctions d'appartenance.

On a pu obtenir des résultats satisfaisants en utilisant un contrôleur PI-FLC à sept classes, 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 on a remplacé le réglage flou par un deuxième type de réglage intelligent de type neuronal, où on a proposé trois approches (ANN avec apprentissage à base d'un réglage classique et flou) et pour le troisième type de réglage intelligent, on a proposé une approche neuro-floue.

Les résultats de simulation nous montrent que les techniques intelligentes donnent des résultats satisfaisants mais pour avoir des bonnes réponses, la meilleure technique obtenue est la technique basée sur les réseaux de neurones avec un apprentissage à partir les données d'un régulateur flou. En revanche, l'évolution de flux et surtout le couple présentent des fluctuations, pour surmonter ce problème, on abordera dans le troisième chapitre quelques techniques qui se basent sur l'intelligence artificielle.

# Chapitre 3

---

## LA COMMANDE DTC INTELLIGENTE

### 3.1. INTRODUCTION

DTC est la méthode la plus simple et la plus classique consiste tout simplement à intégrer les équations stator pour obtenir le flux à partir des mesures de la tension continue de l'onduleur et des courants. Cette méthode présente l'avantage de la simplicité et de robustesse vis-à-vis des paramètres rotor, cependant l'utilisation d'un comparateur à hystérésis échantillonné dans cette technique conduit à un fonctionnement à fréquence de commutation de l'onduleur non maîtrisée a priori, ceci entraîne des problèmes liés au bruit acoustique généré par le moteur.

Afin d'améliorer les performances de la DTC en réduisant les ondulations de couple et de flux, les auteurs dans [TOU07] [MIL07] [SAY94] [SAY93] [JIA04] [ZAI07], ont été proposés un régulateur flou avec 180 règles pour remplacer les comparateurs à hystérésis et la table de commutation dans la DTC classique, la référence [REZ02] propose une nouvelle approche pour réduire la taille des règles de 180 à 132, d'autres techniques floues sont présentées dans [XIN04] [HUS08] [CHI04] et [DAN04] respectivement pour réduire encore les règles floues (120-30 règles).

Les auteurs de la référence [HAM12], ont proposés la DTC floue en boucle fermée avec 12 règles appliquée à la machine synchrone à aimant permanent. Un réseau de neurones proposé dans [LUI97] est utilisé pour émuler le sélecteur statorique de la DTC.

Dans ce chapitre, on développera quelques techniques d'amélioration des performances de la DTC et de minimisation des ondulations de flux et de couple en boucle ouverte et fermée, on proposera des techniques classiques améliorées basées sur des régulateurs à hystérésis comme la DTC améliorée avec douze zones, et d'autres techniques basées sur l'intelligence artificielle (voir figure 3.1) telles que la logique floue avec quatre approches, réseaux de neurones avec deux approches et les systèmes neuro-flous avec deux approches.

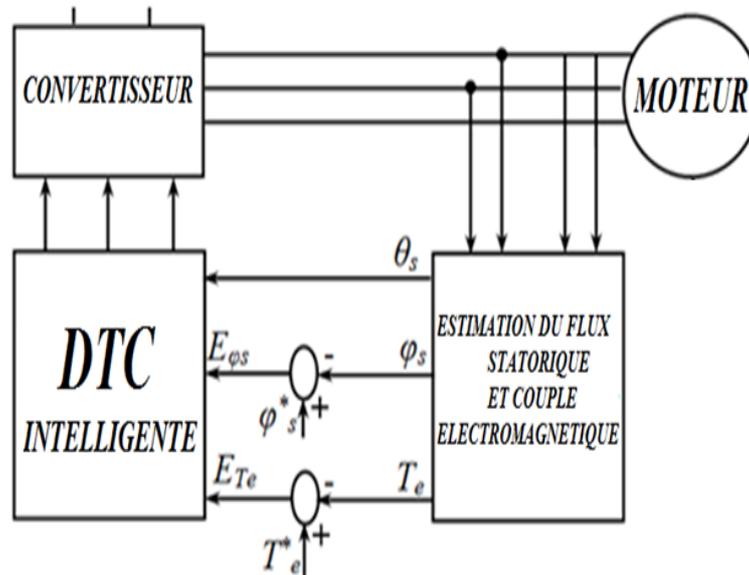


Figure 3.1 Structure de la commande DTC intelligente

Ces techniques seront appliquées au début à un seul type de machine électrique (la machine utilisée dans ce cas est la machine MAS), par la suite et de la même façon que les techniques présentées dans le chapitre précédent, on appliquera la meilleure technique à la deuxième machine (MSAP).

## 3.2. COMMANDE DIRECTE DU COUPLE AMELIORÉE AVEC DOUZE ZONES

### 3.2.1. Principe

Dans la DTC classique, ils existent deux vecteurs de tension par secteur qui présentent une ambiguïté sur le couple. Aussi, ils ne sont jamais utilisés. Il semble judicieux d'augmenter le nombre de secteurs et de diviser la position du vecteur flux statorique en douze secteurs au lieu de six seulement et d'utiliser tous les six vecteurs de tension actifs par secteur.

C'est le principe de la nouvelle structure de DTC modifiée (DTC<sub>12</sub>). La nouvelle répartition de la position du flux statorique est représentée sur la figure (3.2), qui montre l'utilisation de chacun des six vecteurs de tension actifs dans les douze secteurs.

Cependant, on introduira pour cette nouvelle table de commutation la notion de faible augmentation du couple au lieu et seulement de l'augmentation, ceci est dû principalement à la faible valeur de la composante tangentielle du vecteur tension appliqué qui produira une faible variation du couple.

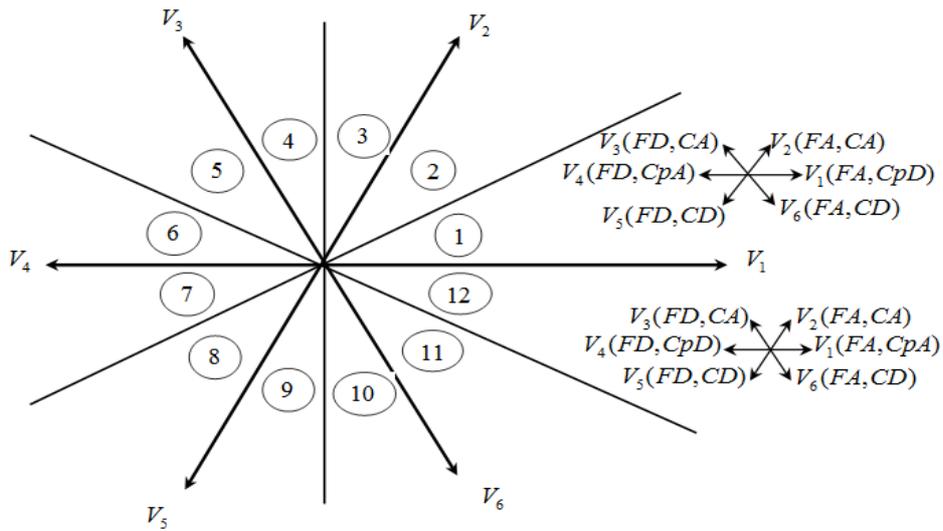


Figure 3.2. Définition des douze secteurs de la DTC12 [HAM13f]

A partir de la figure (3.2), on peut établir la Table (3.1) qui utilise douze secteurs. Cette table montre que les six vecteurs de tension actifs sont maintenant appliqués dans les douze secteurs et que toute ambiguïté sur le flux et le couple a disparu.

SECTEUR 12	AUGMENTATION	DIMINUTION
Flux statorique	$V_1, V_2, V_6$	$V_3, V_4, V_5$
Couple	$V_1, V_2, V_3$	$V_4, V_5, V_6$
SECTEUR 1	AUGMENTATION	DIMINUTION
Flux statorique	$V_1, V_2, V_6$	$V_3, V_4, V_5$
couple	$V_2, V_3, V_4$	$V_5, V_6, V_1$

Tableau 3.1. Application des six vecteurs de tension dans les 12 secteurs de la DTC<sub>12</sub>

Pour mieux exploiter ces tensions, on utilise un comparateur à hystérésis à quatre niveaux pour le couple, ce qui permet de définir les petites et grandes variations du couple et du flux engendrées par ces mêmes vecteurs de tension selon leur déphasage par rapport aux limites des zones.

Par exemple, dans le secteur  $S_{12}$ , si le vecteur  $V_1$  est sélectionné, il produira une grande augmentation dans le flux et une faible augmentation dans le couple, et  $V_2$  augmente fortement le couple et légèrement le flux [TOU05].

### 3.2.2. Résultats de simulation

#### 3.2.2.1. Résultats de simulation de la DTC<sub>12</sub> appliquée à la MAS

D'après les figures (3.3) et (3.4), On remarque que les valeurs estimées suivent bien leurs références pour un couple de charge égale à 10N.m, la trajectoire de flux décrit un cercle, et le courant est sinusoïdale, on trouve aussi que les ondulations du couple sont totalement minimisées en les comparant avec la DTC classique sans et avec un réglage de vitesse. Le taux d'ondulation de couple est minimisé d'environ 48% mais la fréquence de commutation se trouve augmentée de presque 20%.

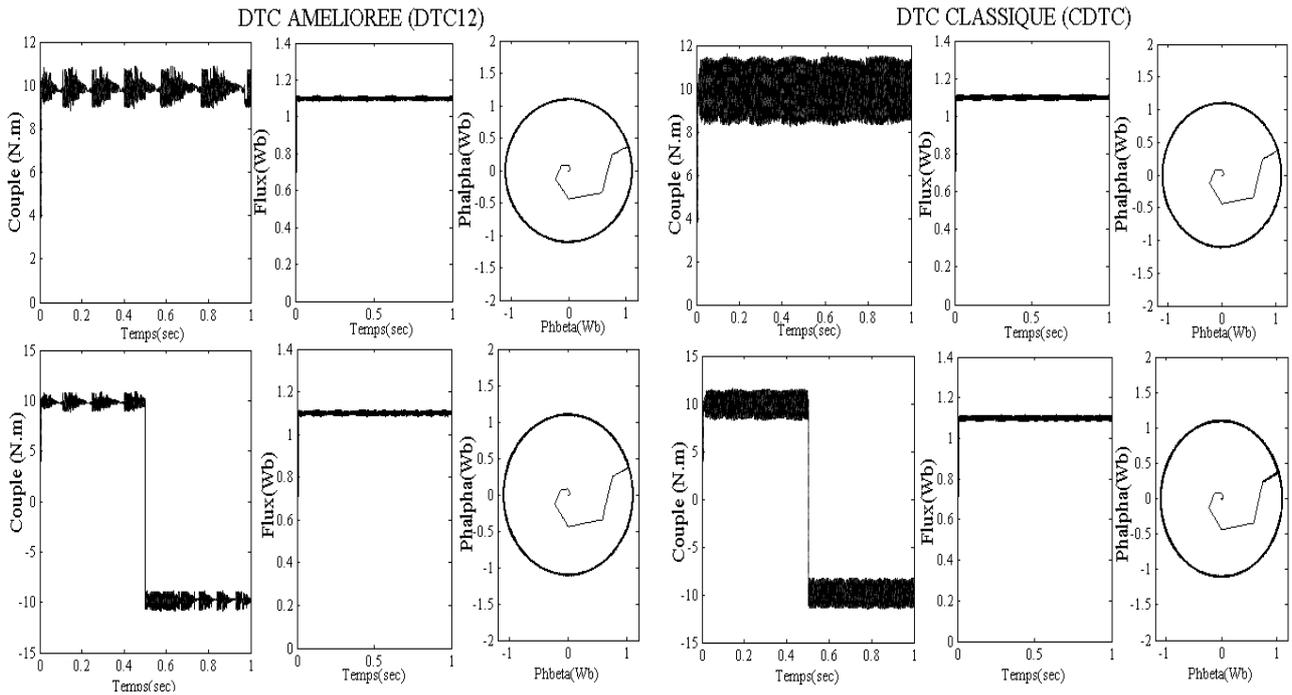


Figure 3.3. Résultats de simulation de la DTC à table à douze secteurs de la MAS en boucle ouverte

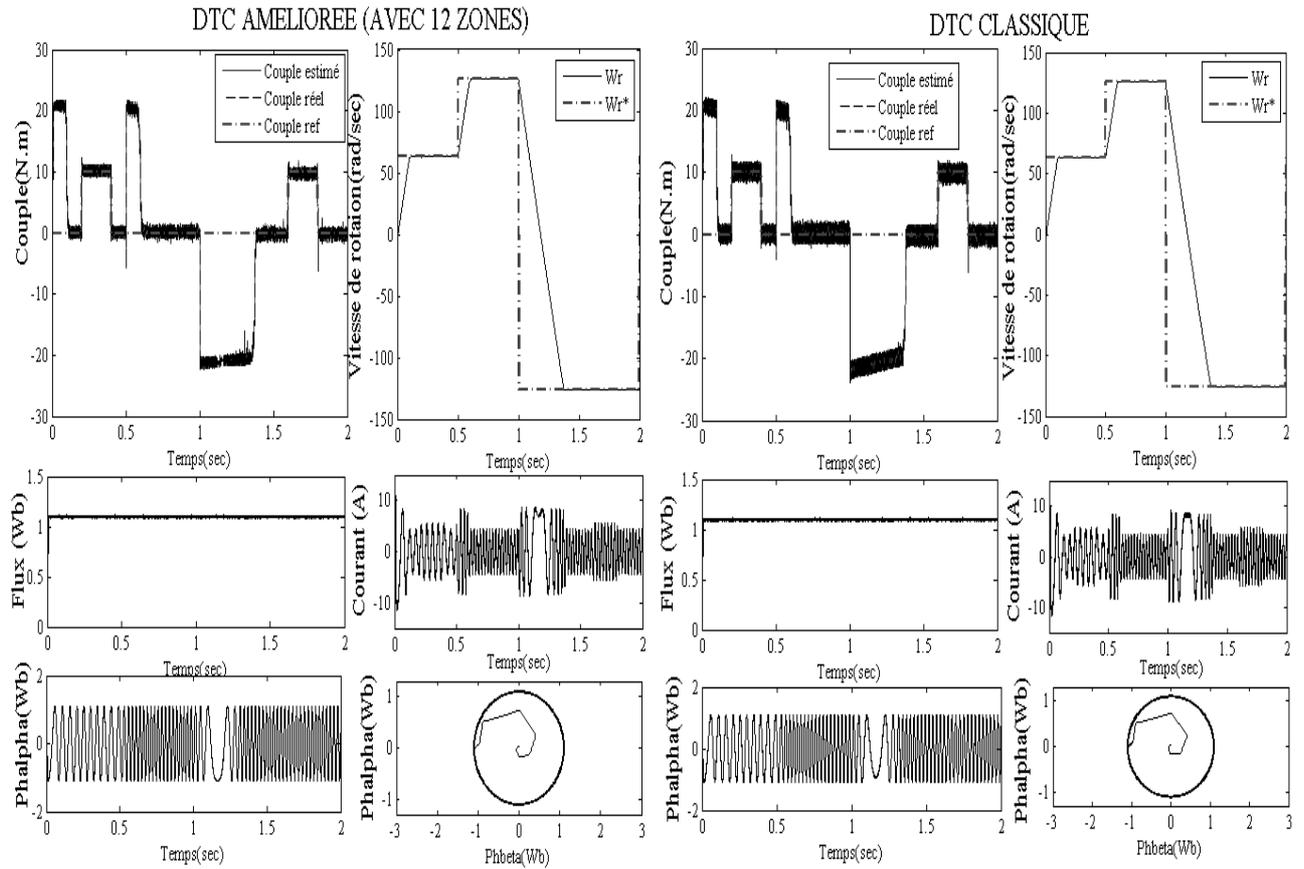


Figure 3.4. Résultats de simulation de la DTC à table à douze secteurs de la M AS en boucle fermée

3.2.2.2. Résultats de simulation de la DTC<sub>12</sub> appliquée à la MSAP

D'après les deux figures suivantes, on a pratiquement les mêmes remarques que celles obtenues pour la machine asynchrone, mais avec un couple de charge de 2Nm, les valeurs estimées du couple, flux et vitesse suivent leurs références, le couple réel et estimé sont identiques, les ondulations de couple sont largement minimisées par rapport la DTC classique

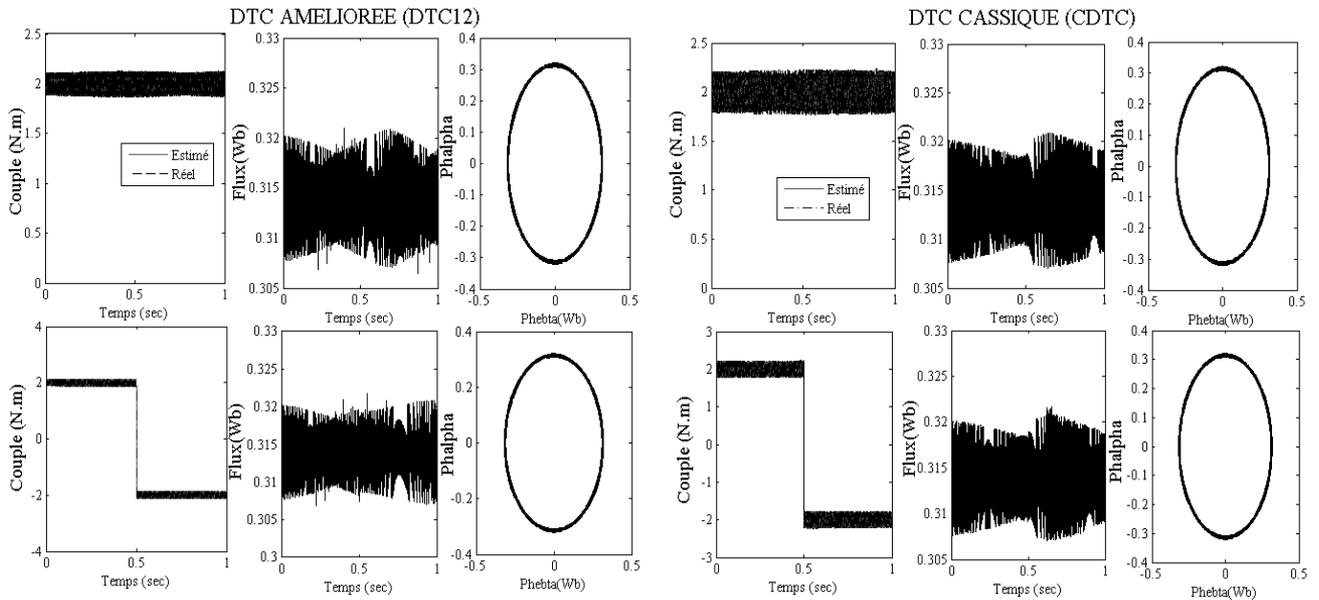


Figure 3.5. Résultats de simulation par DTC à table à douze secteurs d'un MSAP en boucle ouverte

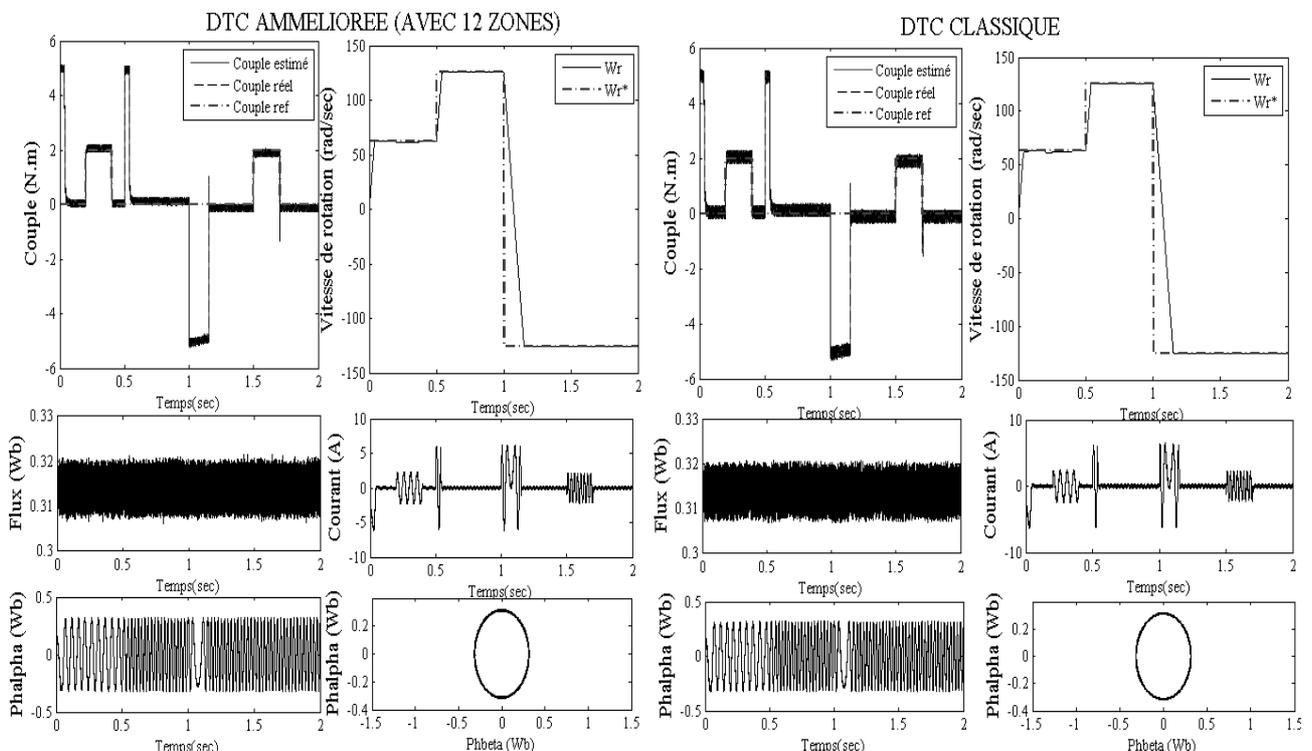


Figure 3.6. Résultats de simulation par DTC à table à douze secteurs d'un MSAP en boucle fermée

Dans la partie suivante, on s'intéressera à l'application de la commande directe du couple basée sur la logique floue, réseaux de neurones et neuro-flou pour réduire encore les ondulations du couple de la machine à courant alternatif.

### 3.3. COMMANDE DTC À BASE DE LOGIQUE FLOUE

#### 3.3.1. Principe

Dans le contrôle direct du couple conventionnel, les erreurs du couple et du flux sont directement utilisées pour choisir l'état de commutation des interrupteurs de l'onduleur de tension sans aucune distinction entre une erreur très grande ou relativement petite. Les termes "très grande" ou "très petite" sont des termes vagues et imprécis qui renferment une notion de flou. Il semble donc naturel d'utiliser un régulateur flou. Le schéma bloc de la commande floue directe du couple (DTFC) d'une machine électrique est présenté par la figure.3.7. En substituant les régulateurs à hystérésis classique et la table de commutation par un régulateur flou.

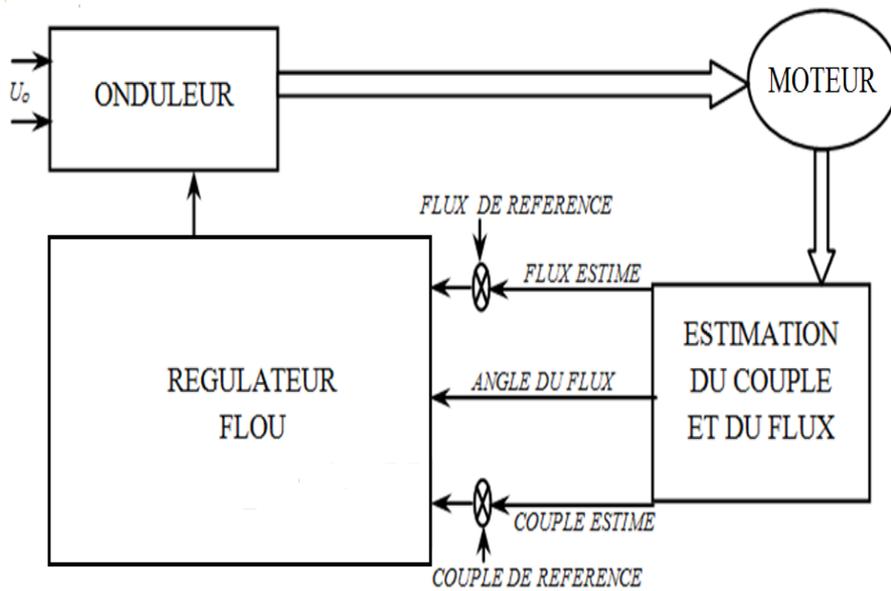


Figure 3.7. Structure d'un régulateur flou

#### 3.3.2. Première approche (Base de 132 règles floues) [TLE09][DER02][HAM13a]

Le régulateur flou étudié possède trois variables d'états floues en entrée et une variable de commande en sortie pour réaliser une commande à couple et flux constants. Chaque variable est représentée par des ensembles flous. Le nombre des ensembles flous pour chaque variable est choisi pour obtenir une commande performante avec un nombre minimal de règles floues.

- La première variable floue est la différence entre l'amplitude du flux de référence et le flux estimé :

$$E_{\phi} = \phi_s^* - \phi_s \quad (3.1)$$

L'univers de discours de la première variable floue (erreur de flux  $E_{\phi}$ ) est divisé en trois sous ensembles flous : erreur positive du flux  $PE_{\phi}$ , erreur de flux proche de zéro  $ZE_{\phi}$  et erreur de flux négative  $NE_{\phi}$ . Les fonctions d'appartenance, de type triangulaire, de ces ensembles flous sont représentées sur la figure (3.8).

- La deuxième variable floue est la différence entre le couple de référence et le couple estimé et elle est exprimée par :

$$E_{Te} = T_e^* - T_e \quad (3.2)$$

Pour prendre en compte les faibles variations dans le couple, l'univers de discours de la variable floue (erreur du couple)  $E_{Te}$  est divisé en cinq sous ensembles flous : erreur positive grande  $PLE_{Te}$ , erreur positive petite  $PSE_{Te}$ , erreur de couple proche de zéro  $ZE_{Te}$ , erreur négative petite  $NSE_{Te}$  et erreur négative grande  $NLE_{Te}$ . La distribution des fonctions d'appartenance est représentée sur la figure (3.8).

- La troisième variable floue est l'angle entre le flux statorique et les axes de référence (angle du flux statorique) qui est déterminé par la relation:

$$\theta = \text{tg}^{-1}\left(\frac{\phi_{s\beta}}{\phi_{s\alpha}}\right) \quad (3.3)$$

L'univers de discours de la troisième variable floue  $\theta$  est divisé en 12 ensembles flous ( $\theta_1$  à  $\theta_{12}$ ) symétriques. La distribution des fonctions d'appartenance est représentée sur la figure (3.8).

- La variable de commande est l'état des interrupteurs  $n$ . Dans un onduleur de tension à deux niveaux, seuls les six vecteurs de tension actifs sont utilisés pour la commande de la machine (N : 1 à 6). Ces vecteurs sont des valeurs discrètes, aussi ils sont représentés par des singletons. La distribution des fonctions d'appartenance est donnée par la figure 3.8.

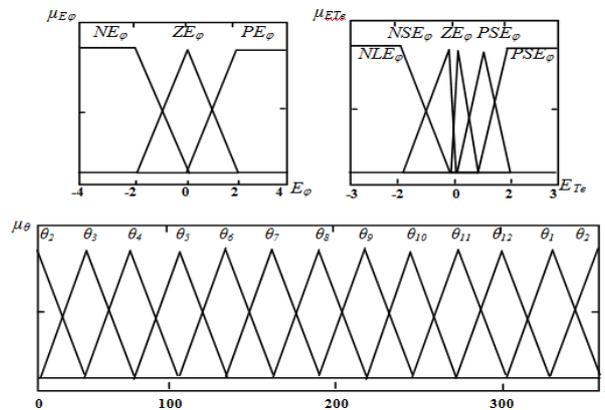


Figure 3.8. Distribution des fonctions d'appartenance (Base de 132 règles floues)

### 3.3.2.1. Règles floues de la commande

Chaque règle de commande, peut être décrite en utilisant les états des variables  $E_\phi$ ,  $E_{Te}$ ,  $\theta$  et la variable de commande  $n$ .

La règle  $R_i$  peut être écrite comme suit :

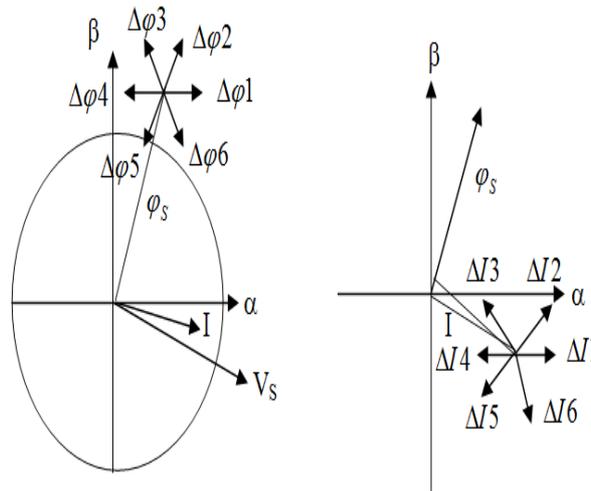
$$R_i: \text{ Si } E_\phi \text{ est } A_i, E_{Te} \text{ est } B_i \text{ et } \theta \text{ est } C_i \text{ donc } n \text{ est } N_i$$

Où :  $A_i, B_i, C_i$  et  $N_i$  représentent les ensembles flous.

Les règles de commande sont formulées en utilisant le diagramme vectoriel de la DTC (voir figure 3.9). D'après ce dernier, on remarque pour la position du vecteur flux représenté sur la figure (3.9) que les vecteurs 1, 2 et 3 augmentent le flux alors que les vecteurs 4, 5 et 6 le diminuent. De même les vecteurs 3,4 et 5 augmentent le couple alors que les vecteurs de tension 1, 2 et 6 le diminuent.

On peut résumer cette analyse comme suit :

- Pour une grande augmentation du flux et une faible augmentation du couple, le vecteur tension 2 est sélectionné.
- Pour une faible augmentation du flux et une grande augmentation du couple, le vecteur tension 1 est sélectionné
- Pour une faible diminution du flux et une faible augmentation du couple, le vecteur tension 6 est sélectionné.



**Figure 3.9.** Diagramme vectoriel de la base de connaissance

- Pour une grande diminution du flux et une faible diminution du couple, le vecteur tension 5 est sélectionné
- Pour une faible diminution du flux et une grande diminution du couple, le vecteur tension 4 est sélectionné.
- Pour une faible augmentation du flux et une grande diminution du couple, le vecteur tension 3 est sélectionné.

Le nombre total des règles floues est de 132 au lieu de 180 car les vecteurs de tension nuls ne sont pas utilisés pour la commande directe du couple de la machine. Elles sont représentées par les 12 tables suivantes (tableau-(3.2)). Chaque table représente le meilleur état de commutation pour un angle de flux donné.

	P	Z	N		P	Z	N		P	Z	N		P	Z	N	
	PL	1	2	2	PL	2	2	3	PL	2	3	3	PL	3	3	4
	PS	1	2	3	PS	2	3	3	PS	2	3	4	PS	3	4	4
	ZE	-	-	-	ZE	-	-	-	ZE	-	-	-	ZE	-	-	-
	NS	6	-	4	NS	6	-	5	NS	1	-	5	NS	1	-	6
	NL	6	5	5	NL	6	6	5	NL	1	6	6	NL	1	1	6
	θ1			θ2			θ3			θ4						
	P	Z	N		P	Z	N		P	Z	N		P	Z	N	
	PL	3	4	4	PL	4	4	5	PL	4	5	5	PL	5	5	6
	PS	3	4	5	PS	4	5	5	PS	4	5	6	PS	5	6	6
	ZE	-	-	-	ZE	-	-	-	ZE	-	-	-	ZE	-	-	-
	NS	2	-	6	NS	2	-	1	NS	3	-	1	NS	3	-	2
	NL	2	1	1	NL	2	2	1	NL	3	2	2	NL	3	3	2
	θ5			θ6			θ7			θ8						
	P	Z	N		P	Z	N		P	Z	N		P	Z	N	
	PL	5	6	6	PL	6	6	1	PL	6	1	1	PL	1	1	2
	PS	5	6	1	PS	6	1	1	PS	6	1	2	PS	1	2	2
	ZE	-	-	-	ZE	-	-	-	ZE	-	-	-	ZE	-	-	-
	NS	4	-	2	NS	4	-	3	NS	5	-	3	NS	5	-	4
	NL	4	3	3	NL	4	4	3	NL	5	4	4	NL	5	5	4
	θ9			θ10			θ11			θ12						

Tableau 3.2. Règles floues pour la DTC (Base de 132 règles floues)

### 3.3.2.2. Inférence Floue

On utilise un régulateur flou de type Mamdani, la méthode d'inférence max-min avec l'opérateur minimum pour le *et* flou et l'implication floue. Les fonctions d'appartenance de A, B, C et N sont données par  $\mu_A$ ,  $\mu_B$ ,  $\mu_C$  et  $\mu_N$  respectivement.

Le degré de vérité  $\alpha_i$  de la prémisse de la  $i^{em}$  règle floue est donné par l'expression suivante:

$$\alpha_i = \min(\mu_{A_i}(E_\phi), \mu_{B_i}(E_{te}), \mu_{C_i}(\theta)) \quad (3.4)$$

La sortie inférée par la  $i^{em}$  règle est donnée par l'expression suivante :

$$\mu_{N_i}(n) = \min(\alpha_i, \mu_{N_i}(n)) \quad (3.5)$$

La fonction d'appartenance de la sortie du régulateur flou est donc :

$$\mu_N(n) = \max_{i=1}^{132}(\mu_{N_i}(n)) \quad (3.6)$$

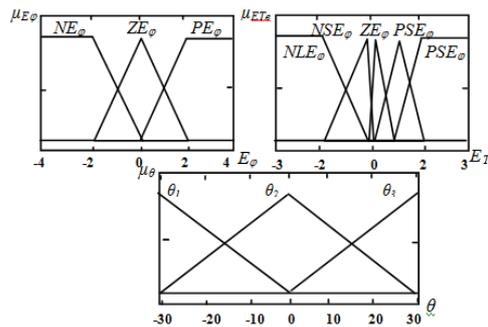
Comme, la variable de sortie est un ensemble net (vecteur tension), la méthode du maximum est utilisée pour la défuzzification. Grâce à cette méthode, la valeur de la variable de sortie qui a la probabilité maximum est utilisée comme grandeur de contrôle. Soit finalement :

$$\mu_s(n) = \max_{N=1}^6(\mu_N(n)) \quad (3.7)$$

**3.3.3. Deuxième approche (Base de 33 règles floues) [TLE09][HAM12m][HAM13a]**

La première approche nous a conduit à une table incomplète de 132 règles floues, d'où une difficulté d'implantation en temps réel car la DTC exige une période d'échantillonnage très petite de l'ordre de 10 à 40  $\mu$ s. Pour réduire le temps de calcul, on propose alors une deuxième approche pour minimiser le nombre des règles à 33 règles floues.

La troisième variable d'entrée du régulateur flou dans ce cas couvre seulement la partie de l'univers de discours  $[-\pi/6, \pi/6]$  et non plus  $[0, 2.\pi]$  comme dans le cas de la base de règles floues précédente (132 règles).



**Figure 3.10.** Distribution des fonctions d'appartenance des variables floues (Base de 33 règles floues)

En se basant sur la symétrie des vecteurs de tension et de l'angle de flux statorique, on définit une transformation qui convertit l'angle  $\theta'$  de domaine  $[0, 2.\pi]$  en l'angle  $\theta$  du domaine  $[-\pi/6, \pi/6]$  :

$$\theta = \theta' - \frac{\pi}{3} \text{Fix} \left[ \frac{\theta' + \pi / 6}{\pi / 3} \right] \tag{3.8}$$

Où :  $\theta$  est l'angle d'entrée du régulateur flou.

L'univers de discours de la nouvelle approche est représenté sur la figure (3.10).

En utilisant trois sous ensembles flous pour l'angle de flux, on obtient une table incomplète de 33 règles floues représentées sur le tableau 3.3 [HAM13c].

	$\theta_1$			$\theta_2$			$\theta_3$				
	P	Z	N	P	Z	N	P	Z	N		
PL	2	2	3	PL	3	3	4	PL	2	3	3
PS	1	2	3	PS	2	3	4	PS	1	3	4
ZE	-	-	-	ZE	-	-	-	ZE	-	-	-
NS	6	-	4	NS	1	-	5	NS	6	-	5
NL	6	5	4	NL	6	6	5	NL	6	6	5

**Tableau 3.3.** Règles floues pour la DTC (Base de 33 règles floues)

Le raisonnement flou utilisé est également de type Mamdani, avec :

$$\alpha_i = \min(\mu_{A_i}(E_{\phi_s}), \mu_{B_i}(E_{Te}), \mu_{C_i}(\theta)) \quad (3.9)$$

$$\mu_{N_i}(n) = \min(\alpha_i, \mu_{N_i}(n)) \quad (3.10)$$

$$\mu_N(n) = \max_{i=1}^{33}(\mu_{N_i}(n)) \quad (3.11)$$

La relation donnant le numéro du secteur où se trouve le vecteur flux statorique est obtenu comme suit :

$$S = Fix\left(\left(\frac{\theta + \pi / 6}{\pi / 3}\right) + 1\right) \quad (3.12)$$

On ajoute à la sortie du régulateur flou la valeur (S-1) afin de déterminer le vecteur tension correct pour la configuration de l'onduleur.

### 3.3.4. Troisième approche (Base de 22 règles floues)

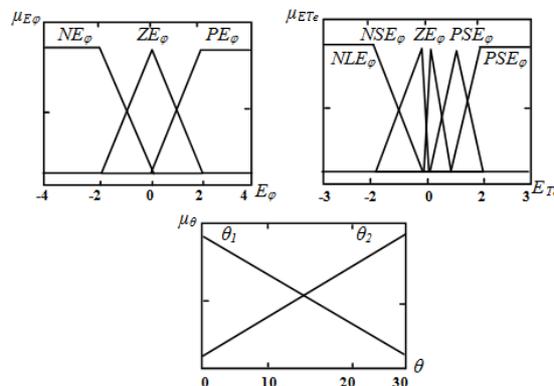
Il est encore possible de réduire la taille de la base de règles floues précédentes (33 règles) en utilisant également la symétrie des tables des règles du tableau (3.2).

La troisième variable d'entrée du régulateur flou de la nouvelle approche couvre maintenant seulement la partie de l'univers de discours  $[0, \pi/6]$  et non plus  $[0, 2.\pi]$  comme dans le cas de la première base de règles floues. En se basant sur la symétrie des vecteurs de tension et l'angle de flux statorique, on définit une transformation qui convertit l'angle  $\theta'$  de domaine  $[0, 2.\pi]$  en l'angle  $\theta$  du domaine  $[0, \pi/6]$  :

$$\theta = rem(\theta') \quad (3.13)$$

Où :  $\theta$  est l'angle d'entrée du régulateur flou.

En utilisant deux sous-ensembles flous pour l'angle de flux, on obtient une table incomplète de 22 règles floues représentées sur le tableau 3.4. La figure (3.11), représente la distribution des ensembles flous pour la base de 22 règles floues.



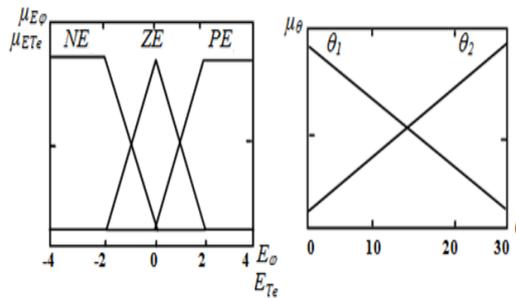
**Figure 3.11.** Distribution des fonctions d'appartenance des variables floues d'entrées (Base de 22 règles floues)

	$\theta_1$			$\theta_2$			
	P	Z	N	P	Z	N	
PL	1	2	2	PL	1	1	2
PS	1	2	3	PS	1	2	2
ZE	-	-	-	ZE	-	-	-
NS	6	-	4	NS	5	-	4
NL	6	5	5	NL	5	5	4

**Tableau 3.4.** Règles floues pour la DTC (Base de 22 règles floues)

**3.3.5. Quatrième approche (Base de 12 règles floues)**

Il est encore possible de réduire la taille de la base de règles floues précédentes (22 règles à 12 règles) en divisant l'univers de discours de deuxième variable en trois fonctions d'appartenance comme le montre la figure 3.12.



**Figure 3.12.** Distribution des fonctions d'appartenance des variables floues d'entrées (Base de 12 règles floues)

**3.3.6. Résultats de simulation et discussion**

**3.3.6.1. Application des quatre approches floues à la MAS**

Les figures suivantes (3.13, 3.14, 3.15 et 3.16) illustrent la dynamique de la machine asynchrone, respectivement, la vitesse, le couple développé et la trajectoire du flux.

Les résultats obtenus illustrent assez clairement les bonnes performances dynamiques de la machine contrôlée par de la commande DTC associée à un onduleur à deux niveaux. Par ailleurs, on peut constater une réduction notable des ondulations de couple; notamment en comparaison à DTC classique en boucle ouverte. Le comportement de ces trois contrôleurs avec les deux types de fonctions d'appartenance (gaussienne et triangulaire) est pratiquement identique, ce qui permet de diminuer le temps de calcul et par conséquent de réduire la période d'échantillonnage au maximum pour minimiser les ondulations des grandeurs de la machine.

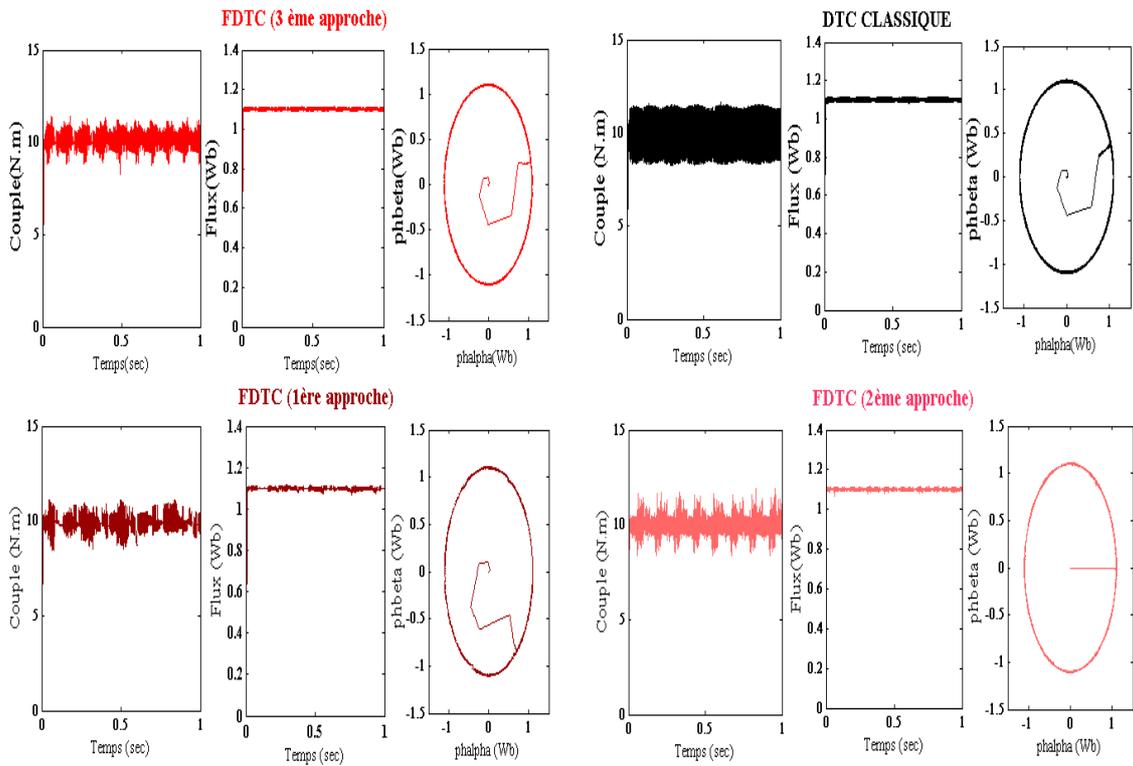


Figure 3.13. Couple estimé et développé, trajectoire du flux statorique

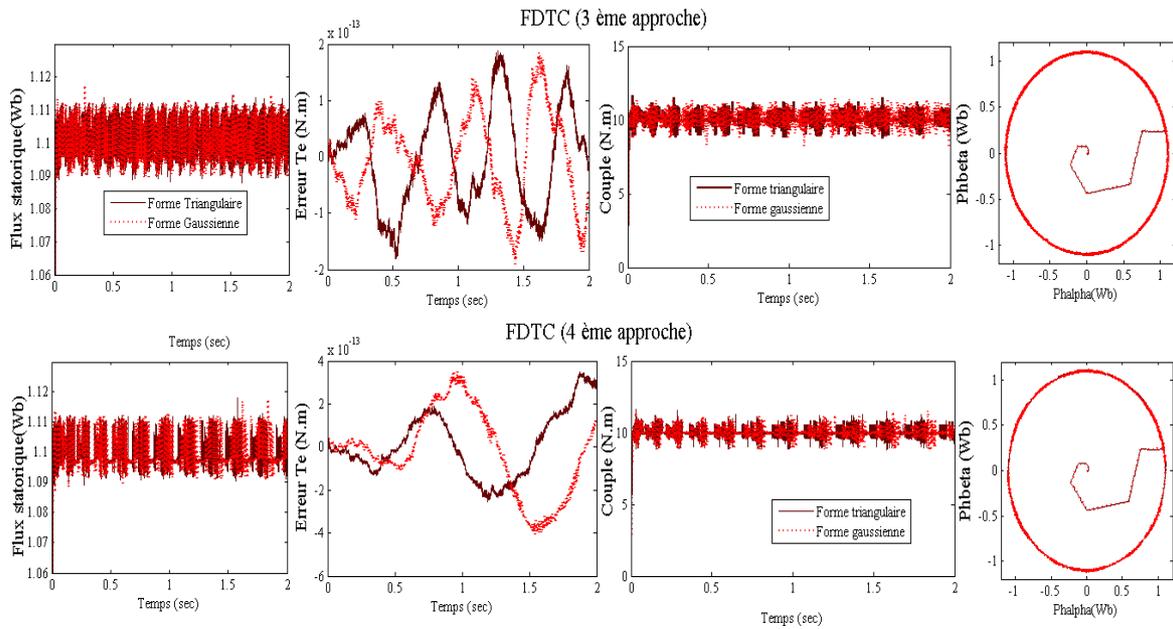


Figure 3.14. Résultats de simulation de la FDTC-MAS

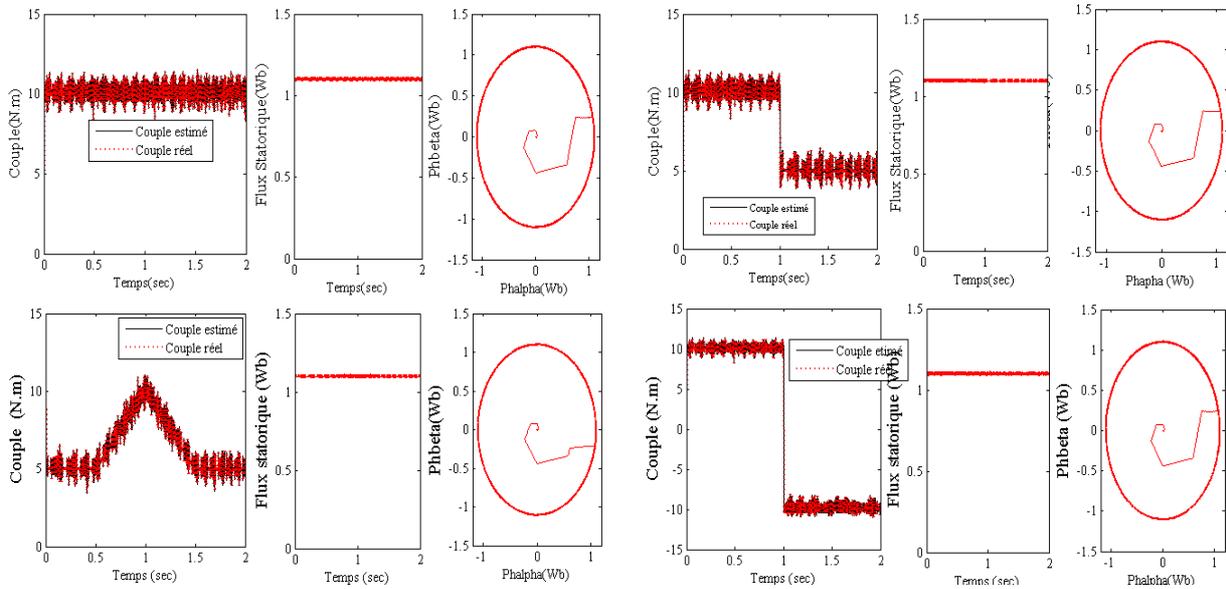


Figure 3.15. Résultats de simulation pour une rampe, échelon et inversion de couple de référence

La figure 3.15 présente la réponse du couple et flux pour une rampe et échelon de couple et même lors de l'inversion de couple, cette figure nous montre les meilleures réponses obtenues en appliquant le contrôleur flou avec la troisième approche de la forme gaussienne, en suite en appliquant cette technique en boucle fermée comme le montre la figure 3.16.

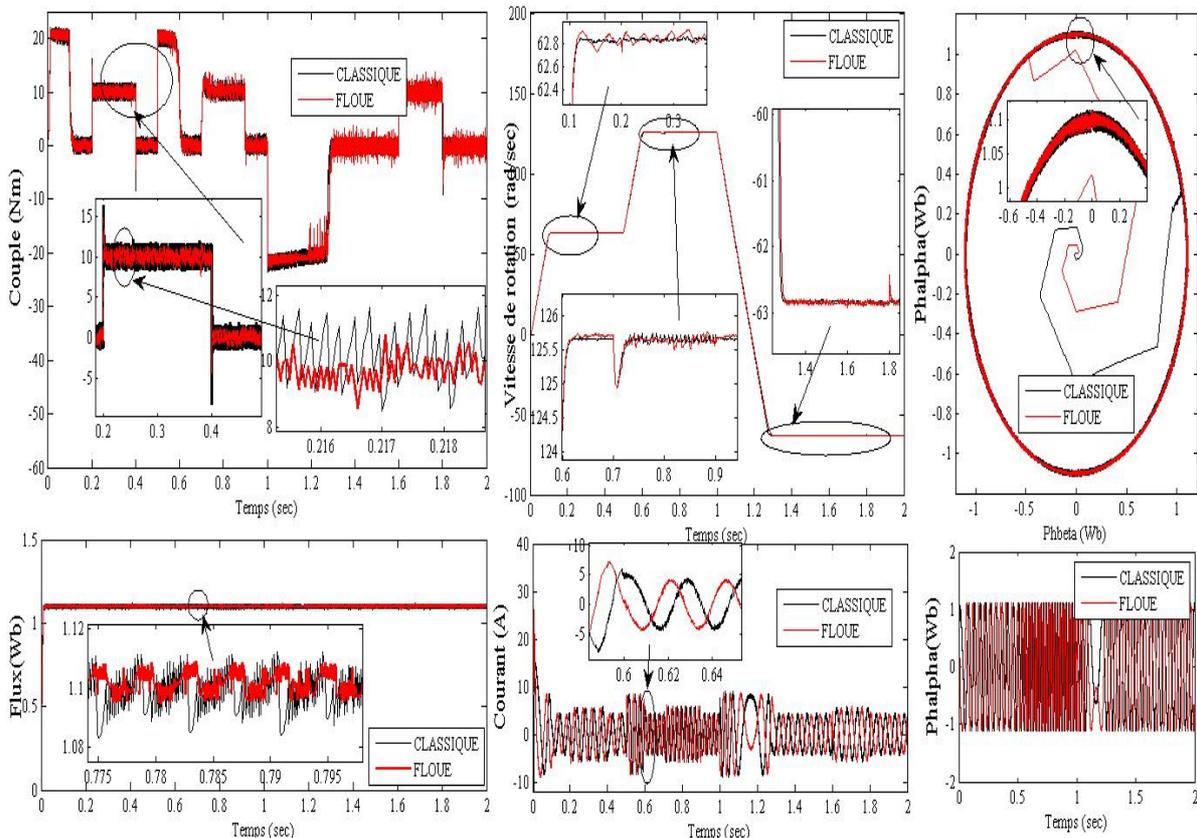


Figure 3.16. Résultats de simulation de la FDTC-MAS en boucle fermée

3.3.6.2. Application de la meilleure approche floue à la MSAP

Dans cette section, on applique la meilleure approche floue obtenue à la machine synchrone à aimants permanent avec différentes formes de couple de charge en absence et en présence de la boucle de réglage de vitesse flou.

D'après les figures suivantes (3.18, 3.19 et 3.20), le contrôleur flou nous offre de meilleures réponses par rapport la DTC floue appliquée à la MAS, on remarque une importante atténuation des ondulations du couple, flux et même le courant qui paraît sinusoïdale.

Le taux de réduction des ondulations de couple est inférieur 50% par rapport la DTC classique, si on compare la réponse de couple de la DTC améliorée et la DTC floue, on note aussi que la DTC floue représente la meilleure technique (voir la figure 3.17).

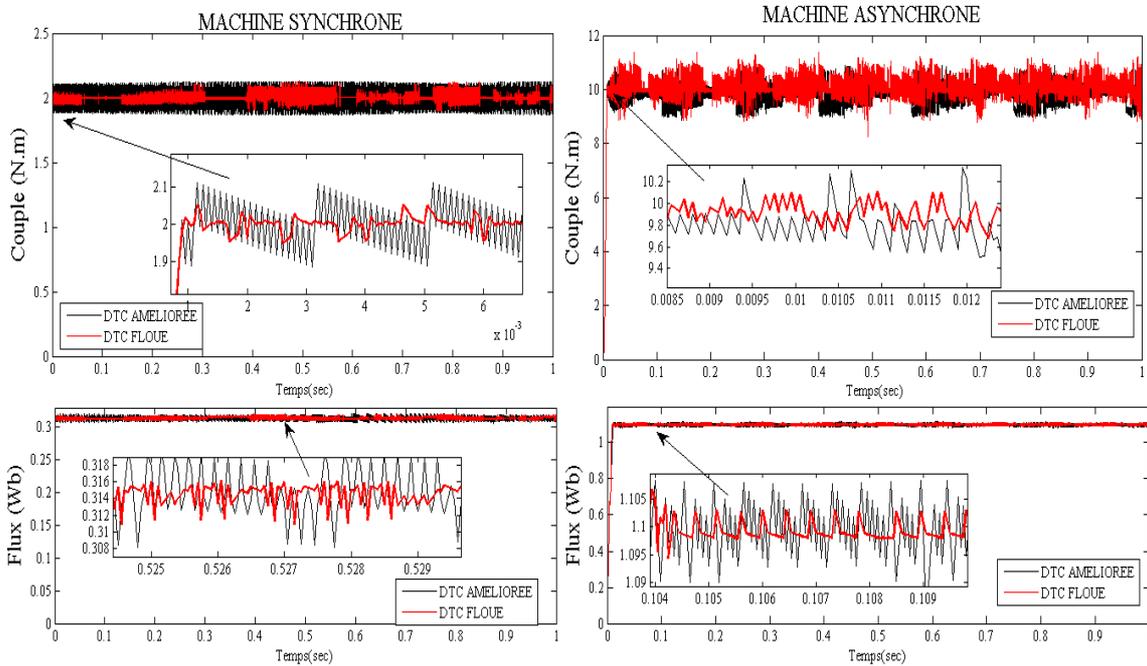


Figure 3.17. Evolution de couple électromagnétique et flux statorique

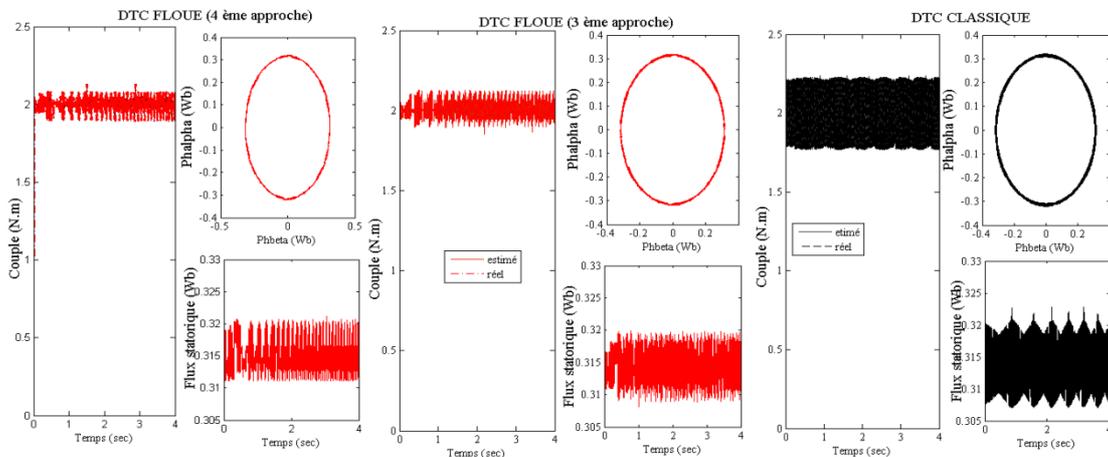


Figure 3.18. Résultats de simulation de la FDTC-MAS en boucle ouverte

La quatrième approche nous semble plus importante, car la minimisation du nombre de règles permet d'une part de réduire la complexité du contrôleur et d'autre part de minimiser les charges de calcul, nécessaires pour évaluer la sortie du contrôleur, dûes essentiellement au nombre de règles qu'il faut vérifier à chaque pas d'échantillonnage.

En présence de réglage de vitesse, la DTC floue de la MSAP nous présente de bonnes réponses par rapport la DTC floue de la MAS voir la figure (3.20 et 3.16)

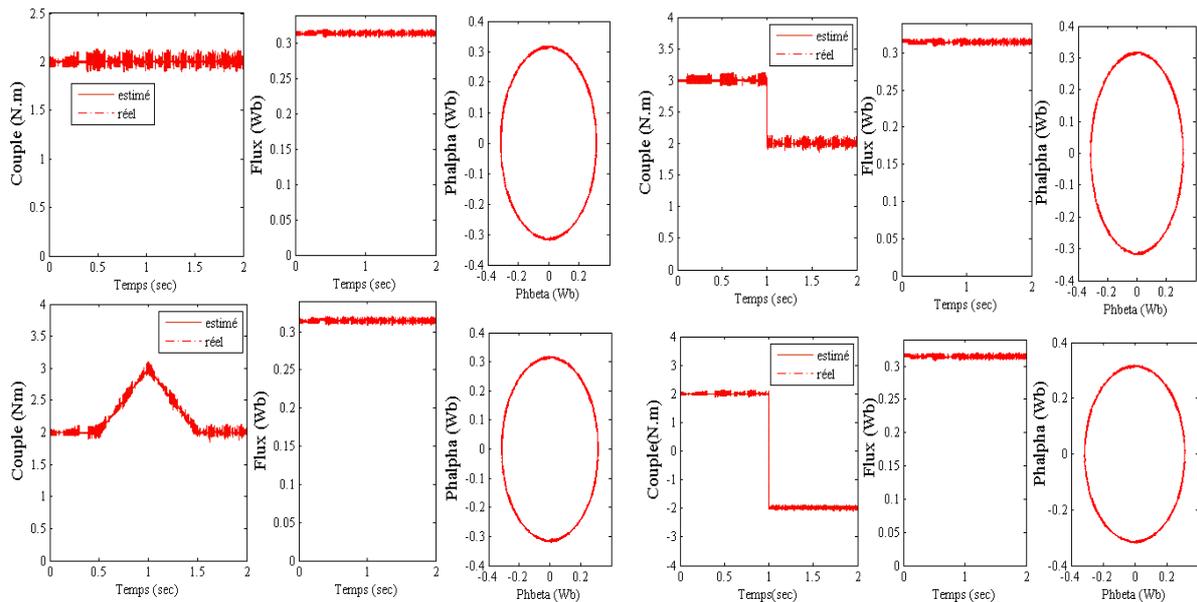


Figure 3.19. Résultats de simulation pour une rampe, échelon et inversion de couple de référence

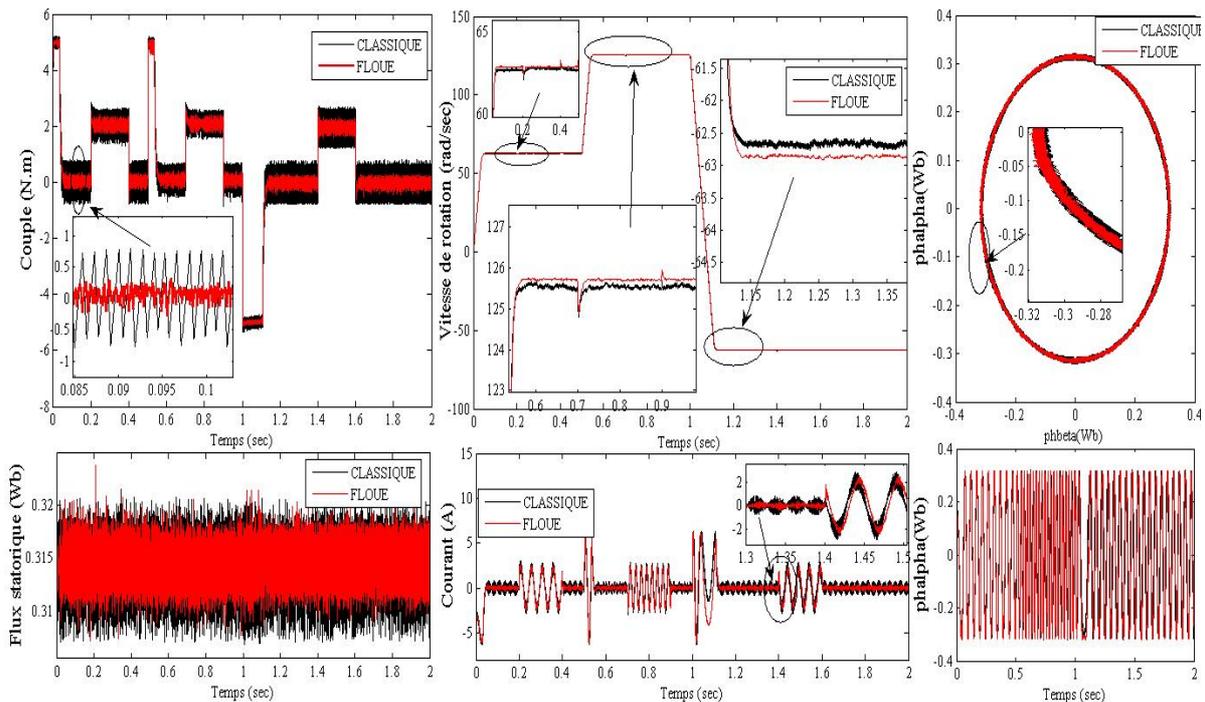
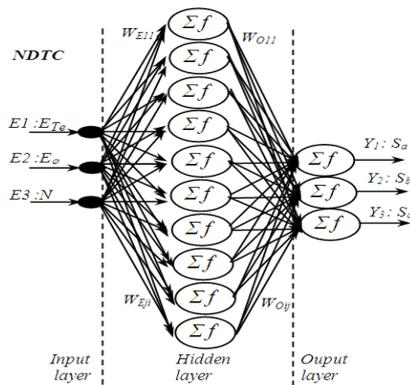


Figure 3.20. Résultats de simulation de la FDTC-MSAP en boucle fermée

### 3.4. COMMANDE DTC À BASE DE RÉSEAUX DE NEURONES

#### 3.4.1. Principe

Dans cette partie, on propose un régulateur neuronal pour remplacer le contrôleur flou. L'utilisation des réseaux de neurones dans ce travail, qui se caractérisent par leur rapidité et leur capacité d'apprentissage, est d'améliorer la sélection des états de commutation pour la DTC conventionnelle. La fonction qui relie les entrées aux sorties est assez complexe. Dans le but de déterminer un réseau de neurones qui permet de réaliser cette relation, on adopte un réseau à trois couches. La structure du réseau de neurones retenue et qui permet d'améliorer la DTC de manière satisfaisante, est un réseau de neurones de type 3-N-3 comme le représente la figure (3.21).



ALGORITHME D'APPRENTISSAGE	RÉGULATEURS NEURONAUX	
	ANN <sub>1</sub>	ANN <sub>2</sub>
COUCHE CACHÉE (NOMBRE DE NEURONS)	15	10
NOMBRE D'ITÉRATIONS	1000	1000
PERFORMANCES	0.035	0.007

**Tableau 3.5.** Les caractéristiques des régulateurs neuronaux

**Figure 3.21.** Structure d'un régulateur neural [HAM11e][HAM12b][HAM12c]

Ce régulateur possède les mêmes entrées d'un contrôleur flou, trois variables entrées (couche d'entrée) qui représentent l'erreur du couple et du flux, la troisième variable d'entrée représente l'angle du flux statorique comme le montre la figure 3.21. Les trois neurones dans la couche de sortie représentent les états des interrupteurs  $S_a$ ,  $S_b$ ,  $S_c$ . N neurones dans la couche cachée, les fonctions d'activations sont de type 'tansig' et l'algorithme d'apprentissage de ce contrôleur est de type pack-propagation.

#### 3.4.2. Résultats de simulation et discussion

##### 3.4.2.1. Application des deux approches neuronales à la MAS

Dans cette partie, on a présenté deux régulateurs basés sur les réseaux de neurones, le premier utilise un apprentissage avec des données idéales (ANN1) et le deuxième (ANN2) utilise un apprentissage avec le meilleur résultat obtenu par un estimateur flou.

D'après la figure 3.22, on remarque que les résultats sont satisfaisantes en boucle ouverte mais l'estimateur neuronal de la deuxième technique (FLC) nous donne moins d'ondulations du couple par rapport le premier. La figure 3.23, nous montre que l'estimateur neuronal de la meilleure technique obtenue précédemment nous offre des meilleurs performances par rapport l'estimateur classique basé sur des régulateurs à hystérésis. Où on peut voir clairement que la réponse du couple et du flux sont moins d'ondulations par rapport à la technique classique.

D'après la figure 3.24, les performances obtenues en boucle fermée sont semblables à celles en boucle ouverte, les fluctuations du couple, flux et même le courant sont minimisées considérablement par rapport toujours la DTC classique, on trouve aussi que la vitesse suit sa référence convenablement.

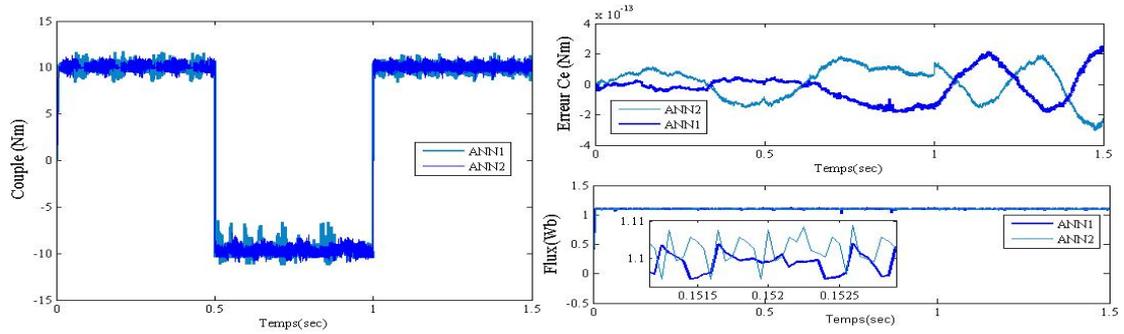


Figure 3.22. Evolution du couple et flux statorique (deux approches appliquées à la MAS)

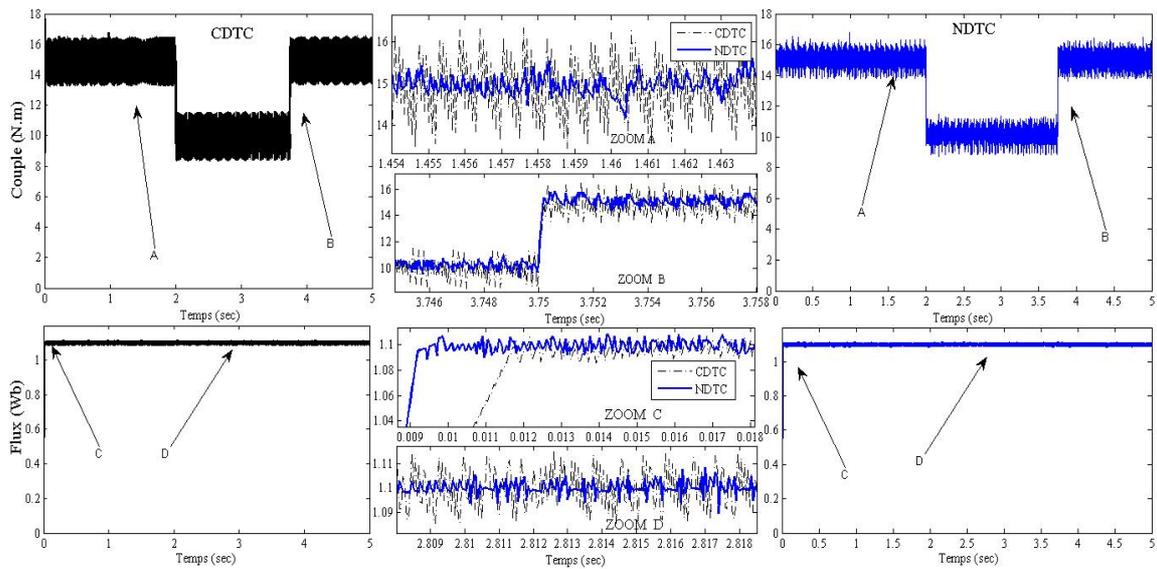


Figure 3.23. Evolution du couple et flux statorique de la NDTC et CDTC en boucle ouverte

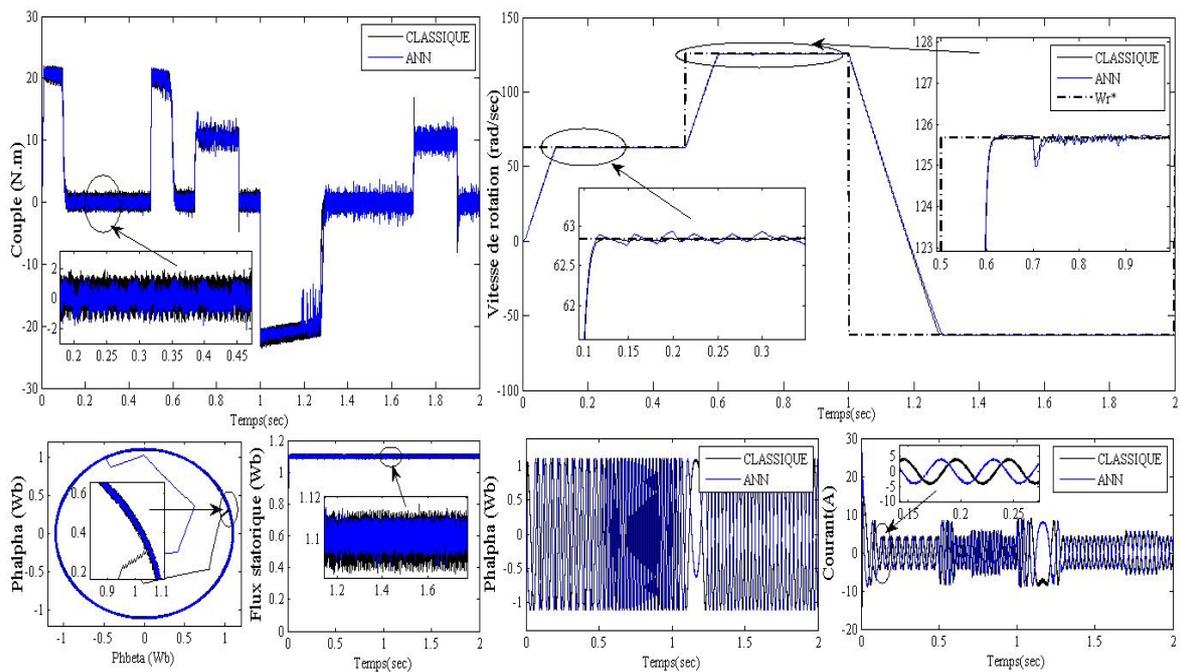


Figure 3.24. Résultats de simulation de la NDTC et CDTC en boucle fermée

3.4.2.2. Application de la meilleure approche neuronale à la MSAP

On appliquera maintenant la meilleure technique neuronale obtenue dans cette partie (ANN2) à la machine synchrone à aimants permanents en boucle ouverte et fermée. D'après les résultats obtenus (3.25 et 3.26), on remarque que cet estimateur réussit à réduire les ondulations du couple, courant et le flux (le taux de réduction est supérieur à 50%), Cette bonne réduction des ondulations du couple entraîne la diminution des vibrations mécaniques et par conséquent la réduction du bruit acoustique. Alors, on peut dire que ce régulateur nous a offert des meilleurs résultats en l'associant à la commande de la MSAP par rapport à la MAS.

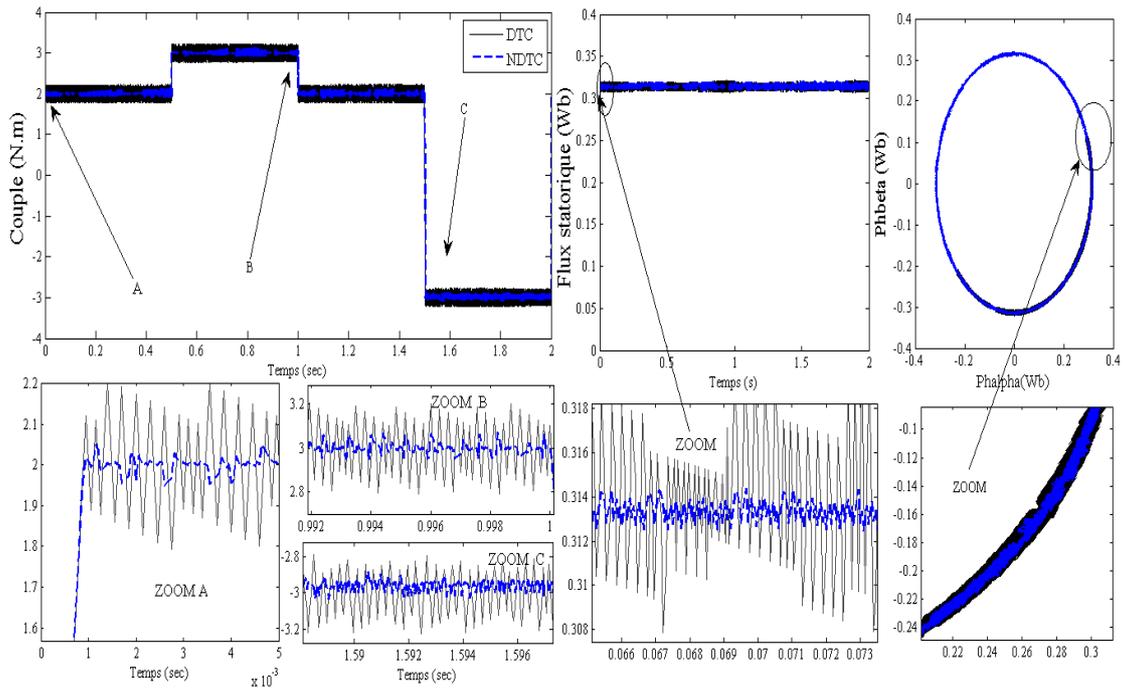


Figure 3.25. Résultats de simulation de la NDTC/CDTC-MSAP en boucle ouverte [HAM12i]

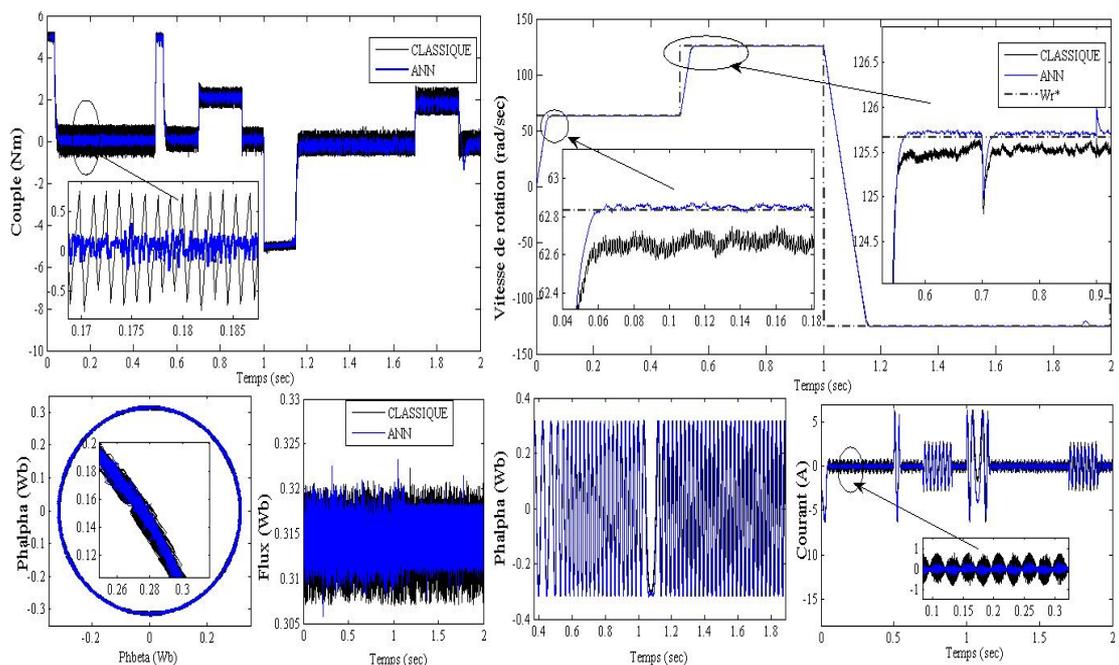


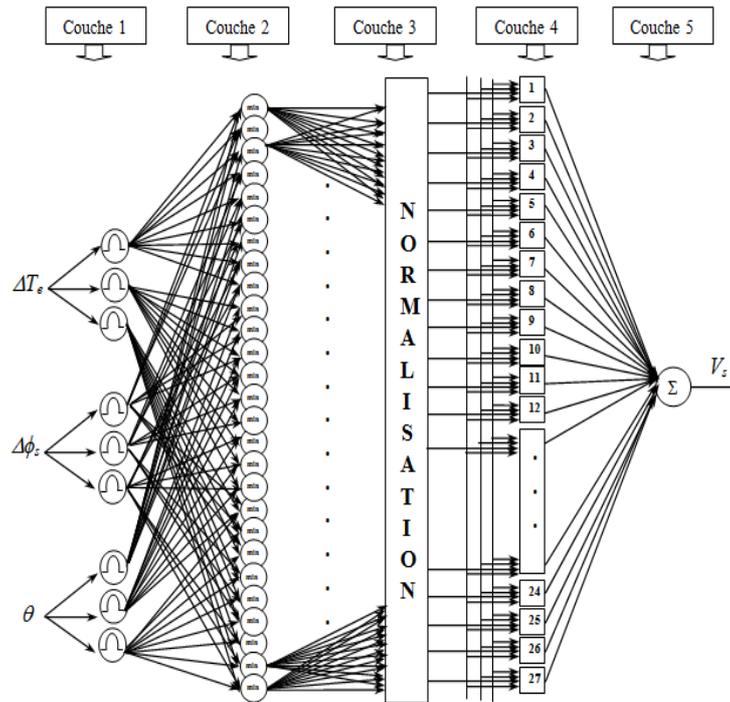
Figure 3.26. Résultats de simulation de la NDTC/CDTC-MSAP en boucle fermée

### 3.5. COMMANDE DTC À BASE DE NEURO-FLOUS

#### 3.5.1. Principe

ANFIS (Adaptive-Neuro-based Fuzzy Inference System) est un système flou mis en application dans le cadre des réseaux adaptatifs. Il a été proposé par Jang (1993) [GUE09].

Le schéma bloc du contrôleur neuro-flou du contrôle direct du couple (NFDTC) d'une machine asynchrone ou synchrone alimentées par un onduleur à deux niveaux est présenté par la figure suivante.



**Figure 3.27.** Structure d'un régulateur neuro-flou de la DTC [HAM13d][HAM13b]

La figure 3.27 présente la structure intérieure du régulateur (ANFIS) proposé, les entrées de la première couche, l'erreur de flux et du couple et l'angle sont multipliés par les poids respectifs  $w_\phi$ ,  $w_{Te}$  et  $w_\theta$  sont introduits à travers des fonctions d'appartenance floues. Ces fonctions sont choisies gaussiennes.

La deuxième couche calcule le minimum des entrées comme suit :

$$w_i = \min \left[ \mu_{ATe} (w_{Te} \Delta T_e), \mu_{A\phi_s} (w_{\phi_s} \Delta \phi_s), \mu_{A\theta} (w_\theta \theta) \right] \quad (3.14)$$

La troisième couche fait la normalisation de la sortie de la 2<sup>ème</sup> couche est donne à sa sortie les valeurs de  $O_i$  :

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

$O_i$  ( $i=1 \dots 27$ ) sont les signaux de sorties d'ordres  $i$  de la troisième couche respectivement.

La quatrième couche permet de déterminer la  $i^{ème}$  composante du vecteur tension désirée. La cinquième couche permet de trouver le vecteur tension de référence  $V_s$  à partir de la somme des ces composantes (figure 3.27), à partir de l'équation

$$V_s = \sum_{i=1}^{27} V_{Si} \quad (3.16)$$

Le régulateur utilisé est accompagné de son algorithme d'apprentissage hybride basé sur la rétro-propagation et la méthode des moindres carrés. Ce modèle donne de très bons résultats d'approximation de fonctions non linéaires.

<i>CARACTERISTIQUES</i>	<i>REGULATEUR MSAP/MAS</i>
	ANFIS
ENTRÉES - SORTIES	3-1
NOMBRE DE NEURONES	2-27-1
ITÉRATIONS	20
PERFORMANCE	0.38
ALGORITHM D'APPRENTISSAGE	Hybride
NOMBRE DE FONCTIONS D'APPARTENANCES	3
FORME DE FONCTIONS D'APPARTENANCES	Gaussienne
STRUCTURE D'ESTIMATEUR FLOU	Sugeno
NOMBRE DE RÈGLES	27

**Tableau 3.6.** Les caractéristiques de régulateur neuro-flous

### 3.5.2. Résultats de simulation

#### 3.5.2.1. Application des deux approches neuro-floues à la MAS

Dans cette partie, les résultats de simulation sont représentés en absence et en présence de réglage de vitesse de la MAS en utilisant toujours la commande directe du couple.

La figure 3.28 représente les résultats des deux contrôleurs neuro-flous, le premier est choisi avec une forme gaussienne et le deuxième avec une forme triangulaire, le résultat nous montre que neuro-flou avec les deux formes nous donnent presque les mêmes performances.

La figure 3.29, représente les différentes réponses de MAS en utilisant la DTC classique et la DTC basée sur l'estimateur neuro-flou en absence de réglage de vitesse avec un couple de référence qui représente un échelon de [5→10→-10→0] Nm et un flux de référence de 1.1Wb. D'après cette figure, on remarque que le couple, courant et le flux de la DTC basée sur le neuro-flou sans réglage de vitesse est moins d'ondulations par rapport à la DTC basée sur des régulateurs classiques à hystérésis.

La figure 3.30 montre que le couple, courant et flux sont moins fluctués, elle indique aussi que les valeurs estimées suivent bien leurs références, le courant est sinusoïdal mais au moment du changement de sens de vitesse de rotation, le couple présente plus des fluctuations.

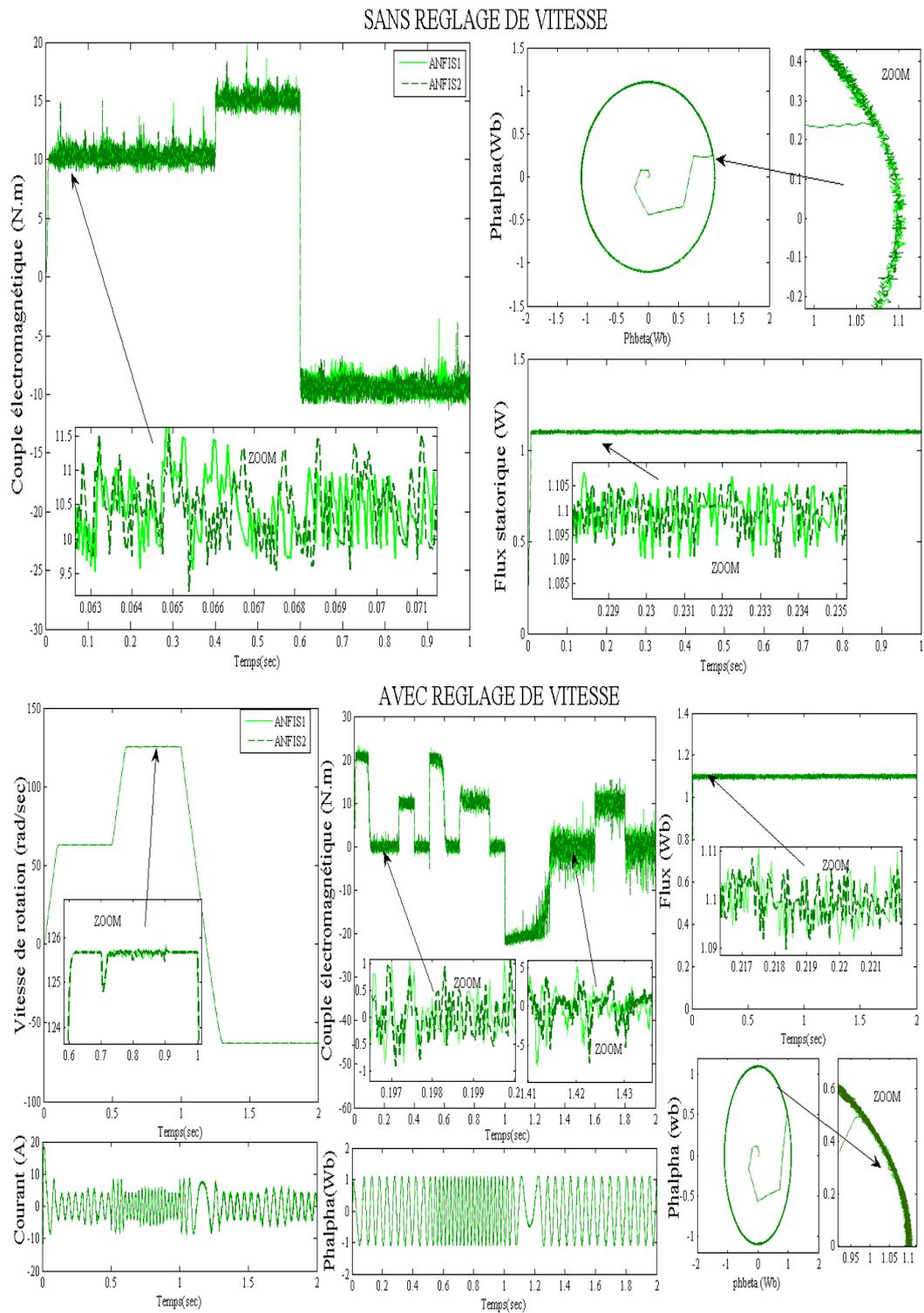


Figure 3.28. Comparaison de performances des deux contrôleurs neuro-flous de la DTC-MAS

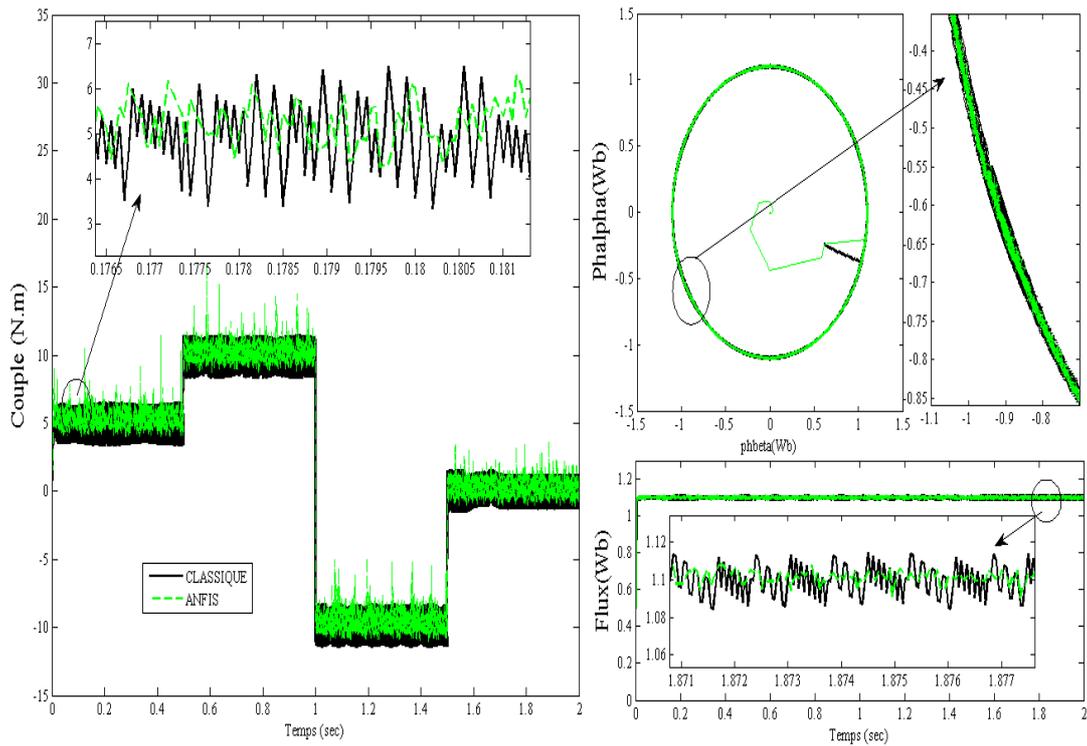


Figure 3.29. Résultats de simulation de la NFDTC/CDTC-MAS en boucle ouverte

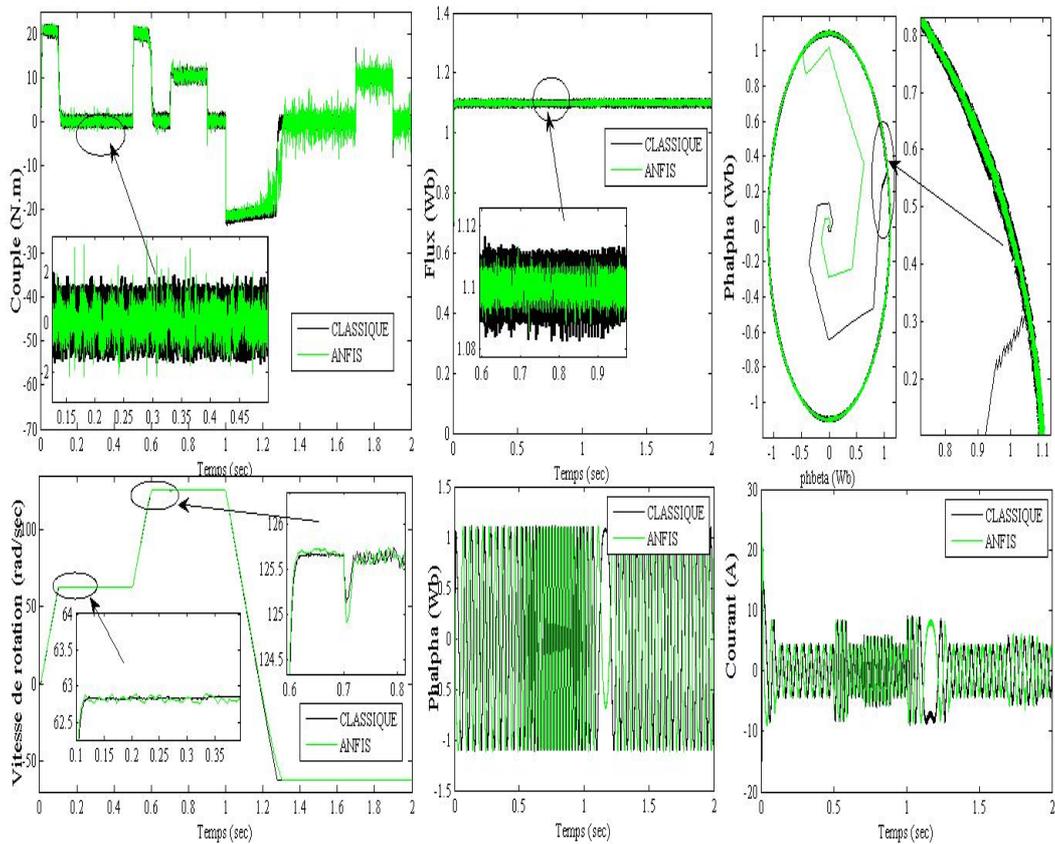


Figure 3.30. Résultats de simulation de la NFDTC/CDTC-MAS en boucle fermée

3.5.2.2. Application de la meilleure approche à la MSAP

Dans cette partie, on applique la DTC basé sur le neuro-flou à la MSAP en présence et en absence de réglage de vitesse.

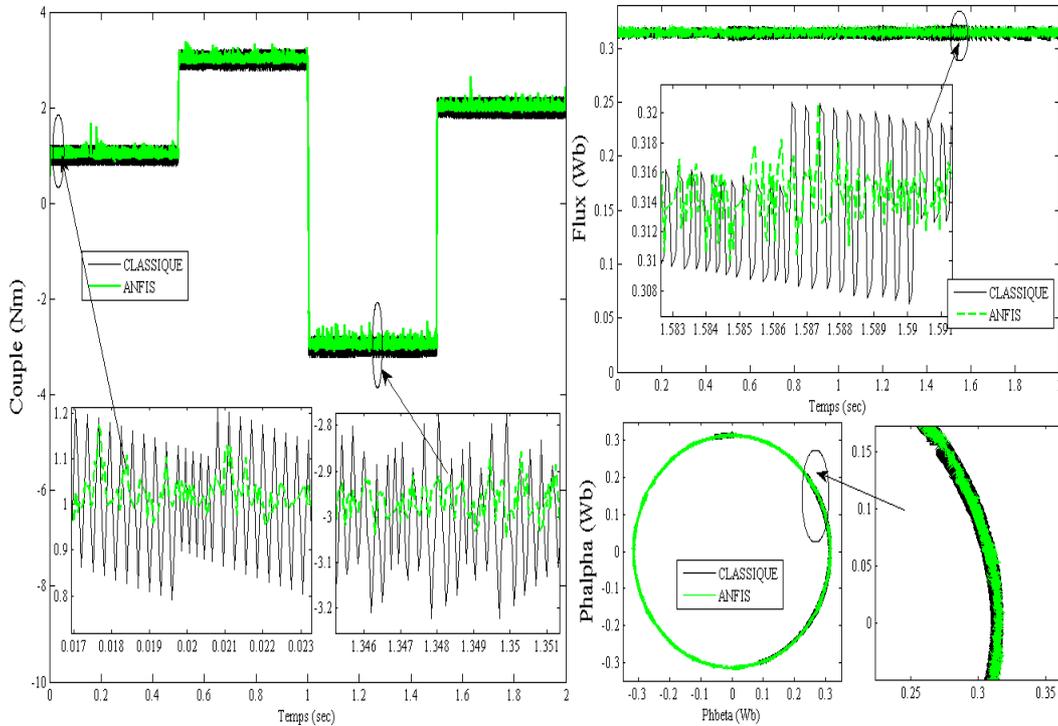


Figure 3.31. Résultats de simulation de la NFDTC/CDTC-MSAP en BO

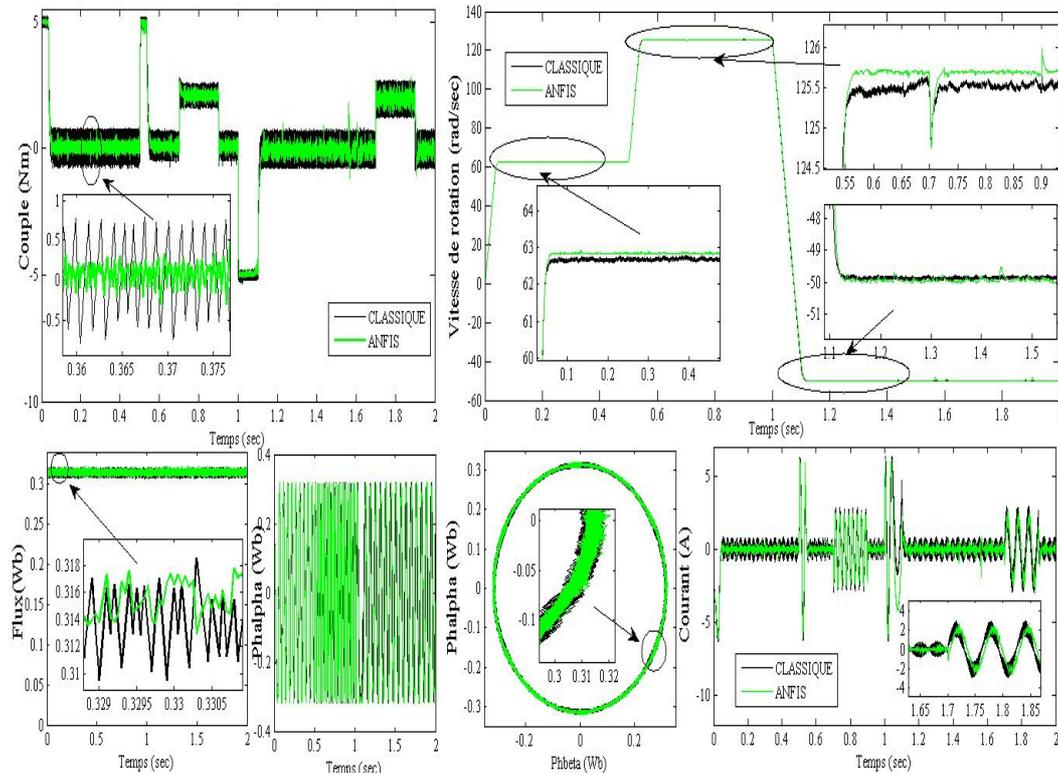


Figure 3.32. Résultats de simulation de la NFDTC/CDTC-MSAP en BF

D'après la figure 3.31, on remarque que le couple, courant et flux statorique est moins d'ondulations par rapport la DTC classique en boucle ouverte. Si on introduit un réglage de vitesse (comme le montre la figure 3.32) la NFDTC nous offre des bonnes réponses mêmes lors de l'inversion de vitesse de rotation où l'estimateur neuro-flou a réussi à réduire les ondulations du couple pendant toute la variation de la vitesse. Cela veut dire que l'estimateur neuro-flou appliqué à la MSAP présente de bonnes réponses par rapport la MAS.

### 3.8 CONCLUSION

Les réseaux de neurones, de part la quantité des travaux de recherche et des réalisations existantes, présentent un certain nombre de points forts. En premier lieu, ils constituent des approximateurs universels capables de modéliser des systèmes complexes avec la précision voulue à partir d'un jeu de données entrées /sorties et un processus d'optimisation. Leur capacité d'apprentissage permet de simplifier la synthèse d'un contrôleur dans la mesure où l'on obtient celui-ci par un simple réglage de paramètres sans qu'il soit nécessaire de faire appel au modèle mathématique du système à commander.

Dans le cas de systèmes complexes, cela représente un avantage indéniable par rapport à la plupart des autres méthodes qui s'attachent à utiliser un modèle mathématique souvent imprécis ou difficile à obtenir. Cependant, l'inconvénient majeur réside dans le fait que l'on ne peut pas incorporer les connaissances des experts, qualifiées d'une certaine intelligence, et qui peuvent être utiles soit pour accélérer le processus d'apprentissage, soit pour obtenir des structures interprétables. Contrairement aux réseaux de neurones, les systèmes flous fonctionnent à base de ce type de connaissances et permettent désormais une meilleure exploitation de l'intelligence humaine pour accomplir des tâches complexes.

Dans ce chapitre, les contrôleurs qu'on a développé sont à base de réseaux de neurones, systèmes flous et neuro-flous, ils ont été employés pour réduire les contraintes liées à l'utilisation de régulateurs à hystérésis et de tables de commutation dans la DTC classique, et par conséquent minimiser les ondulations de flux, de courant et de couple. D'après les résultats de simulation, les transitoires du couple et du courant sont maîtrisés et ne provoquent pas d'oscillations considérables en utilisant DTC intelligente, contrairement à celles provoquées par la DTC classique. Le problème de robustesse de cette commande vis-vis aux paramètres de la machine, qui reste néanmoins plus difficile dans de nombreux cas, sera étudié dans le prochain chapitre en utilisant toujours les techniques intelligentes.

# CHAPITRE 4

## ESTIMATION INTELLIGENTE DE $R_s$

### 4.1. INTRODUCTION

La commande directe du couple (DTC) se présente comme une alternative aux commandes vectorielles basées sur l'orientation de flux rotorique (FOC). Le principe de la DTC est basé sur l'estimation de flux statorique et du couple électromagnétique de la machine à travers les deux grandeurs mesurées tension et courant, la résistance statorique est le seul paramètre de la machine utilisé dans cette estimation. Seule la variation de celle-ci due aux changements de la température ou le fonctionnement à des vitesses de rotation petites, dégradent la performance de la DTC appliquée à une machine électrique.

Les problèmes d'adaptation des paramètres dans la commande suscitent actuellement beaucoup d'intérêt pour les chercheurs pour obtenir des systèmes performants, plusieurs méthodes ont été proposées. Elles peuvent être décomposées en deux familles, les méthodes d'identification et les méthodes de correction [ZAIM07]. Plusieurs travaux de correction [HAQ00][HAQ01][HAG03][LIX03][LUI97][SAY98][RAH03][BYE98][ZHO97][AUZ07][CHE07][TOU08][AME12], ont été proposés pour établir cette estimation afin de remédier ce problème de variation de  $R_s$  du moteur commandé par la DTC. En effet les estimateurs de la résistance statorique développés dans ce travail peuvent être classés dans la deuxième famille. Dans ce chapitre, on proposera d'illustrer l'effet de cette variation sur les performances de la commande DTC, on présentera ensuite un bloc d'estimation intelligente (voir figure 4.1) qui compense chaque variation de la résistance statorique en utilisant un estimateur basé sur la logique floue, les réseaux de neurones et neuro-flou.

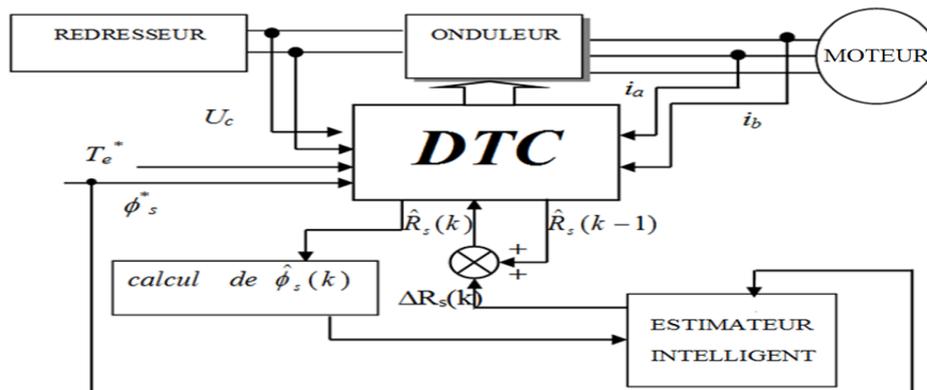


Figure 4.1. Schéma bloc DTC dotée d'un estimateur flu de la résistance statorique  $R_s$

## 4.2. INFLUENCE DE LA VARIATION DE LA RÉSISTANCE SUR LA DTC

### 4.2.1. Principe

Une des limitations de la commande DTC est l'utilisation de la résistance statorique pour l'estimation du flux statorique. La variation de la résistance statorique due au changement de la température rend le contrôle de la machine difficile à basse vitesse [AME12] [RAH03]. Toute variation de la résistance statorique crée un déséquilibre dans les équations des composantes du flux statorique de la machine, exprimées en régime nominal [HAM08].

En absence d'une variation de la résistance statorique  $R_s$ , l'amplitude de flux statorique estimée est donnée par la relation suivante :

$$\hat{\phi}_s = \sqrt{\hat{\phi}_{s\alpha}^2 + \hat{\phi}_{s\beta}^2} \quad (4.1)$$

avec :

$$\begin{cases} \hat{\phi}_{s\alpha} = \int_0^t (V_{s\alpha} - R_s i_{s\alpha}) dt \\ \hat{\phi}_{s\beta} = \int_0^t (V_{s\beta} - R_s i_{s\beta}) dt \end{cases} \quad (4.2)$$

D'autre part, le couple électromagnétique estimé est exprimé par :

$$\hat{T}_e = \frac{3}{2} p (\hat{\phi}_{s\alpha} i_{s\beta} - \hat{\phi}_{s\beta} i_{s\alpha}) \quad (4.3)$$

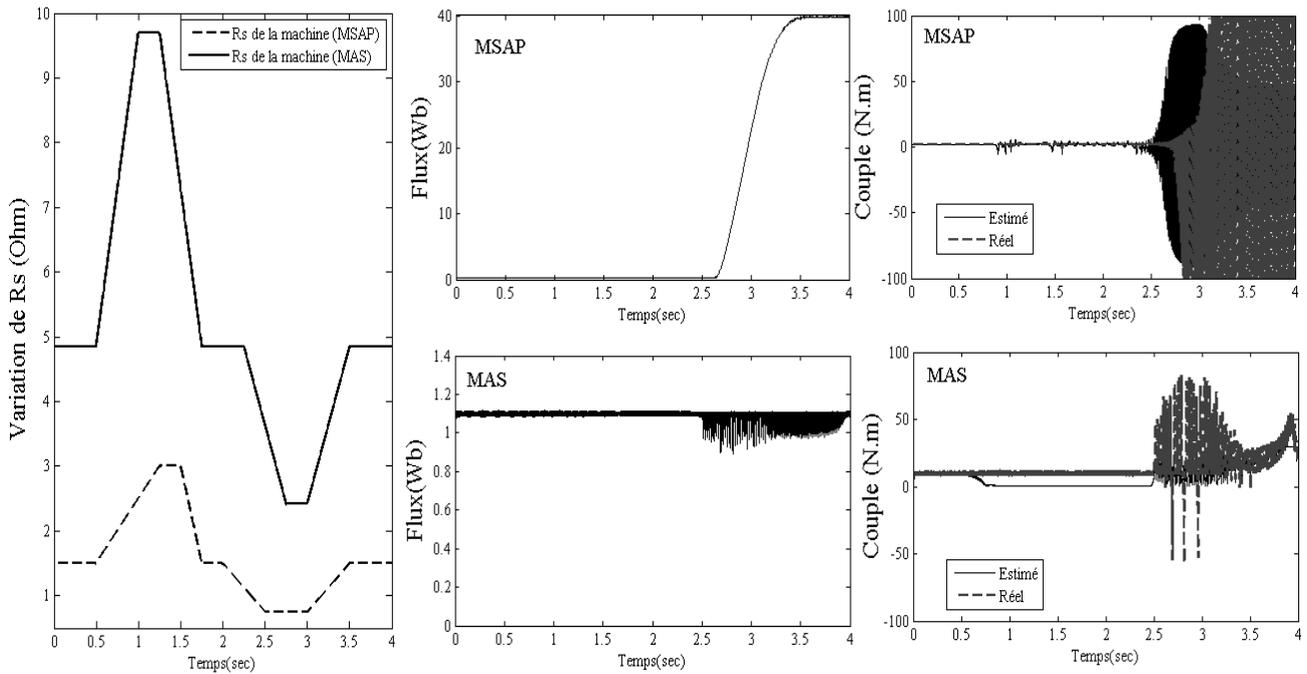
On proposera dans ce qui suit trois estimateurs de la résistance statorique, le premier est basé sur un réseau de neurones (avec deux algorithmes d'apprentissages), le deuxième se base sur la logique floue avec différentes nombre de règles floues (neuf, vingt-cinq et quarante-neuf règles en utilisant deux formes des fonctions d'appartenance, forme gaussienne et triangulaire), le troisième estimateur proposé dans ce travail se base sur les systèmes neuro-flous.

Ces estimateurs sont conçus pour déterminer les variations de la résistance statorique durant le fonctionnement de la machine à basse vitesse commandé par DTC.

### 4.2.2. Résultats de simulation

On présente dans la figure 4.2 l'évolution du couple sans compensation de la variations de  $R_s$  de la machine synchrone et asynchrone. Dans le premier cas, la valeur de la  $R_s$  croît de  $R_s$  nominale à  $2^*R_s$  durant (MSAP : 0.75sec, MAS : 0.5sec), puis elle reste constante à cette dernière valeur durant 0.25sec, et ensuite elle diminue durant (MSAP : 0.25sec, MAS : 0.5sec) pour retrouver sa valeur nominale.

Dans le deuxième cas la valeur de la  $R_s$  décroît de  $R_s$  à  $R_s/2$  durant 0.5sec, puis elle reste constante à cette dernière valeur durant (MSAP : 0.5sec, MAS : 0.25sec), et ensuite elle croît durant 0.5sec pour retrouver sa valeur nominale  $R_s$ . Le couple et le flux de référence sont maintenus constants respectivement à 0.314Wb et 2Nm dans un premier essai.



**Figure 4.2.** Evolution du couple sans compensation de la variation de  $R_s$

D'après la figure 4.2, on remarque que le couple est plus perturbé que le flux et qui peut être à l'origine d'une instabilité du système. Alors, on propose dans ce qui suit le premier estimateur flou pour compenser cette variation.

### 4.3. ESTIMATEUR BASÉ SUR LA LOGIQUE FLOUE

#### 4.3.1. Principe

Cet estimateur est utilisé pour corriger la valeur de la résistance conçue à partir des principes de la logique floue, et permet d'aboutir à une bonne estimation du flux statorique et du couple électromagnétique.

On peut alors utiliser, le module du flux statorique obtenu par reconstitution et intégration comme grandeur estimée. On aura

$$\hat{\phi}_s = \sqrt{\hat{\phi}_{s\alpha}^2 + \hat{\phi}_{s\beta}^2} \quad (4.4)$$

Et on a aussi l'équation du couple électromagnétique estimé :

$$\hat{T}_e = \frac{3}{2} p (\hat{\phi}_{s\alpha} i_{s\beta} - \hat{\phi}_{s\beta} i_{s\alpha}) \quad (4.5)$$

L'erreur du flux statorique et la variation de l'erreur du flux sont utilisées comme variables floues d'entrées pour cet estimateur.

L'erreur du flux et la variation de l'erreur sont définies comme suit :

$$\begin{aligned} e(k) &= \phi_s^*(k) - \hat{\phi}_s(k) \\ \Delta e(k) &= e(k) - e(k-1) \end{aligned} \quad (4.6)$$

On peut utiliser aussi le module du courant estimé comme grandeur de référence au lieu de module de flux statorique. Les deux variables d'entrées,  $e(k)$ ,  $\Delta e(k)$  et la variable de sortie  $\Delta R_s$ , sont divisées en trois, cinq et

sept ensembles flous, désignés (on prend l'exemple d'un estimateur à base de cinq classes) par NG : Négatif Grand, NP : Négatif Petit, ZE : nul, PP : Positif Petit et PG : Positif Grand. Les univers de discours et les fonctions d'appartenance de ces trois variables sont représentés sur la figure 4.3 [HAM11b][HAM11c].

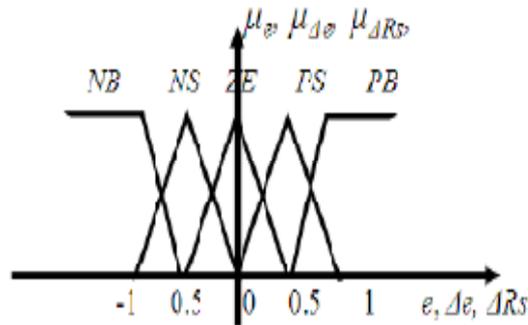


Figure 4.3. Fonctions d'appartenance de l'estimateur de  $R_s$

Les valeurs des univers de discours sont choisies pour la machine électrique étudiée avec des valeurs du flux de référence et du couple de référence respectivement de 0.314Wb et de 2Nm pour la machine synchrone, 1.1Wb et de 10N.m pour la machine asynchrone.

Le contrôle réalisé est décrit par un ensemble de règles avec les variables d'entrées  $e$ ,  $\Delta e$  et la variable de sortie  $\Delta R_s$ . La  $i^{ième}$  règle ( $R_i$ ) s'écrit comme suit :

$$R_i : \text{si } e \text{ est } A_i \text{ et } \Delta e \text{ est } B_i \text{ alors } \Delta R_s \text{ est } C_i \quad (4.7)$$

Où :  $A_i$ ,  $B_i$  et  $C_i$  sont respectivement les ensembles flous de  $e$ ,  $\Delta e$  et  $\Delta R_s$  dont les fonctions d'appartenance sont représentés sur la figure. L'estimateur flou est de type Mamdani. On utilise la méthode d'inférence somme-produit et la méthode de centre de gravité pour la défuzzification, alors la relation devient :

$$\Delta R_s = \frac{\sum_{i=1}^{25} \mu_{ci} y_{Gi} S_i}{\sum_{i=1}^{25} \mu_{ci} S_i} \quad (4.8)$$

Où  $\mu_{ci}$  est le coefficient de modification à appliquer au  $i^{ième}$  sous ensemble de la sortie  $\Delta R_s$ , il représente le degré de vérité de la prémisse de la  $i^{ième}$  règle et  $y_{Gi}$  et  $S_i$  sont respectivement, l'abscisse du centre de gravité et la surface du sous-ensemble  $i$  de la variable de la sortie. Les 25 règles d'inférence (l'exemple de cinq fonctions d'appartenance) sont récapitulées dans le tableau 4.1.

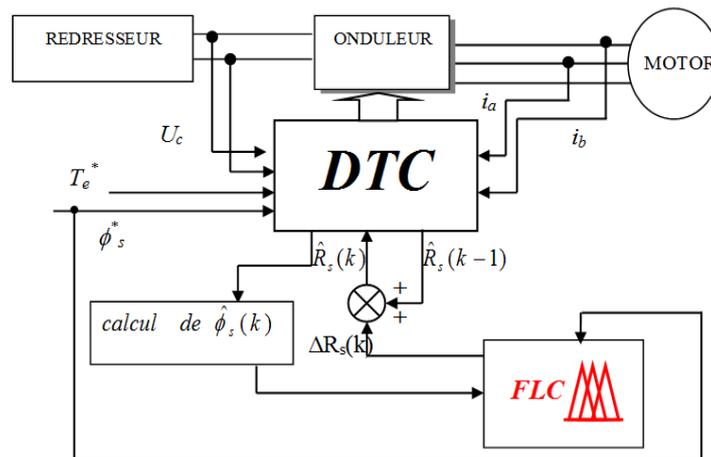
En effet, si la résistance statorique subit une augmentation pour une tension et un courant statorique donnés, le flux statorique réel du moteur diminue.

Par conséquent, on doit ajuster le flux statorique et l'obliger à poursuivre le flux statorique de référence de la machine. Pour cela on fait croître la résistance estimée. Donc, on doit augmenter  $R_s$  pour une diminution de  $\phi_s$  par rapport à  $\phi_s^*$ , et vice versa.

$\Delta e$ \ E	NG	NP	ZE	PP	PG
NG	NG	NG	NG	NP	ZE
NP	NG	NG	NP	ZE	PP
ZE	NG	NP	ZE	PP	PG
PP	NP	ZE	PP	PG	PG
PG	ZE	PP	PG	PG	PG

**Tableau 4.1.** Règles d'inférence floue de l'estimateur de  $\Delta R_s$

La figure 4.4 montre le schéma de bloc d'une commande par DTC, dotée d'un estimateur flou de la résistance statorique  $R_s$ .



**Figure 4.4.** Schéma bloc DTC dotée d'un estimateur flou de la résistance statorique  $R_s$

### 4.3.2. Résultats de simulation

Dans le but de valider l'estimateur flou de la résistance statorique proposé dans ce travail et obtenir une commande performante avec un nombre minimale de règles flous, on présente les résultats de simulation obtenus avec le contrôle direct du couple associé à un estimateur flou à trois, cinq et sept classes appliqué à la MSAP. Pour étudier encore l'influence de la forme de la fonction d'appartenance, on propose deux types les plus utilisés à savoir la forme triangulaire et la forme gaussienne.

D'après la figure 4.5, on remarque d'une part que la technique floue avec cinq fonctions d'appartenance donne des meilleures performances par rapport à trois et sept fonctions, et d'autre part, les résultats obtenus en utilisant la forme triangulaire sont meilleurs que ceux utilisant la forme gaussienne. Toutes ces techniques sont appliquées à la machine synchrone à aimants permanents, la valeur de référence de couple et de flux est respectivement 2N.m et 0.314Wb.

La meilleure technique est appliquée par la suite à la machine asynchrone pour une couple de référence égale à 10 N.m et de flux de référence égale à 1.1Wb. Comme le montre la figure 4.6, l'estimateur flou a réussi à compenser la variation paramétrique  $R_s$  de la machine asynchrone, le couple estimé et le couple réel sont identiques sauf au démarrage où le couple réel atteint la valeur maximale de 25N.m.

Alors on peut conclure que cette variation est nettement compensée par l'estimateur flou (voir figure.4.5), ce qui permet de rétablir le système par élimination de l'erreur de l'estimation du flux statorique et du couple électromagnétique.

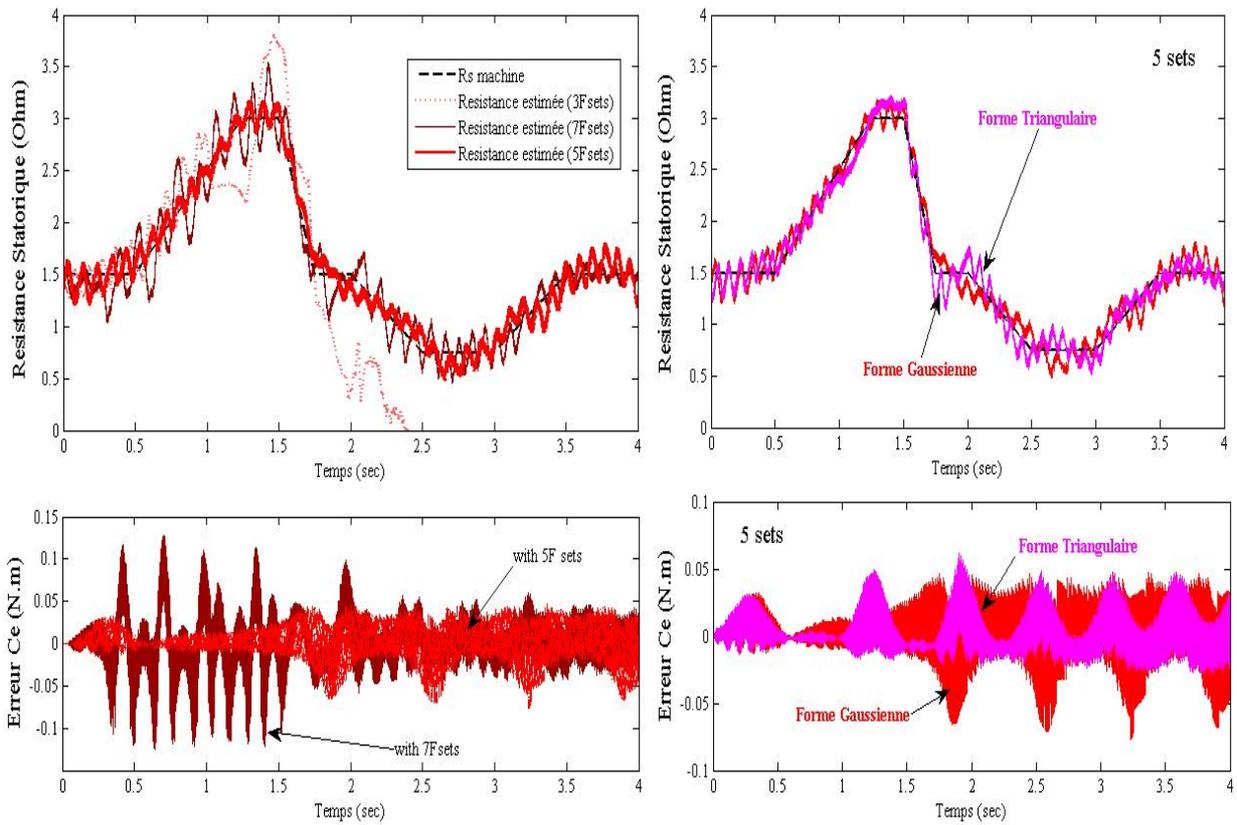


Figure 4.5. Réponse de la Resistance estimée et de l'erreur du couple (MSAP)

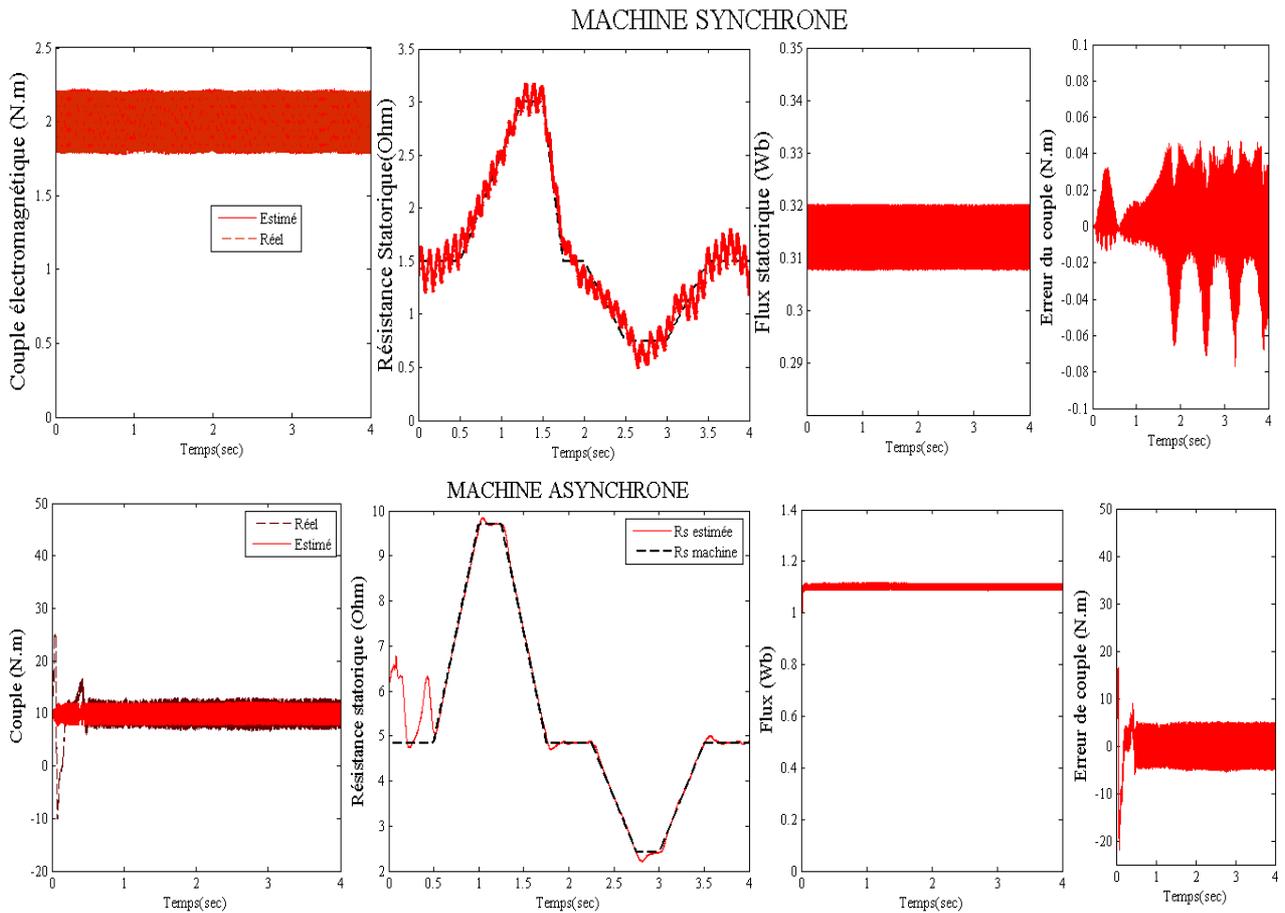


Figure 4.6. Réponse du couple, flux et de la Resistance estimée en utilisant la meilleure technique floue (MSAP/MAS)

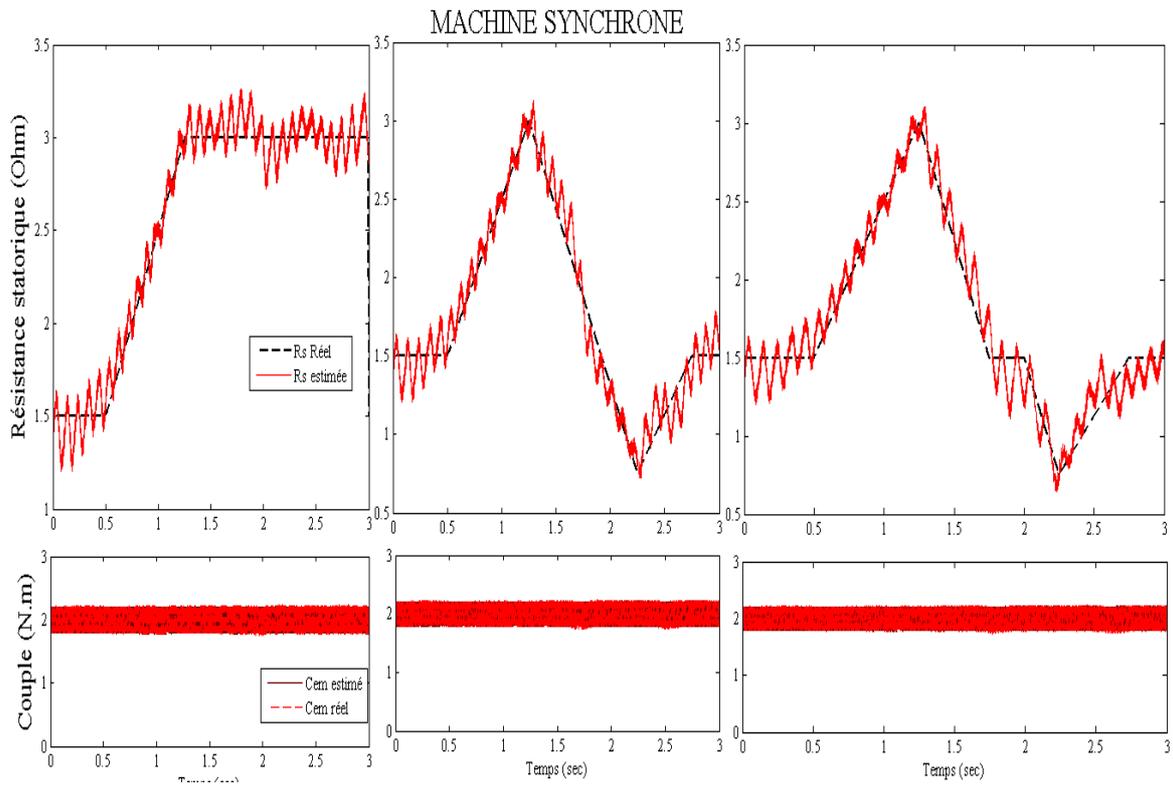


Figure 4.7. Réponse du couple et de la Resistance estimée en utilisant la meilleure technique floue

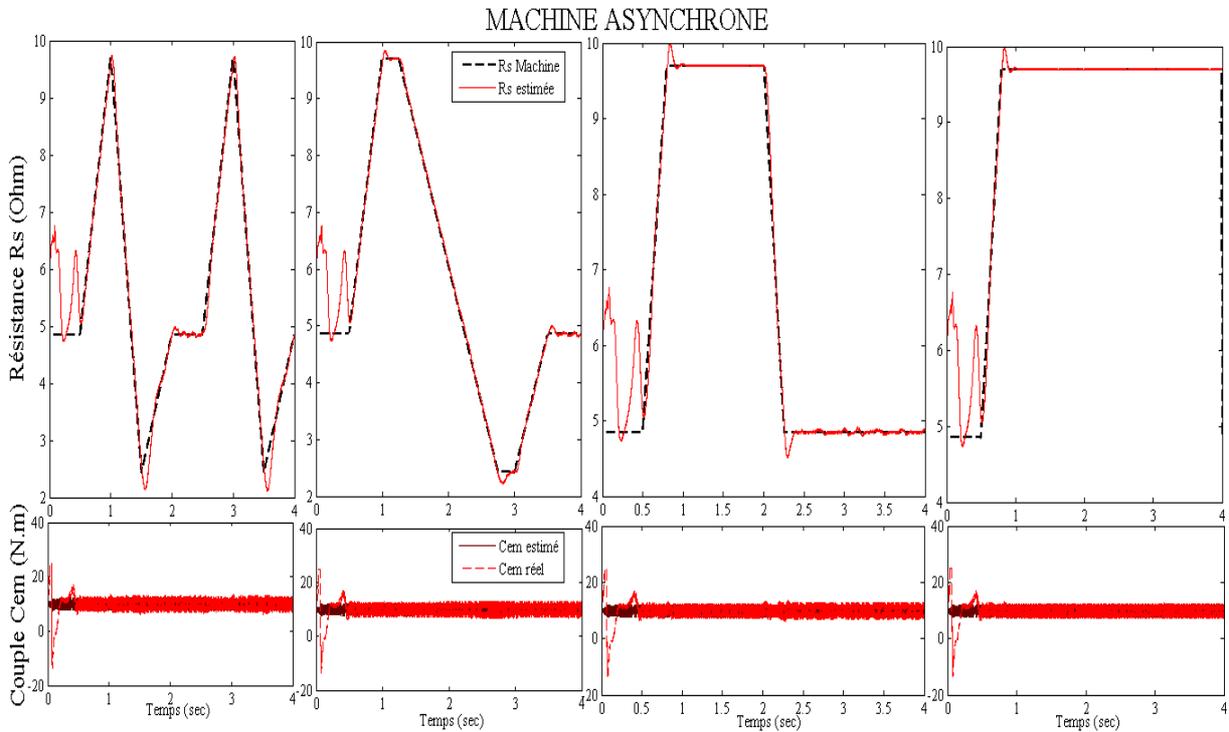
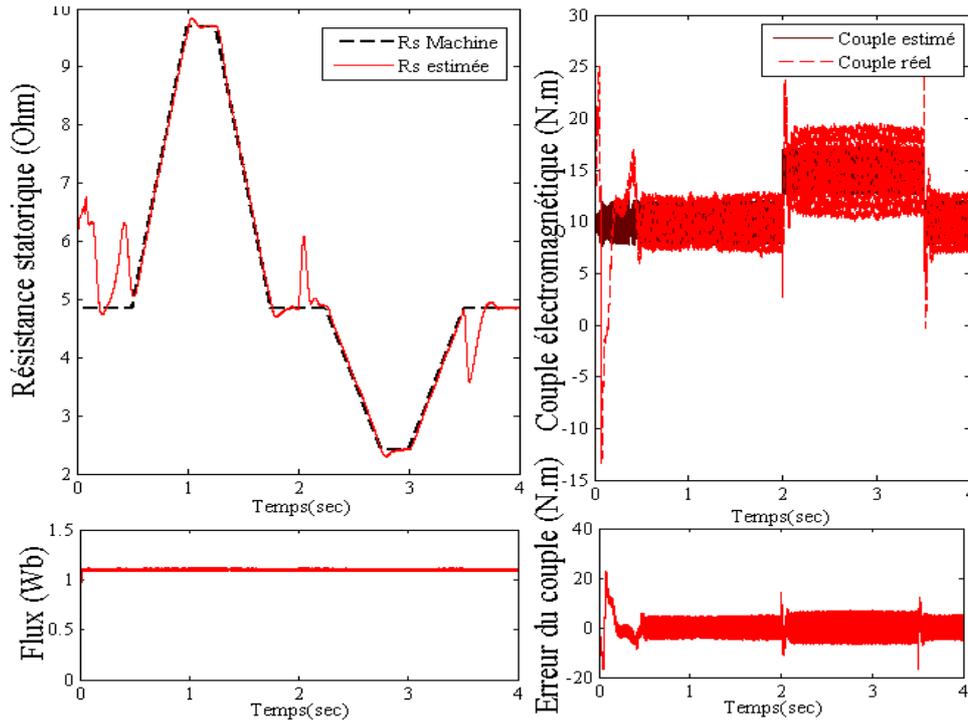


Figure 4.8. Réponse du couple et Resistance estimée en utilisant la meilleure technique floue



**Figure 4.9.** Réponse du couple, flux et de la Resistance estimée en utilisant la meilleure technique floue

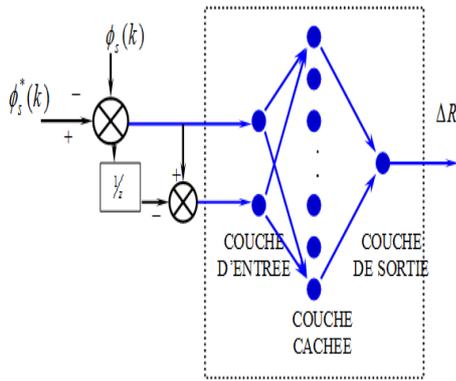
D'après les figures 4.7, 4.8 et 4.9, on constate que cet estimateur a donné de bons résultats pour les deux types de machines. Il a montré un très bon suivi de la résistance statorique de machine synchrone et asynchrone et une efficacité surtout lors d'une application d'un couple de charge avec changement de sa consigne (figure 4.8).

Donc, cet estimateur a assuré une bonne correction du couple électromagnétique et du flux statorique, ce qui permet de rétablir la stabilité du système sans qu'il soit influencé par le fait d'introduire une variation de la résistance statorique et un couple résistant de la charge. Dans le même contexte, on remarque que les couples réel et estimé coïncident pratiquement quand la résistance estimée atteint la valeur réelle.

#### 4.4. ESTIMATEUR BASÉ SUR LES RÉSEAUX DE NEURONES

##### 4.4.1. Principe

On propose un estimateur de la résistance statorique basé sur un réseau de neurones et on compare par la suite les résultats obtenus par ce dernier avec les résultats obtenus avec l'estimateur flou. L'architecture retenue pour le réseau est de type 2-N-1 soit donc une couche cachée avec N neurones. Les fonctions d'activation pour tous les neurones sont de type "tansig". Les entrées et la sortie du réseau de neurones utilisé pour déterminer les variations de la résistance statorique sont identiques à ceux de l'estimateur flou comme le montre la figure 4.10. Ce réseau est appris en utilisant la méthode supervisée.

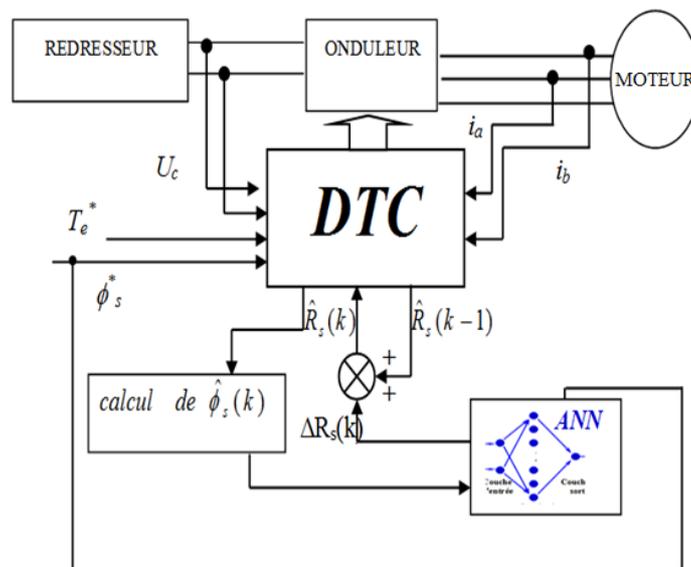


ALGORITHME D'APPRENTISSAGE	ESTIMATEURS NEURONAUX	
	ANN <sub>1</sub>	ANN <sub>2</sub>
COUCHE CACHEE (NOMBRE DE NEURONS)	20	10
NOMBRE D'ITERATIONS	50	9
PERFORMANCES	1e-5	8e-9

**Tableau 4.2.** Les caractéristiques des estimateurs neuronaux

**Figure 4.10.** Structure du réseau de neurones pour l'estimation de la variation de la résistance statorique

Ce réseau est ensuite introduit dans la structure de commande de la DTC à base d'un réseau de neurone comme le montre la figure 4.11.



**Figure 4.11.** Schéma bloc DTC dotée d'un estimateur neural de la résistance statorique  $R_s$

On effectue deux expériences afin d'aboutir à une architecture et à des paramètres d'un réseau de neurones, qui nous permet dans un premier temps, remplacer fidèlement les techniques classiques et dans un deuxième temps, apporter des améliorations à notre système.

#### 4.4.2. Résultats de simulation

La figure 4.12 indique un bon suivi de la résistance statorique, en utilisant deux algorithmes d'apprentissages, le premier algorithme est entraîné à partir d'une réponse idéale souhaitée (ANN1) et le deuxième est entraîné à partir d'une réponse d'estimateur flou (ANN2).

On peut noter que le deuxième estimateur ANN2 suit parfaitement sa référence par rapport le premier estimateur ANN1. La meilleure technique (ANN2) est appliquée par la suite à la machine asynchrone comme le montre la figure 4.12, avec à une bonne correction du couple.

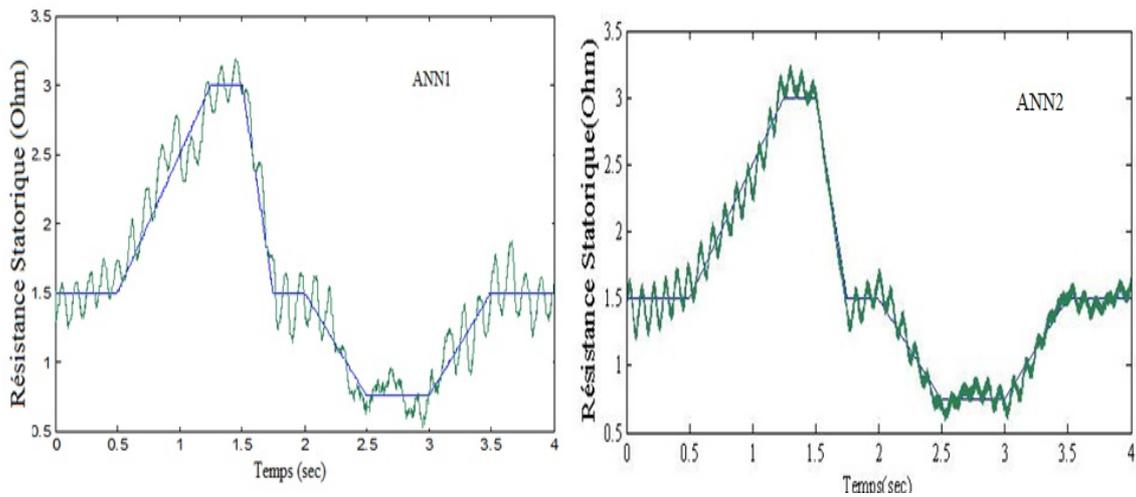


Figure 4.12. Réponse de la Resistance estimée en utilisant un estimateur basé les réseaux de neurones

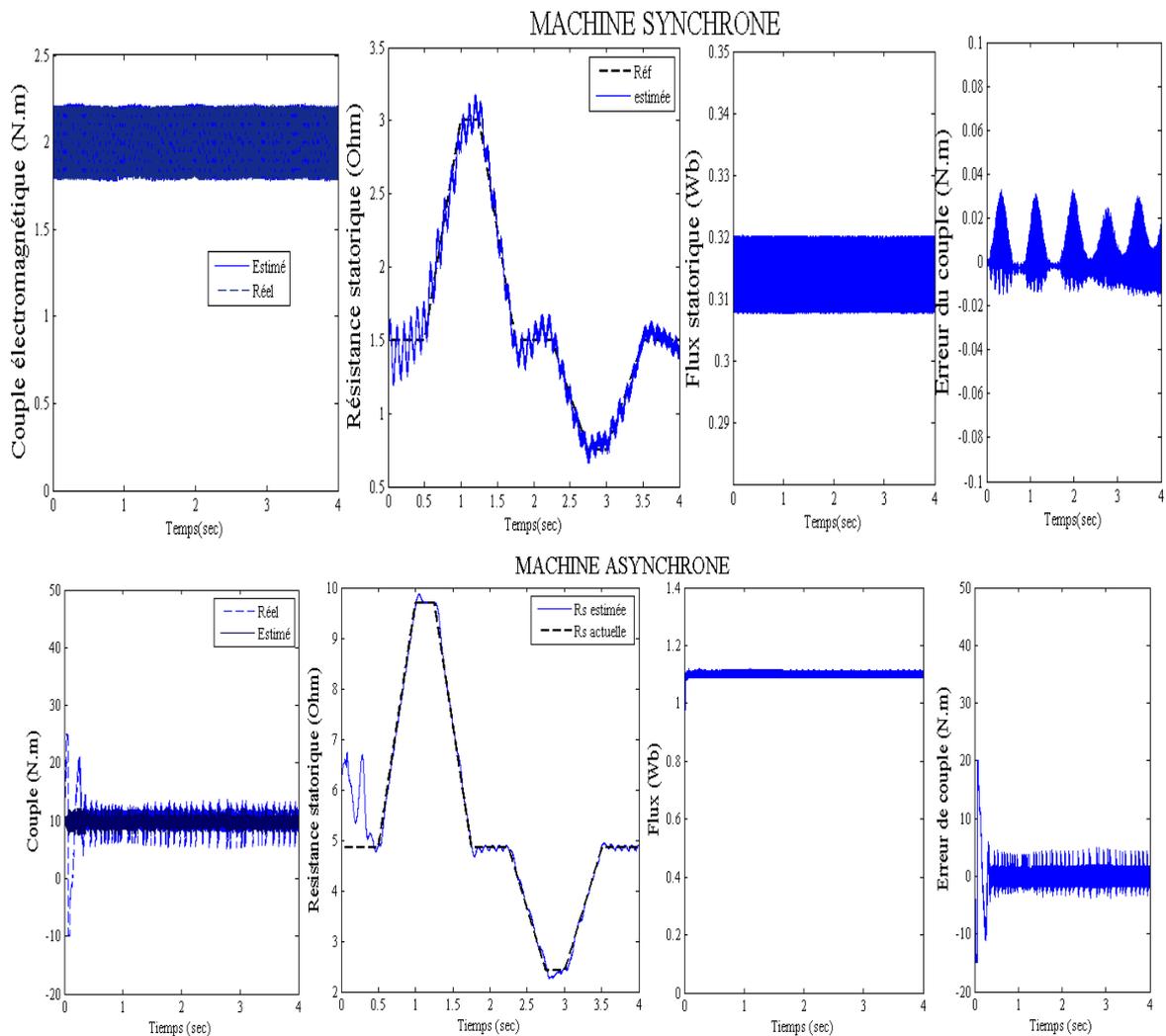


Figure 4.13. Réponse du couple, flux et de la Resistance statorique en utilisant la meilleure technique neuronale appliquée à la MAS/MSAP

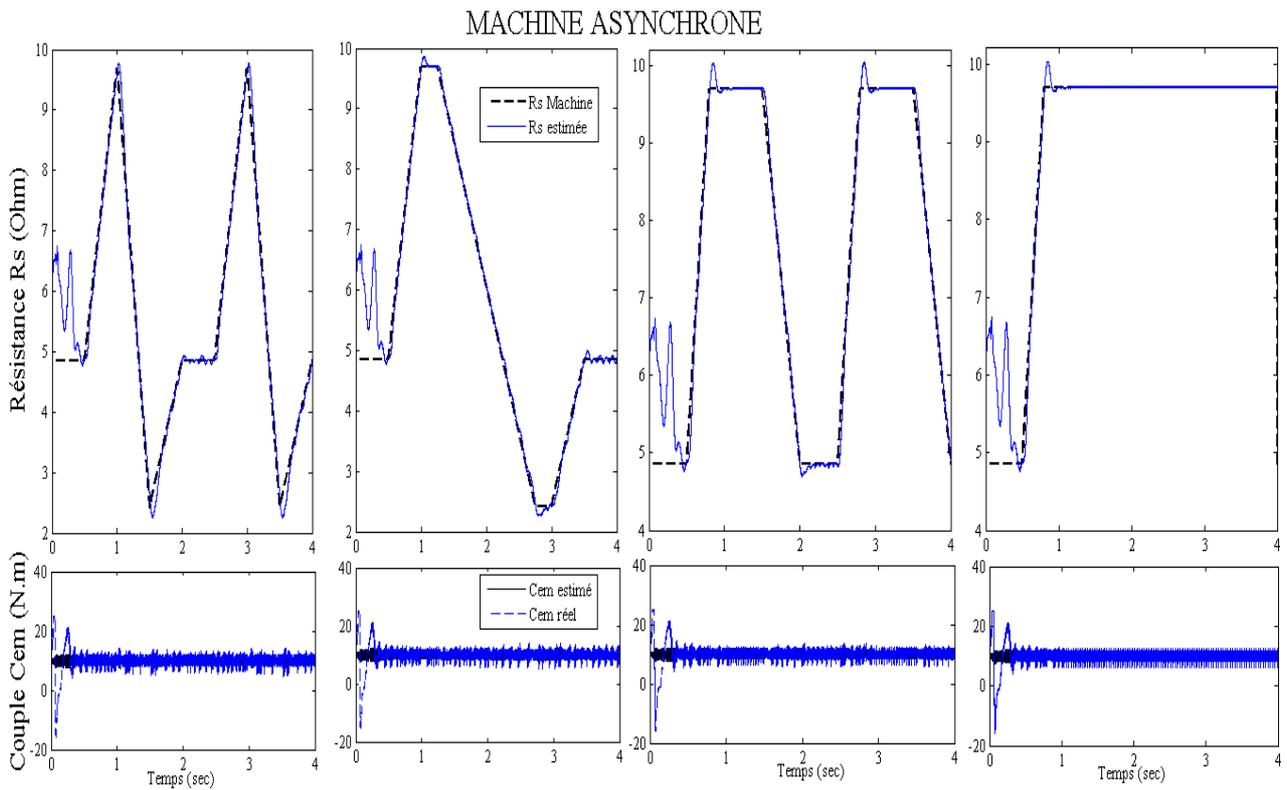


Figure 4.14. Réponse du couple et de la Resistance estimée en utilisant la meilleure technique neuronale

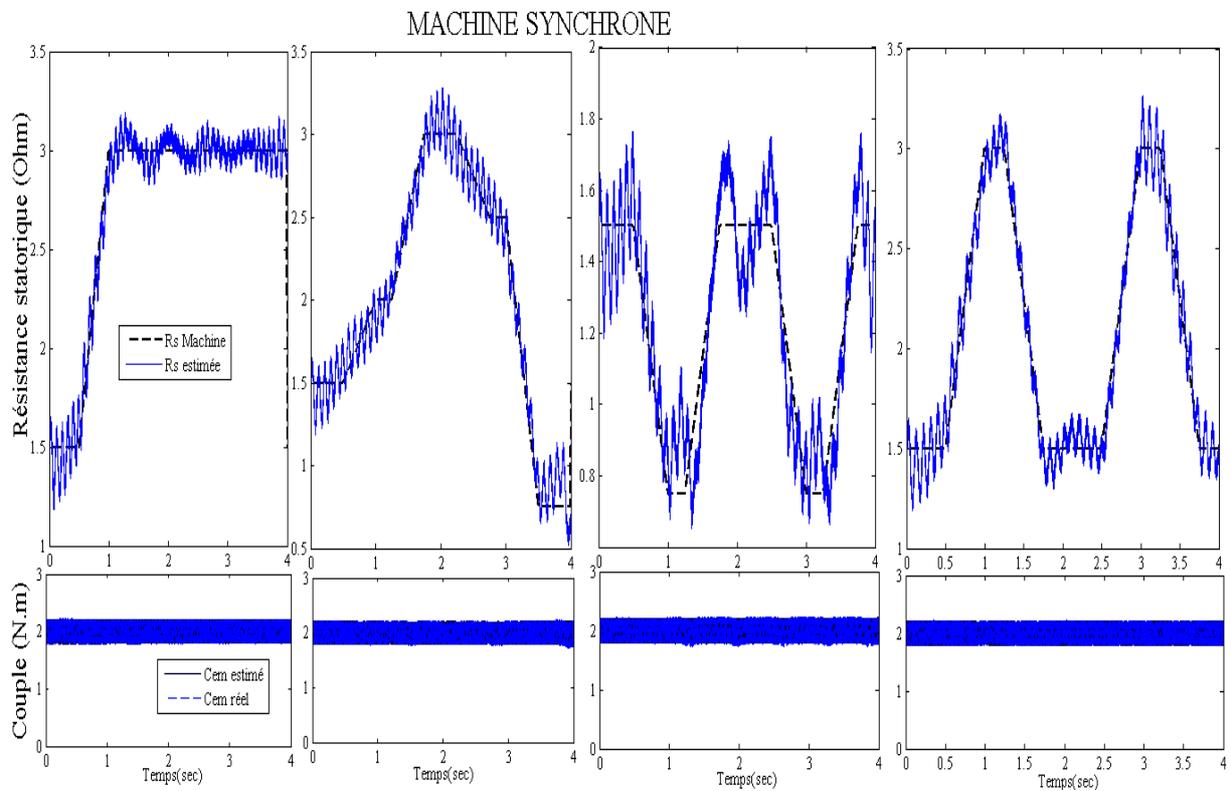
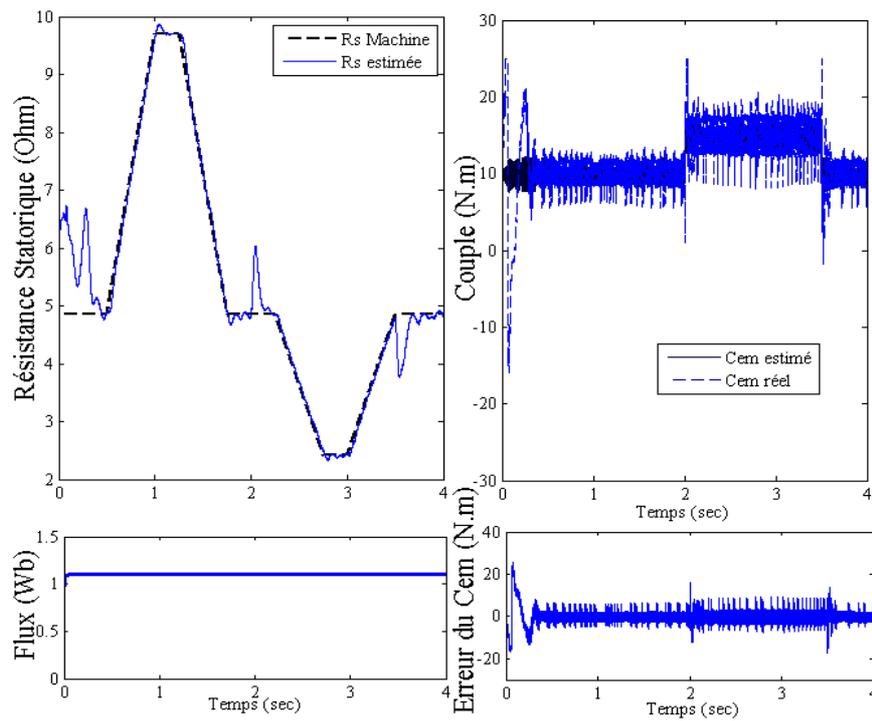
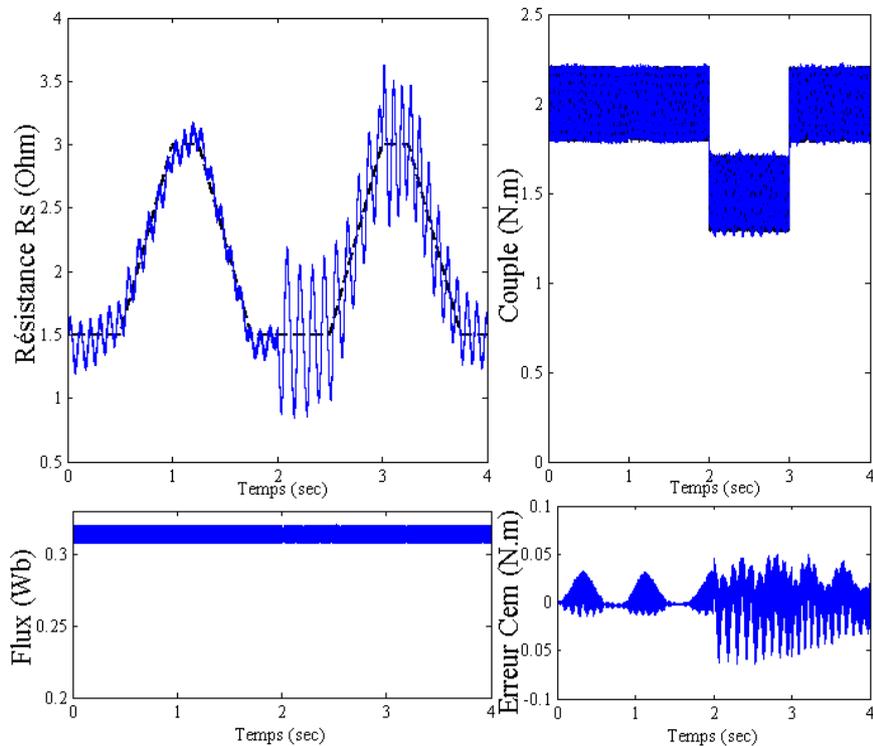


Figure 4.15. Réponse du couple et de la Resistance statorique en utilisant la meilleure technique neuronale



**Figure 4.16.** Réponse du couple, flux et de la Resistance estimée en utilisant la meilleure technique neuronale appliquée à la MAS avec variation du couple électromagnétique



**Figure 4.17.** Réponse du couple, flux et de la Resistance statorique en utilisant la meilleure technique neuronale appliquée à la MSAP avec variation du couple électromagnétique

Ces expériences et ces résultats (voir figure 4.14, 4.15, 4.16 et 4.17) nous présentent le bon suivi de la trajectoire de  $R_s$  et par conséquent ils nous montrent bien que plus les exemples d'apprentissage présentés au réseau décrivent bien le comportement du régulateur ; plus on aura beaucoup de chance d'avoir un réseau performant.

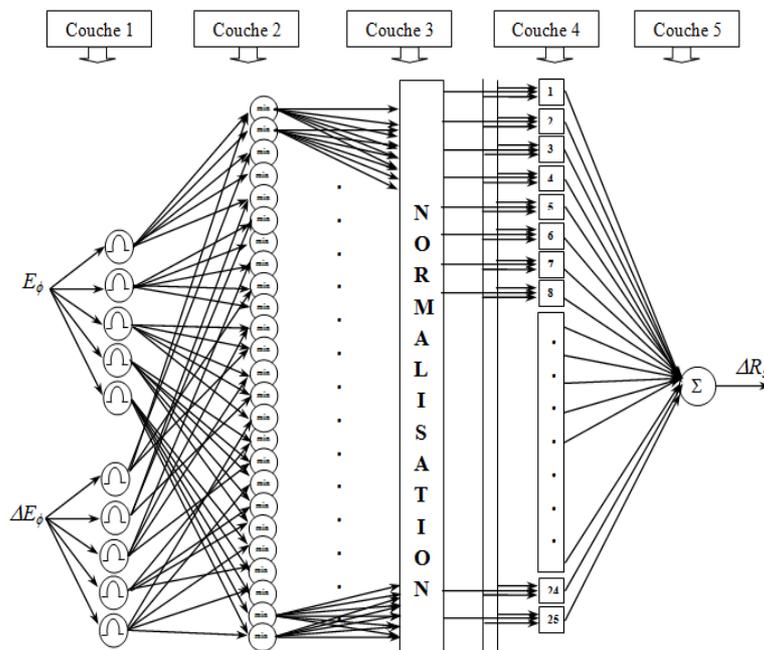
On peut voir clairement à travers cette étude, l'importance du choix des exemples présentés au réseau à la phase d'apprentissage et leur influence à la phase de reconnaissance. Alors pour obtenir des bons résultats, il faut avoir un choix judicieux des exemples, nombre de neurones dans la couche cachée, nombre de couche cachée, l'erreur quadratique et encore le nombre d'itérations, qui doivent décrire par la suite bien le comportement d'estimateur du notre système. Les caractéristiques des estimateurs neuronaux sont présentées dans le cinquième chapitre.

## 4.5. ESTIMATEUR BASÉ SUR LES NEURO-FLOUS

### 4.5.1. Principe

On propose un estimateur de la résistance statorique basé sur le neuro-flou. La figure 4.18 présente la structure intérieure du contrôleur (ANFIS) proposé, cet estimateur est une architecture à cinq couches qui comprend les éléments d'un système flou de type Sugeno, Chaque neurone transmet le signal d'entrée vers la deuxième couche. Elle est composée d'un nombre de nœuds calculateurs dont les fonctions d'activations sont des fonctions d'appartenances de la forme triangulaires

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.



**Figure 4.18.** Structure d'un contrôleur neuro-flou de la résistance statorique  $R_s$ .

La troisième couche fait la normalisation de la sortie de la 2<sup>ème</sup> couche et il donne à sa sortie les valeurs de  $O_i$  :

$$O_i = \frac{w_i}{\sum_k w_k} \quad (4.9)$$

$O_i$  ( $i=1...25$  pour MAS et  $i=1...64$  pour MSAP) sont les signaux de sorties d'ordres  $i$  de la troisième couche respectivement.

La quatrième couche et la cinquième couche permet de trouver la variation de la résistance statorique à partir de la somme des ces composantes, à partir de l'équation suivante :

$$\Delta R_s = \sum_{i=1}^{25} \Delta R_{Si} \quad (4.10)$$

Ce réseau est ensuite introduit dans la structure de commande de la DTC appliquée à une machine électrique comme le montre la figure 4.19.

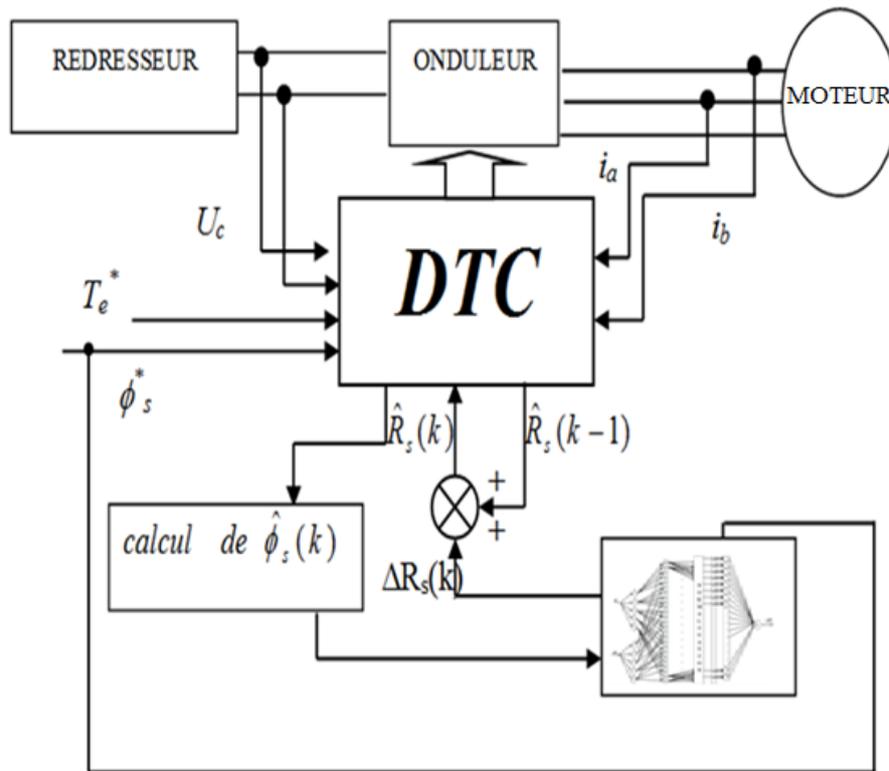


Figure 4.19. Schéma bloc DTC dotée d'un estimateur neuro-flou de  $R_s$

#### 4.5.2. Résultats de simulation

D'après les figures 4.20, 4.21 on trouve que l'estimateur neuro-flou indique une bonne correction du couple électromagnétique, où on trouve que les deux réponses, le couple estimé et le couple réel sont quasiment identiques, la résistance statorique estimée suit bien sa référence (avec différentes variations de la  $R_s$  réelle), ce qui permet de rétablir la stabilité du système par annulation de l'erreur d'estimation de flux statorique et de couple électromagnétique.

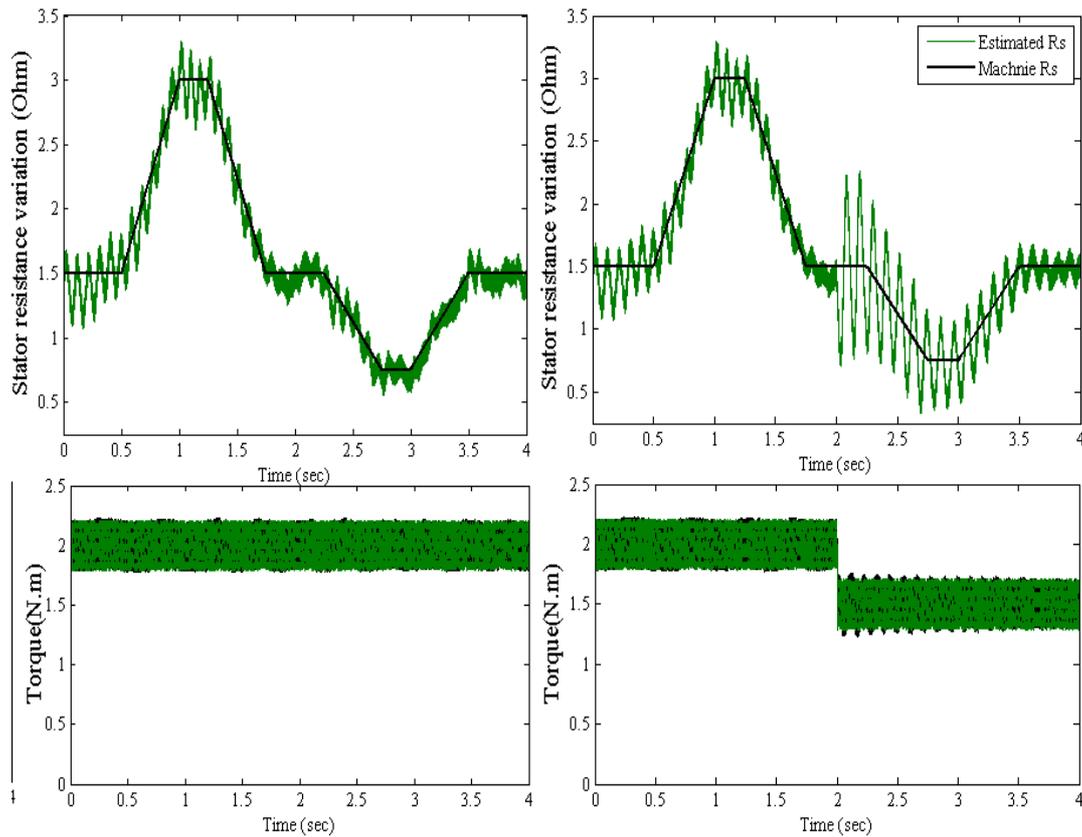


Figure 4.20. Réponse du couple et de la Resistance estimée en utilisant les neuro-flous

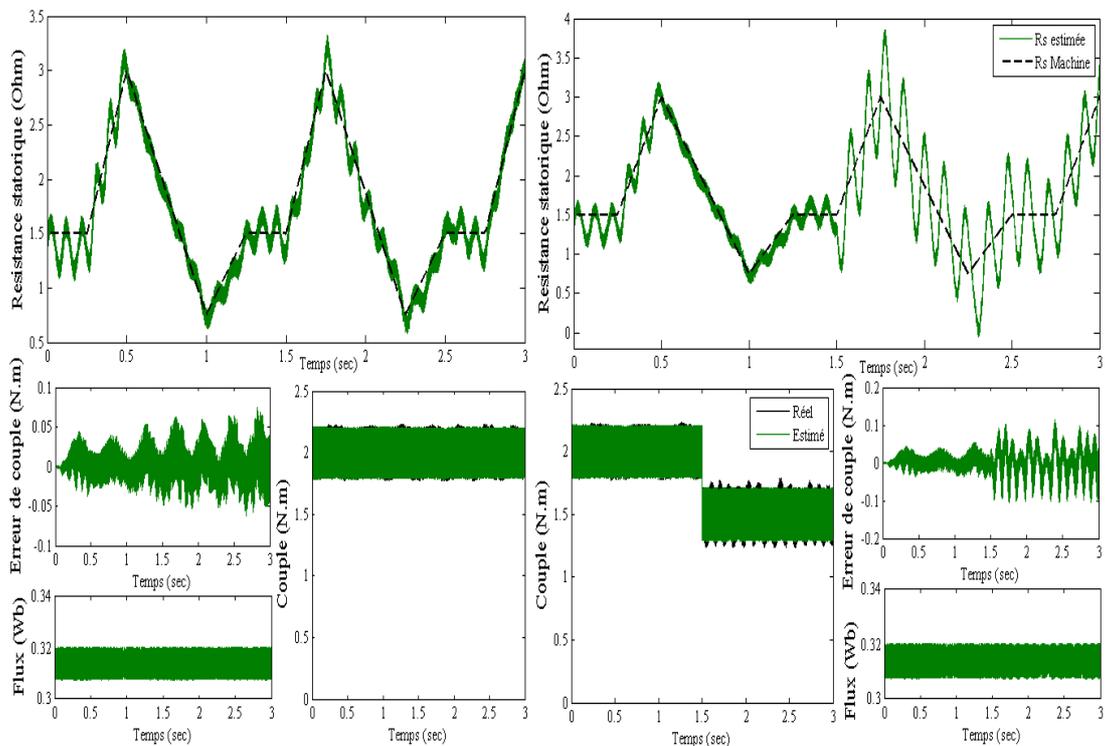
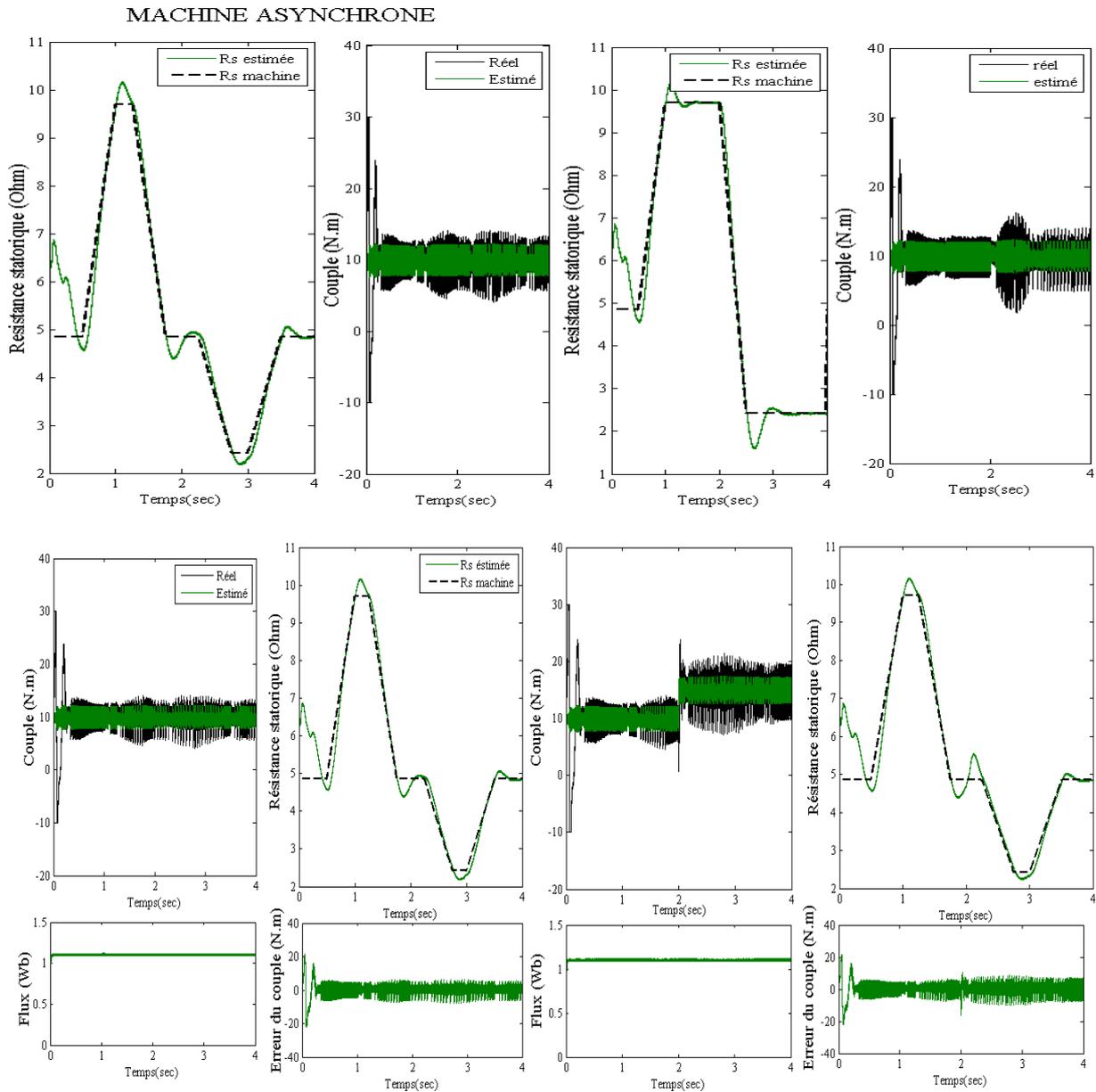


Figure 4.21. Réponse du couple, du flux statorique et de la Resistance estimée en utilisant l'estimateur neuro-flou avec une variation du couple électromagnétique



**Figure 4.22.** Réponse du couple, du flux statorique et de la Resistance estimée en utilisant l'estimateur neuro-flou

D'après ces résultats (figure 4.22), on trouve que ce régulateur donne des résultats satisfaisants, comme on peut dire que cette technique est aussi applicable à la machine asynchrone.

#### 4.6. CONCLUSION

Les méconnaissances de la résistance statorique peuvent avoir plusieurs origines. Elles peuvent être dues à une mauvaise identification des paramètres de la machine, variation de la charge ou de la température du milieu ambiant. Une valeur erronée de la résistance statorique, entraîne certes une erreur d'estimation du module du flux statorique, mais une erreur dans la détermination de sa position peut entraîner de graves dysfonctionnements dans le choix du vecteur tension à appliquer.

Dans ce chapitre, on a proposé un estimateur intelligent de la résistance statorique (flou, neuronal et neuro-flou). A partir de résultats de simulation, on a conclu que l'estimateur de la résistance statorique nous a permis d'obtenir de bonnes performances de la DTC en présence de changements de la résistance statorique, car cet estimateur est capable de suivre ces divergences et de la converger vers la bonne valeur de  $R_s$ .

# CHAPITRE 5

## COMMANDE HYBRIDE

### 5.1. INTRODUCTION

La commande DTC présente une régulation très rapide et précise du couple et fournit donc une performance dynamique du couple élevée, elle ne nécessite pas un étage MLI pour la génération de commandes de l'onduleur qui se fait de façon directe via une table de commutation. Néanmoins la fréquence de commutation variable de l'onduleur peut générer un bruit acoustique gênant pour certaines applications et un risque de résonance mécanique.

Les difficultés rencontrées dans la commande DTC classique, nous a guidé à s'orienter vers l'utilisation des commandes hybrides à cause de leurs caractéristiques à résoudre plusieurs problèmes afin de garantir la robustesse du système en boucle fermée et une réponse dynamique rapide avec les meilleures performances possibles, dans ce chapitre, on propose quelques techniques hybrides, en utilisant la combinaison des deux ou trois régulateurs intelligents précédemment déterminés et présentés, que ce soit pour le réglage de vitesse, la minimisation des ondulations ou la compensation de la variation paramétrique (voir figure 5.1).

La première partie de ce chapitre présente une étude comparative des trois techniques intelligentes (floues, neuronales et neuro-floues) avec quelques hybridations, plusieurs simulations et résultats comparatifs ont été présentés par la suite pour valider les approches intelligentes proposées. La deuxième partie propose une approche hybride basée sur les réseaux de neurones, qui assure la convergence du système vers son régime permanent avec une dynamique rapide. Cette approche présente la combinaison des trois meilleurs régulateurs utilisés pour résoudre les problèmes de la DTC classique en même temps.

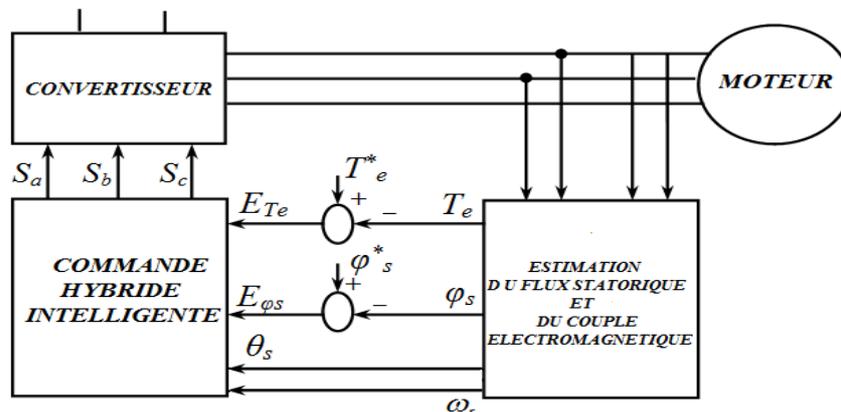


Figure 5.1. Structure de la commande DTC Hybride

5.2. ETUDE COMPARATIVE

5.2.1. Réglage de vitesse

5.2.1.1. Structure

La commande DTC d'un variateur doit s'effectuer en un temps très court (on prend à titre d'exemple 50µs), ce temps dépendant évidemment de la puissance du calculateur dont nous disposons. La rapidité du contrôle permet ainsi d'avoir un temps de réponse du couple très court, donc une excellence dynamique en couple. Néanmoins, l'emploi de contrôleurs à hystérésis implique une existence naturelle des ondulations du couple élevées et à fréquence variable de commutation, cela se traduit par la nécessité de travailler avec des techniques intelligentes de haute performance.

Dans ce qui suit, on propose une approche hybride de la DTC floue avec un réglage intelligent de vitesse, en présentant une étude comparative entre les meilleures techniques intelligentes obtenues dans le deuxième chapitre, cette étude est faite pour les deux types de machines (voir la figure 5.2).

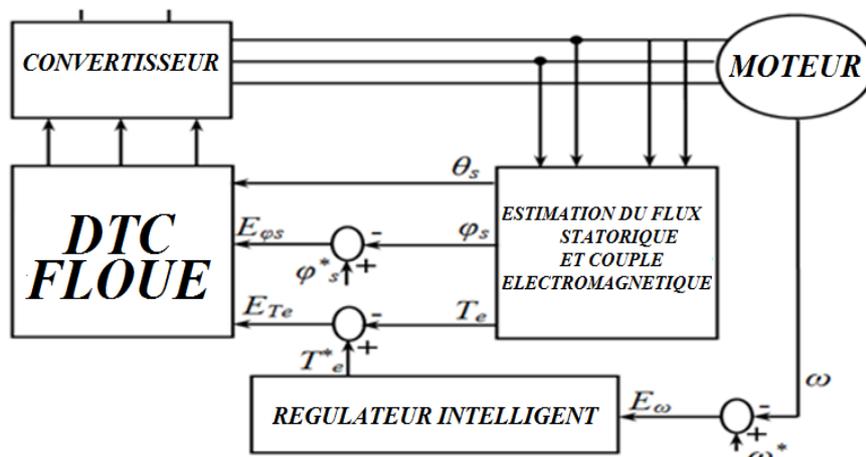


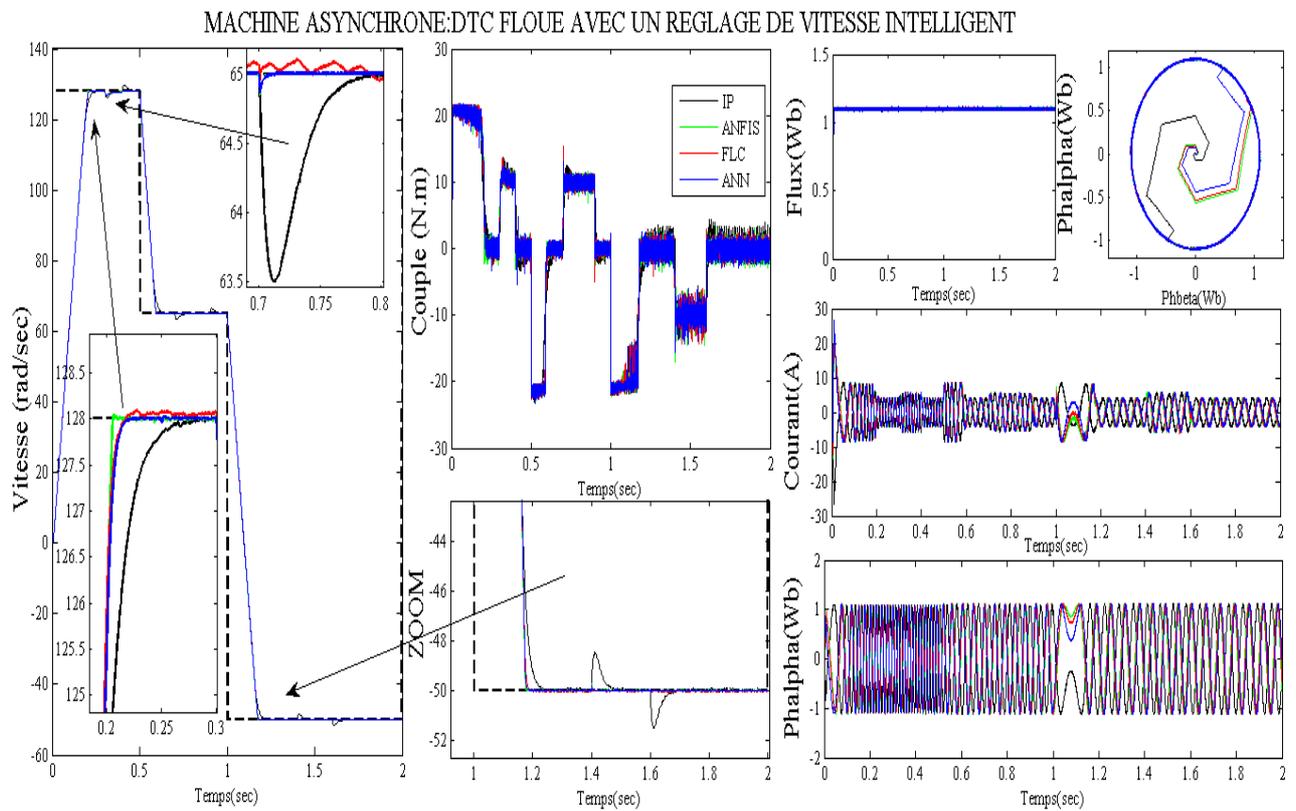
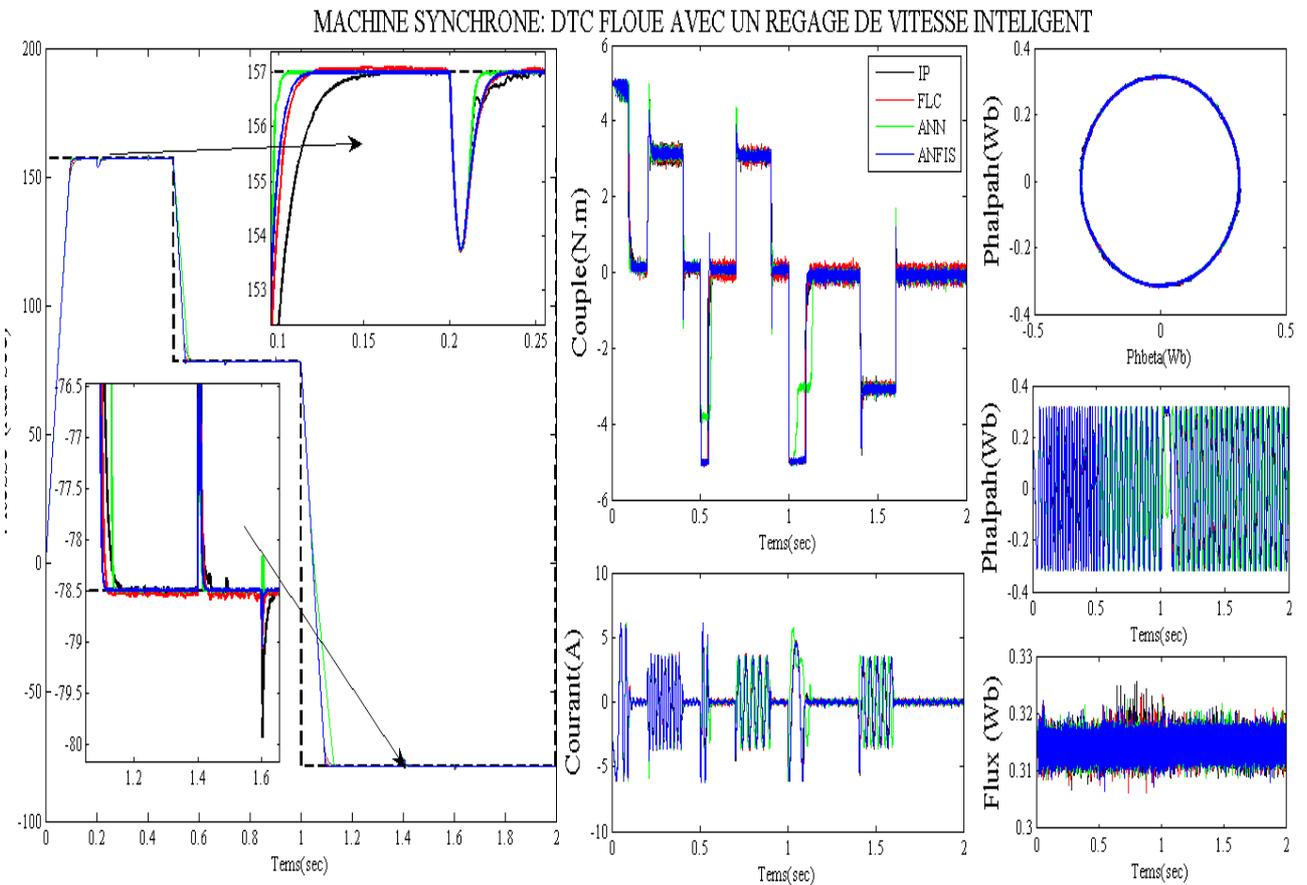
Figure 5.2. Structure de la commande DTC Floue en BF (avec un réglage de vitesse intelligent)

5.2.1.2. Résultats de simulation de l'approche hybride (FDTC+AIC)

La figure 5.3 représente l'évolution du couple électromagnétique, l'évolution du courant, flux statorique et la vitesse de rotation (qui varié de 0.5\*vitesse nominale à vitesse nominale à l'instant t=0.5sec ensuite il s'inverse à t=1sec) et pour un couple de charge nominal appliqué aux instants (0.2 à 0.4sec et 0.7 à 0.9sec).

			PERFORMANCES						
REGULATEURS DE VITESSE	TYPE	MOTEUR	IAE <sub>ω</sub>	D <sub>ep</sub>	T <sub>inv</sub>	T <sub>re</sub>	ISE <sub>T<sub>e</sub></sub>	T <sub>d</sub>	T <sub>si</sub>
CLASSIQUE	IP	MSAP	008.5	PAS	1.160	0.100	12.29	38e-3	01:43.08
FLOU	PI-FLC		003.9	PAS	1.120	0.075	09.77	26e-3	02:26.46
NEURAL	ANN-PI-FLC		001.3	PAS	1.115	0.070	06.61	25e-3	01:48.37
NEURO-FLOU	ANFIS		000.8	PAS	1.140	0.047	07.13	15e-3	02:20.81
CLASSIQUE	IP	MAS	024.3	PAS	1.250	0.290	66.872	08e-3	01:33.37
FLOU	PI-FLC		020.6	PAS	1.190	0.225	63.385	02e-3	02:04.66
NEURAL	ANN-PI-FLC		018.8	PAS	1.180	0.220	63.853	05e-3	01:32.04
NEURO-FLOU	ANFIS		018.7	0.39	1.175	0.215	64.374	05e-3	02:14.97

Tableau .5.1 Etude comparative de différents régulateurs de vitesse



**Figure 5.3.** Résultat de simulation de la DTC utilisant différentes techniques intelligentes de la machine synchrone et asynchrone

$T_{re}$ : temps de réponse (sec), il correspond au temps prise pour que la vitesse atteigne sa consigne au démarrage

$T_d$ : Temps de rejet, il correspond au temps prise pour que vitesse ; lors d'application d'un couple de charge ; rejette la perturbation.

$D_p$  : Dépassement en démarrage (%), il correspond à l'écart entre la vitesse de consigne et la vitesse maximale à atteindre au démarrage.

$T_{si}$  : Temps de simulation (sec), il correspond au temps prise pour simuler une commande d'une machine électrique.

$T_{inv}$  : temps d'inversion de vitesse (sec), il correspond au temps prise pour que vitesse ; lors de changement dans son sens de rotation ; atteigne sa consigne.

D'après cette comparaison, on trouve que la DTC basée sur les réseaux de neurones donne des bonnes performances et moins d'ondulations par rapport autres techniques.

Toujours d'après la figure 5.3 et le tableau 5.1 de comparaison qui représente les valeurs les plus significatives, on observe que la réponse du couple et de la vitesse suivent bien leurs références mais le régulateur neuronal, basé sur l'apprentissage d'un régulateur flou obtenu, nous offre de bonnes réponses (un compromis entre les différents critères de performances et entre les premières meilleures valeurs qui sont colorées avec le gris clair et les deuxièmes meilleures valeurs colorées en gris foncé).

La réponse de la vitesse de rotation suit bien sa référence sans dépassement (on constate un léger dépassement parfaitement acceptable pour le fonctionnement à la fin de montée de la courbe de vitesse du régulateur neuro-flou de la machine asynchrone), le régulateur neuronal réinjecte rapidement et parfaitement la perturbation par rapport aux autres régulateurs et on peut citer ainsi que le couple est moins d'ondulations par rapport aux autres types.

### 5.2.1.3. Résultats de simulation (Test de robustesse)

Afin d'étudier le comportement de la machine électrique dans des conditions plus réalistes, ce test nous a permis de voir le comportement des deux systèmes face à des variations paramétriques souvent rencontrées en pratique. Le régulateur neuronal proposé élimine les défauts qui peuvent apparaître avec la variation de la résistance statorique due à l'échauffement et les problèmes qui peuvent rencontrées lors de l'application de technique classique, comme le régulateur PI qui lié aux paramètres de la machine, une variation des paramètres de celle-ci entraîne des incertitudes sur les coefficients du régulateur qui lui font perdre les qualités de réglage exigées

D'après la figure 5.4, effectivement, on ne remarque aucune incidence par rapport à la perturbation vis-à-vis de la variation de la  $R_s$ , on a pu voir à partir ce test que ce régulateur a permis d'avoir un fonctionnement meilleur en éliminant l'effet de la perturbation, qui représente le principal souci dans la commande des systèmes électriques, ce régulateur nous donne toujours des meilleurs résultats avec la variation du coefficient de frottement et le moment d'inertie à une vitesse de référence qui représente le tiers de la vitesse

nominale. La solution neuronale est donc une technique fort intéressante étant donnée qu'elle assure une bonne robustesse vis-à-vis des perturbations externes (charge) et internes (variation des paramètres).

On retiendra alors que ce régulateur s'avère plus intéressant que les autres régulateurs, puisqu'il a conservé leur caractéristique pour des variations du moment d'inertie, coefficient de frottement et résistance statorique surtout pour les deux machines.

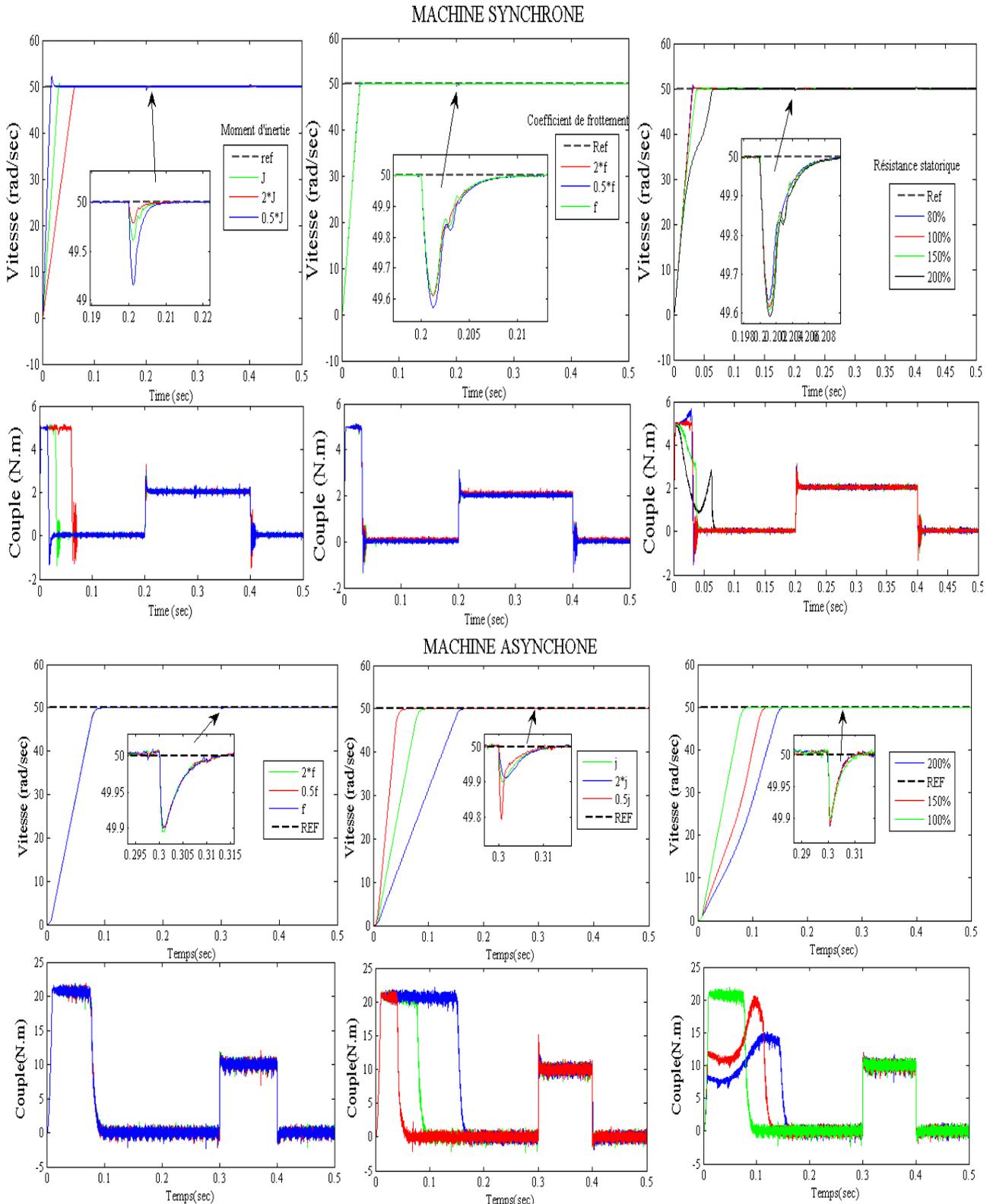


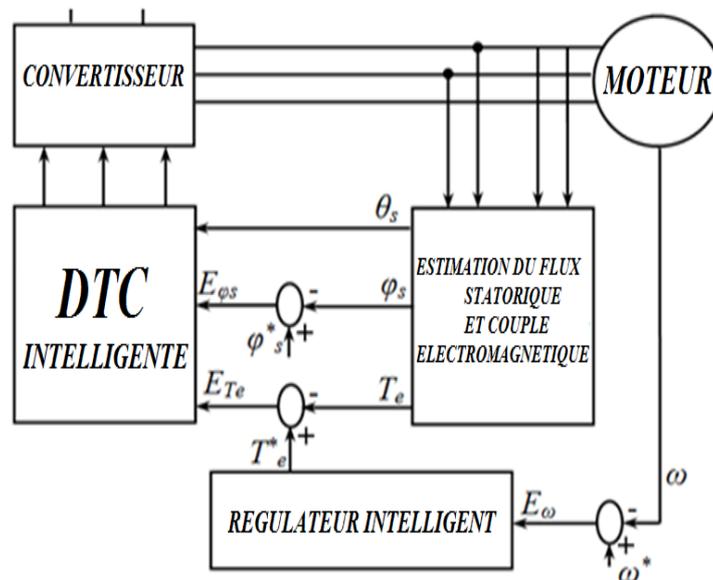
Figure 5.4. Variation paramétriques

## 5.2.2. Minimisation des ondulations du couple

### 5.2.2.1. Structure

La commande DTC classique possède plusieurs avantages, mais l'ondulation du couple et plus ou moins maîtrisée selon la stratégie de contrôle adoptée. En conséquence, le bruit acoustique du moteur est plus ou moins audible et peut être gênant pour certaines applications où il est préférable d'avoir un moteur silencieux [ELH99].

Afin de surmonter ce problème en minimisant les ondulations du couple, dans cette partie, en premier lieu, on effectue une étude comparative entre les meilleures techniques intelligentes de la DTC proposées et obtenues dans le troisième chapitre, en second lieu et pour régler la vitesse de la DTC intelligente, on propose une approche hybride intelligente comme le montre la figure 5.5, mais comme on peut avoir plusieurs combinaisons (jusqu'à neuf hybridations), on a pensé à hybrider la DTC intelligente avec un réglage de vitesse intelligent de même type (FDTC+FC/NDTC+NC/NFDTC+NFC). [HAM13e]



**Figure 5.5** Structure de la commande DTC intelligente en boucle fermée (avec un réglage intelligent)

### 5.2.2.2. Résultats de simulation de l'AIDTC (étude comparative)

Les deux figures 5.6 et 5.7 représentent l'évolution du couple électromagnétique, du flux statorique de la machine synchrone et asynchrone alimentées par un onduleur triphasé commandées par une DTC classique et une DTC intelligente sans boucle de vitesse, en présence de la charge et aussi pour une inversion de la consigne de couple électromagnétique.

D'après ces deux figures, on enregistre que les ondulations du couple sont nettement minimisées en utilisant les deux techniques intelligentes, floue et neuronale par rapport aux deux autres techniques, classique et neuro-floue, en effet, le taux d'ondulation de ces deux techniques est réduit moyennement de 78,8.

On observe ainsi qu'on a approximativement les mêmes réponses en termes d'ondulations de couple et de flux en régime permanent pour ces deux techniques (floue et neuronale).

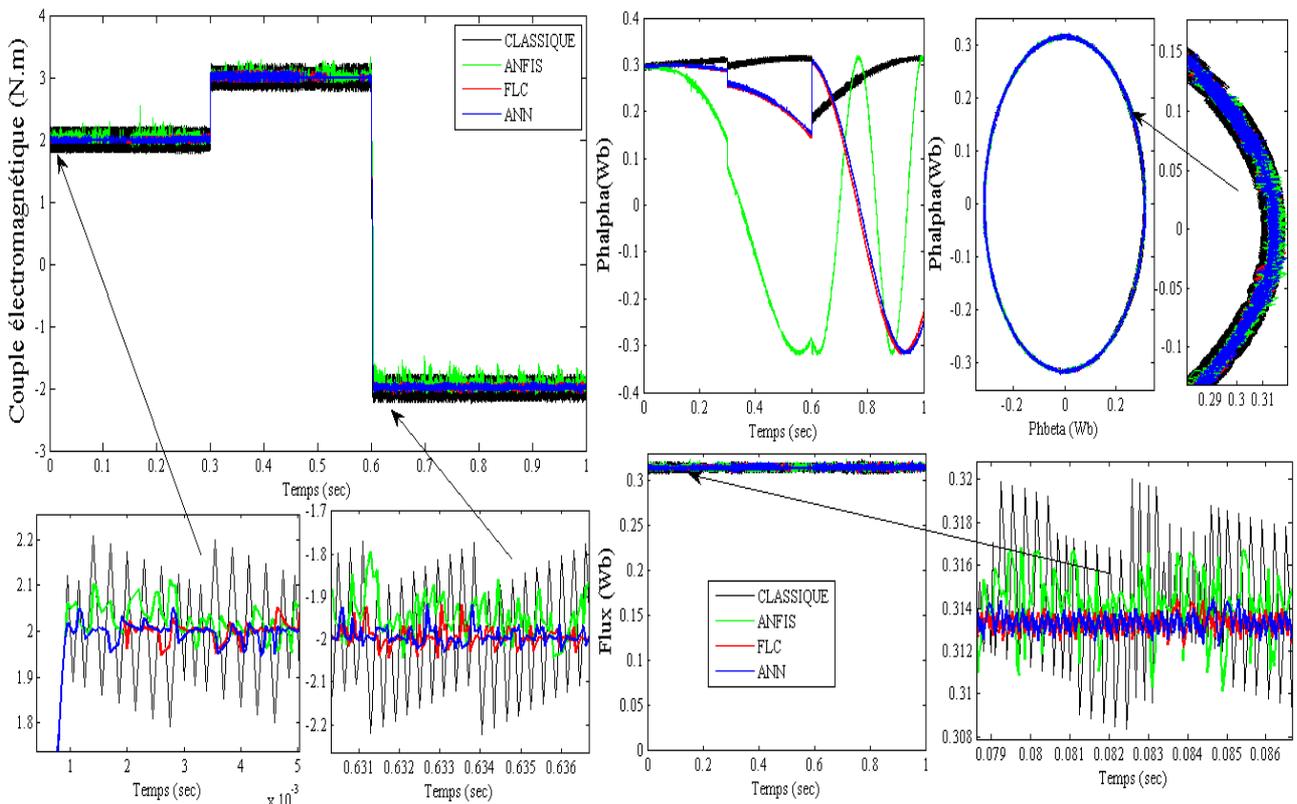


Figure 5.6. Performances de la MSAP commandée par la DTC intelligente en BO

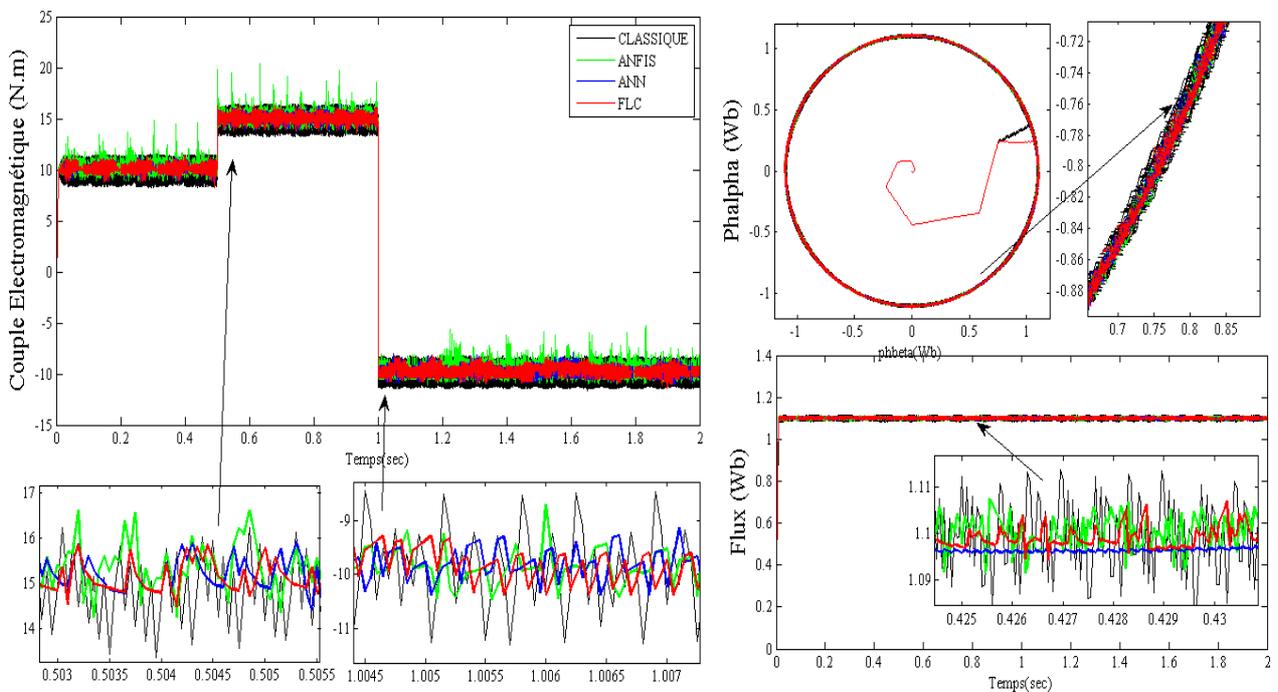


Figure 5.7. Performances de la MAS commandée par la DTC intelligente en BO

### 5.2.2.3. Résultats de simulation de l'approche hybride (AIDTC+AIC)

Les tracés suivants de la figure 5.8 montrent la dynamique du couple (lorsqu'un échelon de couple de référence de valeur égale au couple nominal est appliqué), le courant, la vitesse et ainsi le flux statorique.

COMMANDE HYBRIDE	TYPE	MOTEUR	PERFORMANCES						
			IAE <sub>ω</sub>	D <sub>ep</sub>	T <sub>inv</sub>	T <sub>re</sub>	ISE <sub>Te</sub>	T <sub>d</sub>	T <sub>si</sub>
FLOU	FDTC/FC	<b>MSAP</b>	18.3339	PAS	1.130	0.057	06.04	25e-3	02:30.03
NEURAL	NDTC/NC		01.2476	PAS	1.120	0.056	04.09	20e-3	02:53.29
NEURO-FLOU	NFDTC/NFC		00.2448	PAS	1.150	0.050	07.13	10e-3	03:51.22
FLOU	FDTC/FC	<b>MAS</b>	15.8471	PAS	1.272	0.116	53.988	2e-3	02:07.76
NEURAL	NDTC/NC		01.7401	PAS	1.274	0.115	56.593	2e-3	02:36.84
NEURO-FLOU	NFDTC/NFC		01.6053	0.06	1.280	0.100	71.800	2e-3	03:50.89

**Tableau .5.2.** Etude comparative de différentes commandes hybrides

La figure nous montre que la DTC basée sur les réseaux neurones est toujours la meilleure technique proposée pour réduire les ondulations de couple avec un très bon réglage de vitesse, surtout si cette commande est appliquée à la machine synchrone.

Selon la table suivante, on constate que la commande neuronale hybride est la meilleure technique par rapport aux autres techniques par toutes ses valeurs (indices de performances) qui sont colorées en gris (foncés ou claires).

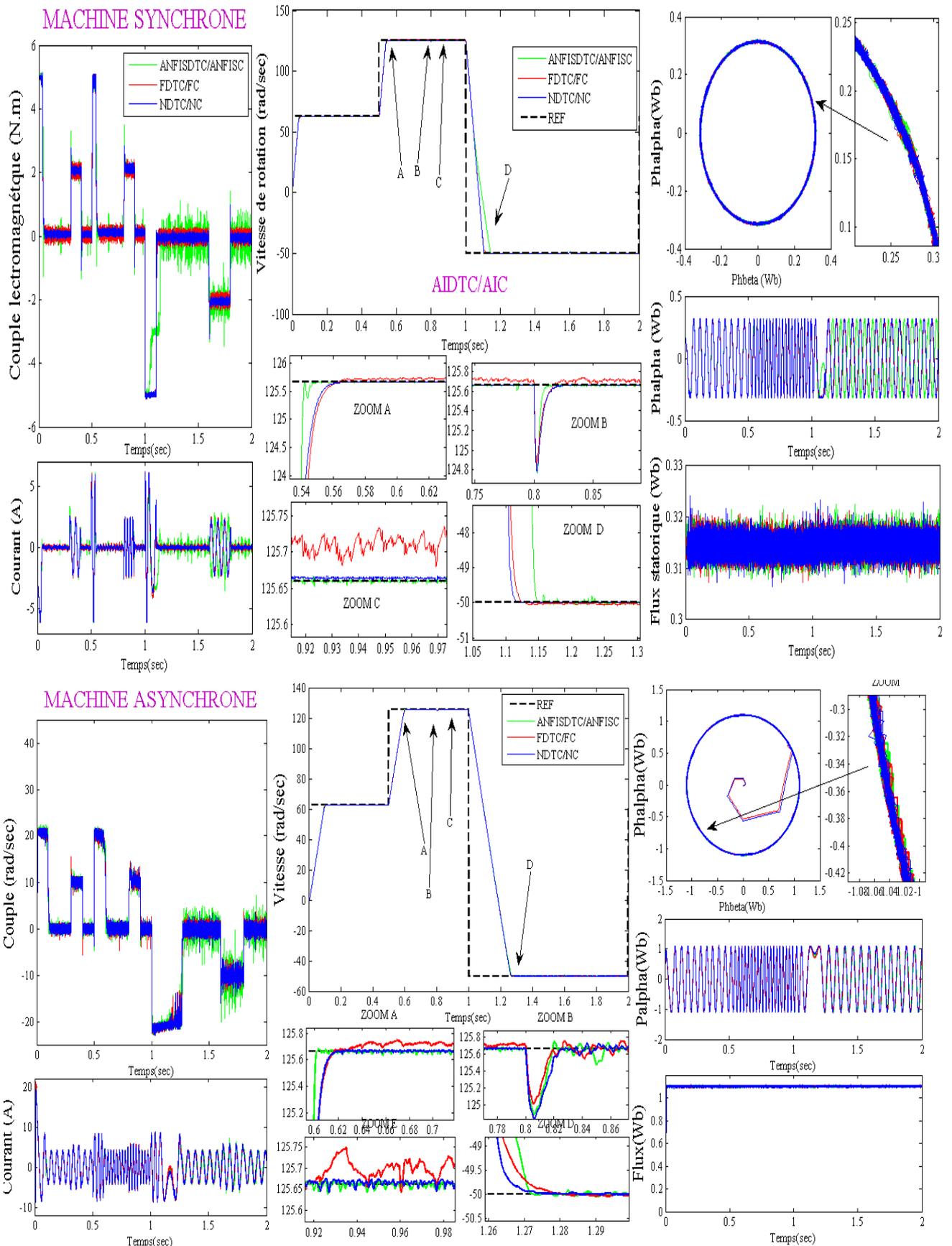


Figure 5.8. Performances de la machine électrique commandée par la DTC intelligente en BF

### 5.2.3. Estimation de la résistance statorique

#### 5.2.3.1. Structure

Cette partie nous représente, en premier lieu, une étude comparative des trois estimateurs intelligents présentés dans le quatrième chapitre et appliqués aux deux types de machines électriques, en second lieu, on combinera la DTC intelligente avec l'estimateur flou.

Le tableau ci-dessous résume les caractéristiques des estimateurs de la résistance statorique.

CARACTERISTIQUES	ESTIMATEURS DE $R_s$ DE MSAP/MAS		
	FLOU	ANN	ANFIS
ENTRÉES - SORTIES	2-1	2-1	2-1
NOMBRE DE NEURONES	/	2-10-1/ <b>2-30-1</b>	2-64-1/2- <b>25-1</b>
ITÉRATIONS	/	<b>9/500</b>	206/ <b>500</b>
PERFORMANCE	/	<b>8e-9/2e-6</b>	<b>4e-5/1e-3</b>
ALGORITHM D'APPRENTISSAGE	/	Back-probagation	Hybride
NOMBRE DE FONCTIONS D'APPARTENANCES	5	/	8/5
FORME DE FONCTIONS D'APPARTENANCES	Gaussienne	/	Triangulaire
STRUCTURE D'ESTIMATEUR FLOU	Mamdani	/	Sugeno
NOMBRE DE RÈGLES	25	/	64/ <b>25</b>

**Tableau .5.3.** Caractéristiques des estimateurs intelligents [HAM13g]

#### 5.2.3.2. Résultats de simulation (étude comparative)

La figure suivante (5.9), présente une comparaison des trois estimateurs, le premier est un estimateur de la meilleure technique floue obtenue (cinq classes avec une forme triangulaire) dans le troisième chapitre, et le deuxième basé sur les réseaux de neurones avec l'apprentissage du premier (ANN2), le troisième est basé sur la technique neuro-floue adaptative.

ESTIMATEURS DE $R_s$	TYPE	MOTEUR	PERFORMANCES			
			ISE <sub>Te</sub>	ISE <sub>Rs</sub>	ISE <sub>φs</sub>	T <sub>si</sub>
FLOU	5 CLASSES (GAUSS)	<b>MSAP</b>	003.3374	<b>01.6082</b>	000.0029	<b>01:13.91</b>
<b>NEURAL</b>	<b>APPRENTISSAGE FLOU</b>		<b>003.1816</b>	<b>05.6080</b>	<b>000.0024</b>	<b>00:50.50</b>
NEURO-FLOU	ANFIS		<b>003.1769</b>	09.0411	<b>000.0025</b>	01:34.90
FLOU	5 CLASSES (GAUSS)	<b>MAS</b>	<b>027.5892</b>	<b>00.0136</b>	000.0195	<b>00:55.01</b>
<b>NEURAL</b>	<b>APPRENTISSAGE FLOU</b>		<b>041.4909</b>	<b>00.0043</b>	<b>000.0168</b>	<b>00:51.02</b>
NEURO-FLOU	ANFIS		094.0750	06.9247	<b>000.0187</b>	01:00.05

**Tableau .5.4.** Etude comparative de différents estimateurs de  $R_s$

Elle présente la réponse de la résistance estimée, le flux statorique et le couple électromagnétique pour un couple de charge (2 Nm appliqué à la MSAP, 10 Nm appliqué à la MAS) et une augmentation de la résistance statorique due à l'échauffement (de  $R_s$  nominale à  $2 \cdot R_s$  nominal).

D'après cette figure, on trouve qu'on a presque les mêmes résultats pour les trois types d'estimateurs, néanmoins pour une variation rapide de la résistance pendant 2.5sec (comme le montre la figure 5.10a), on trouve que l'estimateur neuronal suit sa référence avec une petite erreur (l'erreur du couple est entre 0.04 et -0.01) par rapport l'estimateur neuro-flou (l'erreur du couple est entre 0.08 et -0.08), alors on n'a pas ajouté l'estimateur flou parce qu'il n'a pas pu suivre cette variation. On peut signaler aussi que la durée de simulation de la commande en utilisant un estimateur neuronal est plus faible par rapport aux autres.

Le tableau 5.4 nous montre aussi que l'estimateur neuronal avec toutes ses valeurs colorées en gris nous offre les meilleurs résultats pour les deux types de machines électriques, alors cet estimateur conduit à des indices de performance nettement plus importants que les autres.

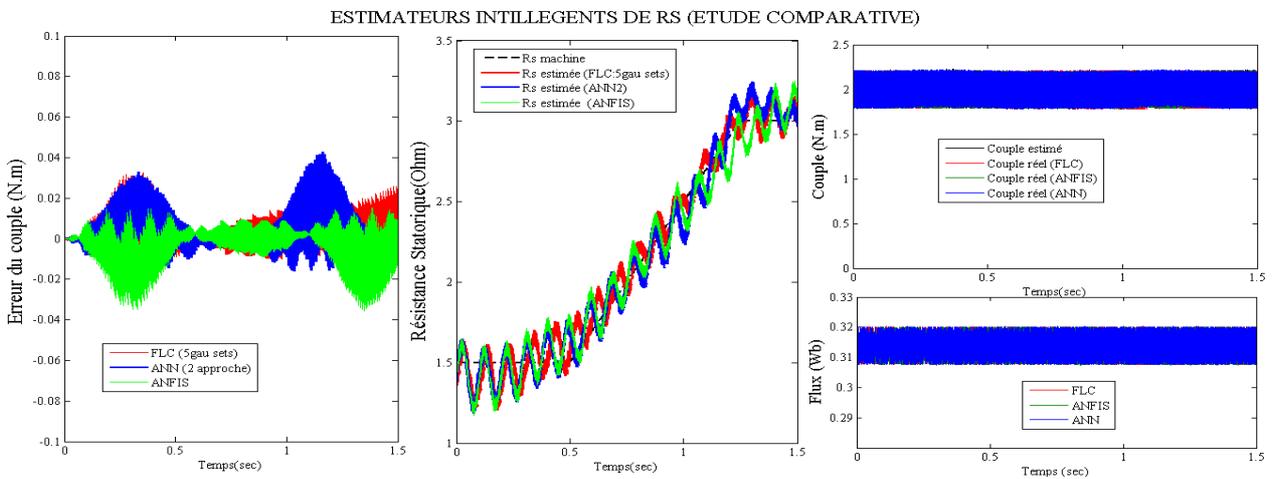


Figure 5.9. Résultats de simulations de la MSAP en utilisant trois estimateurs intelligents de  $R_s$

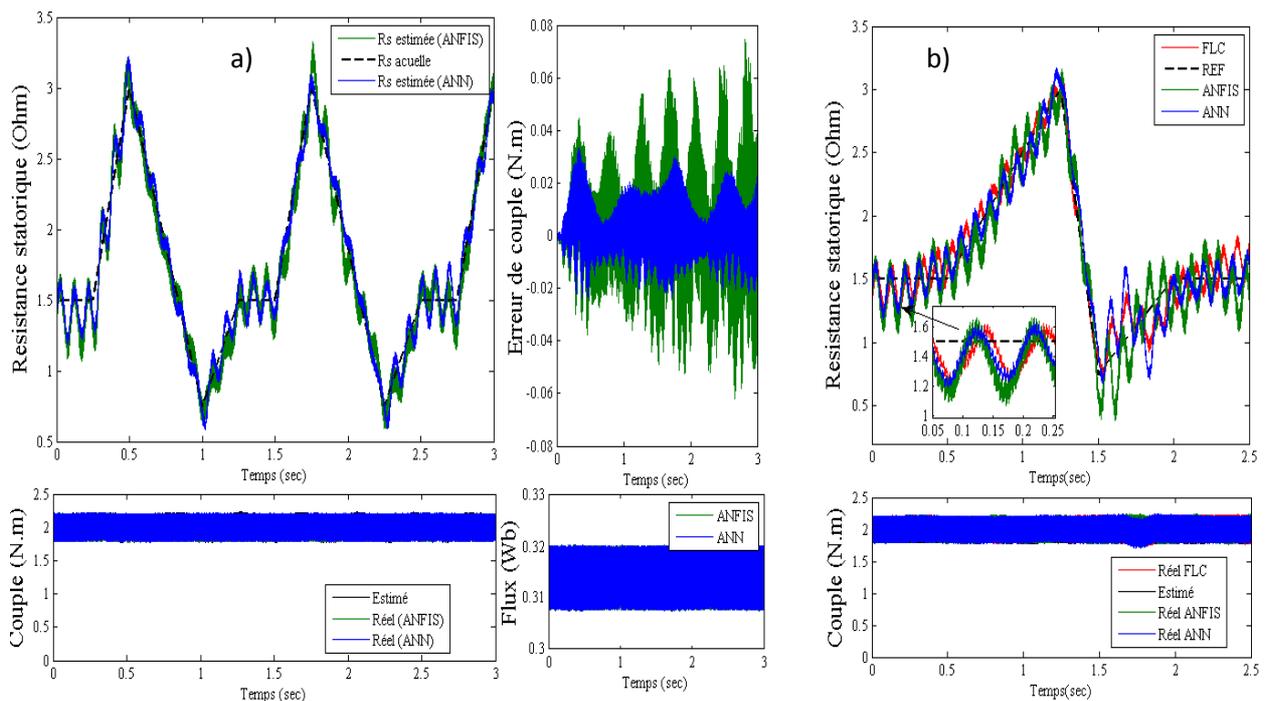


Figure 5.10. Résultats de simulations de la MSAP en utilisant des estimateurs intelligents de  $R_s$

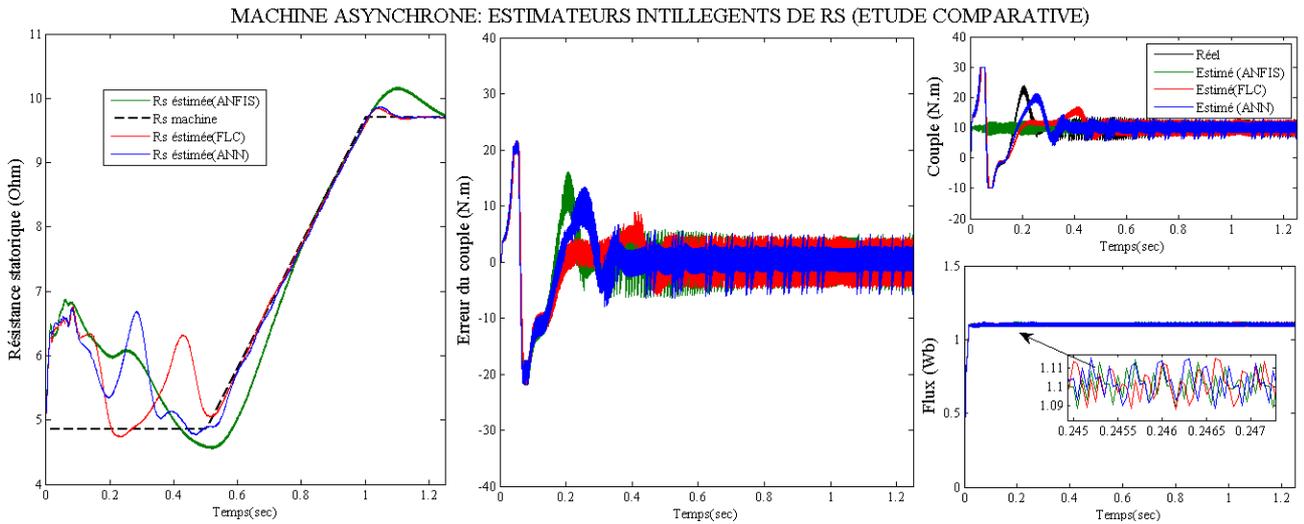


Figure 5.11. Résultats de simulation de la MAS en utilisant trois estimateurs intelligents de  $R_s$

On remarque que l'erreur du couple tend vers zéro pour les deux types de machines, les valeurs estimées (le flux statorique, le couple électromagnétique et la résistance statorique) suivent bien leurs références où la figure 5.11, nous montre aussi que l'estimateur neuronal a donné de très bons résultats de point de vue d'ondulations et de la poursuite des références imposés.

### 5.2.3.3. Résultats de simulation (approche hybride AIDTC+FR<sub>s</sub>)

La figure 5.12 représente les résultats obtenus en combinant la DTC intelligente avec un estimateur flou de la résistance statorique, on peut citer que les performances de cette approche sont les mêmes et donnent de très bonnes performances si on ne prend pas en considération le pic observé au démarrage qui peut détériorer la machine.

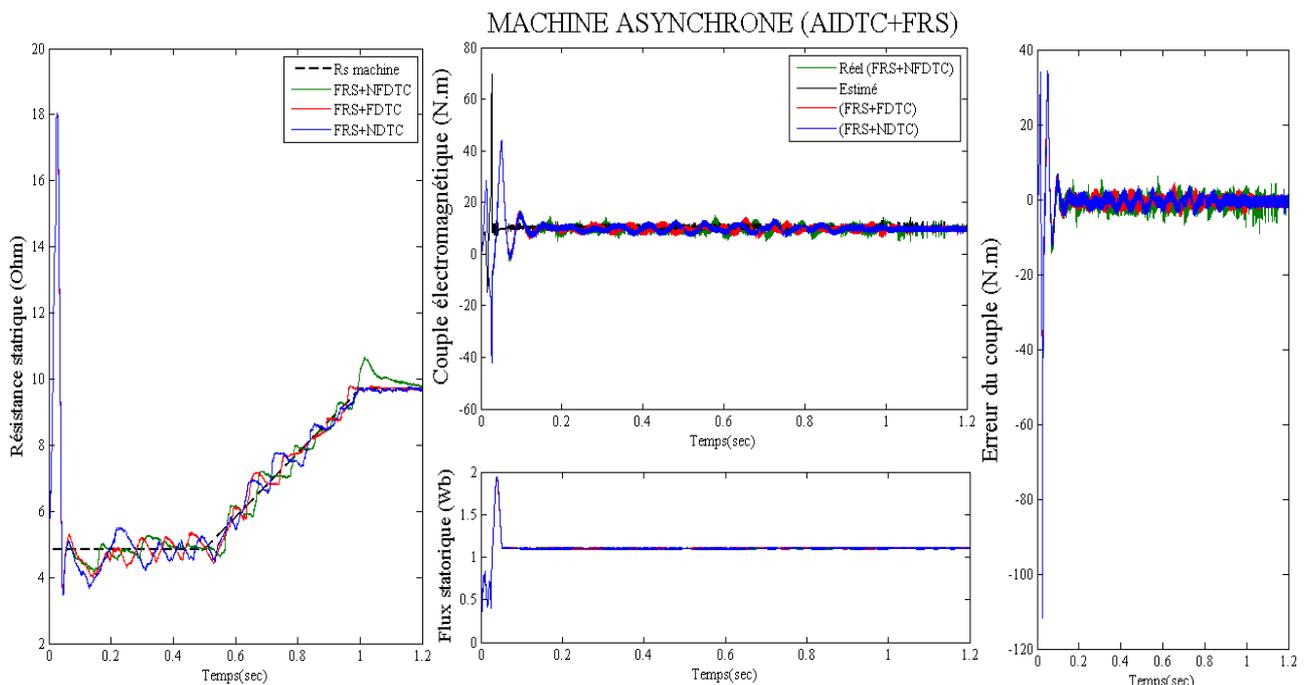
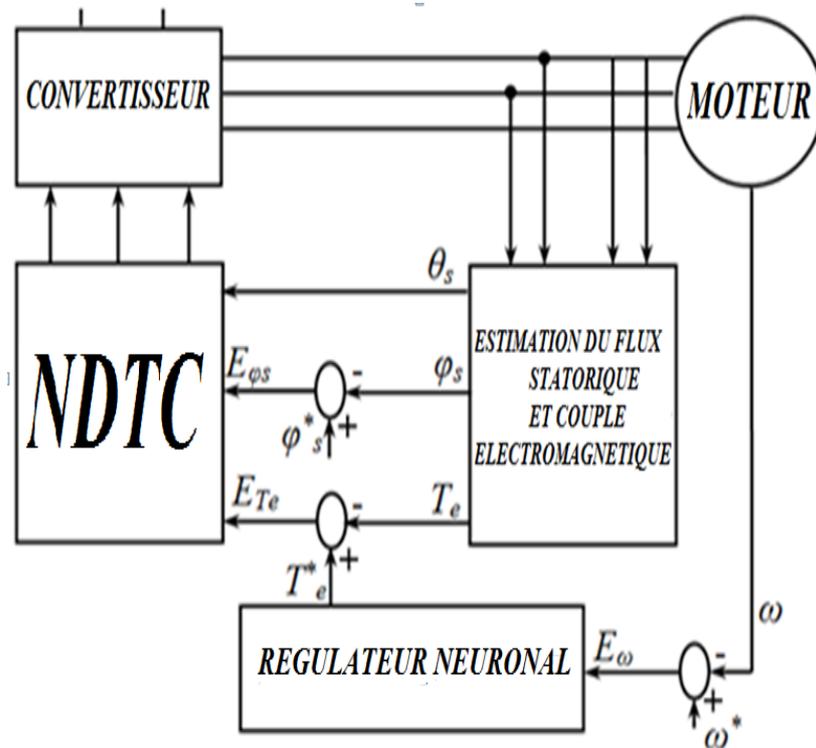


Figure 5.12. Résultats de simulation de l'AIDTC-MAS en utilisant estimateur flou de  $R_s$

### 5.3. APPROCHES HYBRIDES BASÉES SUR LES RÉSEAUX DE NEURONES

#### 5.3.1. Première approche NDTC+NC

Cette approche est déjà représentée et proposée dans le paragraphe (5.2.2), dans le but de régler la vitesse de rotation et réduire les ondulations de couple, deux régulateurs neuronaux ont été utilisés au sein de schéma de commande DTC (voir figure 5.13).



**Figure 5.13.** Structure de la neural DTC avec réglage neuronal de vitesse [HAM12h][HAM12d]

Figures 5.14a et 5.14b représentent les résultats de simulation de cette approche. Les résultats de simulation pour une consigne de vitesse (de 1200 tr/min à 600 tr/min en suite il s'inverse -600tr/min) sont donnés par les figures 5.14a, 5.14b respectivement. Les courbes représentées donnent les réponses de la vitesse rotorique, couple électromagnétique, du courant statorique et du flux statorique. On remarque que la vitesse atteint rapidement sa référence. Elles nous confirment le bon fonctionnement de cette commande dans des conditions normales de fonctionnement. La vitesse se stabilise à sa nouvelle valeur de référence. La commande permet donc d'assurer un bon fonctionnement dans les deux quadrants, on pense que ces résultats sont très satisfaisants et qui ils nous ont servis de base pour les comparaisons avec les autres types de commande hybride.

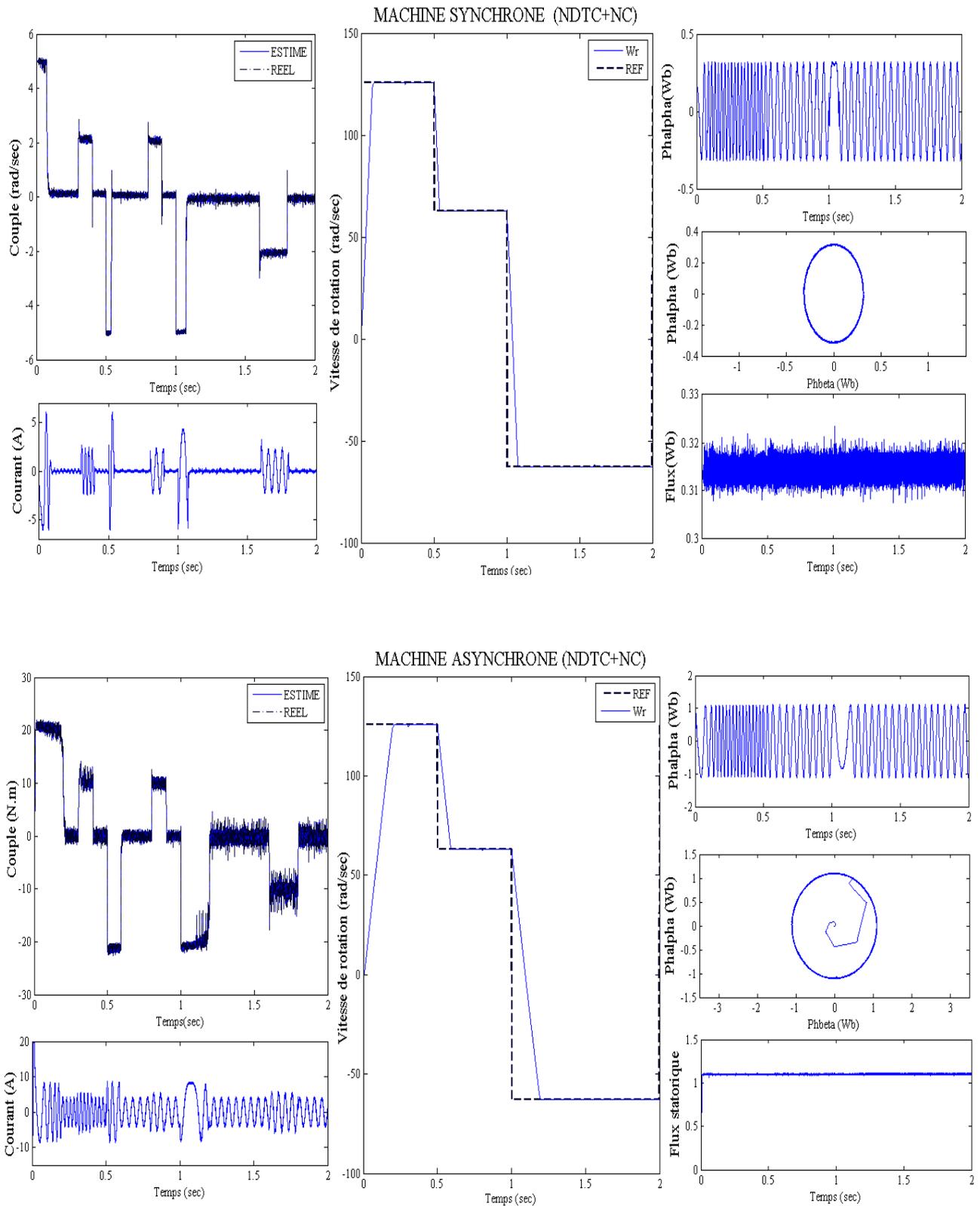
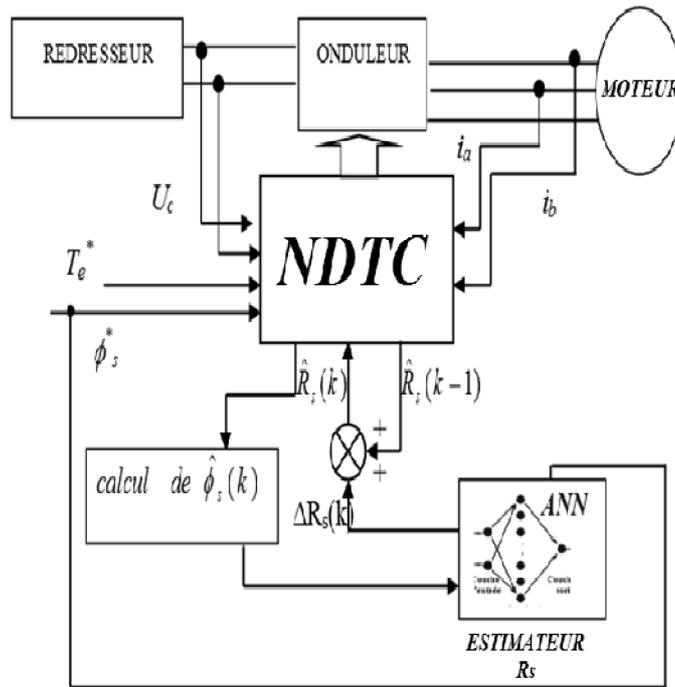


Figure 5.14. NDTC avec réglage neuronal de vitesse de la MAS/MSAP

**5.3.2. Deuxième approche NDTc+NR<sub>s</sub>**

Dans cette section, on combinera la meilleure technique obtenue pour réduire les ondulations avec l'estimateur basé sur les réseaux de neurones de la résistance statorique, cet estimateur possède la même architecture que l'estimateur neuronal précédent (de la DTC classique) sauf que le nombre de neurones de la couche cachée, nombre d'itérations sont différents voir tableau 5.5.



**Figure 5.15.** Structure de la NDTc avec une estimation de R<sub>s</sub> basée sur les réseaux de neurones

ALGORITHME D'APPRNTISSAGE	ESTIMATEURS NEURONAUX		
	MSAP		MAS
	ANN1	ANN2	
COUCHE CACHÉE (NOMBRE DE NEURONS)	18	27	10
NOMBRE D'ITÉRATIONS	3375	2145	2051
PERFORMANCES	9.9e <sup>-5</sup>	9.9e <sup>-5</sup>	9e <sup>-6</sup>

**Tableau 5.5.** Les caractéristiques des estimateurs neuronaux

D'après la figure suivante (figure 5.16), on remarque que le deuxième estimateur neuronal présente des bonnes réponses par rapport au premier estimateur, que ce soit au niveau de réponse de couple, l'erreur de couple ou la réponse de la résistance statorique.

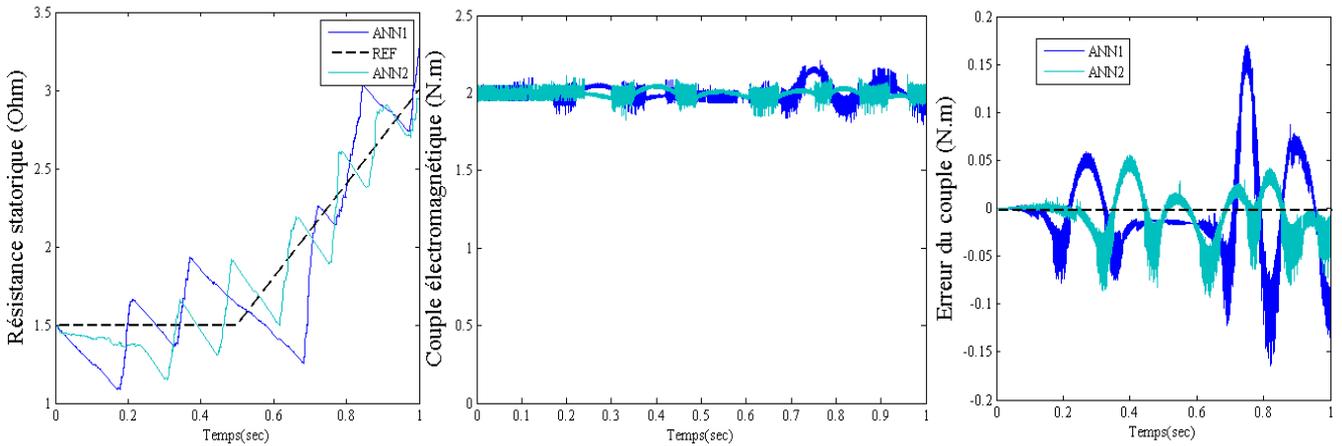


Figure 5.16. Réponse du couple et de la Resistance statorique (comparaison)

D'après la figure 5.16, on trouve que les ondulations du couple sont totalement minimisés (par rapport la commande DTC classique et par conséquent cela minimisera le bruit acoustique du moteur) et cette figure nous montre que les tracés du couple estimé et du couple réel sont superposés ainsi que ceux de la résistance estimée et de la résistance du moteur pour un couple de charge égale à 2N.m et pour un changement de consigne (2 à 1.5N.m) comme le montre la figure 5.17. Il n'y a pas de dégradation à signaler du point de vue contrôle en régime permanent et en régime transitoire.

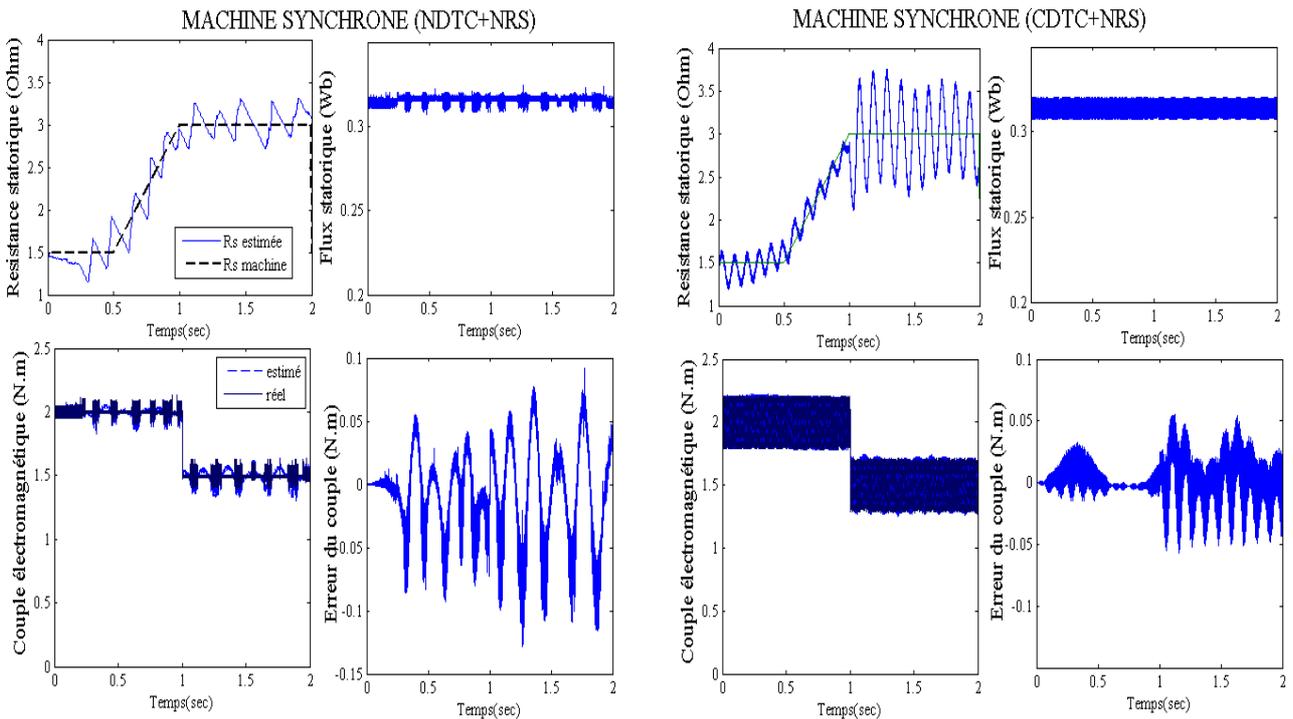
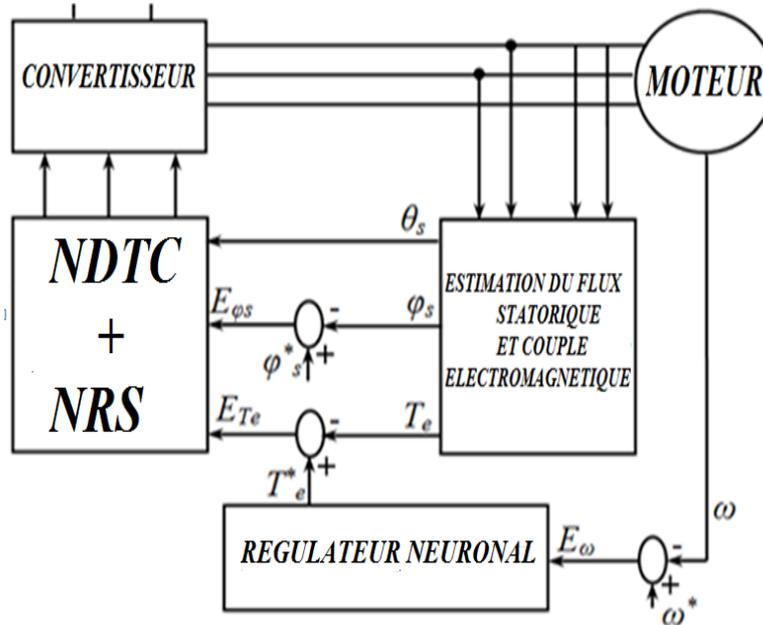


Figure 5.17. Réponse du couple, flux et de la Resistance estimée en utilisant les réseaux de neurones

Dans la suite de ce travail, on s'intéressa à la dernière approche, non seulement pour l'intérêt qu'elle présente, mais également pour remédier quelques inconvénients de la DTC classique décrits précédemment.

### 5.3.3. Troisième approche NDTC+NR<sub>s</sub>+NC

Dans ce paragraphe, on propose une commande hybride constituant trois régulateurs basés sur les réseaux de neurones (figure 5.18), dans le but de compenser l'augmentation de la résistance statorique, régler la vitesse de rotation et réduire les ondulations de couple en même temps.



**Figure 5.18.** Structure de la NDTC avec une estimation de  $R_s$  basée sur les réseaux de neurones

Une troisième approche a été faite pour prouver l'efficacité de réseau de neurone, il est clair que les résultats obtenus sont nettement meilleurs. Ainsi, on peut dire que cette technique a permis de prouver son efficacité encore une fois en hybridant les trois meilleurs régulateurs neuronaux obtenus précédemment à la commande DTC.

La figure suivante (figure 5.19), illustre bien la réponse en vitesse des deux machines à démarrage à vide suivie d'une application de couple de charge (MSAP : 2 N.m, MAS : 10) entre les deux instants 0.5 et 1sec, avec une augmentation de la résistance statorique (MASP : 1.5 à 3 Ohm, MAS : 4.85 à 9.7Ohm), cette variation est à basse vitesse (pour une vitesse de référence égale à 10 tr/min).

Elle représente l'évolution de la résistance statorique estimée. On a noté une bonne estimation qui justifie aussi la robustesse de la commande directe du couple du moteur muni d'un estimateur intelligent avec une augmentation sévère de  $R_s$ . On note de plus que les erreurs d'estimation du flux statorique et du couple électromagnétique sont pratiquement nulles en régime établi. Les valeurs estimées suivent bien leurs références que ce soit pour le couple, flux statorique, résistance statorique ou même la vitesse de rotation, on trouve que le couple estimé et réel sont identiques, les ondulations du couple sont réduites, la vitesse suit la référence, la commande réinjecte rapidement et efficacement la perturbation sans qu'elle soit influencée par le fait d'introduire une variation de la résistance statorique et un couple résistant de la charge.

On peut conclure que cette technique appliquée à la MSAP offre des meilleures performances tandis que donne des résultats satisfaisants si on l'appliquera à la MAS comme le montre la figure 5.20.

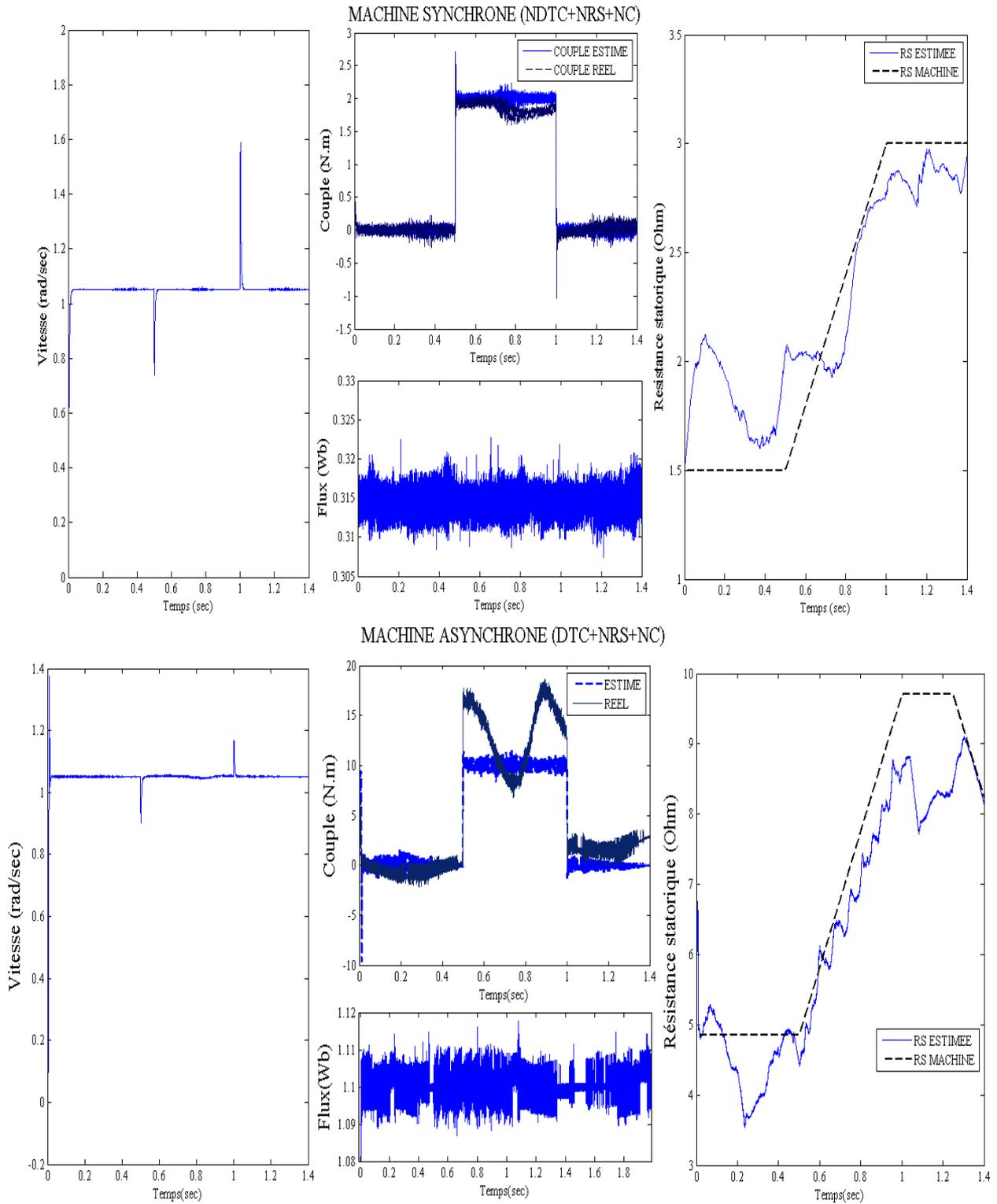


Figure 5.19. Résultats de simulation de la MAS et MSAP commandées par NDTC hybride

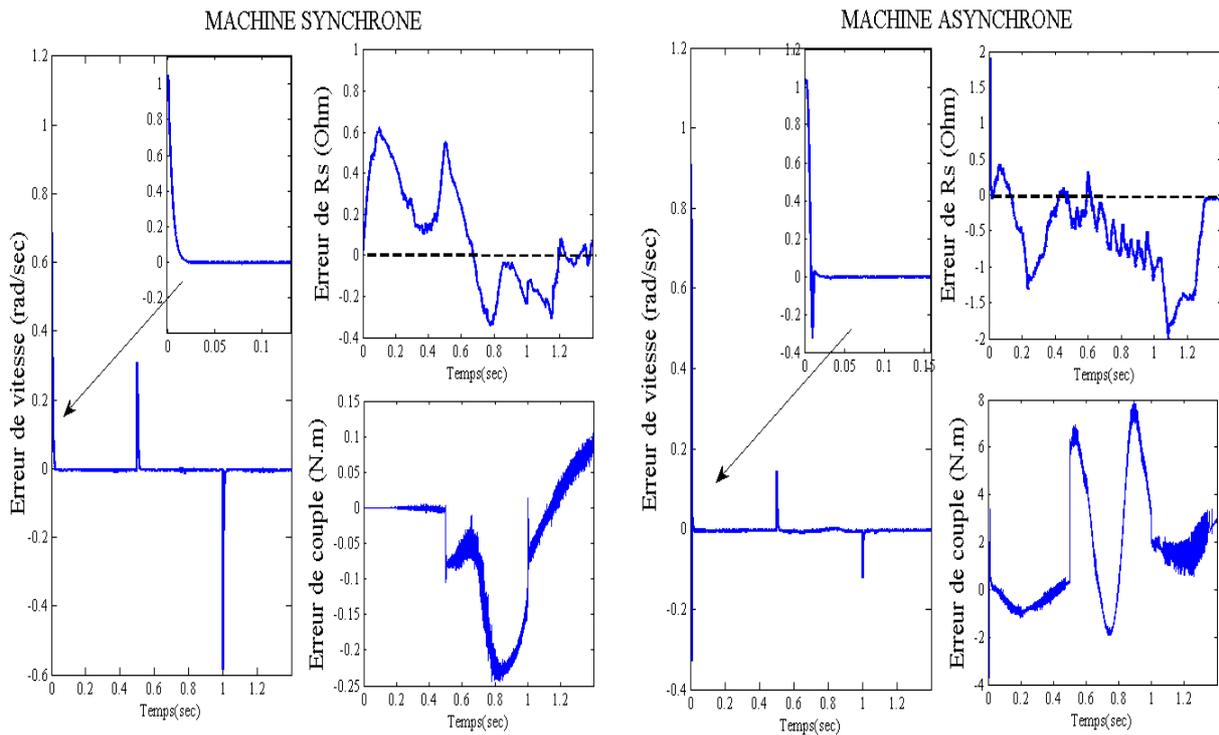


Figure 5.20. Comparaison de la commande hybride de la troisième approche

Un autre test lors d'augmentation de la résistance statorique a été effectué toujours à basse vitesse en appliquant un changement de la consigne de vitesse +10tr/min à -10tr/min à partir de l'instant 0.7sec, on constate d'après la figure 5.21 que le système répond avec succès à ce type de test pour la machine synchrone et également pour la machine asynchrone.

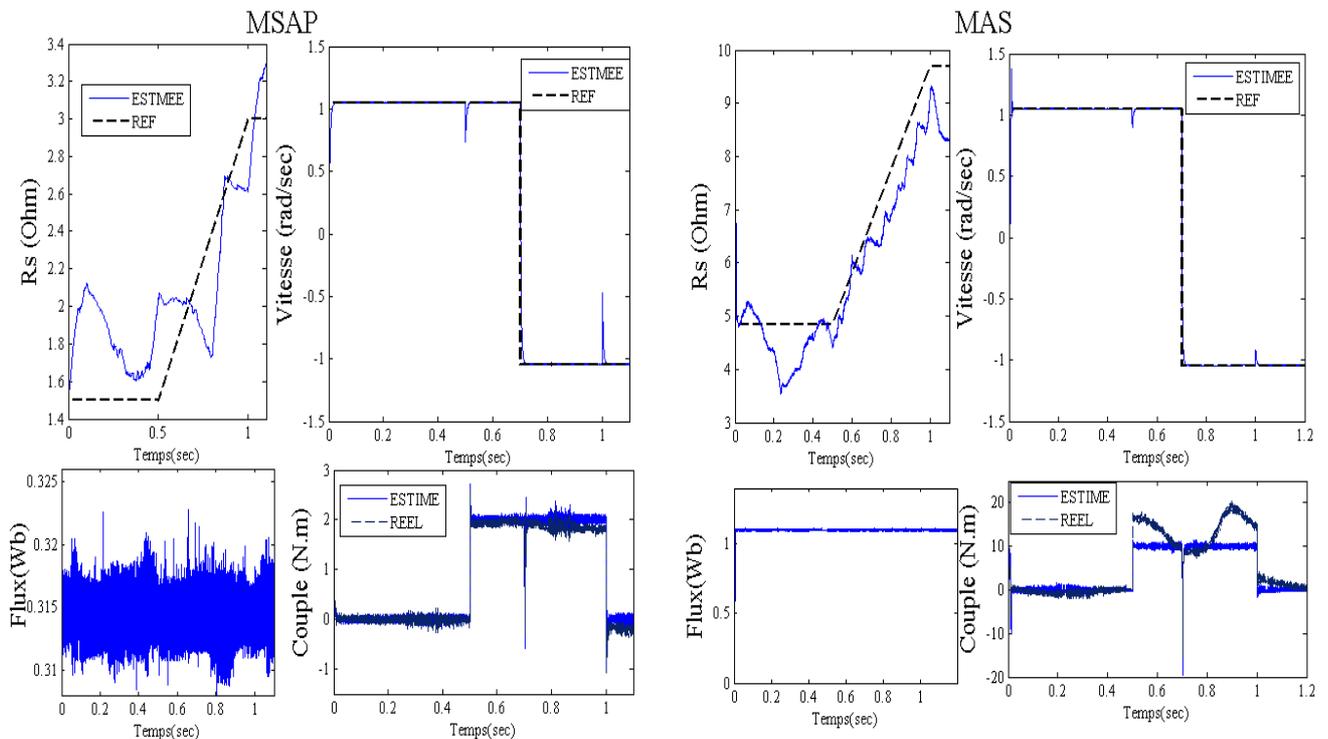


Figure 5.21. Comparaison de performances de la commande hybride neuronale d'une machine électrique lors de l'inversion de vitesse

#### 5.4. CONCLUSION

Dans ce chapitre, on a proposé des approches hybrides en combinant les techniques intelligentes présentées précédemment, dans la première partie de ce chapitre et après une étude comparative de différents régulateurs de vitesse intelligents combinés avec la DTC floue, on a trouvé que le régulateur basé sur les réseaux de neurones avec un apprentissage flou nous offre les meilleurs résultats par rapport aux autres techniques, cette technique neuronale a été appliquée à la MSAP et MAS.

Dans la deuxième partie, une étude comparative de toutes les commandes précédemment retenues dans ce travail et pour les deux types des deux machines, est faite, en se basant sur quelques critères de performances, après cette comparaison, une chose importante, on tiens à la signaler, on constate qu'on peut obtenir beaucoup de combinaisons, mais on a choisi dans notre travail, de combiner seulement la commande intelligente avec des régulateurs intelligents de mêmes types, où on a déduit que la commande hybride incorpore la DTC neuronale et le régulateur neuronal de vitesse nous offre toujours les meilleurs résultats.

Dans la dernière partie, et de la même façon, on a abordé une comparaison de toutes les commandes intelligentes exposées précédemment avec l'estimateur flou de la résistance statorique, après cette comparaison, et dans le même contexte, une approche hybride très intéressante a été réalisée en combinant la commande neuronale avec un estimateur de même type en présence et en absence de réglage neuronal de vitesse, pour trouver à la fin que la technique basée sur les réseaux de neurones présente un bon candidat dans notre étude et pour nos deux systèmes afin de régler la vitesse, réduire les ondulations, et estimer la résistance statorique.

# CONCLUSION GÉNÉRALE

---

L'algorithme DTC présenté dans le premier chapitre, nommé DTC classique, est une synthèse de la méthode de TAKAHASHI développée pour un onduleur à deux niveaux, cette technique nous apporte une solution très satisfaisante aux problèmes de robustesse rencontrés dans le contrôle vectoriel du flux rotorique des machines à courant alternatif, le contrôle du couple obtenu est très performant et ne nécessite aucun capteur mécanique au niveau du rotor de la machine.

Les avantages déterminants attribués aux techniques DTC classiques (dynamique, robustesse, facilité d'implémentation) sont néanmoins contre balancés d'une part par l'utilisation d'un comparateur à hystérésis échantillonné qui augmente les risques d'excitation de résonances mécaniques ou acoustiques, d'autre part, par l'influence de variation de la résistance statorique de la machine provoquant une erreur d'estimation du flux statorique et du couple, ce qui peut causer l'instabilité de la DTC.

Les machines électriques à courant alternatif à vitesse variable sont largement utilisées dans tous les secteurs de l'industrie et des transports. En effet, les techniques basées sur l'emploi des réseaux de neurones artificiels et la logique floue suscitent aujourd'hui un intérêt croissant dans les domaines de la commande et de robotique.

La logique floue a été introduite pour approcher le raisonnement humain [GUA01] à l'aide d'une représentation adéquate des connaissances, son intérêt réside dans sa capacité de traiter l'imprécis, l'incertain et le vague. Elle est issue de la capacité de l'homme à décider et agir de façon pertinente malgré le flou des connaissances disponibles. Les réseaux de neurones sont bien connus pour leurs capacités d'apprentissage, la rapidité de traitement et d'approximation de fonctions continues quelconques. Donc, on peut dire que la logique floue et les réseaux de neurones constituent des approches alternatives intéressantes, où la logique floue nous offre un cadre formel pour une synthèse linguistique intégrant des considérations heuristiques, alors que les réseaux de neurones permettent, quant à eux, d'adopter l'approche boîte noire du système et de ne considérer que ses entrées et ses sorties.

Les systèmes Neuro-flous sont nés de l'association des réseaux de neurones et de la logique floue, de manière à tirer profits des avantages de chaque une de ces deux techniques. Ils permettent donc d'exploiter

les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones d'un part et les capacités de raisonnement de la logique floue d'autre part.

Le travail effectué dans le cadre de cette thèse présente le contrôle direct de couple, Notre contribution dans ce contexte concerne l'amélioration des performances d'une commande directe du couple classique, les critères visés étaient d'améliorer la qualité des signaux à basse vitesse et gagner une robustesse vis-à-vis des paramètres de la machine, réduire les ondulations du couple électromagnétique et obtenir des réponses à grande dynamique.

En ce qui concerne les techniques intelligentes, compte tenu de l'immense champ d'application, on s'est intéressé dans le deuxième chapitre au régulateur de vitesse classique (comme le régulateur avec et sans anti-emballement) et à l'impact que pouvait avoir son remplacement par régulateurs intelligents (flous, neuronaux et neuro-flous). Dans la première partie de ce chapitre, on a abordé le réglage flou, où on a proposé un régulateur de type PI-FLOU pour remplacer le régulateur flou afin d'éliminer l'erreur statique produit par ce dernier, on a proposé encore quatre approche pour une réglage PI-FLOU (à trois, cinq, sept et onze classes avec les deux formes des fonctions d'appartenance, triangulaire et gaussienne), d'après les résultats de simulation, on a trouvé qu' un régulateur PI-FLOU à sept fonctions d'appartenance de forme gaussienne est le meilleur. Dans la deuxième partie de ce chapitre, on a présenté un régulateur neuronal avec un apprentissage à partir de trois réglages PI, FLC, PI-FLC. D'après les résultats de simulation, on a montré que le régulateur neuronal avec un apprentissage FLC présente des bonnes réponses, On ne s'attend pas une amélioration du notre système par l'utilisation d'un 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.

Les résultats de simulation de l'algorithme de la DTC classique en régime statique présentés dans le premier chapitre de notre travail ont montré que le couple électromagnétique développé par la machine, dans les conditions nominales, présente des ondulations importantes. Dans le but d'améliorer les performances de cette commande et réduire ces ondulations, trois approches intelligentes associées à la commande, remplaçant les comparateurs à hystérésis classiques et la table de commutation par des comparateurs à base de la logique floue, les réseaux de neurones et neuro-flou, ont été proposées, étudiées et discutées dans le troisième chapitre, en premier temps, on a présenté quatre approches floues (132, 33, 22 et 12 règles) dans le but de réduire les ondulations et en même temps réduire le nombre de règles dans ce chapitre, en second temps, on a fait appel à la technique basée sur les réseaux de neurones pour remplacer la technique floue. Après le choix de la structure neuronale, des entrées/sorties, algorithmes d'optimisation, erreur quadratique et surtout la nature des exemples présentés au réseau lors de l'apprentissage, deux approches neuronales ont été illustrées et appliquées à la machine, afin de bénéficier des avantages que procurent la technique floue et neuronale, une approche basée sur les systèmes neuro-flous a été présentée à la fin de ce chapitre.

L'une de stratégie d'amélioration et de réduction d'ondulations de couple électromagnétique qui n'introduisent pas des modifications notables sur la commande afin de respecter la simplicité de la DTC classique, à savoir la DTC à 12 secteurs, Les résultats de simulation ont montré l'efficacité de cette technique. Néanmoins, la DTC basée sur les réseaux de neurones avec un apprentissage flou présente la meilleure technique parmi toutes les différentes approches présentées que ce soit classiques, ou neuro-floues.

La commande directe du couple présente aussi des difficultés à basse vitesse dues à la variation de la résistance statorique utilisée dans l'estimation du flux statorique, trois estimateurs intelligents de la résistance statorique flou, neuronal et neuro-flou sont présentés, dans le quatrième chapitre, afin de corriger les variations introduites par le terme résistif pour avoir une précision de la commande sur toute la gamme de vitesse et particulièrement aux basses vitesses. Au regard des résultats obtenus dans ce chapitre, de point de vue rapidité et performances, l'estimateur neuronal est le meilleur. Notons aussi, que dans le cas de la machine asynchrone et d'après la réponse du couple, on a enregistré un pic au démarrage pour les trois types des estimateurs intelligents, tandis que, pour la machine synchrone, ce genre de pic n'est pas observé et la réponse du couple est la plus rapide que celle dans le cas de la machine asynchrone.

Comme on a cité précédemment, l'avantage d'un régulateur neuronal est de réduire le temps de calcul par rapport à celui consommé quand on utilise un régulateur flou, mais pour garder les bonnes performances et la souplesse de réglage que l'on a dans le cas du régulateur flou, il convient de faire l'apprentissage à partir des entrées sorties de régulateur flou et non pas les entrées sorties réelles désirées ou autres. Effectivement, et d'après les résultats de simulation obtenus, on a remarqué clairement que la technique neuronale entraînée par les données floues nous a donné les meilleures performances par rapport aux autres techniques dans les trois chapitres (2,3 et 4) de ce travail, en terme de robustesse, rapidité et précision.

Une comparaison de toutes les commandes précédemment retenues dans ce travail, est présentée, où on a analysé de façon plus détaillée les performances apportées par chacune de ces commandes, en se basant sur des figures et des tableaux récapitulatifs. Tous ces améliorations ont été étudiées et appliquées au modèle des deux types de machines électriques synchrones et asynchrones. Des résultats obtenus, une analyse et une interprétation sont faites dans chaque chapitre. On peut affirmer, en présentant la commande hybride et en comparant les différentes techniques intelligentes représentées dans le dernier chapitre, qu'on a réduit considérablement les ondulations du couple électromagnétique et le flux statorique sans et avec la variation de la  $R_s$ , même avec ou sans réglage de vitesse. Néanmoins, on a remarqué aussi que ces techniques proposées, surtout pour la minimisation des ondulations du couple ou encore la correction de la variation de la résistance statorique, ne présentent pas un comportement similaire dans les deux machines. Elles offrent, des résultats proche de l'idéale pour la machine synchrone alors qu'elles présentent un comportement satisfaisant dans le cas de la machine asynchrone. A travers ces constatations, on peut dire que la commande hybride a réussi à allier les performances établies par les différentes techniques proposées précédemment et résoudre les problèmes de la DTC classique.

Les solutions proposées dans ce chapitre ne permettent pas de cerner toutes les possibilités et les combinaisons de techniques modernes de l'intelligence artificielle, en revanche, elles montrent que l'introduction de ces techniques devient une nécessité pour atteindre de hautes performances dans les entraînements à vitesse variable. Les résultats de simulation montrent aussi la faisabilité de ces approches intelligentes et l'amélioration des performances dynamiques de la machine par rapport à la DTC conventionnelle, ces approches sont très séduisantes et offrent une alternative très intéressante par rapport aux méthodes classiques.

Finalement, on conclut que les résultats obtenus sont satisfaisants et correspondent aux objectifs initiaux. Cependant, il est très certainement possible, à partir de ce travail, de présenter quelques perspectives, on peut citer :

- Utilisation des onduleurs multi-niveaux et les convertisseurs matriciels afin d'augmenter le nombre de vecteurs de tension utiles, ce qui minimise les ondulations du couple électromagnétique,
- Utiliser d'autres types d'observateurs tels que les observateurs à modes glissants, filtre de Kalman pour pouvoir obtenir une commande performante, fiable et robuste par rapport aux variations des paramètres et même de se débarrasser toujours du capteur mécanique.
- Appliquer la DTC-SVM, ou la DTC à fréquence constante pour réduire les ondulations
- Il serait intéressant à implémenter ces techniques sur des cibles matérielles ASIC/FPGA ou même mixtes (DSP/FPGA/ASIC).

## **A.1. L'ETAT DE L'ART DES SYSTEMES NEURO-FLOUS**

### **A.1.1. La logique Floue [HAM08]**

#### **A.1.1.1. Principe et définition**

La logique floue repose sur la théorie des ensembles flous développée par Zadeh en 1965 [MUN08], est une technique pour le traitement de 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.

On présente 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 ».

#### **A.1.1.2. Théorie des sous-ensembles flous et logique floue**

Selon George Cantor (1845-1918), un ensemble est défini par ses éléments. En 1965, Lotfi A. Zadeh élabore 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 d'un élément appartient ou non à cette ensemble. Ce fut pour cette raison qu'une nouvelle théorie à vue le jour et porte le nom « théorie des sous-ensembles flous ».

##### **A.1.1.2.1. 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  $\mu_A(x)$

$$\begin{aligned} \mu_A : U &\rightarrow [0,1] \\ x &\rightarrow \mu_A(x) \end{aligned} \quad (\text{A.1})$$

On définit 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 :

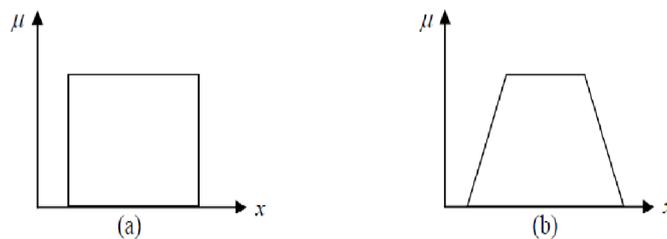
- Ne pas appartenir à A  $\mu_A(x) = 0$
- Appartenir un peu à A  $\mu_A(x)$  est voisin de 0
- Appartenir assez à A  $\mu_A(x)$  entre 0 et 1
- Appartenir fortement à A  $\mu_A(x)$  est voisin de 1
- Appartenir à A  $\mu_A(x) = 1$

$$A = \sum_{i=1}^n \frac{\mu_A(x_i)}{x} \quad (\text{A.2})$$

$$A = \int_x \frac{\mu_A(x_i)}{x}$$

Si U est discret

On peut représenter l'ensemble A par :



**Figure A.1.** Exemple de fonction d'appartenance, a) Logique classique, b) Logique Floue

#### A.1.1.2.2. Variable linguistique

La description d'une certaine situation, d'un phénomène ou d'un procédé contient en générale des expressions floues comme [BÜH94] [TLE07].

- 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 triplet  $(x, T(x), U)$  dans lequel :

x : est le nom de variable linguistique.

T(x) : ensemble des termes de variable linguistique.

$U$  : l'univers de discours.

### A.1.1.2.3. Opérations sur les ensembles flous

Soient  $A$  et  $B$  deux ensembles flous 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.

#### A.1.1.2.3.1. 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 définie comme l'ensemble flou :  $C = A \cup B$  ( $A$  ou  $B$ )

$$\text{Tel que } \forall x \in U \quad \mu_c(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (\text{A.3})$$

L'opérateur max est commutatif et associatif

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

#### A. 1.1.2.3.2. 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 :  $D = A \cap B$  ( $A$  et  $B$ )

$$\text{Tel que: } \forall x \in U \quad \mu_D(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (\text{A.4})$$

L'opérateur min est commutatif :

$$\mu_D(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \min(\mu_B(x), \mu_A(x)) \quad (\text{A.5})$$

#### A. 1.1.2.3.3. Complémentation

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

$$\text{Tel que: } \forall x \in U, \quad \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (\text{A.6})$$

#### A. 1.1.2.3.4. Produit Cartésien

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

$$\mu_{A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n} = \min (\mu_{A_1}(x_1), \mu_{A_2}(x_2) \dots \mu_{A_n}(x_n)) \quad (\text{A.7})$$

#### A. 1.1.2.3.5. Egalité

On dit que  $A$  et  $B$  sont égaux si et seulement si  $\mu_A(x) = \mu_B(x)$  (A.8)

#### A. 1.1.2.3.6. Inclusion

On dit que  $A \subset B$  si et seulement si  $\mu_B(x) \leq \mu_A(x)$  (A.9)

#### A. 1.1.2.3.7. Relation floue

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

$$R_{U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n} = \{((x_1, x_2, \dots, x_n), \mu_R(x_1, x_2, \dots, x_n)) / (x_1, x_2, \dots, x_n) \in U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n\} \quad (\text{A.10})$$

#### A.1.1.2.3.8. Composition de deux relations floues

Soient les deux relations floues  $R_1$  dans  $U_1 \times U_2$  et  $R_2$  dans  $U_2 \times U_3$ . On définit la composition ( $sup^*$ ) de  $R_1$  et  $R_2$  notée  $R_1 \circ R_2$  par

$$R_1 \circ R_2 = \{[(U_1, U_3) sup (\mu_{R_1}(U_1, U_2) * \mu_{R_2}(U_2, U_3))], u_i \in U_i\} \quad (\text{A.11})$$

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

#### A. 1.1.3. Fonction d'appartenance[TLE07]

Une définition des variables linguistiques à l'aide des fonctions d'appartenance est nécessaire dans le but de traiter des déductions floues par ordinateur. Dans ce contexte, est attribuée à chaque valeur de la variable linguistique une fonction d'appartenance  $\mu$ , 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.

$$\mu(x) = \max(\min(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}), 0) \quad (\text{A.12})$$

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

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right) \quad (\text{A.13})$$

- Fonction gaussienne : Elle est définie par deux paramètres  $\{m, \sigma\}$  :

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma}\right) \quad (\text{A.14})$$

- Fonction en forme de cloche : Elle est définie par deux paramètres  $\{x_0, a\}$  :

$$\mu(x) = \left(\frac{1}{1 + \left(\frac{x-x_0}{a}\right)^2}\right) \quad (\text{A.15})$$

- Fonction trigonométrique : Elle est définie par deux paramètres  $\{x_0, a\}$  :

$$\mu(x) = \frac{1}{2} \left(1 + \cos\left(\frac{\pi(x-x_0)a}{2a}\right)\right), \quad x_0 - 2a \leq x \leq x_0 + 2a \quad (\text{A.16})$$

- Fonction sigmoïdale : Elle est définie par deux paramètres  $\{a, c\}$  :

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

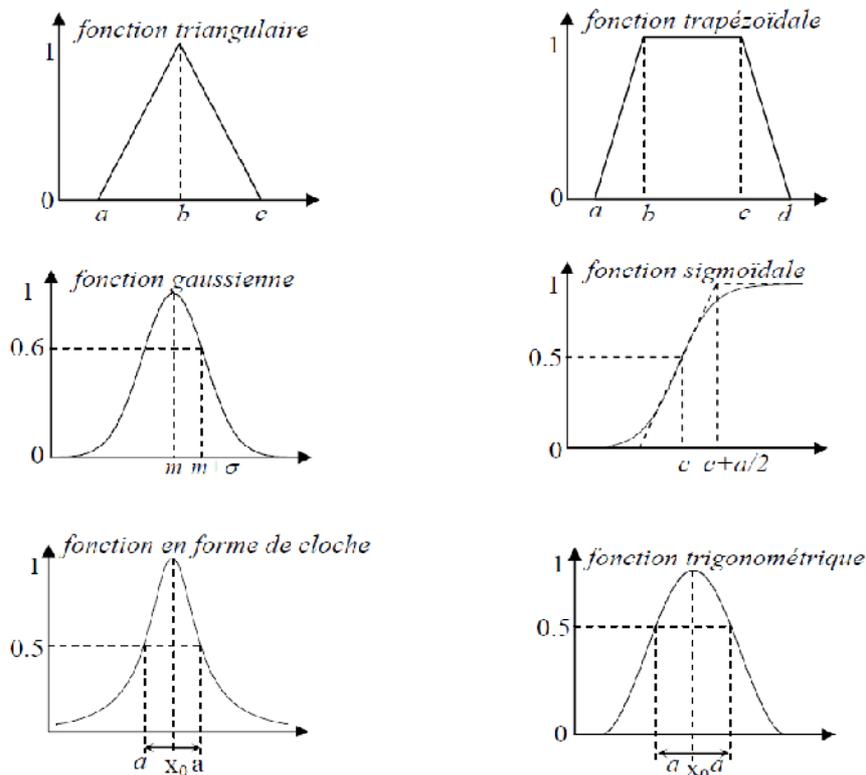


Figure A.2. Formes usuelles des fonctions d'appartenance

#### A. 1.1.4. Propositions floues

##### A. 1.1.4.1. 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  $T_v$ ).

##### A. 1.1.4.2. 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  $V, W, \dots$

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).

##### A. 1.1.5. 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.

##### A. 1.1.5.1. Implication floue

L'implication floue donne une information sur le degré de vérité d'une règle floue. En d'autre terme, on 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 flous 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).

On notera implication : opérateur  $\text{imp}$  (équivalent à l'opérateur Alors). Les normes d'implication les plus utilisées sont :

- **La norme Mamdani**  $\text{imp}(\mu_A(x), \mu_B(y)) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y))$  (A.18)

- **La norme Larsen**  $\text{imp}(\mu_A(x), \mu_B(y)) = (\mu_A(x), \mu_B(y))$  (A.19)

#### A. 1.1.5.2. 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 événements potentiels.

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

$$\mathbf{Si} \quad P \Rightarrow q \quad \mathbf{vrai}, \quad \mathbf{Et} \quad P \quad \mathbf{vrai}, \quad \mathbf{Alors} \quad q \quad \mathbf{vrai}$$

##### A. 1.1.5.2.1 Modus ponens généralisé

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

	<i>Prémisse</i>	<i>conclusion</i>
Règle floue :	Si x est A	Alors y est B
Fait observé :	Si x est A'	

-----

Conséquence : y est B'

##### A. 1.1.5.2.2 Modus tollens généralisé

Ce principe se résume comme suit :

	Prémisse	conclusion
<i>Règle Floue</i> :	Si x est A	Alors y est B
<i>Fait observé</i> :	y est B'	
Conséquence		x 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).

$U$		$T$			
		$F$	$M$	$E$	
					<b>Si <math>T</math> est <math>F</math> et <math>V</math> est <math>F</math> alors <math>U = Z</math> ou</b>
					<b>Si <math>T</math> est <math>M</math> et <math>V</math> est <math>F</math> alors <math>U = P</math> ou</b>
$V$	$F$	$Z$	$P$	$GP$	<b>Si <math>T</math> est <math>E</math> et <math>V</math> est <math>F</math> alors <math>U = GP</math> ou</b>
	$E$	$Z$	$Z$	$P$	<b>Si <math>T</math> est <math>F</math> et <math>V</math> est <math>E</math> alors <math>U = Z</math> ou</b>

**Tableau A.1** Les règles sous forme symbolique

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

Si  $T$  est  $M$  et  $V$  est  $F$  alors  $U = P$  ou

Si  $T$  est  $E$  et  $V$  est  $F$  alors  $U = GP$

Il arrive que toutes les cases du tableau ne soient pas remplies, on parle 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. On a présenté les méthodes d'inférence qui permettront d'y arriver. Ces méthodes se différencient

essentiellement par la manière dont vont être réalisées 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.

On remarque 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'autres 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.

### A. 1.1.5.3 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 ».

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

## A.1.2. Réseaux de neurones [HAM08]

### A.1.2.1. Principe et définition

#### A. 1.2.1.1 Définition

L'origine de réseaux de neurones vient d'essai de modélisation du neurone biologique par Warren McCulloch et Walter Pitts. 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.

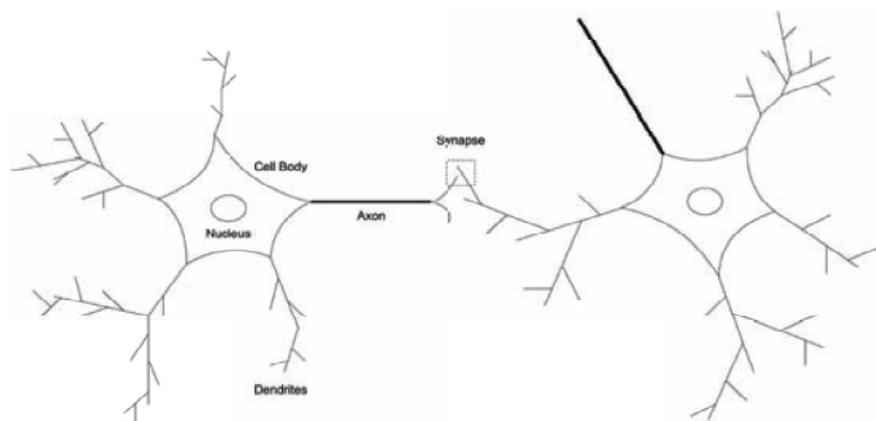
#### A. 1.2.1.2 Le neurone

##### A. 1.2.1.2.1 Le neurone biologique

Le neurone biologique possède des caractéristiques qui lui sont propres, lui permettant de recevoir les signaux issus des neurones qui lui sont voisins, de les traiter, d'engendrer un influx nerveux, d'assurer son cheminement et de le transmettre à d'autres neurones voisins.

Pour réaliser ces fonctions, un neurone biologique est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. C'est par le biais des dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le corps du neurone.

L'information traitée par le neurone s'achemine ensuite le long de l'axone (unique) pour être transmise aux autres neurones. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse (figure A.3). Le neurone biologique prend deux états, actif ou inactif.

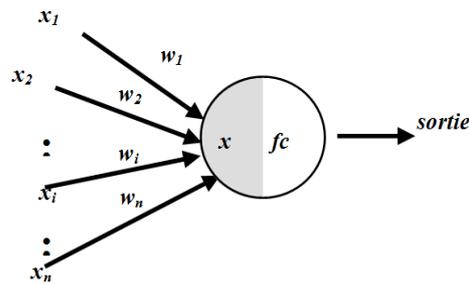


**Figure A.3.** Le neurone Biologique [TIM08]

##### A. 1.2.1.2.2 Le neurone artificiel

Un réseau de neurones (ou Artificial Neural Network en anglais) est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspiré 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 A.4.** Représentation d'un neurone

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

$$sortie = fc(x) \quad avec \quad x = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (A.20)$$

- $x$  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.

Le réseau de neurones fait partie des Réseaux Adaptatifs Non linéaires, cela signifie que ses agents (neurones) s'organisent et modifient leurs liens mutuels lors de la procédure fondamentale qui est l'apprentissage. Pour une tâche précise. L'apprentissage du réseau de neurones consiste donc à adapter les différents poids  $w_i$ .

#### A.1.2.2 Structure du réseau de neurone artificiel

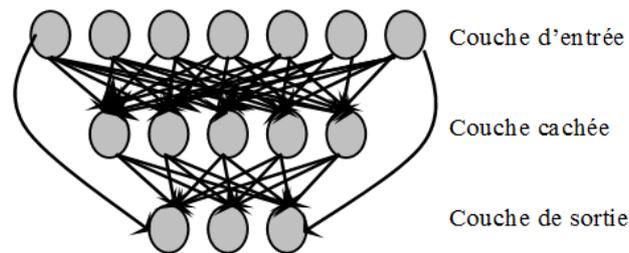
Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle qui peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité.

##### A.1.2.2.1 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 faites qu'avec les neurones des couches en aval (figure A.5). 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.

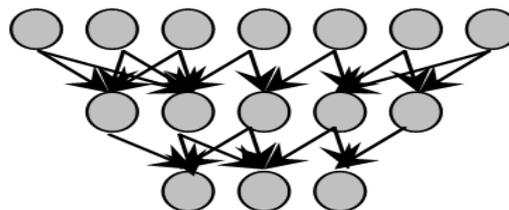
Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelés cachées.



**Figure A.5.** Définition des couches d'un réseau multicouche

#### A.1.2.2.2 Réseau à connexions locales

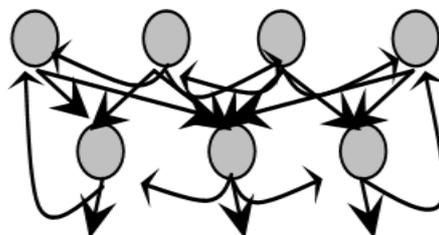
Il s'agit d'une architecture multicouche, mais qui à l'image de la rétine, conserve une certaine topologie. Chaque neurone est connecté avec un nombre réduit et localisé de neurone de la couche avale (figure A.6). Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.



**Figure A.6.** Réseau à connexions locales

#### A.1.2.2.3 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 la figure A.7.



**Figure A.7.** Réseau à connexions récurrentes

#### A.1.2.2.4 Réseau à connexions complètes

C'est la structure d'interconnexion la plus générale voir la figure A.8 .chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau (et à lui-même).

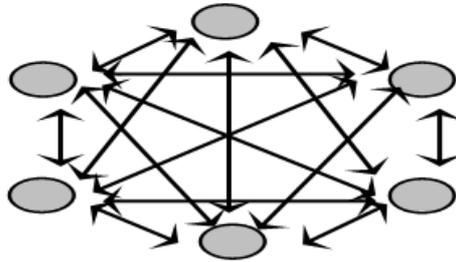


Figure A.8. Réseau à connexions complète

#### A.1.2.3 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  $(x_1^0, x_2^0, y_s)$ .

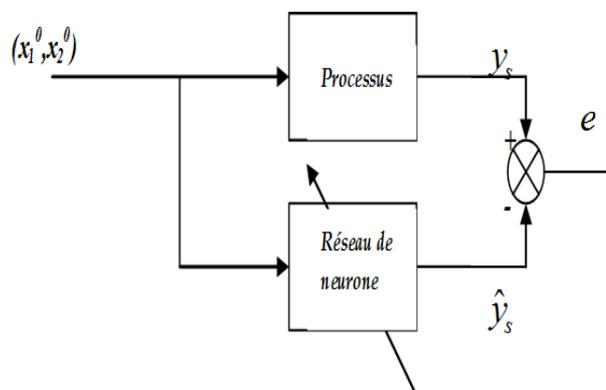


Figure A.9. Schéma synoptique du procédé d'apprentissage du réseau de neurone

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.

### A.1.2.3.1 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.

### A.1.2.3.2 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 change les poids d'un réseau dont l'architecture est fixée a priori, à chaque fois qu'un exemple  $y_i = F_{on}(x_i)$  est présenté. Ce changement est fait de telle sorte à minimiser l'erreur entre la sortie désirée et la réponse du réseau à une entrée  $x_i$ . Ceci est réalisé grâce à la méthode de descente de gradient. A chaque itération le signal d'entrée se propage dans le réseau dans le sens entrée-sortie, une sortie est ainsi obtenue, l'erreur entre cette sortie et la sortie désirée est calculée puis par rétro-propagation de l'erreur (error backpropagation), des erreurs intermédiaires, correspondant à la couche cachée sont ainsi calculées et permettent l'ajustement des poids  $w_{ij}$  de la couche cachée.

L'algorithme de rétro-propagation 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.

L'apprentissage par l'algorithme « back propagation » pose plusieurs problèmes, les principaux qu'on peut citer sont comme suit :

#### A.1.2.3.2.1. L'architecture du réseau

Il n'existe pas de règles générales pour déterminer la structure des réseaux (le nombre de couches cachées et le nombre de neurones par couche), sachant que le problème critique pendant l'apprentissage est de trouver un réseau assez large pour bien apprendre mais également assez petit pour bien généraliser. On ne sait (presque) pas dimensionner correctement le réseau.

Les couches entrées et sorties sont bien sur imposées, puisque le nombre de neurones qu'elles admettent dépend du problème posé. Mais que dire surtout du nombre de neurones des couches cachées ?

#### **A. 1.2.3.2.2. Le temps d'apprentissage**

Le temps d'apprentissage augmente avec le nombre de couples d'apprentissage, ce qui diminue la vitesse de convergence.

#### **A. 1.2.3.2.3. La convergence de l'algorithme**

Aucune preuve mathématique sur la convergence de cet algorithme vers un minimum global n'existe du fait que cette méthode utilise la descente du gradient. La recherche d'un minimum global sur la surface de l'erreur dans le domaine des poids, peut présenter un problème si cette surface possède des minimums locaux qui peuvent ralentir (voire stopper) l'algorithme.

Le choix d'apprentissage variable permet dans certains cas d'accélérer la convergence. Il arrive cependant qu'on reste au dessus du critère d'arrêt sans jamais l'atteindre. C'est souvent le signe que le mécanisme d'apprentissage est inadapté ou que l'architecture du réseau ne permet pas d'atteindre ce degré de précision. Dans ce cas, il faut augmenter le nombre de neurones de la couche cachée ou changer de structure.

On ne peut pas prévoir le nombre d'itérations nécessaires à l'apprentissage.

#### **A. 1.2.3.2.4. Le pas de correction des poids**

Si le pas de correction des poids est très petit, l'apprentissage nécessite alors un temps très important. Par contre si ce même pas est très grand le réseau devient oscillatoire, ce qui compromet sa convergence. La solution à ce problème est de choisir un pas variable, initialisé à une grande valeur comprise entre 0 et 1, et qui sera diminué jusqu'à une valeur minimale positive fixée au préalable. L'algorithme de rétro propagation introduit la dérivée première des fonctions d'activation. Il est cependant tout à fait envisageable d'utiliser d'autres algorithmes qui ne nécessitent pas de dérivation comme par exemple les algorithmes génétiques.

#### **A. 1.2.3.2.5. La saturation du réseau**

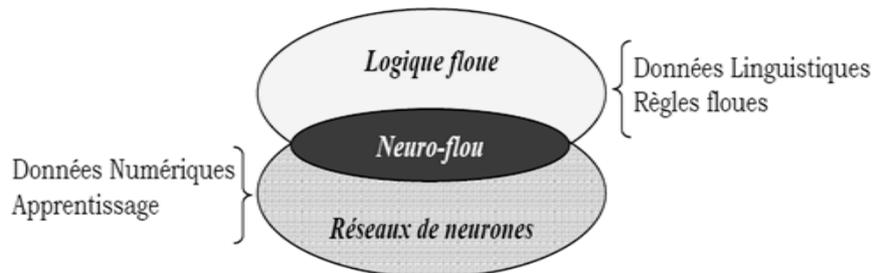
Si les poids prennent de grandes valeurs, les sorties deviennent grandes et se rapprochent de la zone de saturation de la fonction d'activation. La solution à ce problème est un compromis à faire entre

- Le choix d'un pas de correction petit.
- L'initialisation des poids à de très petites valeurs.

Des améliorations (optimisations) peuvent être apportées pour un meilleur apprentissage.

### A.1.3. Réseaux de neurones 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 A.10.** Principe du Neuro-flou [CHA10]

#### A.1.3.1. 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 cherché à combiner ces deux paradigmes depuis le début des années 90 et ceci de plusieurs manières. [GAU99]

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 un paquet 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 [TOU07].

#### A.1.3.2. 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 A.1 regroupe les avantages et les inconvénients de la logique floue et des réseaux de neurones [CHA10].

RÉSEAUX DE NEURONES	LA LOGIQUE FLOUE
LES AVANTAGES	
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Aucune connaissance basée sur les règles.</li> <li>- Le modèle mathématique non requis.</li> <li>- Plusieurs algorithmes d'apprentissage sont disponibles.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- La connaissance antérieure sur les règles peut être utilisée.</li> <li>- Le modèle mathématique non requis.</li> <li>- Une interprétation et implémentation simple.</li> </ul>
LES INCONVÉNIENTS	
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Boite noire (manque de traçabilité).</li> <li>- L'adaptation aux environnements différents est difficile et le réapprentissage est souvent obligatoire.</li> <li>- la connaissance antérieure ne peut pas être employée (apprentissage à partir de zéro).</li> <li>- Aucune garantie sur la convergence de l'apprentissage.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Ne peut pas apprendre.</li> <li>- Les règles doivent être disponibles.</li> <li>- Adaptation difficile au changement de l'environnement.</li> <li>- Aucunes méthodes formelles pour l'ajustement.</li> </ul>

### A. 1.3.3. Les différentes approches des FNN

Il y a plusieurs approches pour combiner les réseaux de neurones et les systèmes flous. Ces approches peuvent être classées en fonctionnelle et structurelle, suivant la configuration recherchée entre le système d'inférence flou et le réseau de neurones. Les connaissances sont représentées d'une façon distribuée par les poids de connexion et les éléments du processeur local dans le réseau. Alternativement les systèmes neuro-flou peuvent être classés selon l'organisme de fuzzification. Nous présentons ci-dessous quelques approches des FNN.

#### A. 1.3.3.1. Les réseaux de neurones supervision par l'ensemble flou

Les réseaux de neurone et l'ensemble flou sont utilisés séparément dans le système, où l'un sert comme un préprocesseur pour l'autre. L'ensemble flou peut être utilisé comme un modèle de supervision pour améliorer la convergence du réseau.

#### A. 1.3.3.2. Les ensembles flous neuronaux

Dans ce cas, le réseau utilise les neurones flous. Dans cette approche l'apprentissage est basé sur l'ajustement de la fuzzification par la modification des paramètres des fonctions d'appartenances, d'autre part la défuzzification est ajustée par le changement des poids de la couche de sortie qui représentent les centres des fonctions d'appartenances de sortie.

#### A. 1.3.3.3. Les réseaux de neurones flous

Cette approche est basée sur l'utilisation des neurones réalisant les opérations logiques AND et OR. La structure est composée d'une couche cachée de neurones AND et suivi par les neurones OR à la deuxième couche cachée. On considère deux approches de ce type, dans la première approche référée comme un processeur logique flou. On a plusieurs entrées et une seule sortie, les signaux réels d'entrée sont évalués par les ensembles flous et les sorties sont converties à une valeur déterminée par le neurone de la défuzzification.

Le signal d'erreur utilisée dans l'entraînement est obtenu à partir de la différence entre la sortie désirée et la sortie du réseau, en utilisant la méthode de rétro-propagation pour ajuster les neurones AND et OR, ce qui nous permet d'extraire les règles d'inférence du modèle après la convergence du réseau.

## A.2. MODELE DES MACHINES ELECTRIQUES

### A.2.1. Modélisation de la MSAP [HAM08]

L'étude de la modélisation des machines électriques présente un grand intérêt en raison des impératifs techniques et économiques. La connaissance du comportement des machines électriques en régimes statique et dynamique est nécessaire en vue de prévoir les contraintes dues à certains régimes sévères.

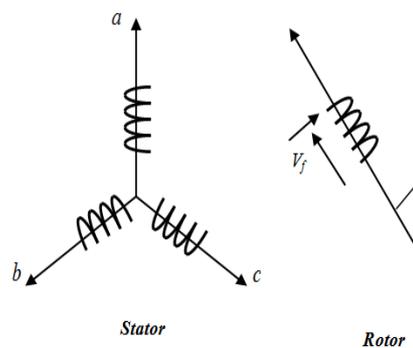
#### A.2.1.1. Hypothèses simplificatrices et structure générale de la machine

Pour établir des relations simples entre les tensions d'alimentation du moteur et ses courants, on adopte les hypothèses simplificatrices suivantes.

- On néglige la saturation et l'hystérésis du circuit magnétique, ainsi que les pertes par courants de fauault, ce qui permet l'établissement de relations linéaire entre flux et courant ;
- On suppose que la distribution de la fmm est sinusoïdale, ce qui permet de ne considérer que la première harmonique d'espace (fondamental) ;
- La machine est équilibrée ;
- On néglige l'effet de la température sur la valeur des résistances.

#### A.2.1.2 Mise en équation de la machine synchrone à aimants permanents

On considère la machine synchrone sans amortisseurs comme indiqués sur la figure A.11



**Figure A.11** Schéma d'une machine synchrone à rotor bobiné

A partir de la figure A.11, on a

- Les équations électriques

$$\begin{cases} [v] = [R][i] + \frac{d}{dt}[\phi] \\ [\phi] = [L][i] \end{cases} \quad (\text{A.21})$$

$$\begin{aligned}
[v] &= [v_a v_b v_c v_f]^T \\
[i] &= [i_a i_b i_c i_f]^T \\
[R] &= \text{diag}[R_s R_s R_s R_f] \\
[\phi] &= [\phi_a \phi_b \phi_c \phi_f]
\end{aligned} \tag{A.22}$$

$\phi_f$  : flux des aimants

$$[L_{ss}] = [L_{so}] + [L_{sl}]$$

$$[L] = \begin{bmatrix} [L_{ss}] & [M_{sr}] \\ [M_{rs}] & [L_{rr}] \end{bmatrix} \tag{A.23}$$

$$[L_{so}] = \begin{bmatrix} L_{so} & M_{so} & M_{so} \\ M_{so} & L_{so} & M_{so} \\ M_{so} & M_{so} & L_{so} \end{bmatrix} \tag{A.24}$$

$$[L_{sl}] = \{L_{sl}\} \begin{bmatrix} \cos(2\theta) & \cos(2\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(2\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(2\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(2\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(2\theta) \\ \cos(2\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(2\theta) & \cos(2\theta + \frac{2\pi}{3}) \end{bmatrix} \tag{A.25}$$

$$[M_{sr}] = [M_{rs}] = \begin{bmatrix} M_f \cos \theta \\ M_f \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ M_f \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \end{bmatrix} \tag{A.26}$$

D'après (A.23), (A.24), (A.25) et (A.26)

On obtient : (A.27)

$$[L] = \begin{bmatrix} L_{so} + L_{sl} \cos(2\theta) & M_{so} + L_{sl} \cos 2(\theta + \frac{2\pi}{3}) & M_{so} + L_{sl} \cos 2(\theta - \frac{2\pi}{3}) & M_f \cos(\theta) \\ M_{so} + L_{sl} \cos 2(\theta + \frac{2\pi}{3}) & L_{so} + L_{sl} \cos 2(\theta - \frac{2\pi}{3}) & M_{so} + L_{sl} \cos(2\theta) & M_f \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ M_{so} + L_{sl} \cos 2(\theta - \frac{2\pi}{3}) & M_{so} + L_{sl} \cos(2\theta) & L_{so} + L_{sl} \cos 2(\theta + \frac{2\pi}{3}) & M_f \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ M_f \cos(\theta) & M_f \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & M_f \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & L_f \end{bmatrix}$$

Avec

$$\theta = p \theta_m$$

$\theta$  : L'angle électrique,  $\theta_m$  : L'angle mécanique,  $p$  : Nombre de paires de pôles

$R_s$  : La résistance d'une phase de l'induit,  $R_f$  : Représente la résistance de l'inducteur.

$L_{so} - L_{sl}$  et  $L_{so} + L_{sl}$ , sont les valeurs minimum et maximum de l'inductance propre d'une phase de l'induit.

$M_s$  : La valeur maximale de l'inductance mutuelle entre deux phases de l'induit.

$M_f$  : La valeur maximale de l'inductance mutuelle entre l'inducteur et une phase de l'induit.

- Equation mécanique

$$j \frac{d\omega}{dt} = p(T_e - T_r) - f \omega \quad (\text{A.28})$$

$\omega$  : Vitesse électrique ( $\omega = p\Omega$  :  $\Omega$  vitesse de rotation de la machine),

$p$  : Nombre de paires de pôles,

- Transformation de Park

Pour rendre la matrice inductance à coefficients constants, et afin de travailler au niveau des algorithmes de commande avec des grandeurs électriques constantes en régime permanent, on introduit une transformation appelée transformation de Park.

La matrice de transformation est notée  $[P(\theta)]$  ou simplement  $P$ , est la suivante :

$$[X_{dq}] = [P(\theta)][X_{abc}] \quad (\text{A.29})$$

$X$  représente soit un courant, soit une tension ou un flux. Les indices  $d$  et  $q$  désignent les nouvelles variables du référentiel de Park.

$$[P(\theta)] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (\text{A.30})$$

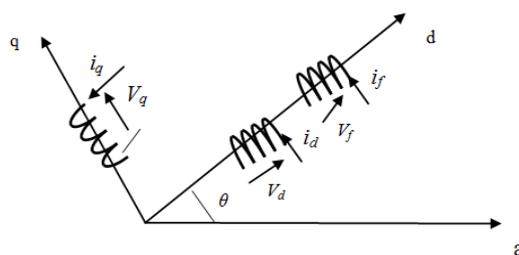
$$[P(\theta)]^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin \theta & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (\text{A.31})$$

$$\theta = \int_0^t \omega(\tau) d\tau$$

### A.2.1.3 Modèle de la machine synchrone dans le référentiel de Park

- Equation des tensions

La transformation de Park ramène les équations statoriques (A.20) dans un référentiel lié au rotor. On obtient un schéma équivalent représenté à la figure A.12.



**Figure A.12** Schéma équivalent de la machine synchrone dans le référentiel de Park

Le passage du système triphasé au système (d, q) lié au rotor (figure (A.12)) se fait en utilisant la relation  $[X_{d, q, o}] = [P] [X_{a, b, c}]$ .

$$\begin{bmatrix} X_d \\ X_q \\ X_o \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin \theta & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix} \quad (\text{A.32})$$

Puisque le système est en équilibre, la composante d'indice (o) (homopolaire) ne participe pas à la création de la fmm sinusoïdale d'entrefer.

Donc :

$$\begin{aligned} [v_a \ v_b \ v_c]^T &= P(\theta) [v_d \ v_q]^T \\ [i_a \ i_b \ i_c]^T &= P(\theta) [i_d \ i_q]^T \\ [\phi_a \ \phi_b \ \phi_c]^T &= P(\theta) [\phi_d \ \phi_q] \end{aligned} \quad (\text{A.33})$$

En reportant ces transformations dans le système d'équation (A.20), on obtient l'équation matricielle suivante :

$$\begin{bmatrix} v_d \\ v_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + L_d s & -\omega L_q \\ \omega L_d & R_s + L_q s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \omega \phi_f \end{bmatrix} \quad (\text{A.34})$$

On peut écrire :

$$v_d = R_s i_d + L_d \frac{di_d}{dt} - \omega L_q i_q \quad (\text{A.35})$$

$$v_q = R_s i_q + L_q \frac{di_q}{dt} - L_d \omega i_d + \omega \phi_f \quad (\text{A.36})$$

Avec :  $\omega$  : vitesse électrique ,

$L_d ; L_q$  : les inductances d'axes directs et en quadratures

- Equation des flux

D'après les équations (I.1) et (I.13) on a :

$$\begin{aligned} [\phi_{dq}] &= P(\theta)^{-1} [\phi_a \ \phi_b \ \phi_c] \\ [\phi_{dq}] &= [P(\theta)^{-1}] [\phi_{abc}] = [P(\theta)^{-1}] [L] [I_{abc}] + \begin{bmatrix} \phi_f \\ 0 \end{bmatrix} \\ &= [P(\theta)^{-1}] [L] [P(\theta)] + [I_{dq}] + \begin{bmatrix} \phi_f \\ 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (\text{A.37})$$

Le développement de (A.37) donne :

$$\phi_d = L_d i_d + \phi_f \quad (\text{A.38})$$

$$\phi_q = L_q i_q \quad (\text{A.39})$$

Equation de couple

La connaissance du couple électromagnétique de la machine  $T_e$  est essentielle pour la commande de la machine. L'équation de la puissance instantanée  $P(t)$  dans le repère (d, q) est :

$$P(t) = v_d i_d + v_q i_q \quad (\text{A.40})$$

La puissance électrique abordée s'exprime comme suit :

$$P(t) = R_s (i_d^2 + i_q^2) + L_d i_d \frac{di_d}{dt} + L_q i_q \frac{di_q}{dt} + i_q i_q \frac{di_q}{dt} + \omega (L_d - L_q) i_d i_q + \omega \phi_f i_q$$

On déduit l'expression du couple magnétique :

$$T_e = p((L_d - L_q) i_d i_q + \phi_f i_q) \quad (\text{A.41})$$

Après le développement et la simplification, on trouve

$$T_e = p(\phi_d i_q - \phi_q i_d) \quad (\text{A.42})$$

En introduisant les relations (A.38), (A.39) dans (A.42), on trouve la relation (A.41).

#### A.2.1.4 Modèle globale du système

Les équations (A.35), (A.36) et (A.28) décrivent le fonctionnement de la machine, on peut les représenter par un modèle mathématique qu'est donné sous forme d'espace d'état (A.43).

$$\begin{cases} \frac{di_d}{dt} = \frac{v_d}{L_d} - \frac{R_s}{L_d} i_d + \frac{L_q}{L_d} \omega i_q \\ \frac{di_q}{dt} = \frac{v_q}{L_q} - \frac{R_s}{L_q} i_q - \frac{L_d}{L_q} \omega i_d - \frac{\phi_f}{L_q} \omega \\ \frac{d\omega}{dt} = \frac{p^2 \phi_f}{J} i_q + \frac{p^2 (L_d - L_q)}{J} i_d i_q - \frac{f}{J} \omega - P \frac{T_r}{J} \end{cases} \quad (\text{A.43})$$

### A.2.2. Machine asynchrones

La mise en œuvre d'une commande performante pour un actionneur asynchrone nécessite l'utilisation d'un modèle représentant fidèlement le comportement dynamique du moteur asynchrone. En effet, les commandes modernes de la machine asynchrone nécessitent la connaissance à tout instant du module et de l'argument du flux rotorique, estimés à l'aide du modèle dynamique de la machine.

La machine asynchrone étudiée est une machine à cage d'écureuil associant faible coût et robustesse mécanique. Ce type de machine est actuellement très répandu sur le marché de la variation de vitesse.

#### A.2.2.1 Hypothèses simplificatrices

Les principales hypothèses classiques et simplificatrices adoptées pour modéliser la machine :

- La parfaite symétrie de la machine.
- L'absence de saturation et de pertes dans le circuit magnétique.
- L'effet de peau négligeable.
- La machine alimentée par un système de tension triphasée sinusoïdale et équilibrée.
- L'entrefer d'épaisseur uniforme et effet d'encoche négligeable.
- L'introduction dans l'effet à répartition sinusoïdale.

Ces hypothèses signifient que les comportements électriques et magnétiques de la machine à induction sont supposés linéaires. Elles permettent d'établir un modèle dynamique de la machine à induction qui dispose de trois modes de fonctionnement d'ordre de grandeurs très différents : électrique (rapide), mécanique (lent), thermique (très lent). Ces divers modes correspondent aux évolutions des grandeurs du modèle. Le mode thermique, très lent, est souvent négligé dans la modélisation, bien qu'il influe de manière sensible sur certains paramètres du modèle (résistances) en le rendant non stationnaire. En fait, un contrôle robuste avec une éventuelle identification en ligne de ces paramètres permet de pallier ce problème. Les deux autres modes sont généralement considérés comme découplés, car leurs constantes de temps sont relativement éloignées. Ce découplage autorise une séparation du modèle en deux parties, ce qui amène une étude simplifiée et un contrôle séparé des grandeurs de chacun des sous-systèmes. Ces considérations permettent de développer un modèle relativement simple, d'ordre quatre pour le mode électrique et du premier ordre pour le modèle mécanique. Les fonctionnements choisis et les hypothèses considérées peuvent assurer, dans certain sens, la linéarité du système global.

#### A.2.2.2. Equations aux tensions et aux flux

En tenant compte des hypothèses précédentes, l'étude physique conduit aux relations suivantes écrites sous forme matricielle :

$$[v_s] = [R_s] \cdot [i_s] + \frac{d}{dt} [\phi_s] \quad (\text{A.44})$$

$$[v_r] = [R_r] \cdot [i_r] + \frac{d}{dt} [\phi_r] \quad (\text{A.45})$$

$$[\phi_s] = [L_{cs}] \cdot [i_s] + [M_{rs}] \cdot [i_r] \quad (\text{A.46})$$

$$[\phi_r] = [M_{rs}] \cdot [i_s] + [L_{cr}] \cdot [i_r] \quad (\text{A.47})$$

Tels que :

$$[L_{csr}] = \begin{bmatrix} L_{sr} & M_{sr} & M_{sr} \\ M_{sr} & L_{sr} & M_{sr} \\ M_{sr} & M_{sr} & L_{sr} \end{bmatrix} \quad (\text{A.48})$$

Avec

$[v_s] = [v_{sa} \ v_{sb} \ v_{sc}]^T$  et  $[v_r] = [v_{ra} \ v_{rb} \ v_{rc}]^T$  vecteurs de tension statorique et rotorique

$[i_s] = [i_{sa} \ i_{sb} \ i_{sc}]^T$  et  $[i_r] = [i_{ra} \ i_{rb} \ i_{rc}]^T$  vecteurs courants statorique et rotorique

$[\phi_s] = [\phi_{sa} \ \phi_{sb} \ \phi_{sc}]^T$  et  $[\phi_r] = [\phi_{ra} \ \phi_{rb} \ \phi_{rc}]^T$  vecteurs flux statorique et rotorique

$[L_{cs}]$ ,  $[L_{cr}]$  et  $[M_{rs}]$  Matrices d'induction statorique, rotorique et mutuelle.

$L_{s(r)}$  inductance propre d'une phase du stator (rotor),

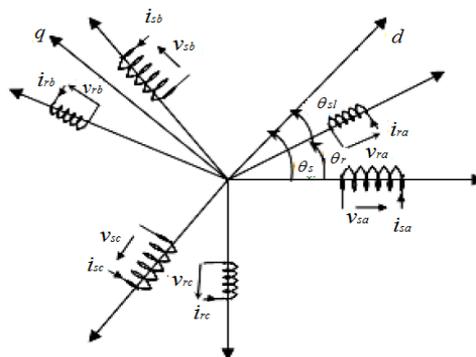
$M_{s(r)}$  inductance mutuelle entre deux phases statoriques (rotoriques)

D'après la figure A.13 les inductances mutuelles entre phases du stator et du rotor sont fonction de l'angle  $\theta$  et s'expriment comme suit :

$$[M_{sr}] = M \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta \pm \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta \pm \frac{4\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta \pm \frac{4\pi}{3}\right) & \cos(\theta) & \cos\left(\theta \pm \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta \pm \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta \pm \frac{4\pi}{3}\right) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (\text{A.49})$$

(+) ou (-) selon le sens de rotation conventionné des phases.

$\theta$ : angle électrique entre les axes des phases du stator et du rotor.



**Figure A.13** Définition des angles entre les différents repères quadratiques [TOU07]

- En faisant une transformation de Park d'angle  $\theta_s$  (ou  $\theta_s$  est l'angle électrique entre l'axe  $d$  et le stator) pour les grandeurs statoriques, on obtient les grandeurs statoriques  $v_{sd}, v_{sq}, i_{sd}, i_{sq}$  relatives à deux enroulements fictifs  $S_d$  et  $S_q$  tournant à la vitesse angulaire  $d\theta_s/dt$  par rapport au stator.
- En faisant une transformation de Park d'angle  $\theta_r$  (ou  $\theta_s$  est l'angle électrique entre le rotor et le stator) pour les grandeurs rotoriques, on obtient les courants rotoriques,  $i_{rd}, i_{rq}$  dans les deux enroulements fictifs  $R_d$  et  $R_q$  tournant à la vitesse angulaire  $d\theta_r/dt$  par rapport au rotor.

On cherche évidemment à ce que  $R_d$  et  $R_q$  tournent à la même vitesse que  $S_d$  et  $S_q$ , pour cela il faut que:

$$\theta_s = \theta_r + \theta_{sl}$$

Où  $\theta_{sl}$  est l'angle électrique entre l'axe  $d$  et le rotor. (A.50)

Parmi les diverses façons de remplir cette condition et ainsi permettre un autopilotage réalisant l'orientation du repère, trois cas sont particulièrement intéressants.

Repère lié au stator :  $\frac{d\theta_s}{dt} = 0 \quad \text{et} \quad \omega_{sl} = \frac{d\theta_{sl}}{dt} = -\omega$  (A.51)

Repère lié au rotor :  $\frac{d\theta_s}{dt} = \omega \quad \text{et} \quad \omega_{sl} = \frac{d\theta_{sl}}{dt} = 0$  (A.52)

Repère lié au champ tournant :  $\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s \quad \text{et} \quad \omega_{sl} = \frac{d\theta_{sl}}{dt} = \omega_s - \omega$  (A.53)

Où

- $\theta_s$  est la pulsation statorique,
- $\theta$  est la pulsation mécanique,
- $\theta_{sl}$  est la pulsation de glissement.

### A.2.2.3 Modèle exprimé dans le repère (d,q) lié au champ tournant

Dans le dernier cas où le repère est lié au champ tournant, les équations liant les composantes des tensions à celles des courants et des flux s'écrivent pour le stator et le rotor :

$$\begin{bmatrix} v_{sd} \\ v_{sq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & \\ & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -\omega_s \\ \omega_s & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{sd} \\ \phi_{sq} \end{bmatrix} \quad (\text{A.54})$$

$$\begin{bmatrix} v_{rd} \\ v_{rq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_r & \\ & R_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{rd} \\ i_{rq} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -\omega_{sl} \\ \omega_{sl} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \end{bmatrix} \quad (\text{A.55})$$

Les flux totaux à travers les quatre bobines fictives ayant pour valeurs :

$$\begin{cases} \phi_{sd} = L_s i_{sd} + M_{sr} i_{rd} \\ \phi_{sq} = L_s i_{sq} + M_{sr} i_{rq} \end{cases} \quad (\text{A.56})$$

$$\begin{cases} \phi_{rd} = L_s i_{rd} + M_{sr} i_{sd} \\ \phi_{rq} = L_s i_{rq} + M_{sr} i_{sq} \end{cases} \quad (\text{A.57})$$

A partir de l'équation (A.57), on obtient l'équation suivante : [TOU07]

$$\begin{cases} i_{rd} = \frac{\phi_{rd} - M_{sr} i_{sd}}{L_r} \\ i_{rq} = \frac{\phi_{rq} - M_{sr} i_{sq}}{L_r} \end{cases} \quad (\text{A.58})$$

Remplaçons les expressions des courants  $I_{rd}$  et  $I_{rq}$  de l'équation (A.58) par leurs valeurs dans les équations (A.56), on obtient alors :

$$\begin{cases} \phi_{sd} = \left( L_s - \frac{M_{sr}^2}{L_r} \right) i_{sd} + \frac{M_{sr}}{L_r} \phi_{rd} \\ \phi_{sq} = \left( L_s - \frac{M_{sr}^2}{L_r} \right) i_{sq} + \frac{M_{sr}}{L_r} \phi_{rq} \end{cases} \quad (\text{A.59})$$

En dérivant ces dernières en fonction du temps, on trouve :

$$\begin{cases} \frac{d\phi_{sd}}{dt} = \left( L_s - \frac{M_{sr}^2}{L_r} \right) \frac{di_{sd}}{dt} + \frac{M_{sr}}{L_r} \frac{d\phi_{rd}}{dt} \\ \frac{d\phi_{sq}}{dt} = \left( L_s - \frac{M_{sr}^2}{L_r} \right) \frac{di_{sq}}{dt} + \frac{M_{sr}}{L_r} \frac{d\phi_{rq}}{dt} \end{cases} \quad (\text{A.60})$$

Pour le rotor à partir des équations (A.55) on obtient:

$$\begin{cases} \frac{d\phi_{rd}}{dt} = -R_r i_{rd} + \omega_{sl} \phi_{rq} \\ \frac{d\phi_{rq}}{dt} = -R_r i_{rq} + \omega_{sl} \phi_{rd} \end{cases} \quad (\text{A.61})$$

En remplaçant  $I_{rd}$  et  $I_{rq}$  par leurs expressions obtenues en (A.58), les expressions suivantes sont obtenues :

$$\begin{cases} \frac{d\phi_{rd}}{dt} = \frac{M_{sr} R_r}{L_r} i_{sd} - \frac{R_r}{L_r} \phi_{rd} + \omega_{sl} \phi_{rq} \\ \frac{d\phi_{rq}}{dt} = \frac{M_{sr} R_r}{L_r} i_{sq} - \frac{R_r}{L_r} \phi_{rq} + \omega_{sl} \phi_{rd} \end{cases} \quad (\text{A.62})$$

On obtient finalement à partir des équations (A.56), (A.59), (A.60) et (A.62) :

$$\begin{cases} \frac{di_{sd}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} v_{sd} - \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{M_{sr}^2 R_r}{\sigma L_s L_r^2} \right) i_{sd} + \omega_s i_{sd} + \frac{M_{sr} R_r}{\sigma L_s L_r^2} \phi_{rd} + \frac{M_{sr}}{\sigma L_s L_r} \omega \phi_{rq} \\ \frac{di_{sq}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} v_{sq} - \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{M_{sr}^2 R_r}{\sigma L_s L_r^2} \right) i_{sq} - \omega_s i_{sd} + \frac{M_{sr} R_r}{\sigma L_s L_r^2} \phi_{rq} - \frac{M_{sr}}{\sigma L_s L_r} \omega \phi_{rd} \end{cases} \quad (\text{A.63})$$

On peut écrire les équations (2.26) et (2.27) sous forme d'équations d'état telles que [TOU07]

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \dot{i}_{sd} \\ \dot{i}_{sq} \\ \dot{\phi}_{rd} \\ \dot{\phi}_{rq} \end{bmatrix}}_{\dot{X}} = \underbrace{\begin{bmatrix} -\left(\frac{1}{T_r\sigma} + \frac{1}{T_r} \frac{1-\sigma}{\sigma}\right) & \omega_s & \frac{1-\sigma}{\sigma} \frac{1}{M_{sr}T_r} & \frac{1-\sigma}{\sigma} \frac{1}{M_{sr}} \omega \\ -\omega_s & -\left(\frac{1}{T_r\sigma} + \frac{1}{T_r} \frac{1-\sigma}{\sigma}\right) & \frac{1-\sigma}{\sigma} \frac{1}{M_{sr}} \omega & \frac{1-\sigma}{\sigma} \frac{1}{M_{sr}T_r} \\ \frac{M_{sr}}{T_r} & 0 & \frac{1}{T_r} & \omega_{sl} \\ 0 & \frac{M_{sr}}{T_r} & -\omega_{sl} & \frac{1}{T_r} \end{bmatrix}}_A \underbrace{\begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \end{bmatrix}}_X + \underbrace{\begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}}_B \underbrace{\begin{bmatrix} v_{sd} \\ v_{sq} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}}_U \quad (\text{A.64})$$

Avec

$$\dot{X} = \frac{dX}{dt} = QX + BU$$

$$T_r = \frac{L_r}{R_r}, \quad T_s = \frac{L_s}{R_s} : \text{Constante de temps rotorique et statorique}$$

$$\sigma = 1 - \frac{M_{sr}^2}{L_s L_r} : \text{Coefficient de dispersion.}$$

Le couple électromagnétique peut alors s'exprimer comme suit :

$$\begin{cases} T_e = p \cdot \frac{M}{L_r} (\phi_{rd} i_{sq} - \phi_{rq} i_{sd}) \\ J \frac{d\Omega}{dt} + \Omega f = T_e - T_r \end{cases} \quad (\text{A.65})$$

#### A.2.2.4. Modèle exprimé dans le repère (d,q) lié au stator

Le passage de Park (d,q) à celle Concordia ( $\alpha, \beta$ ) en faisant une rotation de l'angle  $\theta$  :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_a \end{bmatrix} = R(\varphi) \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix}, \quad R(\varphi) = \begin{bmatrix} \cos \varphi & \sin \varphi \\ -\sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \quad (\text{A.66})$$

Le système d'équations qui modélise la machine asynchrone à cage dans le repère fixe devient alors:

$$\begin{cases} v_{s\alpha} = R_s i_{s\alpha} + \frac{d\phi_{s\alpha}}{dt} \\ v_{s\beta} = R_s i_{s\beta} + \frac{d\phi_{s\beta}}{dt} \end{cases} \quad (\text{A.67})$$

$$\begin{cases} 0 = R_r i_{r\alpha} + \frac{d\phi_{r\alpha}}{dt} + \omega \phi_{r\beta} \\ 0 = R_r i_{r\beta} + \frac{d\phi_{r\beta}}{dt} - \omega \phi_{r\alpha} \end{cases} \quad (\text{A.68})$$

Etant donné que le repère  $(\alpha, \beta)$  est lié au stator donc leurs tensions sont réelles et ne dépendent pas de la position  $(\theta)$  du rotor, il vient que :

$$\begin{bmatrix} v_{s\alpha} \\ v_{s\beta} \end{bmatrix} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{sa} \\ v_{sb} \\ v_{sc} \end{bmatrix} \quad (\text{A.69})$$

Les courants rotoriques peuvent s'exprimer en fonction du flux statorique et du courant statorique, donnés par (A.70):

$$\begin{cases} i_{r\alpha} = \frac{(\phi_{s\alpha} - L_s i_{s\alpha})}{M_{sr}} \\ i_{r\beta} = \frac{(\phi_{s\beta} - L_s i_{s\beta})}{M_{sr}} \end{cases} \quad (\text{A.70})$$

Le système d'équations (A.71) établit les relations entre les flux rotoriques, statoriques et de fuites:

$$\begin{cases} \phi_{r\alpha} = \frac{L_r}{M_{sr}} (\phi_{s\alpha} - \sigma L_s i_{s\alpha}) \\ \phi_{r\beta} = \frac{L_r}{M_{sr}} (\phi_{s\beta} - \sigma L_s i_{s\beta}) \end{cases} \quad (\text{A.71})$$

En les dérivant par rapport au temps, on obtient:

$$\begin{cases} \frac{d\phi_{r\alpha}}{dt} = \frac{L_r}{M_{sr}} \left( \frac{d\phi_{s\alpha}}{dt} - \sigma L_s \frac{di_{s\alpha}}{dt} \right) \\ \frac{d\phi_{r\beta}}{dt} = \frac{L_r}{M_{sr}} \left( \frac{d\phi_{s\beta}}{dt} - \sigma L_s \frac{di_{s\beta}}{dt} \right) \end{cases} \quad (\text{A.71})$$

En remplaçant les expressions des équations (A.70-A.71) dans les équations (A.67-A.68), on obtient l'équation d'état de la machine asynchrone dans un repère lié au stator :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \dot{i}_{s\alpha} \\ \dot{i}_{s\beta} \\ \dot{\phi}_{s\alpha} \\ \dot{\phi}_{s\beta} \end{bmatrix}}_X = \underbrace{\begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{T_s} + \frac{M_{sr}^2}{L_s L_r T_r} \right) & 0 & \frac{M_{sr}}{L_s L_r T_r} & \frac{M_{sr}}{\sigma L_s L_r} \omega \\ 0 & -\frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{T_s} + \frac{M_{sr}^2}{L_s L_r T_r} \right) & -\frac{M_{sr}}{\sigma L_s L_r} \omega & \frac{M_{sr}}{L_s L_r T_r} \\ \frac{M_{sr}}{T_r} & 0 & \frac{1}{T_r} & -\omega \\ 0 & \frac{M_{sr}}{T_r} & \omega & \frac{1}{T_r} \end{bmatrix}}_A \underbrace{\begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \phi_{s\alpha} \\ \phi_{s\beta} \end{bmatrix}}_X + \underbrace{\begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}}_B \underbrace{\begin{bmatrix} v_{s\alpha} \\ v_{s\beta} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}}_U \quad (\text{A.72})$$

### A.3. PARAMÈTRES DES MACHINES ÉTUDIÉES:

**Machine 1** : Machine synchrone à aimants permanents (MSAP)

Puissance	1Kw
Vitesse nominale	1500 tr/min
Couple nominale	3N.m
Inductance statorique	0.05 H
Resistance statorique	1.5 $\Omega$
Flux des aimants	0.314 Wb
Moment d'inertie	0.003 kg.m <sup>2</sup>
Nombre de paires de pôles	2
Coefficient de frottement visqueux	0.0009 k.m <sup>2</sup> /s

**Machine 2** : Machine asynchrone à cage (MAS)

Puissance	1.5Kw
Vitesse nominale	1420 tr/min
Couple nominale	10N.m
Resistance rotorique	3.805 $\Omega$
Resistance statorique	4.85 $\Omega$
Inductance cycle rotor	0.247H
Inductance cycle stator	0.247H
Moment d'inertie	0.031 kg.m <sup>2</sup>
Nombre de paires de pôles	2
Coefficient de frottement visqueux	0.008 k.m <sup>2</sup> /s

# RÉFÉRENCES

## BIBLIOGRAPHIQUES

---

- [**ABD10**]. M. Abdellatif, Continuité de service des entraînements électriques pour une machine à induction alimentée par le stator et le rotor en présence de défauts capteurs, thèse de doctorat de l'INP de Toulouse, 2010.
- [**AKK10**]. N. Akkari, Contribution à l'amélioration de la robustesse de la commande d'une machine asynchrone à double alimentation, thèse de doctorat, Université de Batna, 2010.
- [**ALM00**]. C.D Almeida Martin, Contrôle Direct du Couple d'un Machine Asynchrone Alimentée par un Convertisseur Multi-niveaux à Fréquence Imposée, thèse de doctorat de l'INP de Toulouse, 2000.
- [**AME12**]. A. Ameer, Commande sans capteur de vitesse par DTC d'un moteur synchrone à aimants permanents en utilisant des techniques de l'intelligence artificielle, thèse de doctorat Université de Batna, 2012.
- [**AMI12**]. H. Amimeur, Contribution au contrôle de la machine asynchrone double étoile, thèse de doctorat L'université Hadj Lakhdar Batna, 2012.
- [**AUZ07**]. Auzani Jidin, N.R.N. Idris, A.H.M. Yatim, Study on Stability and Performances of DTC Due to Stator Resistance Variation, The 5<sup>th</sup> Student Conference on Research and Development, 11-12 December 2007, Malaysia.
- [**BAG05**]. L. Baghli, Modélisation et commande de la machine asynchrone, notes de cours, IUFM de Lorraine- UHP, 2005.
- [**BEN09**]. 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.
- [**BEN10**]. L. Benalia, Commande en tension des moteurs à induction double alimentés, thèse de doctorat, Université de Batna, 2010.
- [**BYE98**]. Byeong-Seok, Lee and R. Krishnan, Adaptive Stator Resistance compensator for High Performance Direct Torque Controlled Induction Motor Drives, Industry Applications Conference, 1998. Thirty-Third IAS Annual Meeting, Vol.1, pp423-430.
- [**BOU09**]. 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.
- [**BOU12**]. B. Boukais, Contribution à la modélisation des systèmes couplés machines-convertisseurs, application aux machines à aimants permanents (BDCM-PMSM), thèse doctorat, université de Mouloud maameri, Tizi-ouzou, 2012.
- [**BUH94**]. H. Bühler, Le réglage par logique floue. Presses Polytechniques Romandes, 1994.
- [**CHA05**]. S. Chaouch, Commande Vectorielle robuste d'une machine à induction sans capteur de vitesse, thèse de doctorat, Université de Batna, 2005.
- [**CHA10**]. A. Chaiba, Commande de la machine asynchrone à double alimentation par des techniques de l'intelligence artificielle, thèse de doctorat, Université de Batna, 2010.
- [**CHI04**]. Chiraz. F. Ben Jabeur-Seddik, Fnaiech, Hysteresis and Fuzzy Based Nonlinear Controllers for a Direct Torque Control of An Induction Machine, IEEE International Conference on Industrial Technology, 2004, pp.38-43.
- [**CHE07**]. C.Yongjun, H. Shenghua, W. Shanming, W. Fang, A stator resistance compensator for a direct torque controlled low speed and high torque permanent magnet synchronous motor, Universities Power Engineering Conference, 42<sup>nd</sup> International, UPEC 2007, pp.174-177.
- [**DAN04**]. D. Sun, J. Guo Zhu, and Yi Kang He, Sensorless Direct torque control of permanent magnet synchronous motor based on fuzzy logic, Power Electronics and Motion Control Conference, The 4th International, 2004, Vo.3, pp. 1286-1291.
- [**DER02**]. A. Derban, Contrôle direct du couple de la MSAP basé sur la logique floue et les réseaux de neurones, mémoire de Magister de l'EMP, 2002.

- [**ELH99**]. I. Elhassan, Commande haute performance d'un moteur asynchrone sans capteur de vitesse par contrôle direct du couple, thèse de doctorat d'INP de Toulouse, 1999.
- [**ERI98**]. Eric A. Wan, Control systems, Classical, Neural and Fuzzy, Oregon Graduate Institute, Lecture Notes, 1998.
- [**FAT10**]. F. Mehazzem, Contribution à la Commande d'un Moteur Asynchrone destiné à la Traction électrique de doctorat en Science, Université de Paris-Est, 2010.
- [**JIA04**]. J. Yang, J. Wang, A New full-speed range direct torque control strategy for induction machine, Proceedings of the Third International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Shanghai, 26-29 August 2004, pp.568-573.
- [**HAD03**]. E.H Rabaa, Génération automatique et optimisation de systèmes à inférence floue, thèse doctorat de l'université Paris IIX Val de Marne, 2003.
- [**HAQ01**]. M. E. Haque and M. F. Rahman, Influence of Stator Resistance Variation on Direct Torque Controlled Interior Permanent Magnet Synchronous Motor Drive Performance and Its Compensation, Industry Applications Conference, 2001. Thirty-Sixth IAS Annual Meeting. Conference Record of the 2001 IEEE, Vol.4, pp.2563- 2569.
- [**HAQ00**]. M. E. Haque and M. F. Rahman , A PI Stator Resistance Compensator for a Direct Torque Controlled Interior Permanent Magnet Synchronous Motor Drive, on Proceedings of The Third International Conference on Power Electronics and Motion Control 2000, Vol.1, pp175-197.
- [**HAG03**]. S. Haghghin, M. R. Zolghadri, S. Kaholi and A. Emadi, Performance of PI Stator Resistance Compensator on DTC of Induction Motor, Conference on Industrial Electronics Society, 2003, Vol.1, pp. 425- 430.
- [**HAM08**]. F.Hamidia, Implémentation de la commande des machines électriques sur un circuit FPGA, mémoire de magister, Université de Médéa, 2008.
- [**HAM08a**]. F.Hamidia, M.S. Boucherit, M. Bouhedda, La solution FPGA dans la commande des machines, Journées d'études sur les réseaux Electriques.9-10 mars/2008, Université Yahia Feres Medea, 2008, Algérie.
- [**HAM11a**]. F.Hamidia, M.S. Boucherit, A.Larabi, Co-simulation VHDL/MATLAB de l'algorithme de commande DTC-MAS, 7ème Conférence sur le Génie Electrique, CGE'07, EMP, April 12-13, 2011, Bordj-elbahri, Algeria.
- [**HAM11b**]. F.Hamidia, M.S. Boucherit, A.Larabi, Fuzzy, Neural and Neural-Fuzzy Stator Resistance estimators of the DTC-PMSM, International Conference on Automation and Mechatronic, CIAM11, November 22-24, 2011, Oran, Algeria
- [**HAM11c**]. F.Hamidia, A.Larabi, M.S. Boucherit, A.Abbadi, Analyzing the effects of fuzzy sets estimators of AC electric motors Using Direct Torque Control, International Conference on Automation and Mechatronic, CIAM11, November 22-24, 2011, Oran, Algeria.
- [**HAM11d**]. F.Hamidia, M.S. Boucherit, A. Larabi, A. Abbadi, Direct Torque Control of Permanent Magnet SM Using Neural-Fuzzy Speed Controller and Kalman filter, 2ème Conférence Nationale sur les Systèmes d'Ordre Fractionnaire et leurs Applications, SOFA ,October 24-26, 2011, Tizi Ouzou, Algérie.
- [**HAM11e**]. F.Hamidia, A.Larabi, M.S. Boucherit, Reduction of torque ripples of Direct Torque Controlled Permanent Magnet SM Using Neural Network, in Proceedings of 11 International Conference on Sciences and Techniques of Automatic control & computer engineering, Sousse Sfax, selected and published in International Journal on Sciences and Techniques of Automatic control & computer engineering (IJ-STA), Volume5, N°2, December 2011, pp.1624-1633.
- [**HAM12a**]. F.Hamidia, M.S. Boucherit, A.Larabi, Comparative study of the speed DTC-IM controllers based on artificial intelligence, Second International Conference on Systems and Information Processing, ICSIP'11, May 15-17, 2011, Guelma, Algeria. published in Journal of Computer Technology & Application (JCTA), Vol. 3, No. 5, 2012, pp.347-352.
- [**HAM12b**]. F.Hamidia, A.Larabi, M.S. Boucherit, Digital simulation of IM drive Using DTC: Minimization torque ripples with DTFLC, DTNNC, DTNFC, 2<sup>nd</sup> International Conference on Information Processing and Electrical Engineering, ICIPPE12 April 14-16, 2012, Tebessa, Algeria.
- [**HAM12c**]. F.Hamidia, A.Larabi, M.S. Boucherit, Application of Neural Networks on Direct Torque Control of PMSM and IM: DTNC, DTNFC, Second International Conference on Industrial Engineering & Manufacturing I CIEM12, May 6-7 2012, Batna, Algeria.
- [**HAM12d**]. F.Hamidia, A.Larabi, M.S. Boucherit, Improved DTC of PMSM with reduction ripples in torque and flux in open and closed loop and with stator resistance estimator, 4<sup>th</sup> Conference on Electrical engineering, CEE12, May 9-10, 2012, USTHB, Algiers, Algeria.
- [**HAM12e**]. F.Hamidia, A.Larabi, M.S. Boucherit, Train Neural Networks effect of Speed Controller for PMSM Using Direct Torque Control, 2<sup>ème</sup> CIMGLE'2012, Oran, November 19-21, 2012.

- [HAM12f]. F.Hamidia, A.Larabi, M.S. Boucherit, Closed-loop ANN speed control of NDTC for Doubly-Fed Induction Motor Drive, Second International Conference on Power Electronics and Electrical Drives ICPEED'12, Oran, December 11-12, 2012.
- [HAM12g]. F.Hamidia, M.S. Boucherit, A. Larabi, M. Bouhedda, Direct torque control with ANN speed controller based on Kalman filter for PMSM, 9<sup>th</sup> International Multi-Conference on, Chemnitz, Germany, 20-23 March 2012.
- [HAM12h]. F.Hamidia, A. Larabi, M.S. Boucherit, Performance improvement for inverter fed Permanent Magnet SM with Direct Torque Neural Control, 2<sup>nd</sup> International Conference on Systems and Control, June 20-22, 2012, Marrakech, Morocco, 2012.
- [HAM12i]. F.Hamidia, A. Larabi, M.S. Boucherit, A NDTC Using Fuzzy Logic of Permanent Magnet Synchronous Motor Drive , in proceedings of 2<sup>nd</sup> International Symposium on Environment-Friendly Energies and Applications (EFEA2012), Northumbria University, New Castle Upon Tune, UK, June 25-27, 2012, pp.529-534.
- [HAM12j]. F.Hamidia, A.Larabi, M.S. Boucherit, A. Abbadi, A.Tlemçani, Learning algorithm effect on neural network performance in DTC of PMSM, in proceedings of 2<sup>nd</sup> International Symposium on Environment-Friendly Energies and Applications (EFEA2012), Northumbria University, New Castle Upon Tune, UK, June 25-27, 2012. pp. 535-540.
- [HAM12k]. F.Hamidia, A.Larabi, M.S. Boucherit, A simplified Neuro-fuzzy control Method for speed control of IM, in proceedings of 13 International Conference on Sciences and Techniques of Automatic control & computer engineering, 17-19 December 2012. Sousse Sfax, Tunisia. STA'2012-NFC-3082, pp. 1116-1124.
- [HAM12l]. F.Hamidia, A. Larabi, M.S. Boucherit, Speed Controller for PMSM Drive based on Fuzzy Logic: Comparison of Four Techniques, International Review of Automatic Control (IRACO) (Theory and Applications), Vol. 5, No.2, March 2012, pp.195-201.
- [HAM12m]. F.Hamidia, A. Larabi, M.S. Boucherit, Neural and Fuzzy logic controlled DFIM Drive, International journal Advanced Materials Research (IJ-AMR), Vol. 646, 2013 (The paper was part of the Selected, peer reviewed papers from the 2012 International Conference on Nano Materials and Electric Devices (ICNMED 2012), December 19-20, 2012, Hong Kong).
- [HAM13a]. F.Hamidia, A. Larabi, M.S. Boucherit, Three Fuzzy Logic approaches used to reduce torque and current ripples of Induction Motor Drive, 4th International Conference on Systems and Information Processing, ICSIP'13, Guelma.
- [HAM13b]. F.Hamidia, A. Larabi, M.S. Boucherit, Design and Analysis of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System controlled PMSM , CGE'08, EMP, April 12-13, 2013, Bordj-elbahri.
- [HAM13c]. 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.
- [HAM13d]. 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.
- [HAM13e]. F.Hamidia, A. Larabi, A. Tlemçani, M.S. Boucherit, Digital simulation of IM drive Using AIDTC, Study on Artificial Intelligent Techniques for Induction Motors, Nonlinear Dynamics and System Theory (NDST). 2013.
- [HAM13f]. F.Hamidia, A. Larabi, M.S. Boucherit, Neural Direct Torque Controlled electrical AC Machine Drives with Twelve sectors, accepted in the 1<sup>st</sup> International Conference On Electrical Energy and System, October 21-22, 2013, Annaba, Algérie.
- [HAM13g]. F.Hamidia, A. Larabi, M.S. Boucherit, Adaptive Neuro-Fuzzy Stator Resistance Estimator of PMSM Compared to Fuzzy and Neural network technique, Accepted in the 3<sup>rd</sup> International Conference on Systems and Control (ICSC'13) 29-31 October 2013, Hotel Hilton, Algiers, Algeria.
- [HUS08]. Hussein F. E. Soliman, Malik E. Elbuluk, Improving the Torque Ripple in DTC of PMSM using Fuzzy Logic, Industry Application Society Annual Meeting. IAS'08. IEEE, 2008, pp.1-8.
- [IDJ10]. M.Kassa Idjdarene, Contribution à l'étude et la commande de génératrices asynchrones à cage dédiées à des centrales électriques éoliennes autonomes, thèse doctorat, l'Université Abderrahmane MIRA, Béjaia (Algérie) et l'Université Lille 1 (France), 2010.
- [GAU99]. Gauthier Eric, Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la commande d'un véhicule Autonome, Thèse doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1999.
- [GUA01]. Guanrong Chen, Trung Tat Pham, Introduction to Fuzzy Sets, Fuzzy Logic, Fuzzy Logic Control Systems, CRC Press, Boca Raton London New York Washington, D.C, 2001.
- [GUE09]. O. Guenounou, Méthodologie de conception de contrôleurs intelligents par l'approche génétique- application à un bioprocédé, Thèse doctorat, Université de Toulouse, 2009.
- [LEO03]. L. Reznik, Fuzzy Controllers, Newnes An imprint of Butterworth-Heinemann Linacre House, Jordan Hill, Oxford OX2 8DP.

- [**LLO03**]. 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.
- [**LIX03**]. Lixin Tang and M. F. Rahman, A Novel Proportional-Integral (PI) Stator Resistance Estimator for a Direct Torque Controlled Interior Permanent Magnet Synchronous Machine Drive, Electric Machines and Drives Conference, 2003. IEMDC'03. IEEE International Vol.1, 2003, pp. 382-388.
- [**LUI97**]. Luis A. Cabrera, Malik E. Elbuluk, Donald S. Zinger, Learning Techniques to Train Neural Networks as a State Selector for Inverter-Fed Induction Machines Using Direct Torque Control, IEEE Trans. Power Elect Vol.12, No.5. 1997, pp.788-799.
- [**LUI97**]. Luis A. Cabrera, Malik E. Elbuluk, and Iqbal Husain, Tuning the Stator Resistance of Induction Motors Using Artificial Neural Network, IEEE Transactions On Power Electronics, Vol. 12, No. 5, September 1997, pp. 779-787.
- [**MIL07**]. M. Zalman, I.Kuric, Direct Torque and flux Control of Induction Machine and fuzzy controller, Journal of Electrical Engineering, 2007, No. 9, vol. 56, pp. 278-280.
- [**MOR05**]. F.Morand, Techniques d'observation sans capteur de vitesse en vue de la commande des machines asynchrones, Thèse doctorat, Institut National des Science Appliquées de Lyon, 2005.
- [**MUN08**]. T.Munakata, Fundamentals of the New Artificial Intelligence: Neural, Evolutionary, Fuzzy and More, SPRINGER, 2<sup>nd</sup> Edition, 2008.
- [**RAH03**]. MF.Rahman, L.Tang, A novel proportional-integral (PI) stator resistance estimator for a direct torque controlled interior permanent magnet synchronous machine drive, Electric Machines and Drives Conference, 2003. IEMDC'03. IEEE International, Vol.1, pp.382-388.
- [**REZ02**]. H. Rezine and A. Derbane, Implémentation du Contrôle Direct du Couple de la Machine Synchrone à Aimants Permanents par la Logique Floue, International Conference CGE'02, Algiers EMP, Algeria, 2002.
- [**SAY94**]. Sayeed A. Mir, Donald S. Zinger, Malik E. Elbuluk, Fuzzy Controller for Inverter Fed Induction Machines, IEEE Trans on industry application, 1994, Vol.30, No.1, pp78-84.
- [**SAY93**]. Sayeed A. Mir, Donald S. Zinger, Malik E. Elbuluk, Fuzzy Implementation of Direct Self Control of Induction Machines, Industry Applications. IEEE Transaction on, 1993, No.1, vol.30, pp.78-84.
- [**SAY98**]. Sayeed Mir, Malik E. Elbuluk, and Donald S. Zinger, PI and Fuzzy Estimators for Tuning the Stator Resistance in Direct Torque Control of Induction Machines, IEEE Transactions On Power Electronics, , March 1998, Vol. 13, No. 2, pp.279- 287.
- [**TEL07**]. A. Tlemçani, Contribution à l'application des commandes adaptatives par les systèmes flous à une machine synchrone à aimant permanents alimentée par un convertisseur multicellulaire série, thèse de doctorat de l'E.N.P Alger, Juillet, 2007.
- [**TIM08**]. M. Tim Jones, Artificial Intelligence. A system Approach, New Delhi, Infinity Science Press LLC, 2008.
- [**TOU07**]. R.Toufouti, S.Meziane and H.Benalla, Direct Torque Control for Induction Motor using intelligent technique, Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 2007, pp. 35-44.
- [**TOU08**]. R. Toufouti, Contribution à la commande directe du couple de la machine asynchrone, thèse doctorat, Université Mentouri de Constantine, 2008.
- [**VAS90**]. P. Vas, Vector Control of AC Machines, New York, Oxford Science Publications, 1990.
- [**VAS98**]. P. Vas, Sensorless Vector and Direct torque control, New York, Oxford University Press, 1998.
- [**WER01**]. W. Leonhard, Control of Electrical Drives, SPRINGER, 3<sup>rd</sup> Edition, 2001.
- [**ZAI07**]. R. Zaimeddine, Contrôle Direct du Couple d'une Machine Asynchrone Alimentée par des Onduleurs Multi-niveaux, thèse de doctorat, ENP, 2007.
- [**ZHO97**]. L.Zhong, M.F.Rahman, K.W. Lim, Y.W.Hu, Y. Xu, A fuzzy Observer for Induction Motor Stator Resistance for Application in Direct Torque Control, in Proceedings, International Conference on Power Electronics and Drive Systems, 1997, Vol.1, pp. 91-97.
- [**ZOL97**]. M. R. Zolghadri, Contrôle direct du couple des actionneurs synchrones, thèse de doctorat, INP Grenoble 1997.
- [**XIN04**]. Xin Wei, Dayue Chen, Chunyu Zhao, Minimization of torque ripple of direct-torque controlled induction machines by improved discrete space vector modulation, Electric Power Systems Research 72, 2004, pp.103-112.
- [**XU05**]. Y.Xu, Y.Zhong, J.Lie, Fuzzy Stator Resistance for Direct Torque Controlled Interior Permanent Magnet Synchronous Motor, Electrical Machines and Systems, 2005, ICEMS 2005. Proceedings of the Eighth International Conference on, Vol.1, pp. 438-441.

## المساهمة في النمذجة و التحكم بالنظم العصبية المركبة بالمنطق الغامض للآلات الكهربائية

### ملخص

تطبيق التحكم المباشر للعرض يوفر حلاً جذاباً للغاية لمشاكل المتانة والديناميكية الموجودة في استراتيجيات التحكم بآلات الكهربائية ذات التيار المتناوب ، ومع ذلك، فإن استخدام تطبيق التحكم التقليدي المباشر للعرض يزيد من خطر الأصداء الصوتية أو الميكانيكية، كما أن تغيير مقاومة الجزء الثابت للآلة الكهربائية يؤدي إلى إحداث خطأ في تئمين الحقل والعزم الكهرومغناطيسي، والذي يؤدي بدوره إلى عدم استقرار التحكم . في هذا العمل، نقترح نهجاً جديداً للتحكم المباشر للعرض (والذي يعتمد على المنطق الضبابي والشبكات العصبية والنظم العصبية المركبة بالمنطق الغامض) في حل بعض مشاكل هذا التطبيق بوجود وغياب التحكم في السرعة، منها التقليل من تموجات عزم الدوران الكهرومغناطيسية، تصحيح اختلاف مقاومة الجزء الثابت أثناء السرعة المنخفضة (القيمة الوحيدة المستخدمة في الخوارزمية للتحكم) واستبدال وحدة تحكم السرعة التقليدية بوحدة التحكم الذكي. ثم نظهر تحليل مقارنة بين مختلف التقنيات الذكية المطبقة على نوعين من الآلات الكهربائية (الآلة التزامنية ذات مغناط دائمة والآلة اللاآتزامنية). لنصل في الأخير إلى اقتراح بعض التقنيات الهجينة والتي نقوم من خلالها بالتقليل من تموجات عزم الدوران الكهرومغناطيسي مع تصحيح اختلاف مقاومة الجزء الثابت للآلة، أو نقوم بالتقليل من تموجات عزم الدوران لكن مع التحكم بالسرعة كما يمكننا لحل بعض مشاكل التحكم المباشر للعرض بتركيب الثلاثة معاً .

### كلمات مفتاحية

التحكم المباشر للعرض، المنطق الضبابي، الشبكات العصبية، النظم العصبية المركبة بالمنطق الغامض، الآلة التزامنية ذات مغناط دائمة، الآلة اللاآتزامنية، التقنيات الهجينة.

## Contribution to the modeling and Neuro-Fuzzy Control of Electric motors

### Abstract

The application of direct torque control provides a very attractive solution to the problems of robustness and dynamic strategies found in other alternatives machinery control, however, the use of hysteresis comparators in the conventional DTC operation leads to variable switching frequency which increases the risk of exciting mechanical or acoustic resonances in one hand and in other hand the variation of stator resistance can create error in flux and torque estimation, which can be later causes instability on DTC control. In this work, we propose a new approach of direct torque control based on fuzzy logic, neural networks and neuro-fuzzy systems to solve some drawbacks of conventional DTC in open and closed-loop, in the first step, we regulate the motor speed by replacing the conventional speed regulators by intelligent techniques, in second step, we reduce the high torque ripples by replacing the hysteresis comparators by intelligent controllers, and in third step, we compensate the stator resistance  $R_s$  variation at low speed (the only parameter used in the algorithm of DTC) by using intelligent estimators. A comparative analysis between these different intelligent techniques is shown for two types of alternative current machines (Permanent Magnet Synchronous Machine PMSM and Induction Machine IM). Finally, we arrived to propose hybrid approaches, by combining two or three intelligent regulators to resolve some DTC problems in the same time, as minimization the high torque ripples with speed regulation, minimization the high torque ripples with stator resistance estimation, or we combine DTC with the three regulators.

### Key words

Artificial Neural Network, Direct Torque Control, Fuzzy Logic, Neural-Fuzzy System, Hybrid techniques, Asynchronous Motor, Synchronous Motor.

## Contribution à la modélisation et à la commande Neuro-Floue de machines électriques

### Résumé

L'application de la commande directe du couple apporte une solution très intéressante aux problèmes de robustesse et de dynamique, rencontrés dans les autres stratégies de commande des machines à courant alternatif, cependant l'utilisation d'un comparateur à hystérésis échantillonné dans la DTC conventionnel conduit à un fonctionnement à fréquence de commutation variable qui augmente les risques d'excitation de résonances mécaniques ou acoustiques d'une part et d'autre part la variations de la résistance statorique provoque une erreur dans l'estimation de flux et de couple, qui peut causer par la suite l'instabilité de la DTC. Dans ce travail, on propose une nouvelle approche de la commande directe du couple DTC basée sur la logique floue, les réseaux de neurones et les systèmes neuro-flous pour résoudre quelques problèmes de cette commande en boucle ouverte et en boucle fermée, en minimisant les ondulations du couple électromagnétique, en compensant la variation de la résistance statorique à basse vitesse (le seul paramètre utilisé dans l'algorithme de la DTC) et en remplaçant le régulateur de la vitesse conventionnel par des régulateurs intelligents. Ensuite, on représente une analyse comparative entre les différentes techniques intelligentes proposées dans ce travail pour deux types de machines à courant alternatif (Machine Synchrones à Aimants Permanent MSAP et Machine asynchrone MAS). Pour arriver à la fin à proposer des approches hybrides, en combinant deux ou trois régulateurs intelligents afin de résoudre les problèmes de la DTC à la fois, comme la réduction des ondulations de couple avec un réglage de vitesse, et encore la réduction des ondulations de couple avec une compensation de la variation de la résistance statorique ou on combine la commande DTC avec les trois régulateurs en même temps.

### Mots clés

Commande Directe du Couple, Logique Floue, Réseaux de Neurones, Systèmes Neuro-Flous, Machine Asynchrone, Machine Synchrones, Techniques Hybrides.