

TABLE DES MATIÈRES

DEDICACES 1	i
DEDICACES 2	ii
REMERCIEMENTS	iii
NOMENCLATURE	xiii
GLOSSAIRE	xvi
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
I CHAPITRE1 : MODÉLISATION DE LA MADA PAR COMMANDE VECTORIELLE DIRECTE CLASSIQUE	7
I.1 INTRODUCTION	8
I.2 MODÉLISATION DE LA MADA	9
I.2.1 modélisation	9
I.2.2 Equations magnétique	10
I.2.3 Equation mécanique	11
I.3 MODÈLE DE LA MADA DANS LE REPÈRE dq	12
I.3.1 La transformation de Park	12
I.3.2 Choix de référentiel dq	14
I.3.2-a Lié au stator	14
I.3.2-b Lié au rotor	15
I.3.2-c Lié au champ tournant	15
I.3.2-d Mise sous forme d'équation d'état	15
I.4 COMMANDE VECTORIEL	16
I.4.1 Modèle de la MADA dans le repère de Park	18
I.4.2 Commande vectorielle directe en Puissance active et réac- tive de la MADA	20
I.5 MODÉLISATION DE L'ALIMENTATION	24
I.6 RÉSULTATS DE SIMULATION AVEC RÉGULATEUR PI CLASSIQUE	29
I.6.1 Interprétation des résultats	32
I.7 CONCLUSION	38
CHAPITRE2 : RÉGULATION DE VITESSE PAR LA LOGIQUE FLOUE	39
II.1 INTRODUCTION	40
II.2 HISTORIQUE	40

II.3	INTÉRÊT ET UTILISATION DE LA LOGIQUE FLOUE	41
II.3.1	Intérêt	41
II.3.2	Utilisation pour le contrôle	41
II.3.3	La capitalisation du savoir-faire	41
II.3.4	Domaines d'applications	42
II.4	PRINCIPE DE LA LOGIQUE FLOUE	42
II.5	THÉORIE DES ENSEMBLES FLOUE	43
II.5.1	Ensemble flou	43
II.5.2	Fonction d'appartenance	45
II.5.2.a	différentes formes des fonctions d'appartenance	45
II.5.2.b	variable linguistique	48
II.5.2.c	intervalles d'inférence	49
II.5.3	Opérateurs de la logique floue	49
II.6	CONCEPTION D'UN CONTRÔLEUR À LOGIQUE FLOUE	52
II.6.1	Stratégie de fuzzification	53
II.6.2	base de données	53
II.6.3	base de règles	54
II.6.4	Inférence	54
II.6.5	Stratégie de défuzzification	55
II.7	AVANTAGES ET INCONVÉNIENTS DE LA COMMANDE PAR LA LOGIQUE FLOUE	57
II.8	DÉVELOPPEMENT DU CONTRÔLEUR FLOU :	57
II.8.1	Description du contrôleur :	57
II.9	RÉSULTATS DE SIMULATIONS AVEC RÉGULATEUR PI FLOUE	59
II.9.1	Interprétations des résultats	62
II.10	CONCLUSION	68
CHAPITRE3 : COMMANDE PAR RÉSEAUX DE NEURONES		69
III.1	INTRODUCTION	70
III.2	HISTORIQUE DES RÉSEAUX DE NEURONES	70
III.3	DOMAINES D'APPLICATION DES RÉSEAUX DE NEURONES	71
III.4	DÉFINITION DES RÉSEAUX DE NEURONES	71
III.4.1	Neurone biologique :	72
III.4.2	Les neurones formels	73
III.4.3	Architecture des réseaux de neurones artificiels	76
III.4.3.a	Les réseaux de neurones non bouclés	76
III.4.3.b	Les réseaux de neurones bouclés	78
III.5	APPRENTISSAGE DES RÉSEAUX DE NEURONES	78
III.6	MODÈLES DES RÉSEAUX DE NEURONES	80
III.6.1	Algorithme de la rétropropagation du gradient	82
III.7	AVANTAGES ET INCONVÉNIENTS DES RÉSEAUX DE NEURONES	84
III.8	DÉVELOPPEMENT DU CONTRÔLEUR NEURONAL	85
III.9	RÉSULTATS DE SIMULATIONS AVEC RÉGULATEUR PI NEURONE	86
III.9.1	Interprétations des résultats	89
III.10	CONCLUSION	95

CHAPITRE4 : COMMANDE NEURO-FLOUE ADAPTATIVE POUR LA RÉGULATION DE VITESSE	96
IV.1 INTRODUCTION	97
IV.2 POURQUOI LE NEURO-FLOU	97
IV.3 DÉFINITION DU NEURO-FLOU	98
IV.4 MÉTHODES NEURO-FLOU	99
IV.4.1 Réseau flou neuronal	99
IV.4.2 Système neuronal/flou simultanément	100
IV.4.3 Modèles neuro-flous coopératifs	100
IV.4.4 Modèles neuro-flous hybrides	100
IV.5 LES TYPES D'IMPLANTATION DES RÉSEAUX NEURO-FLOUS	100
IV.5.1 systèmes d'inférence neuro-flou adaptatifs (ANFIS)	100
IV.5.2 Algorithme d'apprentissage	103
IV.6 APPLICATION DE LA COMMANDE NEURO-FLOU	103
IV.6.1 Synthèse d'un contrôleur neuro-flou ANFIS pour la régu- lation de vitesse	104
IV.6.1.a Identification du contrôleur flou RLF5 par le système neuro-flou ANFIS	104
IV.6.1.b Apprentissage du contrôleur flou RLF5	104
IV.7 SIMULATION ET INTERPRÉTATION	105
IV.7.1 Interprétation des résultats	108
IV.8 CONCLUSION	114
CHAPITRE5 : COMBINAISONS DES COMMANDES	115
V.1 INTRODUCTION	116
V.2 RÉSULTAT DE SIMULATION DES CONFIGURATION	116
V.2.1 Configuration 1	116
V.2.2 Configuration 2	119
V.2.3 Configuration 3	121
V.2.4 Configuration 4	123
V.2.5 Configuration 5	125
V.2.6 Configuration 6	127
V.2.7 Configuration 7	128
V.2.8 Configuration 8	129
V.2.9 Configuration 9	131
V.2.10 Configuration 10	133
V.2.11 Configuration 11	135
V.2.12 Configuration 12	137
V.2.13 Configuration 13	137
V.2.14 Configuration 14	137
V.2.15 Configuration 15	139
V.2.16 Configuration 16	141
V.3 COMPARAISON ENTRE LES COMBINAISONS	144
V.4 CONCLUSION	152

CONCLUSION GÉNÉRALE	153
BIBLIOGRAPHIE	162
ANNEXE A : CALCUL DU RÉGULATEUR CLASSIQUE	1
ANNEXE B : SYNTHÈSE DU RÉGULATEUR FLOUE	3
ANNEXE C : LE RÉGULATEUR NEURONALE	6
ANNEXE D : PROCÉDURE DU RÉGULATEUR NEURO-FLOUE	10

TABLE DES FIGURES

1	<i>Schéma synoptique pour un fonctionnement en génératrice de la MADA</i>	1
2	<i>Mode de fonctionnement de la MADA</i>	5
I.1	<i>Représentation schématique de la MADA</i>	8
I.2	<i>Structure du stator et des contacts statoriques de la MADA</i>	9
I.3	<i>Transformation du Park</i>	12
I.4	<i>Exemple de commande directe sur l'axe q</i>	18
I.5	<i>Schéma de principe de commande directe</i>	18
I.6	<i>schéma bloc simplifié</i>	21
I.7	<i>orientation du flux statorique.</i>	21
I.8	<i>Schéma bloc de système à réguler</i>	24
I.9	<i>Schéma bloc d'un système à réguler avec commande directe</i>	25
I.10	<i>L'association redresseur-filtre-onduleur</i>	25
I.11	<i>Principe de la commande MLI et enveloppes de tension</i>	26
I.12	<i>Schémas simplifiés d'un onduleur de tension avec onde porteuse</i>	27
I.13	<i>Explication pour l'obtention du modèle continu équivalent du convertisseur.</i>	27
I.14	<i>modèle de la simulation avec PI classique</i>	29
I.15	<i>La variation de la puissance active P</i>	30
I.16	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	30
I.17	<i>La variation du couple électromagnétique</i>	31
I.18	<i>La variation de la vitesse de rotation</i>	31
I.19	<i>La variation des courants rotoriques</i>	32
I.20	<i>Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 2s$</i>	33
I.21	<i>Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 4s$</i>	35
I.22	<i>Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 6s$</i>	37
II.1	<i>Classification des personnes selon leur âge par logique classique</i>	43
II.2	<i>Classification des personnes selon leur âge par logique floue</i>	43
II.3	<i>Théorie classique des ensembles</i>	44
II.4	<i>Théorie des ensembles flous</i>	44
II.5	<i>Comparaison d'un ensemble classique et d'un ensemble flou</i>	45
II.6	<i>Exemple de Fonction caractéristique et Fonction d'appartenance.</i>	45
II.7	<i>Forme triangulaire.</i>	46
II.8	<i>Forme trapézoïdale.</i>	47

II.9	<i>Forme gaussienne.</i>	47
II.10	<i>Forme cloche</i>	47
II.11	<i>Forme sigmoïde</i>	48
II.12	<i>Fonctions d'appartenance pour trois sous-ensembles flous</i>	48
II.13	<i>Fonctions d'appartenance pour cinq et sept sous-ensembles floue</i>	49
II.14	<i>Intersection des sous-ensembles flous « petite » et « moyenne » pour la variable linguistique (vitesse).</i>	51
II.15	<i>Union des sous-ensembles flous « petite » et « moyenne » pour la variable linguistique (vitesse).</i>	51
II.16	<i>Complémentation du sous-ensemble flou « petite ».</i>	52
II.17	<i>Structure d'une commande floue.</i>	52
II.18	<i>Configuration d'un contrôleur flou.</i>	53
II.19	<i>Univers de discours normalisé dans l'intervalle [-1 +1] avec une partition de 3,5,et 7ensembles flous</i>	53
II.20	<i>Exemple d'inférence à plusieurs règles</i>	54
II.21	<i>Matrice d'inférence de 3 et 5 ensembles flous</i>	55
II.22	<i>Méthode moyenne des maximums</i>	55
II.23	<i>méthode du centre de gravité</i>	56
II.24	<i>schéma d'un PI floue</i>	57
II.25	<i>Illustration des étapes internes de la régulation floue.</i>	58
II.26	<i>Modèle de la simulation avec PI-Flou</i>	59
II.27	<i>La variation de la puissance active P</i>	60
II.28	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	60
II.29	<i>La variation du couple électromagnétique Te</i>	61
II.30	<i>La vitesse de rotation w</i>	61
II.31	<i>La variation des courant rotorique(Irabc)</i>	62
II.32	<i>Evolution des paramètres de la commande coté MADA à t = 2s</i>	63
II.33	<i>Evolution des paramètres de la commande coté MADA à t = 4s</i>	65
II.34	<i>Evolution des paramètres de la commande coté MADA à t = 6s</i>	67
III.1	<i>Schéma d'un réseau de neurones biologiques.</i>	73
III.2	<i>Transmission de l'information entre les neurones biologiques.</i>	73
III.3	<i>Modèle du neurone formel de Mac Culloch et Pitts (avec biais)</i>	74
III.4	<i>Représentation matricielle du modèle d'un neurone artificiel</i>	75
III.5	<i>Formes usuelles des fonctions d'activation</i>	76
III.6	<i>Réseau de neurone non bouclé</i>	77
III.7	<i>Réseau non bouclé mono couche</i>	77
III.8	<i>Réseau non bouclé multi couche</i>	77
III.9	<i>Réseaux de neurones bouclés</i>	78
III.10	<i>Apprentissage supervisé</i>	79
III.11	<i>Apprentissage non supervisé</i>	80
III.12	<i>Exemple de Perceptron monocouche</i>	81
III.13	<i>Graphe représentant l'architecture d'un Perceptron à trois</i>	82
III.14	<i>Perceptron multicouches : structure (2-3-1).</i>	85
III.15	<i>modèle de la simulation avec PI Neurone</i>	86

III.16	<i>La puissance active P</i>	87
III.17	<i>La puissance réactive Q</i>	87
III.18	<i>Le couple électromagnétique T_e</i>	88
III.19	<i>La vitesse de rotation w</i>	88
III.20	<i>Le courant rotorique (I_{rabc})</i>	89
III.21	Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 2s$	90
III.22	Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 4s$	92
III.23	Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 6s$	94
IV.1	<i>structure général d'un réseau neuro-flou</i>	98
IV.2	<i>Principe du Neuro-flou</i>	99
IV.3	<i>des réseaux Neuro-flous</i>	99
IV.4	<i>Architecture ANFIS</i>	101
IV.5	<i>Structure du réseau neuro-flou ANFIS obtenue</i>	104
IV.6	<i>Fonctions d'appartenance obtenues pour le réseau neuro-flou ANFIS</i>	105
IV.7	<i>Modèle de la simulation d PI Neuro-Flou</i>	105
IV.8	<i>La variation de la puissance active P</i>	106
IV.9	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	106
IV.10	<i>La variation du couple électromagnétique</i>	107
IV.11	<i>La variation de la vitesse de rotation</i>	107
IV.12	<i>La variation des courants rotoriques</i>	108
IV.13	Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 2s$	109
IV.14	Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 4s$	111
IV.15	Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 6s$	113
V.1	<i>Modèle de la simulation avec les différents régulateurs</i>	116
V.2	<i>La variation de la puissance active P</i>	117
V.3	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	117
V.4	<i>La variation du couple électromagnétique T_e</i>	117
V.5	<i>La variation de la vitesse de rotation W</i>	118
V.6	<i>La variation des courants rotoriques I_r</i>	118
V.7	<i>La variation de la puissance active P</i>	119
V.8	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	119
V.9	<i>La variation du couple électromagnétique T_e</i>	119
V.10	<i>La variation de la vitesse de rotation W</i>	120
V.11	<i>La variation des courants rotoriques I_r</i>	120
V.12	<i>La variation de la puissance active P</i>	121
V.13	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	121
V.14	<i>La variation du couple électromagnétique T_e</i>	121
V.15	<i>La variation de la vitesse de rotation W</i>	122
V.16	<i>La variation des courants rotoriques I_r</i>	122
V.17	<i>La variation de la puissance active P</i>	123
V.18	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	123
V.19	<i>La variation du couple électromagnétique T_e</i>	123

V.20	<i>La variation de la vitesse de rotation W</i>	124
V.21	<i>La variation des courants rotoriques I_r</i>	124
V.22	<i>La variation de la puissance active P</i>	125
V.23	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	125
V.24	<i>La variation du couple électromagnétique T_e</i>	125
V.25	<i>La variation de la vitesse de rotation W</i>	126
V.26	<i>La variation des courants rotoriques I_r</i>	126
V.27	<i>La variation de la puissance active P</i>	127
V.28	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	127
V.29	<i>La variation du couple électromagnétique T_e</i>	127
V.30	<i>La variation de la vitesse de rotation W</i>	128
V.31	<i>La variation des courants rotoriques I_r</i>	128
V.32	<i>La variation de la puissance active P</i>	129
V.33	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	129
V.34	<i>La variation du couple électromagnétique T_e</i>	129
V.35	<i>La variation de la vitesse de rotation W</i>	130
V.36	<i>La variation des courants rotoriques I_r</i>	130
V.37	<i>La variation de la puissance active P</i>	131
V.38	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	131
V.39	<i>La variation du couple électromagnétique T_e</i>	131
V.40	<i>La variation de la vitesse de rotation W</i>	132
V.41	<i>La variation des courants rotoriques I_r</i>	132
V.42	<i>La variation de la puissance active P</i>	133
V.43	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	133
V.44	<i>La variation du couple électromagnétique T_e</i>	133
V.45	<i>La variation de la vitesse de rotation W</i>	134
V.46	<i>La variation des courants rotoriques I_r</i>	134
V.47	<i>La variation de la puissance active P</i>	135
V.48	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	135
V.49	<i>La variation du couple électromagnétique T_e</i>	135
V.50	<i>La variation de la vitesse de rotation W</i>	136
V.51	<i>La variation des courants rotoriques I_r</i>	136
V.52	<i>La variation de la puissance active P</i>	137
V.53	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	137
V.54	<i>La variation du couple électromagnétique T_e</i>	138
V.55	<i>La variation de la vitesse de rotation W</i>	138
V.56	<i>La variation des courants rotoriques I_r</i>	138
V.57	<i>La variation de la puissance active P</i>	139
V.58	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	140
V.59	<i>La variation du couple électromagnétique T_e</i>	140
V.60	<i>La variation de la vitesse de rotation W</i>	140
V.61	<i>La variation des courants rotoriques I_r</i>	141
V.62	<i>La variation de la puissance active P</i>	141
V.63	<i>La variation de la puissance réactive Q</i>	142
V.64	<i>La variation du couple électromagnétique T_e</i>	142

V.65	<i>La variation de la vitesse de rotation W</i>	142
V.66	<i>La variation des courants rotoriques I_r</i>	143
V.67	<i>La variation de la puissance active P</i>	144
V.68	<i>La variation de la puissance reactive Q</i>	144
V.69	<i>La variation du couple électromagnétique Te</i>	145
V.70	<i>La variation de la vitesse de rotation W</i>	145
V.71	<i>les paramètres (a)=P, (b)=Q, (c)=Te, (d)=W</i>	146
V.72	<i>les paramètres (a)=P, (b)=Q, (c)=Te, (d)=W</i>	146
V.73	<i>les paramètres (a)=P, (b)=Q, (c)=Te, (d)=W</i>	147
V.74	<i>La variation de la puissance active P</i>	148
V.75	<i>La variation de la puissance reactive Q</i>	148
V.76	<i>La variation du couple électromagnétique Te</i>	149
V.77	<i>La variation de la vitesse de rotation W</i>	149
V.78	<i>les paramètres (a)=P, (b)=Q, (c)=Te, (d)=W</i>	150
V.79	<i>les paramètres (a)=P, (b)=Q, (c)=Te, (d)=W</i>	150
V.80	<i>les paramètres (a)=P, (b)=Q, (c)=Te, (d)=W</i>	151
V.81	<i>les paramètres (a)=P, (b)=Q, (c)=Te, (d)=W</i>	152

Nomenclature

Les principales notations et abréviations utilisées dans ce mémoire sont explicitées ci-dessous, sous leur forme la plus couramment employée dans le domaine du génie électrique.

TABLE 1 – **Tableau des Constantes**

Nom	Symbole	Valeur	Unité
La puissance nominale	P_n	5000	w
Résistance statorique	R_s	0.455	Ω
Résistance rotorique	R_r	0.19	Ω
Inductance cyclique propre du stator (l_s - M_s)	L_s	0.07997	H
Inductance cyclique propre du rotor (l_r - M_r)	L_r	0.0213	H
Pulsation de système	ω_n	170	rad/s
epsilon	ϵ	0.7	/

TABLE 2 – Tableau des indices et des exposants

symbole	Signification
X^*	Grandeur de référence
X	Grandeur estimée
A, B, C	Indices des phases statorique
a, b, c	Indices des phases rotorique
(α, β)	Axes correspondant au référentiel lie au stator
(d, q)	Axes correspondant au référentiel lie au champ tournant
s, r	Indice relatif au stator et rotor respectivement
[P]	Matrice de Park
[Vs]	Vecteur tension statorique
[Vr]	Vecteur tension rotorique
[Is]	Vecteur courant statorique
[Ir]	Vecteur courant rotorique
$[\phi_s]$	Vecteur flux statorique
$[\phi_r]$	Vecteur flux rotorique
M [H]	Inductance mutuelle statorique-rotorique
p	Nombre de paire de pôles
M [H]	Inductance cyclique mutuelle
Ts (Ls/Rs)	Constante du temps statorique
Tr (Lr/Rr)	Constante du temps rotorique
P	Opérateur dérivé de LAPLACE
ϕ_{ref}	Flux de référence
Ω_{ref}	Vitesse de référence.
[X]	Matrice de vecteur d'état
[A]	Matrice d'évolution d'état du système
[B]	Matrice de système de commande
[U]	Matrice de commande
Kp, Ki	Coefficients de proportionnalité et d'intégration

TABLE 3 – Grandeurs électriques et mécaniques

Nom	Symbole	Unité
Temps	t	t
Tension	U	V
Courant	I	A
Puissance	P	W
Flux magnétique	ϕ	Wb
Induction magnétique	B	T
Facteur de puissance	$\cos \varphi$	/
Fréquence	f	Hz
Pulsation électrique	ω	rad/s
Pulsation mécanique de rotation	Ω	rad/s
Moment d'un couple	C	mN
Angle (position)	θ	$^{\circ}, rad$
Puissance active	P	$Watt$
Puissance réactive	Q	VAR

TABLE 4 – Paramètres

Nom	Symbole	Unité
Impédance	Z	Ω
Réactance	X	Ω
Résistance	R	Ω
Inductance	L	H
Moment d'inertie	J	$kg.m^2$
Coefficient de frottement	f_v	$N.s/rad$
Coefficient de dispersion de Blondel	σ	(1 – $(M^2/(Ls.Lr))$)
Couple électromagnétique	cem	$N.m$
Couple résistant imposé à l'arbre de la machine	Cr	$N.m$

Glossaire

Acronyme	Signification
MADA	Machine Asynchrone à Double Alimentation
MAS	Machine Asynchrone
MS	Machine Synchrone
MCC	Moteur à Courant Continu
DTC	Direct Torque Control
DSC	Direct Self Control
FTBO	Fonction de Transfert Boucle Ouverte
FTBF	Fonction de Transfert Boucle Fermée
LM	Levenberg Marquardt
gd	Rétro-propagation de gradient
PLL	Phase Locked Loop
f.m.m	Force Magnéto Motrice
RLF	Régulateur Logique Floue
RNF	Régulateur Neuro Floue
ANFIS	Adaptative Neuro Flou Inférence Systeme
RNA	Réseau de Neurone Artificiel

Introduction générale

L' énergie électrique est crucial pour tout développement socio-économique. La demande croissante de cette énergie, principalement pour les pays développés. Les centrales conventionnelles ont gourmandes en énergie fossile qui peut épuisée dans le temps, doù la nécessité de recouvrir aux énergies renouvelables pour assurer la continuité d'électricité.

L'une de ses énergies renouvelables est l'énergie éolienne qui capte l'énergie issue du vent, pour la transformé en énergie électrique par l'intermédiaire d'un générateur pouvant être une génératrice asynchrone à double alimentation. L'étude de cette génératrice fera l'objet de notre mémoire.

Pour un mode de fonctionnement génératrice, on utilise la configuration de deux convertisseurs avec bus continu, on connecte le stator directement au réseau, comme illustre dans la figure (1) :

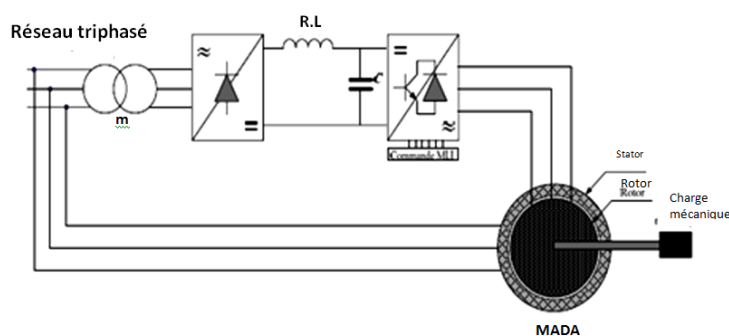


FIGURE 1 – Schéma synoptique pour un fonctionnement en génératrice de la MADA

On se propose de présenter une liste d'auteur et configuration relative à l'état de l'art de la machine asynchrone à double alimentation MADA :

BENDL, [35], Il fait l'étude sur le contrôle d'une MADA dont le rotor est

alimenté par un onduleur indépendant. Il développe une stratégie permettant un contrôle indépendant des séquences positives et négatives des courants statoriques. Cette approche peut améliorer la qualité de la puissance fournie sur des sites isolés nécessitant de longs câbles pour être connectés au réseau.

BOGALECKA, [17] et [18], il fait des études théoriques sur un réseau alternatif en utilisant un onduleur de tension à MLI régulé en courant au rotor. A partir des fonctions de transfert linéarisées, il est étudié la stabilité du système.

DATTA, [53], le première article, il propose une commande vectorielle par orientation du flux statorique sans capteurs de position ni de vitesse d'une MADA dédiée à une application éolienne. L'estimation de la position se fait à partir des courants statorique et rotorique et des tensions statoriques et lui permet par la suite d'estimer le flux statorique.

[54], le second article, il fait une comparaison des performances d'une MADA dont le rotor est connecté à un onduleur de tension qui utilisé dans une éolienne. Ils comparent cette solution aux deux autres envisageables : machine asynchrone à cage avec des vitesses variable et fixe. En conclusion, les auteurs constatent qu'en matière de récupération d'énergie, la MADA est la meilleure grâce au maintien de son couple maximal sur une plus grande plage de vitesse.

DITTRICH, [5], une application du type éolienne dont le rotor est connecté à un onduleur de tension, il observe la qualité d la puissance. Il propose d'améliorer les courants délivrés par la machine en compensant leurs harmoniques par les méthodes de compensation. Il constate que ces harmoniques apparaissent suite à la distorsion de la tension du réseau et des oscillations du flux.

GHEYSENS, [55] : Il fait une comparaison entre l'alimentation en courant ou en tension sur le comportement de la machine, et relie les enroulements rotoriques à un cycle-convertisseur.

HAGRY, [48] : il est basée sur la connexion de rotor au réseau à travers deux ponts à thyristors. La machine fonctionne en mode hypo-synchrone et hyper-synchrone. D'après l'utilisation de la commande adoptée, il a réglé les composantes de la tension rotorique.

HOLMES : a étudié dans [51] une machine à deux enroulements alimentés par un cycle-convertisseur, le couple est proportionnel au carré de la vitesse. Les résultats obtenus sont satisfaisant.

IOANNIDES Il a déduit études, [29][41] [42] [30] [27] [28], basées sur les zones d'instabilité d la MADA. D'après les résultats obtenus on démontre que la stabilité de la machine est affectée par les perturbations de la vitesse, de la charge et de la fréquence d'excitation indépendante du facteur de puissance.

KELBER, [10], il étudie la stabilité de la MADA en mode moteur/génératrice avec la commande en courant de deux onduleurs. Il conclut que la MADA en génératrice possède des pôles à faible amortissement avec une pulsation propre proche de la fréquence du réseau, toutefois le choix d'une faible bande passante pour les boucles de courant élimine ce problème.

[11], il présente les différentes structures pour la génération de l'énergie électrique avec un entraînement éolien ou hydraulique. Cette comparaison lui amène à opter pour la MADA comme solution optimale.

PENA, [58] [59] [57], présente une étude concernant la MADA en mode génératrice associée à une éolienne en utilisant une association redresseur MLI-onduleur MLI au rotor. Cette structure a un avantage qui permet de régler les puissances fournies indépendamment de l'alimentation et le fonctionnement dans une grande plage de vitesse.

PERESADA, [62] [63], dans cette étude PERESADA fait relier un rotor à un onduleur de tension et propose de faire une régulation « asymptotique » des puissances active et réactive statoriques par une régulation des courants statoriques. Le repère tournant est lié à la tension statorique. Suite à des simulations et des essais expérimentaux, ils déduisent que le système est robuste face à des variations paramétriques et face à une erreur de la mesure de la position mécanique du rotor.

PETERSSON, [7], fait la comparaison entre quatre méthodes de commande des courants rotoriques d'une MADA entraînée par une éolienne. Le but de cette régulation est d'éliminer la force contre électromotrice au rotor considérée comme une perturbation dans les boucles de courant. L'auteur trouve que la méthode appelée à « résistance active » est la meilleure pour assurer cette élimination. Cette méthode présente, en plus, la meilleure stabilité et la meilleure robustesse vis-à-vis des variations paramétriques.

POITIERS, [24] il est étudié une MADA où le rotor est relié à un onduleur, il a appliqué la commande vectorielle avec un référentiel tournant lié au flux statorique. Il fait une comparaison entre un correcteur PI classique et un correcteur adaptatif type RST. Ces correcteurs visent les régulations du flux statorique et du couple. Les critères sont la recherche de la puissance active optimale, l'adaptation face à une variation de vitesse brutale et la robustesse face aux variations des paramètres électriques. Il conclut que le régulateur RST donne des résultats meilleurs en terme de robustesse vis-à-vis des variations paramétriques électriques et mécaniques.

SCHULZ, [16] : Il compare les performances d'une génératrice doublement alimentée à celle d'une génératrice asynchrone pour une application éolienne. Il

étudie la variation du facteur de puissance de chaque génératrice en fonction de la variation de la vitesse du vent. Il étudie aussi la variation du taux de distorsion harmonique en fonction de la puissance active de la génératrice. En conclusion, la seule différence est au niveau des harmoniques où la génératrice asynchrone doublement alimentée présente un nombre plus important à cause du convertisseur au rotor.

SOENS, [38], il est étudié le courant et la tension rotorique en fonction de la vitesse et les puissances actives et réactives. En conclue que le courant est un facteur limitant les puissances du stator mais n'a pas d'influence sur la variation de la vitesse de la machine. De plus, il retient que la tension rotorique est un facteur limitant de la zone de variation de la vitesse mais a peu d'influence sur les puissances au stator.

TANG et **XU**, [67], ils ont fait des études sur la MADA entraînée à une vitesse variable par une éolienne. Le rotor est relié au réseau par un onduleurs de tension et un redresseur connecté à un bus continu. Grce de la commande des puissances actives et réactives, les pertes joules doit être minimisé, et en optimisant la puissance réactive au stator, et un flux statorique d'amplitude et de fréquence constantes.

TOUMI, [8], à laide des applications éoliennes, il est étudié la stabilité et le modèle mathématique linéaire de la MADA (d'après critère de Routh).

YAMAMOTO, [49], elle fait les mêmes études du [51], mais elle dédiée une hydroélectricité et éolien. Son étude base sur le contrôle des puissances actives et réactives du stator et le forme d'onde de courant.

Modes de fonctionnement : peut être résumé dans la figure(2) :

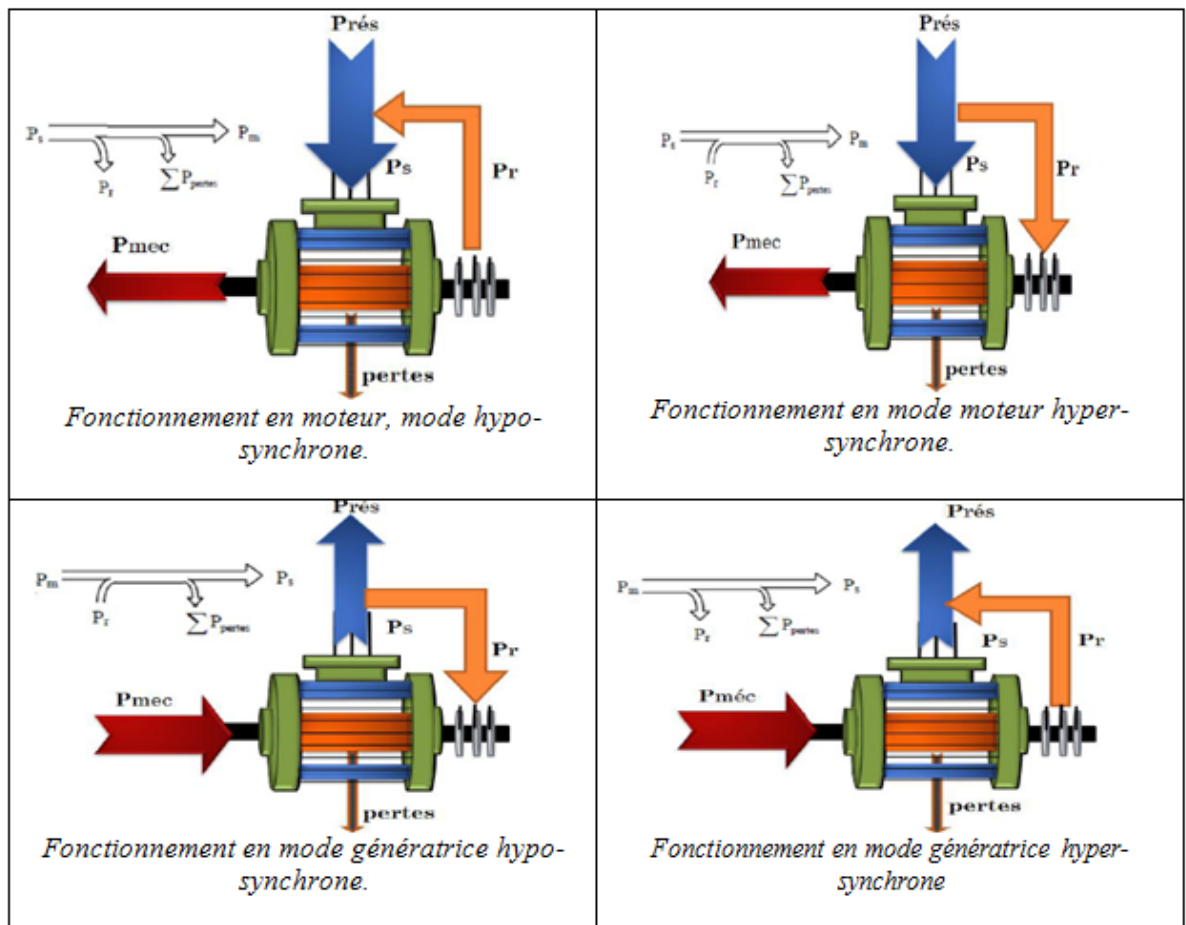


FIGURE 2 – Mode de fonctionnement de la MADA

Avec :

P_s : la puissance de transite par le stator , P_{mec} : La puissance mécanique ,
 P_r : La puissance de transite par le rotor, g : le glissement,
 ω_m : la vitesse de rotation, ω_s : la vitesse de synchronisme.

Il est a noter que la MADA a deux principaux avantages sur la machine à cage classique : la production de puissance électrique quelque soit la vitesse de rotation (hypo ou hyper-synchronisme) et la récupération de la puissance de glissement.

Avantages et inconvénients de la MADA [15],[56]

Nous nous proposons de présenter les avantages et les inconvénients d'une MADA.

Parmi ses nombreux avantages, nous citons :

- La configuration avec deux convertisseurs alimentant la machine nous permet d'assurer un partage du courant magnétisant entre les deux armatures ainsi que la puissance mécanique fournie à la charge.
- La possibilité de contrôler à la fois le couple et le facteur de puissance (fonctionnement en mode génératrice).
- La MADA présente une puissance massique légèrement plus élevée que les autres machines à grandes puissances.
- La possibilité de fonctionner à couple constant au delà de la vitesse nominale.
- La MADA se comporte comme une machine synchrone et l'on peut pratiquer des rapports de démagnétisation très importants.
- Un fonctionnement en régime dégradé, si l'un des deux onduleurs tombe en panne, plus souple que la machine à simple alimentation.
- Rendement élevé.

Pour ce qui est des inconvénients, nous citons :

- Machine plus volumique que celle à cage, généralement elle est plus longue à causes des balais.
- Nous utilisons un nombre des convertisseurs (deux redresseurs et deux onduleurs ou un redresseur et deux onduleurs) plus importants que la machine à cage (un redresseur et un onduleur).

Organisation de mémoire

Le travail effectué tout au long de notre mémoire traite 4 technique de la commande appliqué à la MADA alimentée par deux convertisseur statique (onduleur/redresseur) avec un bus continu. :

- Chapitre I : présent la machine asynchrone a double alimentation et les deux commandes utilisé commande directe coté machine et commande par hystérésis dans coté réseau. Avec l'emploi de régulateur PI classique. Il s'en suivra une série de simulation avec une interprétation.
- Chapitre II : Abordera la théorie de la logique floue ainsi que son principe de fonctionnement pour le cas d'un régulateur PI-Floue. Il s'en suivra une série de simulation avec une interprétation.
- Chapitre III : le suivant c'est l'application des réseaux de neurone appliqué dans les régulateurs précédents. On définit cette théorie et leur fonctionnement. A la fin de ce chapitre, On fait des interprétations d'après des résultats de simulation.
- Chapitre VI : On applique les deux méthodes dans chapitre II et chapitre III. On s'appelle cette théorie Neuro-Flou. Comme les autres chapitres, on fait des simulations pour montrer les bases de cette théorie.
- Chapitre V : Dans le dernier chapitre, on fait une comparaison complète des régulateur dans les deux commandes, et marque le type du régulateurs le plus performant et le plus rapide. On le démontre avec des plusieurs simulations appliquant différents régulateurs.

Chapitre I

Chapitre1 : Modélisation de la MADA par commande vectorielle directe classique

SOMMAIRE

I.1	INTRODUCTION	8
I.2	MODÉLISATION DE LA MADA	9
I.2.1	modélisation	9
I.2.2	Equations magnétique	10
I.2.3	Equation mécanique	11
I.3	MODÈLE DE LA MADA DANS LE REPÈRE dq	12
I.3.1	La transformation de Park	12
I.3.2	Choix de référentiel dq	14
I.4	COMMANDE VECTORIEL	16
I.4.1	Modèle de la MADA dans le repère de Park	18
I.4.2	Commande vectorielle directe en Puissance active et réactive de la MADA	20
I.5	MODÉLISATION DE L'ALIMENTATION	24
I.6	RÉSULTATS DE SIMULATION AVEC RÉGULATEUR PI CLASSIQUE	29
I.6.1	Interprétation des résultats	32
I.7	CONCLUSION	38

I.1 Introduction

La machine asynchrone à double alimentation présente l'avantage d'être robuste, peu coûteuse et de construction simple. Cette simplicité s'accompagne toutefois d'une grande complexité physique liée aux interactions électromagnétiques entre le stator et le rotor.[31]

Dans ce chapitre, on présente le modèle mathématique de la machine asynchrone à double alimentation (en mode génératrice) ainsi que celui de convertisseurs statique (onduleur, redresseur).

La machine asynchrone à double alimentation représentée schématiquement par la (Figure I.1) suivante :

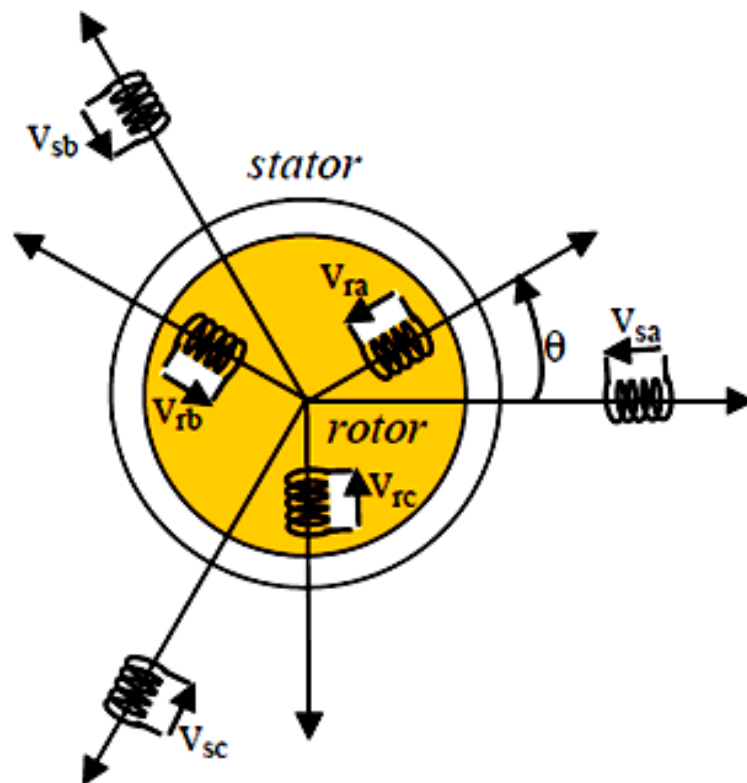


FIGURE I.1 – Représentation schématique de la MADA

I.2 Modélisation de la MADA

I.2.1 modélisation

La machine asynchrone à double alimentation est constituée à un stator analogue à celui des machines classiques : [21]

* **Machine asynchrone à cage :**

Si les enroulements rotoriques de la MADA sont court-circuités, son fonctionnement s'apparente alors à celui d'une Machine asynchrone à cage.

* **Machine synchrone :**

Si le rotor de la MADA est le siège d'un flux constant 1, alors son fonctionnement est du même type que celui d'une machine synchrone à inducteur bobiné (à pôles lisses).

* **Machine à courant continu :**

C'est le cas dual du cas précédent. Si on considère que le stator de la MADA est le siège d'un flux constant, alors son fonctionnement peut s'apparenter au fonctionnement d'une machine à courant continu dont le collecteur mécanique serait remplacé par un collecteur électronique (onduleur).

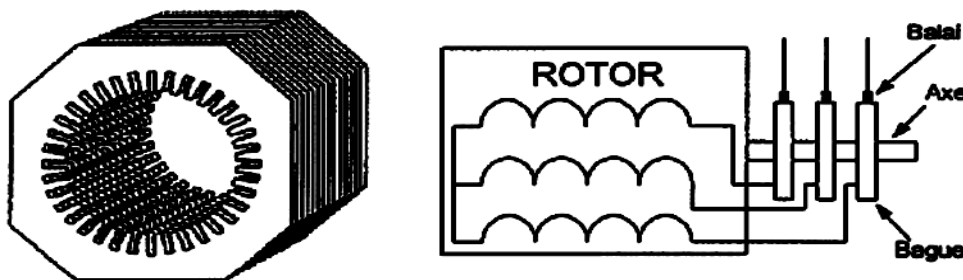


FIGURE I.2 – Structure du stator et des contacts statoriques de la MADA

La MADA, avec les répartitions de ses enroulements et sa géométrie propre, est très complexe pour se prêter à une analyse tenant compte de sa configuration exacte. Il est alors nécessaire d'adopter les hypothèses simplificatrices suivantes afin de pouvoir élaborer un modèle simple.

- . La machine est symétrique et à entrefer constant.
- . Le circuit magnétique n'est pas saturé et parfaitement feuilleté, il en résulte que les pertes fer et les pertes par hystérésis sont négligeables et que seules les enroulements sont parcourus des courants.
- . La f.m.m créée dans une phase au stator et au rotor, est à distribution sinusoïdale le long de l'entrefer.
- . L'influence de l'effet de la température n'est pas prise en compte, alors les coefficients d'inductances propres sont constants et les coefficients d'inductances mutuelles sont fonction de la position de leur magnétique.

Equations électriques de la machine Quand on prend les hypothèses ci-dessus, on obtient trois équations statoriques et trois équations rotoriques :

$$\begin{cases} [V_s] = [R_s] \cdot [I_s] + \frac{d}{dt} [\phi_s] \\ [V_r] = [R_r] \cdot [I_r] + \frac{d}{dt} [\phi_r] \end{cases} \quad (\text{I.1})$$

Avec :

$$[V_r] \neq \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$[V_s] = \begin{bmatrix} V_{as} & V_{bs} & V_{cs} \end{bmatrix} \quad (\text{I.2})$$

$$[V_r] = \begin{bmatrix} V_{ar} & V_{br} & V_{cr} \end{bmatrix} \quad (\text{I.3})$$

$$[I_s] = \begin{bmatrix} I_{as} & I_{bs} & I_{cs} \end{bmatrix}^t \quad (\text{I.4})$$

$$[I_r] = \begin{bmatrix} I_{ar} & I_{br} & I_{cr} \end{bmatrix}^t \quad (\text{I.5})$$

$$[R_s] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \quad (\text{I.6})$$

$$[R_r] = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \quad (\text{I.7})$$

I.2.2 Equations magnétique

Pour les équations de flux statorique et rotorique :

$$\begin{cases} [\phi_s] = [L_{ss}] \cdot [I_s] + [M_{sr}] \cdot [I_r] \\ [\phi_r] = [L_{rr}] \cdot [I_r] + [M_{rs}] \cdot [I_s] \end{cases} \quad (\text{I.8})$$

$$[L_{ss}] = \begin{bmatrix} L_s & M_s & M_s \\ M_s & L_s & M_s \\ M_s & M_s & L_s \end{bmatrix} \quad (\text{I.9})$$

$$[L_{rr}] = \begin{bmatrix} L_r & M_r & M_r \\ M_r & L_r & M_r \\ M_r & M_r & L_r \end{bmatrix} \quad (\text{I.10})$$

Avec :

L et L_r : sont les inductances principales de fuites statorique et rotorique.

M et M_r : sont les inductances mutuelles statorique et rotorique.

La matrice des inductances mutuelles (ou matrice de couplage rotor-stator) est donnée par :

$$[M_{rs}] = [M_{sr}]^t = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (\text{I.11})$$

Avec : $[M_{rs}] = [M_{sr}]^t$ En injectant (I.8) dans (I.16), et on obtient le système suivant :

$$\begin{cases} [V_s] = [R_s] \cdot [I_s] + \frac{d}{dt}([L_{ss}] \cdot [I_s]) + \frac{d}{dt}([M_{sr}] \cdot [I_r]) \\ [V_r] = [R_r] \cdot [I_r] + \frac{d}{dt}([L_{rr}] \cdot [I_r]) + \frac{d}{dt}([M_{rs}] \cdot [I_s]) \end{cases} \quad (\text{I.12})$$

I.2.3 Equation mécanique

Le couple peut être obtenu à partir de l'expression de la co-énergie ou à l'aide d'un bilan de puissance :

$$C_{em} = p [I_s] \cdot \frac{d}{d\theta}([M_{sr}] \cdot [I_r]) \quad (\text{I.13})$$

L'équation dynamique est donnée par :

$$J \cdot \frac{d\Omega_r}{dt} = C_{em} - C_r - f_r \cdot \Omega_r \quad (\text{I.14})$$

Le fonctionnement de machine est régi par un système de sept équations. La résolution analytique dans le repère (abc) est très difficile car dépendant de $L(\theta)$, C'est un système non linéaire.

Pour résoudre le problème, il faut simplifier le modèle en utilisant une transformation qui permet le passage d'un système triphasé à un système biphasé équivalent.

I.3 Modèle de la MADA dans le repère dq

I.3.1 La transformation de Park

La transformation de Park est constituée d'une transformation triphasé-biphasé suivie d'une rotation. Elle permet de passer du repère (bc) vers le repère $(\alpha\beta)$, puis vers le repère (dq) . Le repère $(\alpha\beta)$ est toujours fixe par rapport au repère (abc) ; par contre le repère (dq) est mobile; il forme avec le repère fixe $(\alpha\beta)$ un angle, appelé de la transformation de Park ou angle de Park. [40]

La machine asynchrone à double alimentation est constituée à un stator analogue comme les machines classiques (asynchrone à ou cage synchrones), formée de tôles magnétiques munies d'encoches dans lesquelles viennent s'insérer les enroulements.

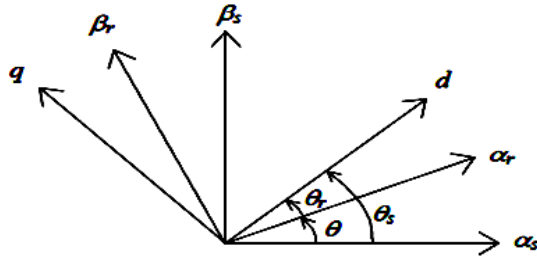


FIGURE I.3 – Transformation du Park

On doit lier les angles θ_s et θ_r par la relation suivante :

$$\theta_s = \theta + \theta_r \quad (\text{I.15})$$

La transformation des grandeurs statoriques :

$$[x_{\alpha\beta s}] = P(\theta_s) \cdot [x_{dq s}] \quad (\text{I.16})$$

La transformation des grandeurs rotorique :

$$[x_{\alpha\beta r}] = P(\theta_r) \cdot [x_{dqr}] \quad (\text{I.17})$$

Alors les équations de tension deviennent :

$$\begin{cases} [V_{dqs}] = [R_{dqs}] \cdot [I_{dqs}] + \frac{d\theta}{dt} P(\frac{\pi}{2}) [\phi_{dqs}] + \frac{d}{dt} [\phi_{dqs}] \\ [V_{dqr}] = [R_{dqr}] \cdot [I_{dqr}] + \frac{d\theta}{dt} P(\frac{\pi}{2}) [\phi_{dqr}] + \frac{d}{dt} [\phi_{dqr}] \end{cases} \quad (\text{I.18})$$

Et les équations de courants :

$$\begin{cases} [I_{dqs}] = [P\theta_s] \cdot [I_{abcs}] \\ [I_{dqr}] = [P\theta_r] \cdot [I_{abcr}] \end{cases} \quad (\text{I.19})$$

Avec :

ϕ_s et ϕ_r : sont les dérivées des angles des transformations de Park des grandeurs statoriques et rotoriques respectivement.

La matrice de transformation de Park est définie comme suit :

$$[M_{sr}] = M_{sr} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (\text{I.20})$$

L'écriture des flux que ça devient :

$$[L_{ss}] = \begin{bmatrix} L_s & 0 & M & 0 \\ 0 & L_s & 0 & 0 \\ M & M & L_r & 0 \\ 0 & M & 0 & L_r \end{bmatrix} \quad (\text{I.21})$$

Le système matriciel peut également être écrit sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \phi_{ds} = L_s \cdot I_{ds} + M \cdot i_{dr} \\ \phi_{qs} = L_s \cdot I_{qs} + M \cdot i_{qr} \\ \phi_{dr} = L_r \cdot I_{dr} + M \cdot i_{ds} \\ \phi_{qr} = L_r \cdot I_{qr} + M \cdot i_{qs} \end{cases} \quad (\text{I.22})$$

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s \cdot i_{ds} + \frac{d\theta}{dt} \cdot \phi_{qs} + \frac{d}{dt} \phi_{ds} \\ V_{qs} = R_s \cdot i_{qs} + \frac{d\theta}{dt} \cdot \phi_{ds} + \frac{d}{dt} \phi_{qs} \\ V_{dr} = R_r \cdot i_{dr} + \frac{d\theta}{dt} \cdot \phi_{qr} + \frac{d}{dt} \phi_{dr} \\ V_{qr} = R_r \cdot i_{qr} + \frac{d\theta}{dt} \cdot \phi_{dr} + \frac{d}{dt} \phi_{qr} \end{cases} \quad (\text{I.23})$$

$$\begin{aligned} C_e &= p(\phi_{ds} \cdot i_{qs} - \phi_{qs} \cdot i_{ds}) \\ C_e &= p(\phi_{qr} \cdot i_{dr} - \phi_{dr} \cdot i_{qr}) \\ C_e &= pM(i_{qs} \cdot i_{dr} - i_{ds} \cdot i_{qr}) \\ C_e &= p \frac{M}{L} (\phi_{dr} \cdot i_{qs} - \phi_{qr} \cdot i_{ds}) \end{aligned}$$

Avec : p : le nombre de paires de pole.

Le transformé de Park permet de transformer les enroulements statorique et rotorique triphasé en de enroulement statorique et rotorique biphasé orthogonaux, afin d'obtenir un modèle mathématique plus simple que le modèle physique du système précédent.

I.3.2 Choix de référentiel dq

Tous les équations et les grandeurs précédents dans un repère dq réalisant un angle θ_s avec le stator et un angle θ_r avec le rotor, mais qui n'est défini par ailleurs, c-à-d il est libre.

On a trois choix important dans le référentiel dq que peut le fixer :

I.3.2-a Lié au stator

ce choix est utilise dans les grandeurs instantanées.

$$\frac{d\theta_s}{dt} = 0 \Rightarrow \frac{d\theta_r}{dt} = -\frac{d\theta}{dt} = -\omega \quad (\text{I.24})$$

I.3.2-b Lié au rotor

ce choix est mieux dans les régimes transitoires ou la vitesse est supposée constante.

$$\frac{d\theta_r}{dt} = 0 \Rightarrow \frac{d\theta_s}{dt} = \omega \quad (\text{I.25})$$

I.3.2-c Lié au champ tournant

il préfère d'utiliser dans l'étude de la commande d'une machine. Ce choix est caractérisé par $\omega = \omega_s$, e les grandeurs statoriques et rotorique sont connus en régime permanent. Le modèle mathématique s'écrit comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds} = R_s \cdot i_{ds} + \frac{d}{dt} \phi_{ds} - \omega_s \cdot \phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s \cdot i_{qs} + \frac{d}{dt} \phi_{qs} + \omega_s \cdot \phi_{ds} \\ V_{dr} = R_r \cdot i_{dr} + \frac{d}{dt} \phi_{dr} - (\omega_s - \omega) \cdot \phi_{qr} \\ V_{qr} = R_r \cdot i_{qr} + \frac{d}{dt} \phi_{qr} + (\omega_s - \omega) \cdot \phi_{dr} \\ J \frac{d\Omega}{dt} = p \frac{M}{L_r} (\phi_{dr} \cdot i_{qs} - \phi_{qr} \cdot i_{ds}) \end{array} \right. \quad (\text{I.26})$$

I.3.2-d Mise sous forme d'équation d'état

On met le système (I.24) sous la forme d'un système d'équation d'état :

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{X} = A \cdot X + B \cdot U \\ Y = C \cdot X + D \cdot U \end{array} \right.$$

Avec :

X : vecteur d'état.

U : vecteur d'entrée.

Y : vecteur de sortie.

Le choix de X se fait en plusieurs façons, mais dans notre cas on utilise le suivant :

$$X = (\phi_{ds}, \phi_{qs}, i_{dr}, i_{qr}, \Omega_r)^t$$

Et les grandeurs V_{dr} et V_{qr} comme variables de commande.

Après la transformation des flux et courant, on a aboutit le système suivants :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\phi_{ds}}{dt} = -\alpha_s + \omega_{ds} + \omega_s \cdot \phi_{qs} + \alpha_s \cdot M \cdot i_{dr} + V_{ds} \\ \frac{d\phi_{qs}}{dt} = -\alpha_s + \omega_{qs} + \omega_s \cdot \phi_{ds} + \alpha_s \cdot M \cdot i_{qr} + V_{qs} \\ \frac{di_{dr}}{dt} = -\gamma_r \cdot i_{dr} + (\omega_s - \omega) \cdot i_{qr} + \alpha_s \cdot \beta \cdot \phi_{ds} - \beta \cdot p \cdot \omega \cdot \phi_{qs} - \beta \cdot V_{ds} + \frac{1}{\sigma_r} \cdot V_{dr} \\ \frac{di_{qr}}{dt} = -\gamma_r \cdot i_{qr} - (\omega_s - \omega) \cdot i_{dr} + \alpha_s \cdot \beta \cdot \phi_{qs} - \beta \cdot p \cdot \omega \cdot \phi_{ds} - \beta \cdot V_{qs} + \frac{1}{\sigma_r} \cdot V_{qr} \\ \frac{d\Omega_r}{dt} = \left[\frac{pM}{JL_r} (\phi_{qs} \cdot i_{dr} - \phi_{ds} \cdot i_{qr}) - \frac{1}{J} C_r - \frac{f_r}{J} \cdot \Omega_r \right] \end{array} \right. \quad (\text{I.27})$$

On rappelle que :

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha_s = \frac{R_s}{L} \\ \sigma_r = L_r \left(1 - \frac{M^2}{L_s \cdot L_r} \right) \\ \gamma_r = - \left(\frac{R_r}{\sigma_r} + \frac{R_s \cdot M^2}{\sigma_r \cdot L_s^2} \right) \\ \beta = \frac{M}{\sigma_r \cdot L_s} \end{array} \right.$$

I.4 Commande Vectoriel

Cette technique consiste à ramener le comportement de la MAS, du point de vue variation de vitesse, à celui du moteur à courant continu, en effectuant un découplage entre le flux et le couple électromagnétique. [60]

la machine à induction est de construction simple, robuste, supporte les surcharges et nécessite peu d'entretien. En revanche, la commande de la machine à induction est difficile. Cette difficulté vient du fait que dans cette machine le couple électromagnétique résulte de l'interaction entre les courants imposés dans les enroulements du stator et les courants induits dans le rotor. Par conséquent, toute variation du couple induite par augmentation ou diminution du courant statorique se traduit aussi par une évolution du flux induit dans le rotor. Donc pour obtenir un contrôle dynamique performant du couple, il faut par un système de commande extérieur à la machine, réaliser un découplage des grandeurs du couple et du flux. [45]

Ce découplage des armatures statorique et rotorique de la machine est réalisé en lui appliquant la théorie proposée par Blashke. [20] Elle admet à séparer les deux commande du flux et du couple grâce l'orientation du flux selon l'axe directe du repère choisi. La commande vectorielle basée sur :

- L'orientation du flux rotorique :

$$\begin{cases} \phi_{dr} = \phi_r \\ \phi_{qr} = 0 \end{cases}$$

- L'orientation du flux statorique :

$$\begin{cases} \phi_{ds} = \phi_s \\ \phi_{qs} = 0 \end{cases}$$

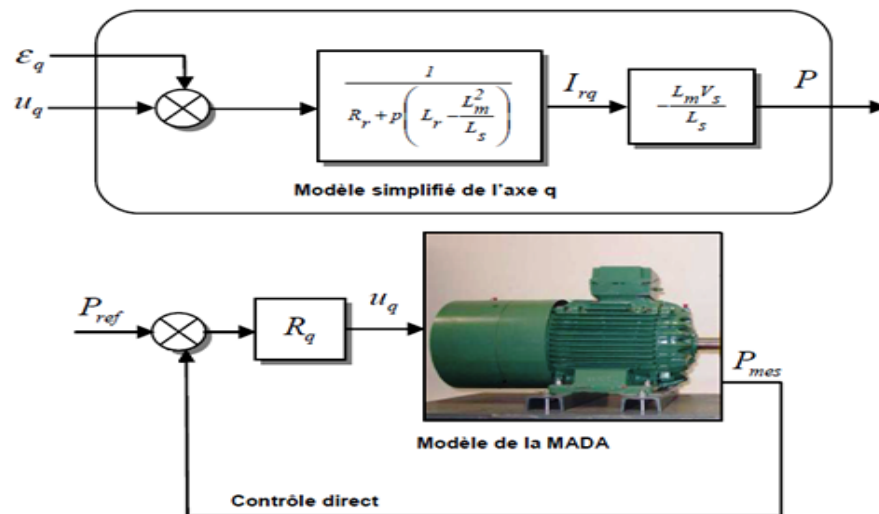
- L'orientation de flux magnétisant (d'entrefer) :

$$\begin{cases} \phi_{dm} = \phi_m \\ \phi_{qm} = 0 \end{cases}$$

La commande vectorielle se décompose en deux méthodes principale directe (Blaschke) et indirecte (Hasse).

Nous allons utiliser dans cet chapitre la commande directe en tension avec orientation de repère (d-q) suivant le flux statorique, et l'appliqué e avec un régulateur Proportionne-Intégral (PI). Pour finir nous analyserons leurs performances dynamiques par simulations sous l'environnement Matlab/Simulink/SimpowerSystems.

La figure (I.4) présente un exemple de la commande directe sur l'axe q :

FIGURE I.4 – Exemple de commande directe sur l'axe q

La commande directe a vu en 1984 par les chercheurs Isao Taka Hashi et Yoshihito Noguchi. Et lui donnent le nom de « Direct Torque Control [DTC] » et pour Manfred Depbrock « Direct Self Control [DSC] ».

Le principe de fonctionnement est illustré en trois étapes :

- Première étape : l'estimation de flux et de couple.
- Deuxième étape : les contrôleurs par hystérésis.
- Troisième étape : la sélection des vecteurs optimaux permet de donner les signaux nécessaires pour commander le convertisseur coté rotor.

On résume ces étapes dans la figure (I.5)

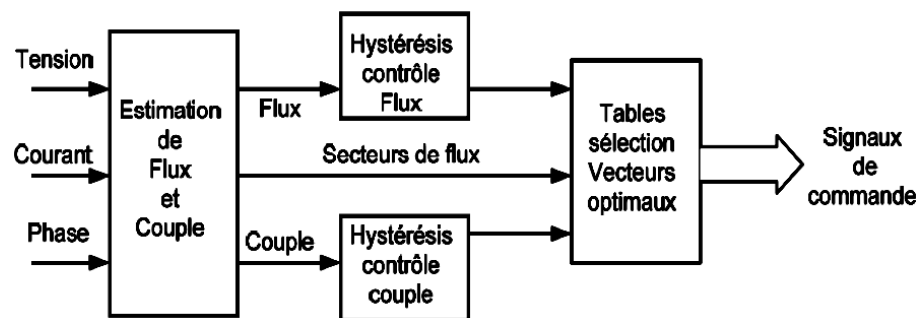


FIGURE I.5 – Schéma de principe de commande directe

I.4.1 Modèle de la MADA dans le repère de Park

On écrit le modèle mathématique de la MADA dans le repère de Park, lié au champ tournant par les équations suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds} = R_s \cdot i_{ds} + \frac{d}{dt} \phi_{ds} - \omega_s \cdot \phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s \cdot i_{qs} + \frac{d}{dt} \phi_{qs} - \omega_s \cdot \phi_{ds} \\ V_{dr} = R_r \cdot i_{dr} + \frac{d}{dt} \phi_{dr} - (\omega_s - \omega_r) \cdot \phi_{qr} \\ V_{qr} = R_r \cdot i_{qr} + \frac{d}{dt} \phi_{qr} + (\omega_s - \omega_r) \cdot \phi_{dr} \end{array} \right. \quad (I.28)$$

Comme : $\phi_{dr} = \phi_r$ et $\phi_{qr} = 0$

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{ds} = R_s \cdot i_{ds} + \frac{d}{dt} \phi_{ds} - \omega_s \cdot \phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s \cdot i_{qs} + \frac{d}{dt} \phi_{qs} - \omega_s \cdot \phi_{ds} \\ V_{dr} = R_r \cdot i_{dr} + \frac{d}{dt} \phi_{dr} \\ V_{qr} = R_r \cdot i_{qr} + (\omega_s - \omega_r) \cdot \phi_{dr} \end{array} \right. \quad (I.29)$$

Pour exprimer les tensions V_{ds} et V_{qs} en fonction des courant rotorique I_{dr} et I_{qr} , alors on dit exprimer les courants statorique I_{ds} et I_{qs} en fonction des courants rotoriques I_{dr} et I_{qr} :

$$\left\{ \begin{array}{l} \phi_{dr} = \phi_r = L_r \cdot i_{dr} + M \cdot i_{ds} \Rightarrow i_{ds} = \frac{1}{M} [\phi_r - L_r \cdot i_{dr}] \\ \phi_{dr} = 0 = L_r \cdot i_{qr} + M \cdot i_{qs} \Rightarrow i_{qs} = -\frac{L_r}{M} \cdot i_{qr} \\ \phi_{qs} = L_s \cdot i_{qs} + M \cdot i_{qr} = -\frac{L_s \cdot L_r}{M} \cdot i_{qr} = -\frac{L_s \cdot L_r}{M} \cdot \sigma_{qr} \end{array} \right. \quad (I.30)$$

D'autre par :

$$\phi_{ds} = L_s \cdot i_{ds} + M \cdot i_{dr} \Rightarrow \phi_{ds} = -\frac{L_s}{M} \cdot \phi_r - \frac{L_s \cdot L_r}{M} \cdot \sigma \cdot i_{dr} \quad (I.31)$$

c-à-d :

$$\phi_{ds} = \frac{L_s}{M} \cdot \phi_r - \frac{L_r \cdot L_s}{M} \cdot \sigma \cdot i_{dr} \Rightarrow \frac{d\phi_{ds}}{dt} = \frac{L_s}{M} \cdot \frac{d\phi_r}{dt} - \frac{L_s \cdot L_r}{M} \cdot \sigma \cdot i_{dr} \quad (I.32)$$

Or :

$$\phi_{dr} = R_r \cdot i_{dr} + \frac{d\phi_r}{dt} - (\omega_s - \omega_r) \cdot \phi_{qr} \Rightarrow \frac{d\phi_{dr}}{dt} = V_{dr} - R_r \cdot i_{dr} + (\omega_s - \omega_r) \cdot \phi_{qr} \quad (\text{I.33})$$

De l'équation (I.30) on obtient :

$$\frac{d\phi_{ds}}{dt} = [V_{dr} - R_r \cdot i_{dr} + (\omega_s - \omega_r) \cdot \phi_{qr}] - \frac{L_s \cdot L_r}{M} \cdot \sigma \cdot \frac{di_{dr}}{dt} \quad (\text{I.34})$$

On injectant (I.32) dans (I.30) on aura :

$$\phi_{ds} = \frac{R_s}{M} \cdot \phi_r - \frac{R_s L_r}{M} \cdot i_{dr} - \frac{R_s L_s}{M} \cdot i_{dr} - \frac{L_s L_r}{M} \cdot \sigma \cdot \frac{di_{dr}}{dt} + \frac{L_s}{M} (\omega_s - \omega_r) \cdot \phi_{qr} + \omega_s \cdot \frac{L_s L_r}{M} \cdot \sigma \cdot i_{qr}$$

$$\phi_{ds} = R_s \cdot \frac{1}{M} \cdot [\phi_r - L_r \cdot i_{dr}] + \frac{L_s}{M} \cdot V_{dr} \frac{L_s}{M} (\omega_s - \omega_r) \cdot \phi_{qr}$$

$$\phi_{ds} = \left(\frac{R_s \cdot L_r + R_s \cdot L_s}{M} \right) \cdot i_{dr} - \frac{L_s L_r}{M} \cdot \sigma \cdot \frac{di_{dr}}{dt} - \omega_s \frac{L_s L_r}{M} \sigma \cdot i_{qr} + \frac{R_s}{M} \cdot \phi_r + \frac{L_s}{M} \cdot V_{dr}$$

Finalement le système devient :

$$\begin{cases} V_{ds} = -\alpha \cdot i_{dr} - \frac{L_s \cdot L_r}{M} \cdot \sigma \cdot \frac{di_{dr}}{dt} - \omega_s \frac{L_s L_r}{M} \sigma \cdot i_{qr} + \beta \cdot \phi_r + \frac{L_s}{M} \cdot V_{dr} \\ V_{qs} = -\beta \cdot L_r \cdot i_{dr} - \frac{L_s \cdot L_r}{M} \cdot \sigma \cdot \frac{di_{dr}}{dt} + \omega_s \frac{L_s L_r}{M} \sigma \cdot i_{dr} + \omega_s \frac{L_s}{M} \cdot \phi_r \end{cases} \quad (\text{I.35})$$

I.4.2 Commande vectorielle directe en Puissance active et réactive de la MADA

Cette commande présente des avantages pour les entraînements à vitesse variable de haute performance ainsi que pour les systèmes de générations d'énergie. Elle est simple à mettre en œuvre, mais pas la plus performante.[61]

Leur principe est de capter les tensions et les courants du réseau afin d'avoir une mesure direct des puissances actives et réactives. Cette commande n'est pas compliquée par rapport d'autre commande (commande indirecte) parce qu'elle a l'avantage de faire appel à moins de paramètres. Elle consiste à compenser les termes de couplage et contrôler les tensions rotoriques.

On verront contrôlé indépendant chaque axe avec son propre régulateur, tel que l'axe d poser pour commander la puissance réactive et l'axe q pour la puissance active (Figure I.6).

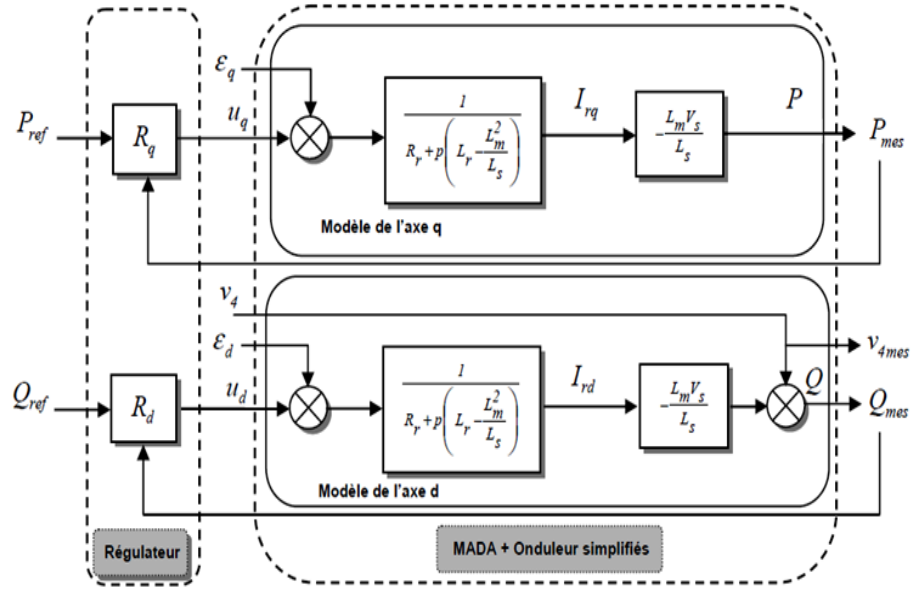


FIGURE I.6 – schéma bloc simplifié

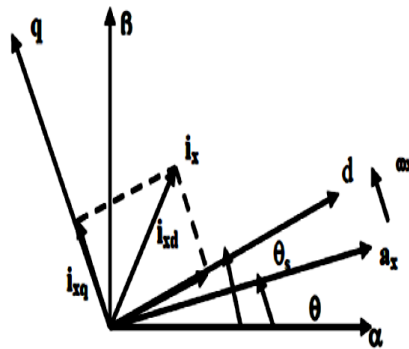


FIGURE I.7 – orientation du flux statorique.

D'après l'orientation du flux statorique on peut écrit :

$$\begin{cases} \phi_{ds} = \phi_s \\ \phi_{qs} = 0 \end{cases} \quad (I.36)$$

Pour les machine moyen et fort puissance, on néglige la résistance statorique $R_s = 0$:

$$V_{ds} = \frac{d\phi_{ds}}{dt} \quad (I.37)$$

On considère que le flux statorique constant :

$$\begin{cases} V_{ds} = 0 \\ V_{qs} = V_s \end{cases} \quad (\text{I.38})$$

En simplifier les équations de tension et des flux statorique :

$$\begin{cases} V_{ds} = 0 \\ V_{qs} = V_s = \omega_s \cdot \phi_{ds} \end{cases} \quad (\text{I.39})$$

$$\begin{cases} \phi_{ds} = L_s \cdot I_{ds} + M \cdot i_{dr} \\ 0 = L_s \cdot I_{qs} + M \cdot i_{qr} \end{cases} \quad (\text{I.40})$$

A partir de (I.40) on écrit la relation lié les courants statorique et les courants rotorique :

$$\begin{cases} I_{ds} = \frac{\phi_s}{L_s} - \frac{M}{L_s} \cdot I_{dr} \\ I_{qs} = -\frac{M}{L_s} \cdot I_{qr} \end{cases} \quad (\text{I.41})$$

La relation entre P et Q

La puissance active et réactive statorique s'expriment en fonction des composantes de Park de la manière suivante :

$$\begin{cases} P = V_{ds} I_{ds} + V_{qs} I_{qs} \\ Q = V_{qs} I_{ds} + V_{ds} I_{qs} \end{cases} \quad (\text{I.42})$$

A partir de (I.38), on écrit les équations statorique des puissances active et réactive :

$$\begin{cases} P = V_s \cdot I_{qs} \\ Q = V_s I_{ds} \end{cases} \quad (\text{I.43})$$

En remplaçant I_{ds} et I_{qs} par leur équation (I.41) et on obtenant les équations suivantes :

$$\begin{cases} P = -V_s \frac{M}{L_s} \cdot I_{qr} \\ Q = V_s \frac{\phi_s}{L_s} - V_s \frac{M}{L_s} \cdot I_{dr} \end{cases} \quad (\text{I.44})$$

En approximation ϕ_s par V_s/ω_s , l'expression de la puissance réactive « Q » devient alors :

$$Q = \frac{V_s^2}{\omega_s \cdot L_s} - V_s \frac{M}{L_s} \cdot I_{dr} \quad (\text{I.45})$$

Si on considère l'inductance magnétisante M constante, alors le système lie de façon proportionnelle la puissance active au courant rotorique d'axe q et la puissance réactive au courant rotorique d'axe d a une constante près $V_s^2/\omega_s \cdot L_s$ imposé par le réseau :

$$\begin{cases} \phi_{dr} = \left(L_r - \frac{M^2}{L_s} \right) \cdot I_{dr} + \frac{M \cdot V_s}{\omega_s \cdot L_s} \\ \phi_{dq} = \left(L_r - \frac{M^2}{L_s} \right) \cdot I_{qr} \end{cases} \quad (\text{I.46})$$

Ces expressions sont intégrées aux expressions des tensions rotoriques diphasées de l'équation (I.29), on obtient :

$$\begin{cases} V_{dr} = R_r \cdot i_{dr} + \left(L_r - \frac{M^2}{L_s} \right) \cdot \frac{di_{dr}}{dt} - g \cdot \omega_s \cdot \left(L_r - \frac{M^2}{L_s} \right) \cdot I_{qr} \\ V_{qr} = R_r \cdot i_{qr} + \left(L_r - \frac{M^2}{L_s} \right) \cdot \frac{di_{qr}}{dt} + g \cdot \omega_s \cdot \left(L_r - \frac{M^2}{L_s} \right) \cdot I_{dr} + g \cdot \omega_s \frac{M \cdot V_s}{\omega_s \cdot L_s} \end{cases} \quad (\text{I.47})$$

Les termes des courants rotoriques sont négligés, en régime permanent alors le système devient :

$$\begin{cases} V_{dr} = R_r \cdot i_{dr} - g \cdot \omega_s \cdot \left(L_r - \frac{M^2}{L_s} \right) \cdot I_{qr} \\ V_{qr} = R_r \cdot i_{qr} + g \cdot \omega_s \cdot \left(L_r - \frac{M^2}{L_s} \right) \cdot I_{dr} + g \cdot \omega_s \frac{M \cdot V_s}{\omega_s \cdot L_s} \end{cases} \quad (\text{I.48})$$

Les équations (I.47) et (I.48) permettant d'établir un schéma bloc du système à réguler :

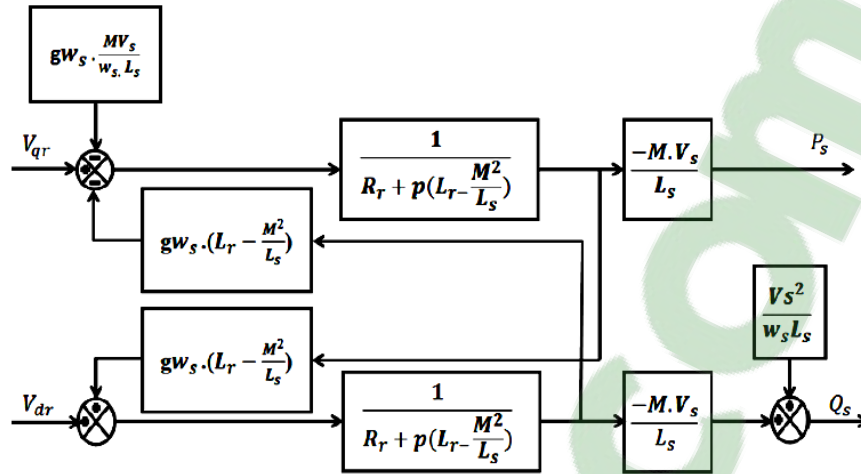


FIGURE I.8 – Schéma bloc de système à réguler

L'influence des termes couplage entre les deux axes est minime, alors on impose des tensions rotorique pour obtenir les courants rotorique désirés.

Le terme $g \cdot \omega_s \cdot \frac{M \cdot V_s}{\omega_s \cdot L_s}$ représente une force électromotrice dépendante de la vitesse de rotation. Son influence n'est pas négligeable car elle entraîne une erreur de traînage. Donc le régulateur prend cette erreur.

Dans la méthode directe, le flux statorique est régulé par une boucle de contre réaction, ce qui nécessite sa mesure ou son estimation qui doit être vérifiée quel que soit le régime transitoire effectué. Il faut donc procéder à une série de mesures. Dans son essence, la commande vectorielle directe doit être réalisée par la mesure du flux qui nécessite l'utilisation de capteur placé dans l'entrefer de la machine, opération généralement délicate à réaliser. [50]

I.5 Modélisation de l'alimentation

La MADA a été alimenté avec un onduleur de tension contrôlé par une technique de modulation de largeur d'impulsion (MLI), on utilise L'association redresseur-filtre-onduleur.

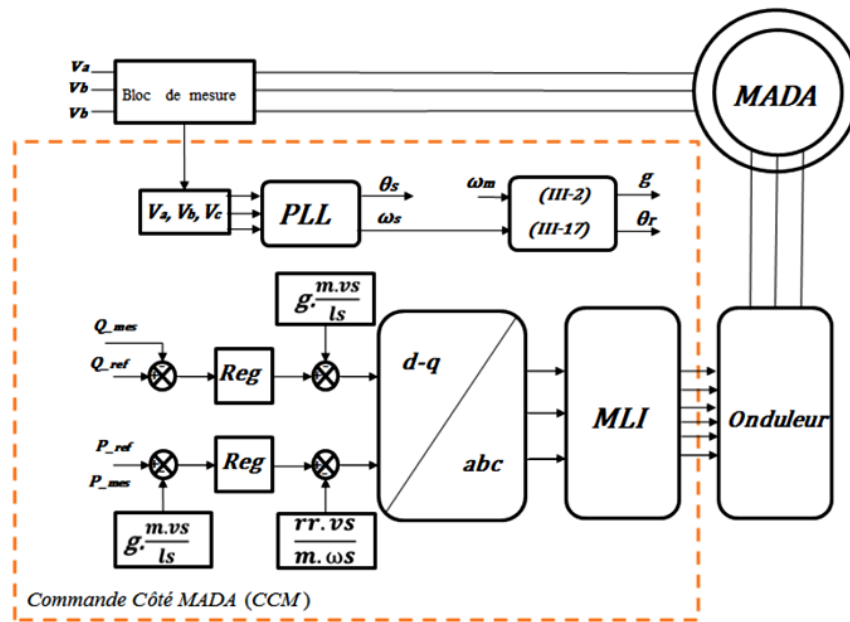


FIGURE I.9 – Schéma bloc d'un système à réguler avec commande directe

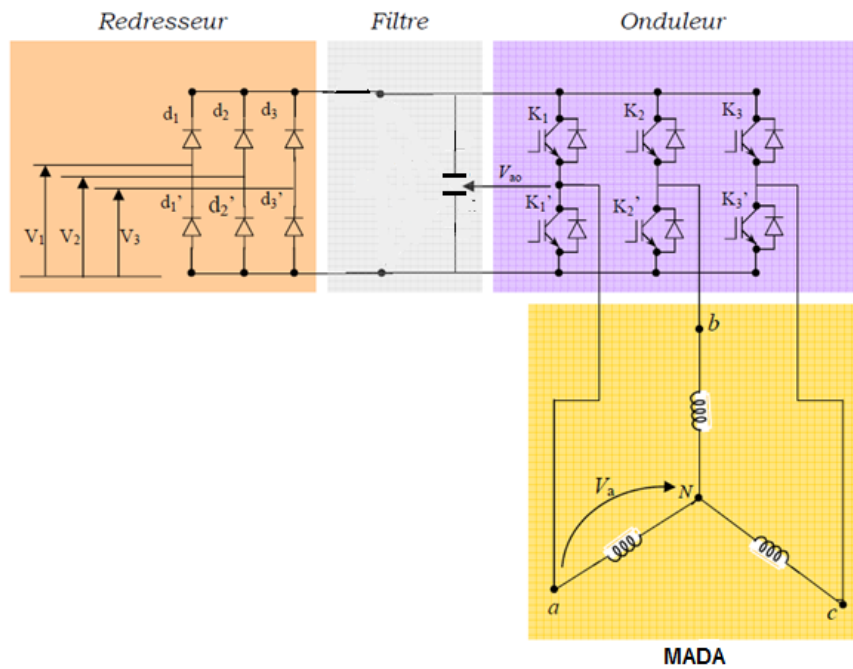


FIGURE I.10 – L'association redresseur-filtre-onduleur

Les tensions de référence pour les trois phases sont reçues par le bloc de commande. On compare les tensions avec un signal dents de scie, et en fonction du signal d'erreur, on commande les semi-conducteurs de l'onduleur. Le mode de fonctionnement est très simple :

- si $V_{ref} > V_p$: le transistor supérieur du bras de pont conduit.
- si $V_{ref} < V_p$: le transistor inférieur du bras de pont conduit.

Ou :

V_{ref} : les trois tensions de référence .

V_p : le signal dents en scie ou bien on appel l'onde porteuse.

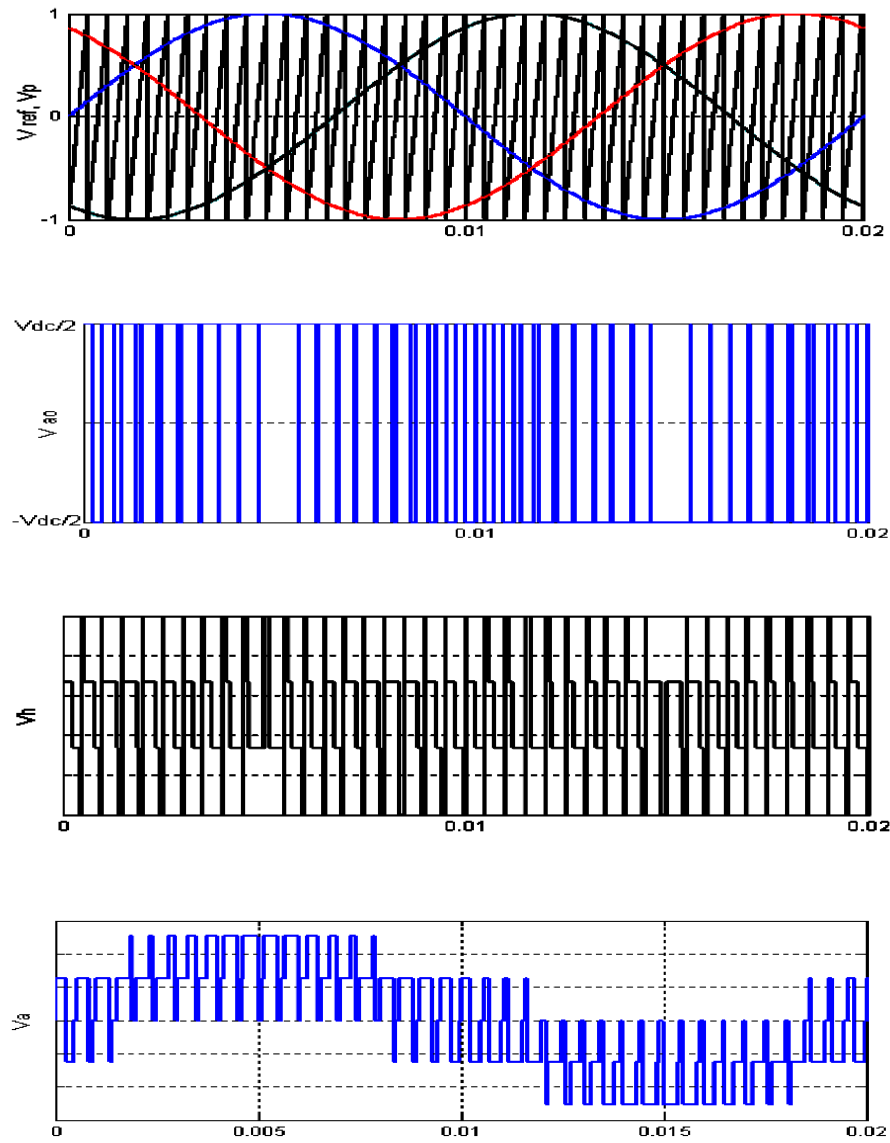


FIGURE I.11 – Principe de la commande MLI et enveloppes de tension

Le principe de la commande MLI et les enveloppes des tensions sont représentés dans la (Figure I.11). Sur cette figure, V_h est la tension homopolaire peut s'exprimer par :

$$V_h = V_{N0} = \frac{1}{3}(V_{a0} + V_{b0} + V_{c0}) \quad (\text{I.49})$$

L'avantage de la commande MLI a une fréquence de commutation constante, qui est fixée par la fréquence de l'onde porteuse.

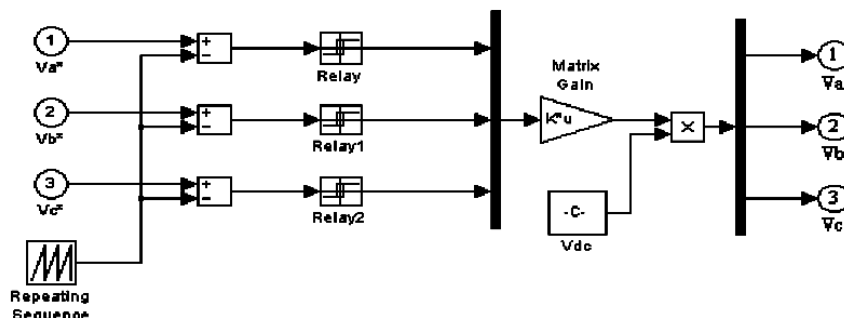


FIGURE I.12 – Schémas simplifié d'un onduleur de tension avec onde porteuse

La MADA et le réseau électrique sont des systèmes continus, mais le convertisseur électronique est un système discret. Dans ce travail, le rapport de modulation est égale à 1, et une faible fréquence de la porteuse.

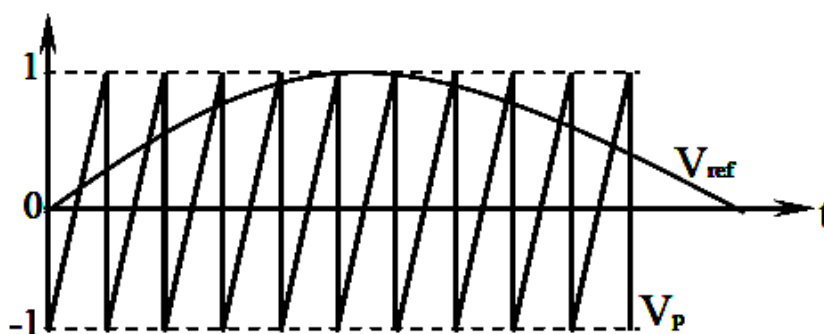


FIGURE I.13 – Explication pour l'obtention du modèle continu équivalent du convertisseur.

On remarque d'après la figure (Figure I.13) que l'amplitude V_p est unitaire et l'amplitude de l'onde de référence V_{ref} peut prendre des valeurs compris entre $[0, 1]$. Sachant que les tensions de l'onduleur peuvent prendre seulement deux valeurs qui sont différentes de zéro ($\pm V_{dc}/2$) et en supposant que la fréquence de l'onde porteuse est infinie.

On peut écrire la relation suivante entre les composantes utiles de tension et les signaux de référence :

$$\begin{bmatrix} v_A \\ v_B \\ v_C \end{bmatrix} = \frac{V_{dc}}{3} \begin{bmatrix} V_{aref} \\ V_{bref} \\ V_{cref} \end{bmatrix} \quad (I.50)$$

Les convertisseurs peuvent fonctionner à des fréquences de commutation de quelque kHz, beaucoup plus grandes que la fréquences des signaux de référence. On peut donc

considérer que la relation (I.5) est vraie aussi pour un convertisseur réel.[3]

En appliquant la transformation directe de Park(concordia) à la relation (I.5),on obtient :

$$\begin{bmatrix} v_d \\ v_q \end{bmatrix} = \frac{V_{dc}}{2} \begin{bmatrix} V_{dref} \\ V_{qref} \end{bmatrix} \quad (I.51)$$

Il est nécessaire de déterminer le courant circulant dans le condensateur du bus continu, pour déterminer l'évolution de la tension V_{dc} du bus continu. Ce courant introduit dans le bus continu. Ces courants peuvent être déterminés à partir du bilan de puissance aux deux extrémités du convertisseur. Pour le convertisseur de la figure (Figure I.10), on peut écrire :

$$V_{dc} \cdot i_{dc} = V_a \cdot i_a + V_b \cdot i_b + V_c \cdot i_c = \frac{V_{dc}}{2} (V_{aref} \cdot i_a + V_{bref} \cdot i_b + V_{cref} \cdot i_c) \quad (I.52)$$

Ou :

$$V_{dc} \cdot i_{dc} = V_d \cdot i_d + V_q \cdot i_q = \frac{V_{dc}}{2} (V_{dref} \cdot i_d + V_{qref} \cdot i_q) \quad (I.53)$$

On déduit facilement :

$$i_{dc} = \frac{1}{2} (V_{dref} \cdot i_d + V_{qref} \cdot i_q) \quad (I.54)$$

Le principe de fonctionnement de la PLL

La PLL (*en anglais Phase Locked Loop*) (*en français boucles à verrouillage de phase*) des circuit fréquemment utilisés dans la commande en électronique de puissance. Il s'agit comme leur nom l'indique d'un asservissement de phase permettant d'estimer avec précision la fréquence et l'amplitude du signal étudié.[44]

La PLL définit la fréquence ou l'angle de position proportionnelles à la tension de commande V_c .

I.6 Résultats de simulation avec régulateur PI classique

D'après le modèle de la figure (I.14), on obtient les résultats de simulation suivante :

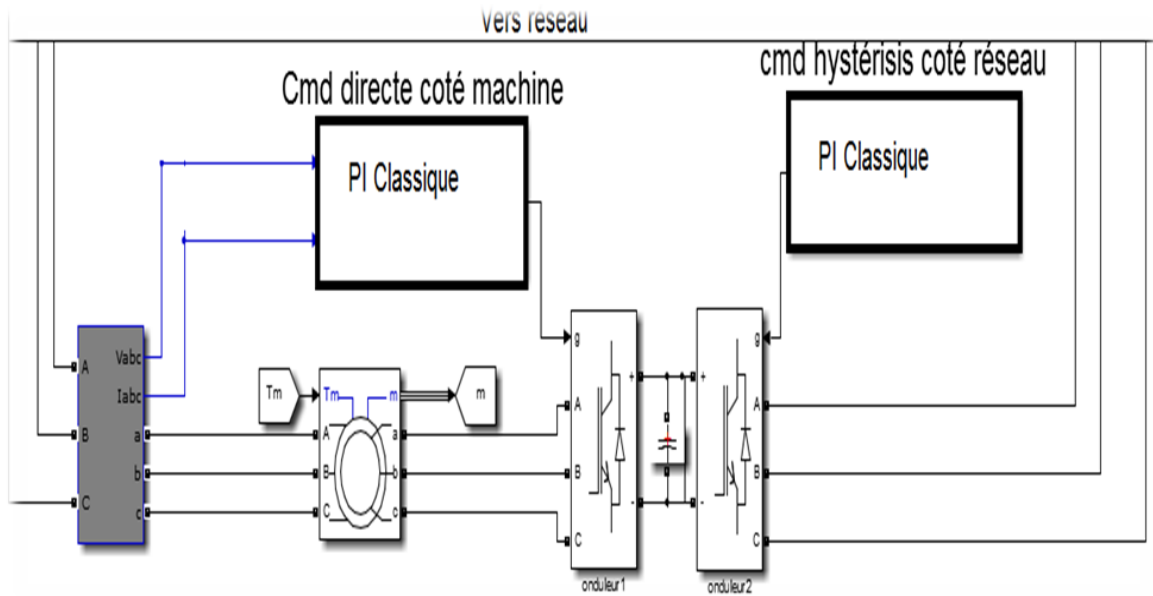
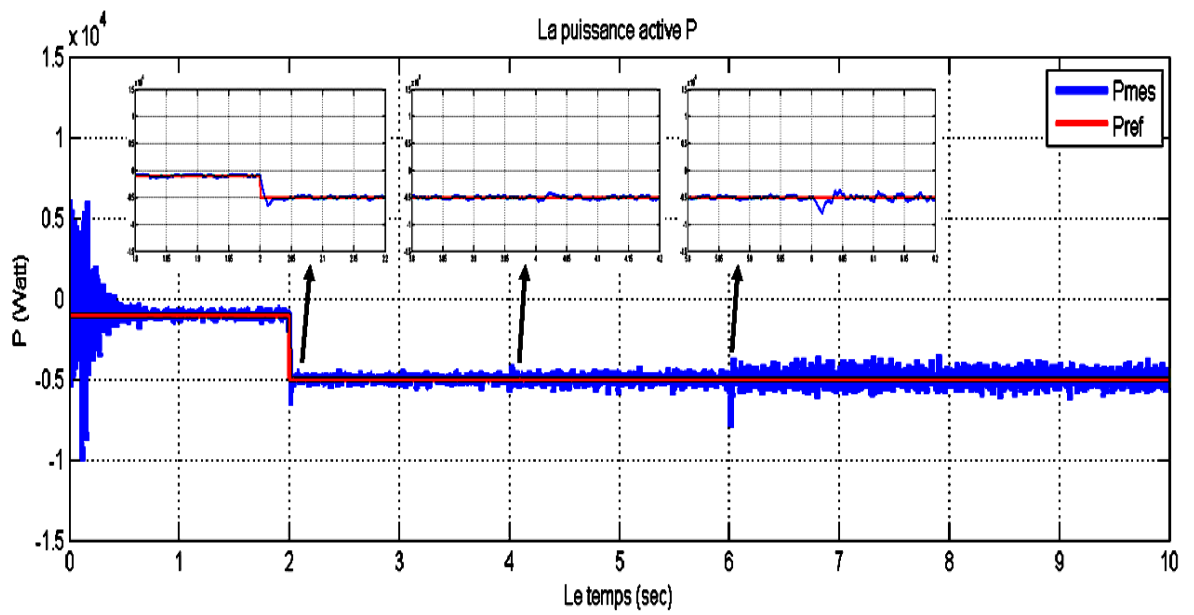
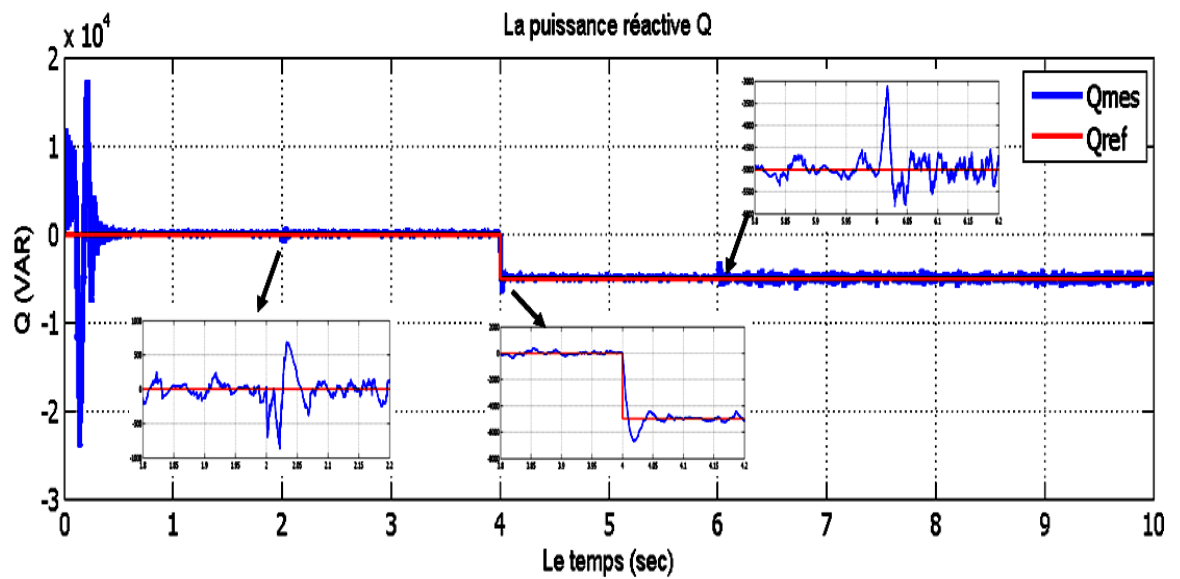


FIGURE I.14 – modèle de la simulation avec PI classique

FIGURE I.15 – La variation de la puissance active P FIGURE I.16 – La variation de la puissance réactive Q

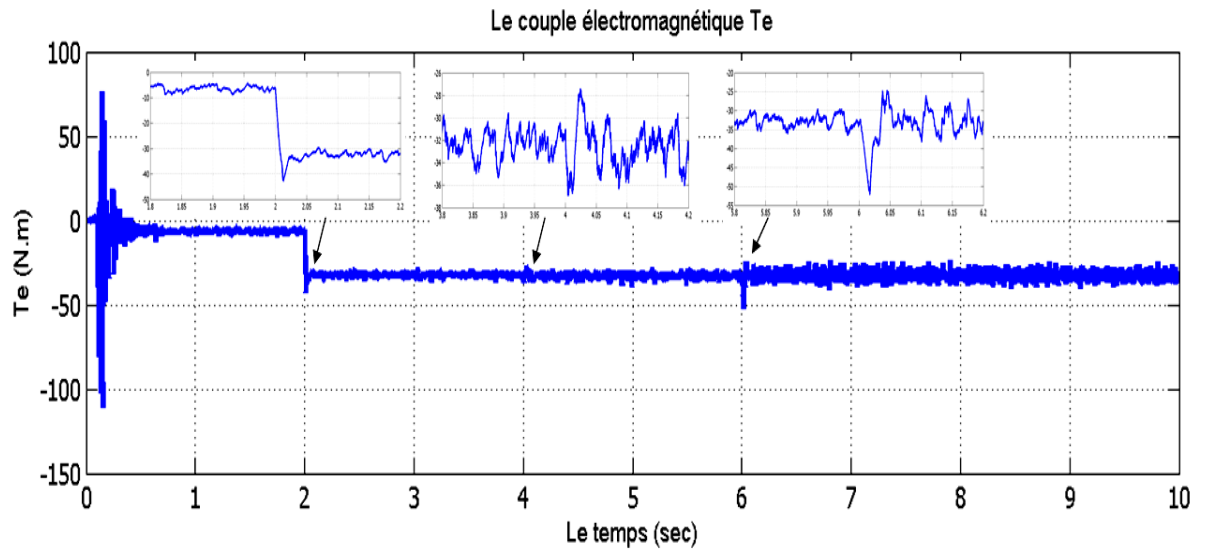


FIGURE I.17 – La variation du couple électromagnétique

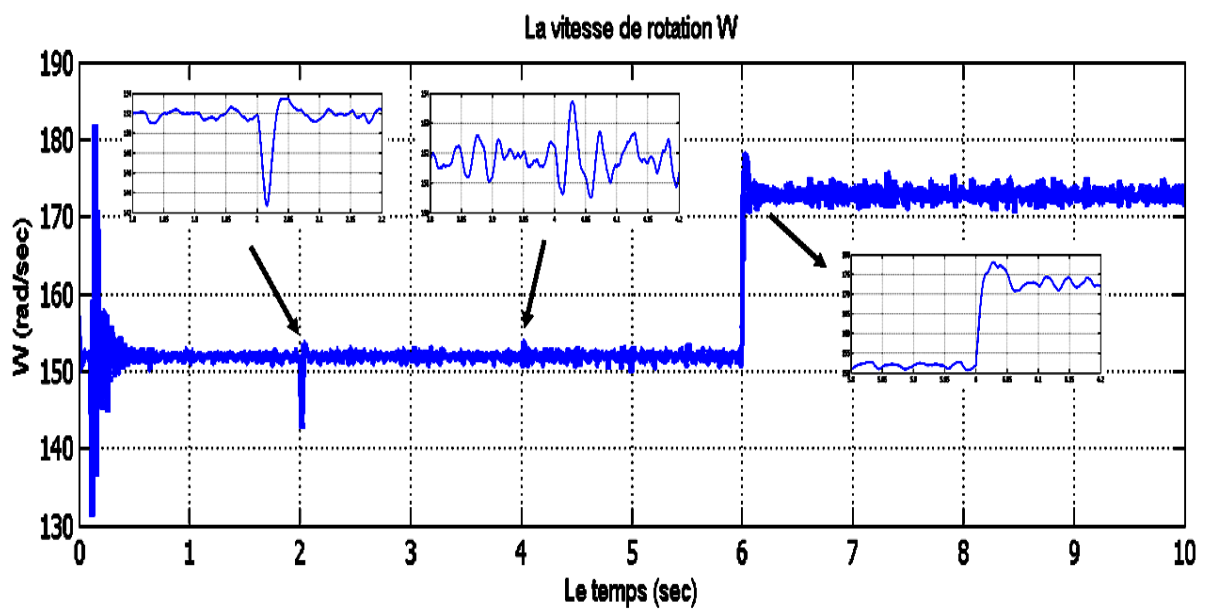
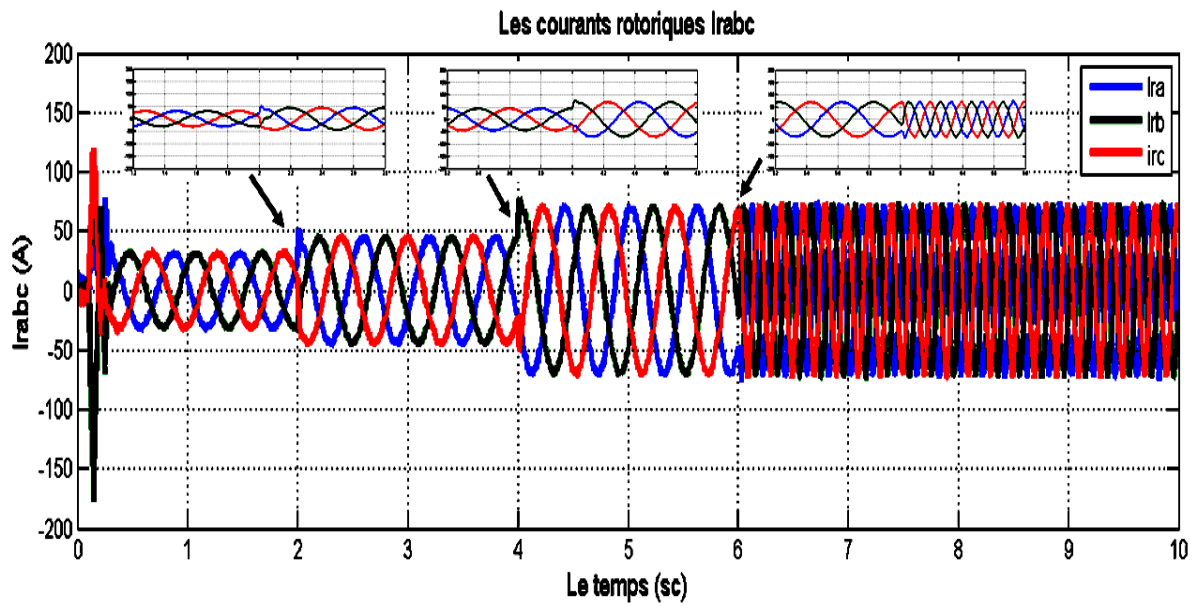


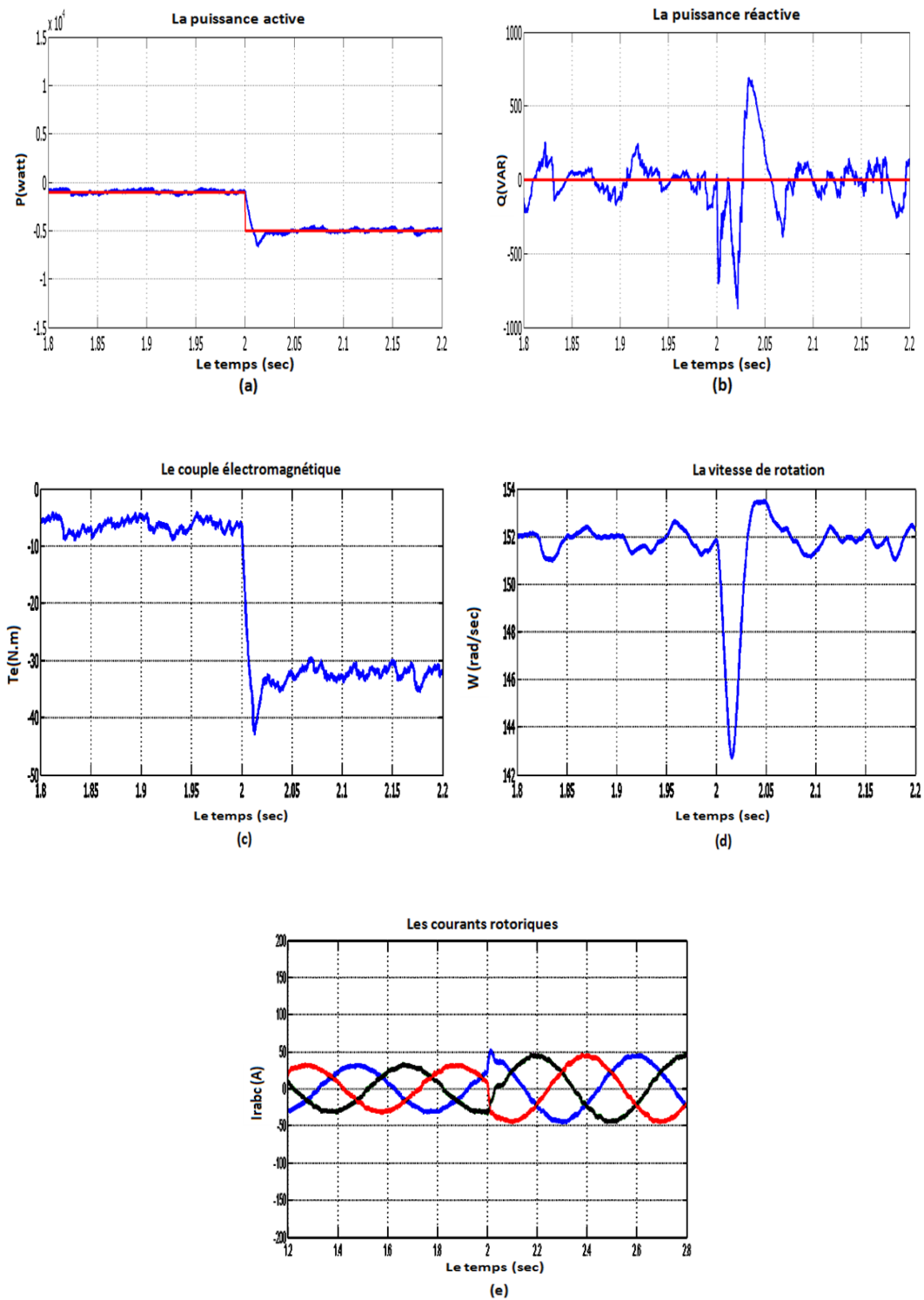
FIGURE I.18 – La variation de la vitesse de rotation

FIGURE I.19 – *LLa variation des courants rotoriques*

I.6.1 Interprétation des résultats

Les figures (I.15)(I.16)(I.17)(I.18)(I.19) sont les résultats de simulations des paramètres suivants :La puissance active et la puissance réactive; le couple électromagnétique; Les courants rotoriques et la vitesse de rotations.

On applique des échelon à 2s;4s et 6s respectivement à P,Q et W :

FIGURE I.20 – Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 2s$

La figure (a) est de la puissance active qui passe de -1000 à -6800 watt, il y a un dépassement de 37.5% à $t = 2s$, après $t = 2.1s$ elle se stabilise et suit la référence.

La figure (b) est de la puissance réactive qui influé d'après la puissance active avec un $Q_{max} = -900$ et $Q_{min} = -900$. Après un durée de $0.1s$ la puissance réactive se stabilise.

La figure (c), on remarque d'après cette figure que la puissance active influe sur le couple à $t=2s$, le couple atteint une valeur maximal de -5 N.m et une valeur minimal de -43 N.m et un dépassement de 39% puis un durée de $0.1s$ se stabilise et suit la référence.

La figure (d) : on a un $W_{max} = 153rad/sec$ et $W_{min} = 143rad/sec$ d'après l'influence de puissance active, et même chose par rapport le temps de stabilisation qui est $0.1s$

La figure (e) : Au démarrage de la machine et en régime transitoires le courants rotoriques prenant des valeurs important puis un $0.5s$ se stabilise, et a l'instante quand applique l'échelon a $t=2s$ on remarque une valeur max égale à $50A$ et une valeur min égale à -42 A.

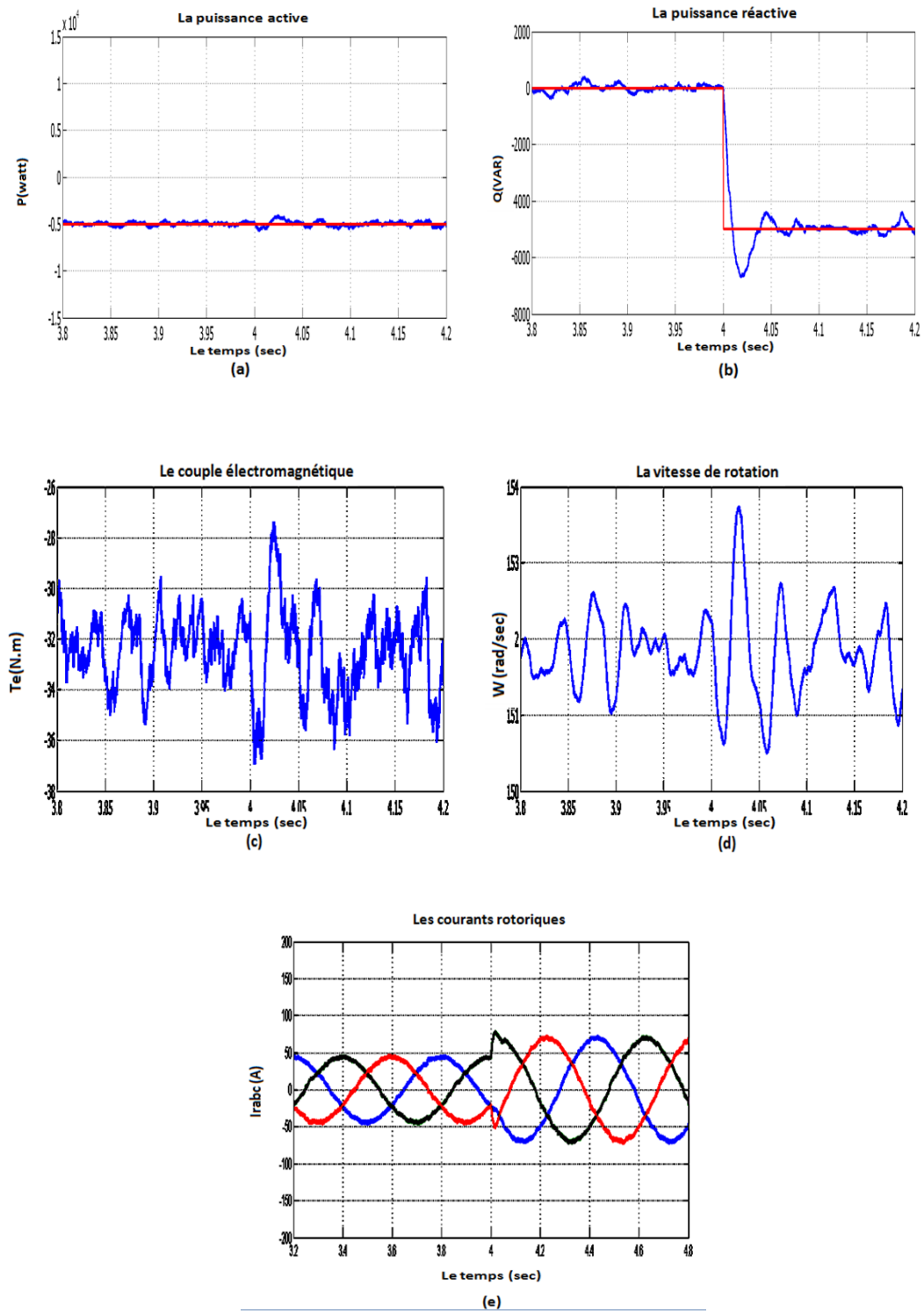


FIGURE I.21 – Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 4s$

La figure (a) : d'après l'application de l'échelon à $t = 4s$ on remarque une valeur min de -5700 Watt à une valeur max -4200 Watt. le signal se stabilise d'après et ressui la référence d'après un 0.05s.

La figure (b) : La puissance réactive atteint une valeur max de 0 VAR à une valeur min de -5000 VAR. On un dépassement de 26% a l'instant $t = 4s$ puis le système revient stable à l'instant $t = 4.05s$.

La figure (c) : on remarque que le couple électromagnétique n'a pas un grand changement à l'instant $t = 4s$ car on a une valeur max atteint le -27 N.m et une valeur min de -37 N.m par rapport la consigne qui a une valeur max de -30 N.m et une valeur min de -35 N.m.

La figure (d) : On remarque une petite variation au vitesse de rotation quand applique un échelon à $t = 4s$ qui atteint la valeur $153.5rad/sec$.

La figure (e) : On remarque une augmentation d'amplitude dans les courants rotoriques à $t = 4s$ qui devient 80 A au max et -50 au min et d'après le 0.05 les courant se stabilisent à une valeur max de 70 A et une valeur min de -70 A.

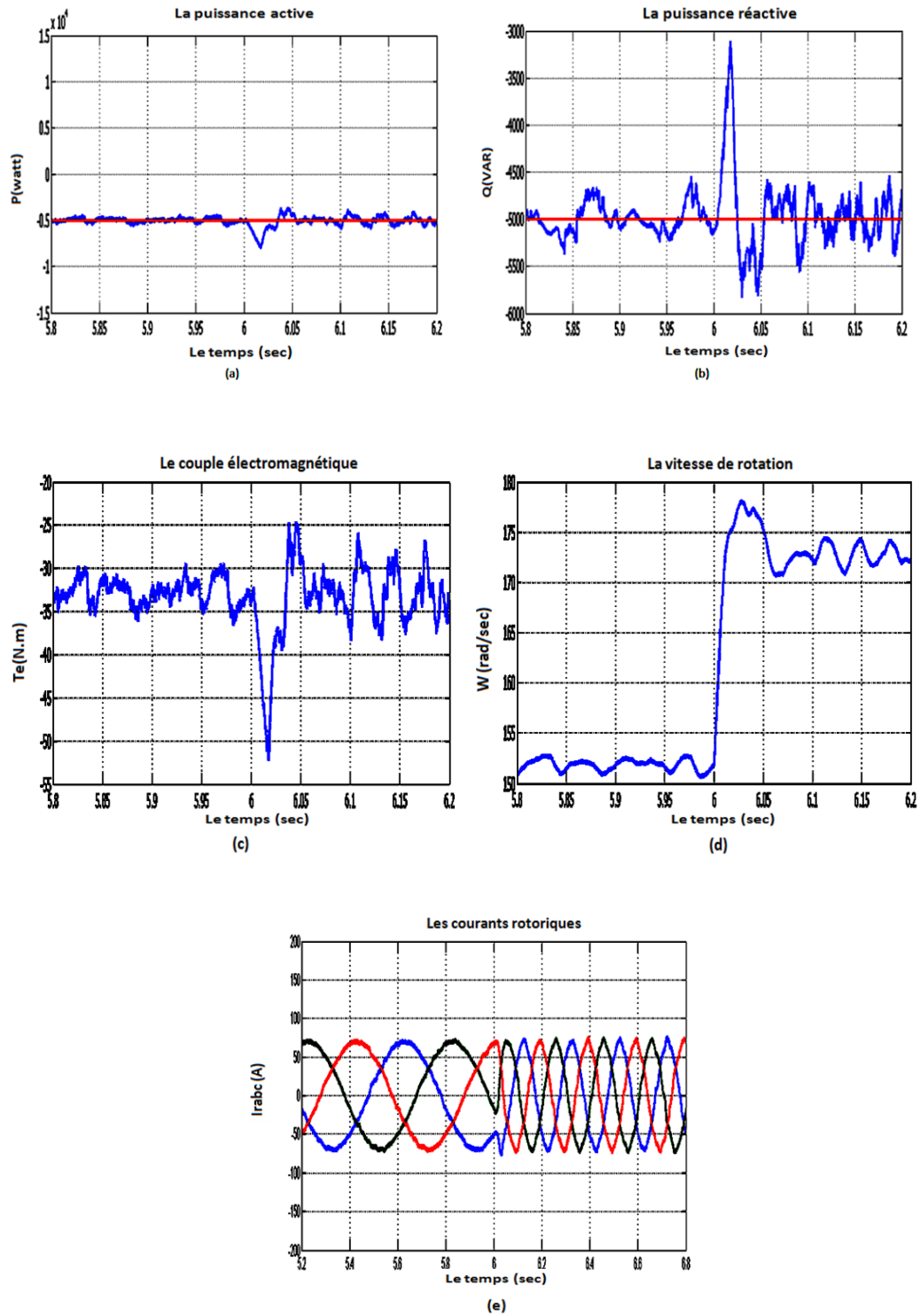


FIGURE I.22 – Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 6$ s

La figure (a) : on applique un échelon à la vitesse à $t = 6s$ on remarque une perturbation à cet instant dans la puissance active avec un dépassement de 56% et une valeur max de -4200 watt à une valeur min de -8000 watt puis un 0.1 s le système se stabilise à 5000 watt.

La figure (b) : la même chose par rapport la puissance réactive on a une valeur max de -310 et une valeur min de -580 avec un dépassement de 20%. le système suit la consigne d'après une durée de 0.05s.

La figure (c) : Le couple donne une valeur max de -34 N.m et une valeur min de -52 N.m à $t = 6s$ avec un dépassement de 56%.

La figure (d) : à $t = 6s$ on a une variation aux valeurs max et min de $177rad/sec$ et $150rad/sec$ avec un dépassement de 13%.

de 0s à 6s la machine fonctionne en mode hypo-synchrone avec ($\Omega_s = 1500tr/min$ soit $157 rad/sec$) c-à-d le glissement est positive. Quand applique l'échelon on remarque que la vitesse augment de $150rad/sec$ à $177rad/sec$ alors le mode devient hyper-synchrone et le glissement soit négative.

La figure (e) : après l'application de l'échelon on remarque une augmentation dans l'amplitude des courants rotoriques qui nous donne une valeur max de 68 A et une valeur min de -78 A, puis le système revient à la stabilité après l'instant 6s.

D'après les échelons qu'on a appliqué on observe que :

- L'échelon à $t = 2s$ appliqué dans la puissance active influé sur le couple électromagnétique.
- L'échelon à $t = 4s$ appliqué dans la puissance réactive influé sur les courants rotoriques.
- L'échelon à $t = 6s$ appliqué dans la vitesse de rotation de la machine influé sur le couple électromagnétique, les puissances actives et réactive, et les courants rotoriques que l'on observe la phénomène de Hypo/Hyper synchrone.

I.7 Conclusion

On fait l'étude de la MADA qui fonctionne en mode génératrice ou le rotor lié à un onduleur de tension MLI et un redresseur MLI avec un bus continu. Nous établissons la commande vectorielle directe avec référentiel tournant lié au flux statorique. L'avantage de cette commande est le réglage des puissances (PI classique) fournies indépendamment de l'alimentation et le fonctionnement dans une grande plage de vitesse.

Les résultats de simulation obtenus simplifient les caractéristiques de courant rotoriques (mode de fonctionnement), l'influence des puissances actives et réactives sur le couple électromagnétique et les courants rotoriques respectivement, et l'influence de vitesse sur tous les paramètres précédents.

Chapitre II

Chapitre2 : Régulation de vitesse par la logique floue

SOMMAIRE

II.1 INTRODUCTION	39
II.2 HISTORIQUE	39
II.3 INTÉRÊT ET UTILISATION DE LA LOGIQUE FLOUE	40
II.3.1 Intéret	40
II.3.2 Utilisation pour le contrôle	40
II.3.3 La capitalisation du savoir-faire	41
II.3.4 Domaines d'applications	41
II.4 PRINCIPE DE LA LOGIQUE FLOUE	41
II.5 THÉORIE DES ENSEMBLES FLOUE	43
II.5.1 Ensemble floue	43
II.5.2 Fonction d'appartenance	45
II.5.3 Opérateurs de la logique floue	49
II.6 CONCEPTION D'UN CONTRÔLEUR À LOGIQUE FLOUE	52
II.6.1 Stratégie de fuzzification	53
II.6.2 base de données	53
II.6.3 base de règles	54
II.6.4 Inférence	54
II.6.5 Stratégie de défuzzification	55
II.7 AVANTAGES ET INCONVÉNIENTS DE LA COMMANDE PAR LA LOGIQUE FLOUE	57
II.8 DÉVELOPPEMENT DU CONTRÔLEUR FLOU :	57
II.8.1 Description du contrôleur :	57
II.9 RÉSULTATS DE SIMULATIONS AVEC RÉGULATEUR PI FLOUE	59
II.9.1 Interprétations des résultats	62
II.10 CONCLUSION	68

II.1 Introduction

L'utilisation croissante de l'outil informatique et le développement des techniques de régulation dans le domaine industriel est devenu une réalité qui se manifeste car la fiabilité et la puissance du calculateur numérique offre la possibilité d'implantation de lois de commandes avec une grande flexibilité du fait qu'elle peut être modifiées par ds programmes.

La commande peut être perçue comme la gestion automatique d'un processus en fonction de consigne d'entrée par action sur une consigne de sortie. La commande floue traite elle aussi ce type de problème, mais avec des outils qui lui sont propres. Pour cela, la logique floue a connu un intérêt croissant de la part de la communauté scientifique au cours des dernières années.

La théorie des ensembles flous a un impact sur les techniques de classification automatique, et ont contribué à un certains renouvellement des approches existantes de l'aide à la décision[42].

La logique floue est une logique qui se substitue à la logique binaire, une logique fondée sur des variables pouvant prendre des valeurs intermédiaires (vrai) ou «faux» avec un certain degré. Ce qui caractérise le raisonnement humain qui est basé sur des données imprécises ou incomplètes. Bien que dans l'esprit de tout le monde le mot (flou) soit de connotation négative, il n'en est rien en réalité. *Venant à l'origine du mot (duvet) (en anglais (fuzzy), c'est-à-dire le duvet qui couvre le corps des poussins), le terme (fuzzy) signifie (indistinct, brouillé, mal défini ou mal focalisé), qui se traduit par (flou) en français [32].* Dans le monde universitaire et technologique, le mot (flou) est un terme technique représentant l'ambiguïté ou le caractère vague des intuitions humaines plutôt que la probabilité.

Donc, la commande floue sert à prendre une décision même si l'on ne peut pas estimer les entrées/sorties qu'à partir de prédicats vagues ou lorsque ses entrée/sorties sont entachées d'erreurs que l'on peut évaluer que grossièrement[41]

II.2 Historique

Apparition de la logique floue

Le terme d'ensemble flou apparaît pour la première fois en 1965 lorsque le professeur Lotfi A. Zadeh, de l'université de Berkeley aux USA, publie un article intitulé « Ensembles flous » (Fuzzy sets).

Parallèlement, certains chercheurs se sont penchés sur la résolution par logique floue de problèmes réputés difficiles Ainsi en 1975, le professeur Mamdani à Londres développe une stratégie pour le contrôle des procédés et présente les résultats très encourageants qu'il a obtenus sur la conduite d'un moteur à vapeur. En 1978, la société danoise F.L.Smidth réalise le contrôle d'un four à ciment. C'est là la première véritable application industrielle de la logique floue.

C'est au Japon, où la recherche n'est pas seulement théorique mais également très applicative, que la logique floue connaît son véritable essor. Dans l'industrie, le traitement des eaux, les métros, les systèmes de ventilation et de climatisation sont touchés. Enfin, des applications existent dans des domaines très différents tels que la finance ou le diagnostic médical.[30]

II.3 Intérêt et utilisation de la logique floue

II.3.1 Intérêt

- La connaissance de la situation quelconque de l'être humain :
 - * incertaine (peut être invalide),
 - * ou imprécise (mal exprimée).
- La résolution des problèmes complexes par l'être humain : La précision des données n'est pas toujours utile ; par exemple pour choisir un appartement, il pourra prendre en compte la surface, la proximité de commerces, la distance du lieu de travail, sans pour autant avoir besoin d'une valeur très précise de chacune de ces données.
- La précision du système dépend de sa complexité, plus il est complexe plus il est difficile de faire des affirmations précises sur son comportement, donc :
 - * Il est intéressant de modéliser le comportement d'un opérateur humain face au système pour modéliser le système ;
 - * a base des valeurs numériques précises, le fonctionnement doit être décrit par des qualificatifs globaux devinant l'état approché des variables.

II.3.2 Utilisation pour le contrôle

La logique floue appelé couramment « contrôle flou ». Permet de calculé dans la boucle de régulation la commande à appliquer à la façon suivante une ou plusieurs consignes et une ou plusieurs mesures effectuées sur celui-ci.

Il est intéressant de déterminer Les bases de règles floues car elles permettent :

- de prendre en compte la nature qualitative du système,
- de prendre en compte des variables que l'on sait difficilement intégrer dans la boucle,
- d'améliorer le fonctionnement de contrôleurs classiques, par :
 - * réglage des gains du contrôleur,
 - * évolution de la sortie en fonction d'événements.

II.3.3 La capitalisation du savoir-faire

Il faut qu'il existe un savoir-faire humain, pour que l'utilisation des règles floues puisse être envisagée.

- la logique floue permet de le mettre facilement en œuvre et le fonctionnement est facilement compréhensible par l'utilisateur.
- l'utilisation de règles floues est envisageable, à plus forte raison lorsque des imperfections entachent la connaissance du système, lorsque celui-ci est très complexe et que sa modélisation est difficile ou lorsque la façon de l'aborder passe par une vue globale de certains de ses aspects. Les règles floues ne se substituent pas aux méthodes classiques mais les complètent.

II.3.4 Domaines d'applications

Les systèmes flous ont été utilisés dans une large variété d'applications industrielles, gestionnaires et médicales. Parmi ses applications on peut citer [57][8] :

- Systèmes audio-visuels (appareils de photos autofocus, caméscope à stabilisateur d'images, Photocopieurs, ...);
- appareils électroménagers (lave-linge, aspirateurs, autocuiseurs, ...etc.);
- systèmes autonomes mobiles;
- systèmes de transport (train, métro, ascenseur, ...);
- systèmes de contrôle/commande dans la plupart des domaines industriels de production, transformation, traitement de produit et déchet;
- systèmes d'autoroute automatisés : direction automatique, freinage et contrôle de la manette des gaz pour les véhicules;
- robotique : Contrôle de la place et organisation de chemin.

II.4 Principe de la logique floue

Dans la théorie des ensembles conventionnels, une chose appartient ou n'appartient pas à un certain ensemble. Toutefois, dans la réalité, il est rare de rencontrer des éléments dont le statut est précisément défini. Par exemple, où est exactement la différence entre une personne grande et une autre de grandeur moyenne. C'est à partir de ce genre de constatation que Zadeh a développé sa théorie. Il a défini les ensembles flous comme étant des termes linguistiques du genre : zéro, grand, négatif, petit. Ces termes existent aussi dans les ensembles conventionnels. Cependant, ce qui différencie ces deux théories sur les ensembles provient des limites des ensembles.

Dans les ensembles flous, il est permis qu'une chose appartienne partiellement à un certain ensemble; ceci s'appelle le degré d'appartenance. Dans les ensembles conventionnels, le degré d'appartenance est 0 ou 1 alors que dans la théorie des ensembles flous, le degré d'appartenance peut varier entre 0 et 1

(On parle alors de fonction d'appartenance μ). Un exemple simple est la classification des personnes selon leur âge en trois ensembles : jeune, moyen et vieux.

La façon d'établir cette classification est présentée à la (Figure II.1) et la (Figure II.2) selon les deux logiques :

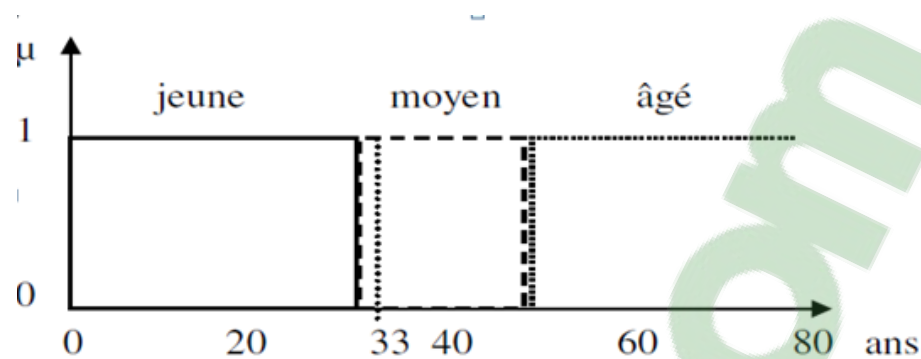


FIGURE II.1 – Classification des personnes selon leur âge par logique classique

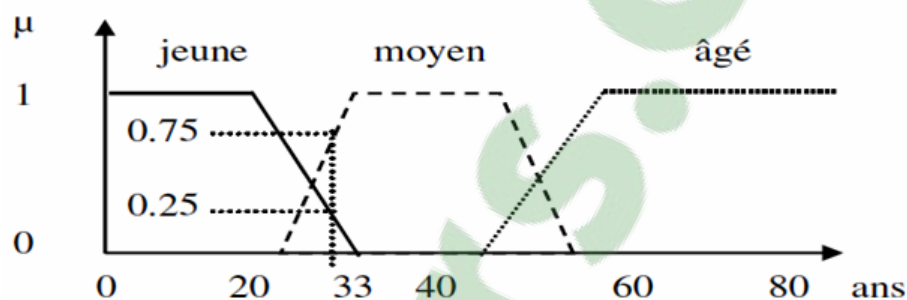


FIGURE II.2 – Classification des personnes selon leur âge par logique floue

La (Figure II.2) montre que les limites entre ces trois groupes ne varient pas soudainement (selon la (Figure II.1)), mais progressivement. Par exemple, une personne de 33 ans appartient à l'ensemble "jeune" avec une valeur $\mu = 0.25$ de la fonction d'appartenance et à l'ensemble "moyen" avec une valeur $\mu = 0.75$. Donc la (Figure II.2) donne le degré d'appartenance d'une personne, selon son âge, à un certain ensemble flou. Pour cette raison, ce type de figure s'appelle une fonction d'appartenance.

II.5 Théorie des ensembles floue

II.5.1 Ensemble floue

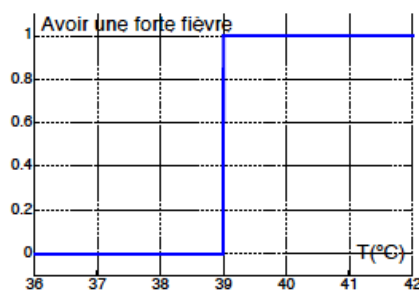
Soient U l'univers du discours et A un sous ensemble de U ¹.

Théorie classique des ensembles :

Si μ_A est la fonction d'appartenance caractéristique de l'ensemble A :

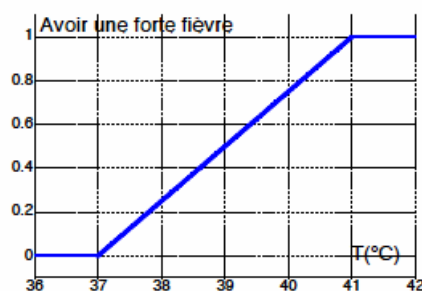
$$\forall x \in U \quad \begin{cases} \mu_A(x) = 0 & \text{si } x \text{ n'appartient pas à } U \\ \mu_A(x) = 1 & \text{si } x \text{ appartient à } U \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

1. <http://www.lri.fr/~antoine/Courses/AGRO/Cours-IA/>

FIGURE II.3 – *Théorie classique des ensembles*

Théorie des ensembles flous :

$$\forall x \in U \quad \mu_A(x) \in [0, 1] \quad (\text{II.2})$$

FIGURE II.4 – *Théorie des ensembles flous*

La théorie des ensembles c'est quand un élément appartient ou n'appartient pas à un ensemble. Les théories mathématiques c'est la base de la notion des ensembles. Cette notion essentielle ne permet cependant pas de rendre compte de situations pourtant simples et rencontrées fréquemment. Par exemple, il est facile de définir l'ensemble des pommes. Par contre, il sera plus délicat de définir l'ensemble des pommes mûres. On sait bien que la pomme mûrit progressivement... la notion de pomme mûre est donc progressive. C'est pour prendre en compte de telles situations qu'a été créée la notion d'ensemble flou.

La théorie des ensembles flous repose sur la notion d'appartenance partielle : chaque élément appartient partiellement ou graduellement aux ensembles flous qui ont été définis. Les contours de chaque ensemble flou (Figure II.5) ne sont pas « nets », mais « flous » ou « graduels ».

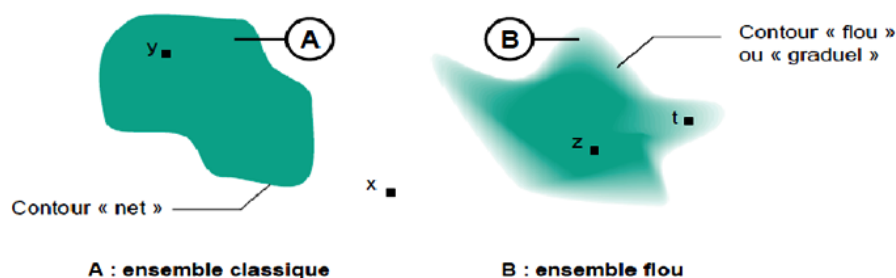


FIGURE II.5 – Comparaison d'un ensemble classique et d'un ensemble flou

II.5.2 Fonction d'appartenance

Un ensemble flou est défini par sa « fonction d'appartenance », qui correspond à la notion de « fonction caractéristique » en logique classique.[30]
Exemple :

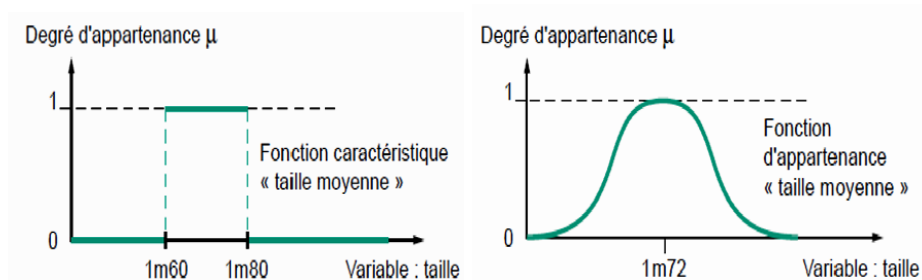


FIGURE II.6 – Exemple de Fonction caractéristique et Fonction d'appartenance.

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

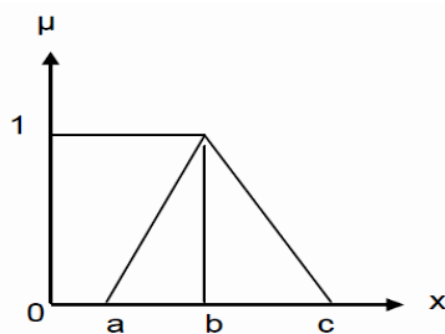
Dans la plupart des cas, en particulier pour le réglage par logique floue, ces deux formes sont suffisantes pour délimiter des ensembles flous. Cependant, la forme de cloche qui donne dans certains cas une meilleure représentation des ensembles flous.

II.5.2-a différentes formes des fonctions d'appartenance

La fonction d'appartenance μ comprise entre 0 et 1 est associée au sous ensemble $E1$ de $T(x)$ et à la variable x , dont l'ensemble des valeurs possibles est $T(x)$. Elle s'appelle aussi, degré d'appartenance ou coefficient d'appartenance ou degré de possibilité, qui est la possibilité que la variable u ait la qualité associée au sous ensemble $E1$. Elle est utilisée pour le traitement mathématique des variables linguistiques dans le but de traiter des déductions floues par ordinateur. Ils existent plusieurs formes de la fonction d'appartenance dont ces fonctions sont les suivantes :

a) fonction triangulaire

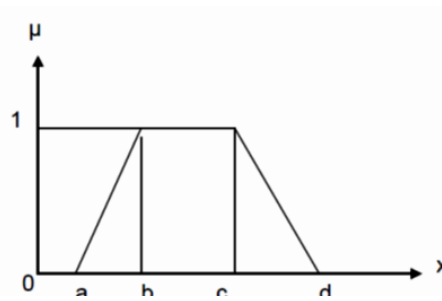
$$\mu(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & \text{si } a < x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & \text{si } b < x \leq c \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

FIGURE II.7 – *Forme triangulaire.*

- * La grande sensibilité de l'ensemble autour du sommet peut créer une instabilité au bruit, mais cela peut également être utilisé pour un système qui demande une grande précision en un point précis,
- * La variation du degré d'appartenance est proportionnelle à la variable linguistique, ce qui permet de faire de la fuzzification une opération linéaire.

b) fonction d'appartenance trapézoïdale

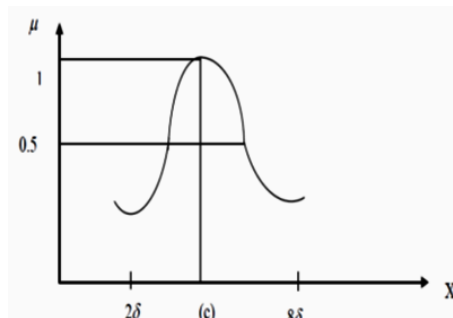
$$\mu(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & \text{si } a < x \leq b \\ 1 & \text{si } b < x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & \text{si } c < x \leq d \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

FIGURE II.8 – *Forme trapézoïdale.*

- * La sensibilité au bruit et le risque d'instabilité est contrôlé en réglant la largeur du sommet,
- * Les extrémités du sommet introduisent une discontinuité dans la fonction d'appartenance.

c) fonction d'appartenance gaussienne

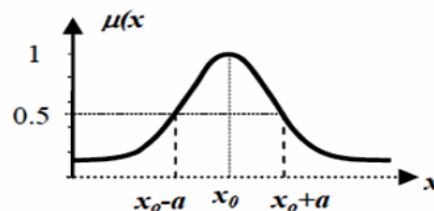
$$\mu(\mathbf{x}) = \exp \left[- \left(\frac{\mathbf{x} - \mathbf{m}}{\delta} \right)^2 \right] \quad -\infty < \mathbf{X} \leq +\infty \quad (\text{II.5})$$

FIGURE II.9 – *Forme gaussienne.*

d) La fonction en cloche.

Définie par deux paramètres, x_0 qui détermine la position du sommet ($\mu = 1$) et a qui impose la largeur du domaine, soit

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x - x_0}{a} \right)^2} \quad (\text{II.6})$$

FIGURE II.10 – *Forme cloche*

e) La fonction sigmoïde.

Définie par deux paramètres a , x_0 soit :

$$\mu = \frac{1}{1 + \exp(-a(x - x_0))} \quad (\text{II.7})$$

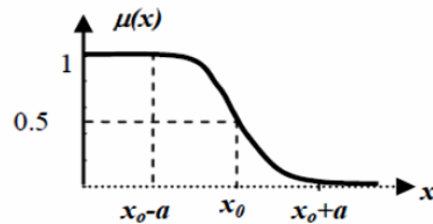


FIGURE II.11 – *Forme sigmoïde*

II.5.2-b variable linguistique

En réduisant les termes et variable linguistiques à leurs premières lettres, comme il est d'usage dans le but de simplifier les notations, ceci peut être traduit par trois fonctions d'appartenance de la variable linguistique considérée (x =taille), soit :

$$\mu_{\text{petit}}(x) = P \qquad \mu_{\text{moyen}}(x) = M \qquad \mu_{\text{grand}}(x) = G$$

La (Figure II.12) illustre les fonctions d'appartenance associées à ces trois sous-ensemble flous, c'est un exemple de la taille en mètre.

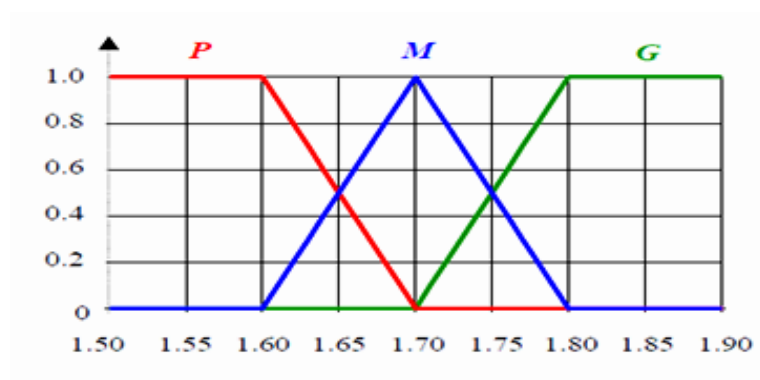


FIGURE II.12 – *Fonctions d'appartenance pour trois sous-ensembles flous*

Nous pourrions définir plus de trois variables linguistiques et sous-ensemble flous afin d'obtenir une subdivision plus fine de l'univers de discours est c'est le cas de notre mémoire ou on a travaillé avec 5 sous-ensemble.

II.5.2-c intervalles d'inférence

La (Figure II.13) montre deux exemples de fonctions d'appartenance pour cinq et sept sous-ensembles flous, avec les notations suivants :

TP :très patit

P :petit

MP :Moyen petit

M : Moyen

MG : Moyen Grand

G : Grand

TG : Très Grand

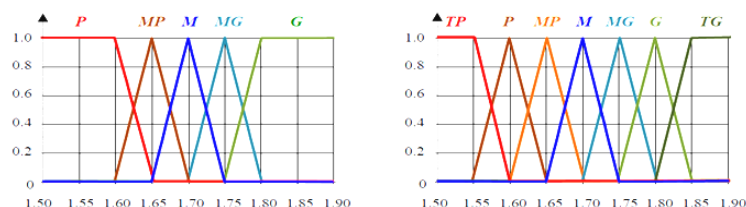


FIGURE II.13 – Fonctions d'appartenance pour cinq et sept sous-ensembles floue

Le choix du nombre des sous-ensembles flous, de la forme des fonctions d'appartenances, du recouvrement de ces fonctions et de leur répartition sur l'univers de discours n'est jamais évident. Il y a pourtant des facteurs qui sont plus important que d'autres.

Ainsi, la forme des fonctions d'appartenance n'a guère d'influence, d'où le choix courant des formes triangulaires et trapézoïdales, celles-ci étant relativement simples à mettre en œuvre.

Dans le cas du réglage par la logique floue, une subdivision en cinq ou sept sous-ensembles flous de l'univers de discours compliquera la formulation de l'expertise, sans pour autant améliorer le fonctionnement dynamique du système considéré.

Par contre on peut obtenir des comportements non linéaires assez différents en fonction de la manière dont les fonctions d'appartenances des ensembles flous sont disposées sur l'univers de discours. [20]

II.5.3 Opérateurs de la logique floue

Une fois les ensembles flous définis, des opérations mathématiques concernant ce type d'ensembles ont été développées. Les opérateurs mathématiques élaborés ressemblent beaucoup à ceux reliés à la théorie des ensembles conventionnels.

Les opérateurs de l'intersection, l'union, la complémentation et l'implication sont traduites, Par les opérations (ET, OU, NON et ALORS) respectivement .

soit A et B deux ensembles flous, dont les fonctions d'appartenance sont μ_a et μ_b respectivement, le tableau (II.1) résume quelques fonctions utilisées pour réaliser les différentes opérations et leur implications .[8]

Appellation	Implication floue
Zadeh	$Max \{min((\mu_A(x), \mu_B(y)), 1 - \mu_A(x))\}$
Mamdani	$Min((\mu_A(x), \mu_B(y)))$
Reichenbach	$1 - (\mu_A(x) + \mu_A(y) \cdot \mu_B(y))$
Willmott	$Max \{1 - \mu_A(x), min(\mu_A(x), \mu_B(y))\}$
Diénes	$Max(1 - \mu_A(x), \mu_B(y))$
Brown goldel	$\begin{cases} 1 & \text{Si } \mu_A(x) \leq \mu_B(y) \\ \mu_B(y) & \text{Sinon} \end{cases}$
Lukasiewicz	$Min(1, 1 - \mu_A(x) + \mu_B(y))$
larsen	$(\mu_A(x), \mu_B(y))$

TABLE II.1 – Implication floue.

- Opérateur ET (Intersection floue)

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

$$\mu_c(Z) = \mu_{aETb}(Z) = min(Z) = min(\mu_a(x), \mu_b(y)) \quad (\text{II.9})$$

Où μ_a , μ_b et μ_c , signifient respectivement le degré d'appartenance à l'ensemble a, b et c. On parle alors d'opérateur minimum. On peut facilement vérifier que l'opérateur minimum est commutatif et associatif. Exemple :

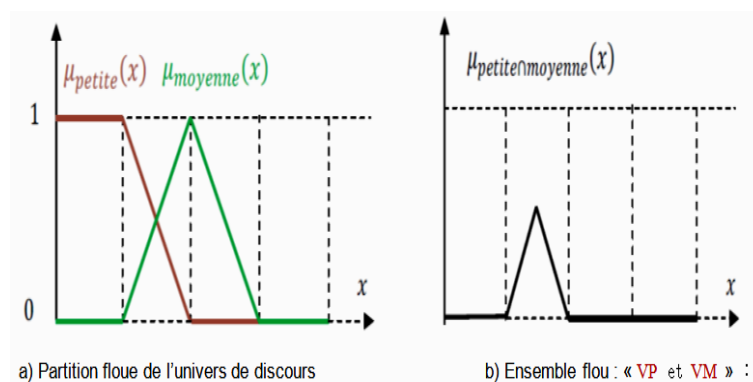


FIGURE II.14 – Intersection des sous-ensembles flous « petite » et « moyenne » pour la variable linguistique (vitesse).

- Opérateur OU (Union floue)

La réalisation de l'opérateur OU au niveau de la logique floue se fait en général par la formation du maximum, appliquée aux fonctions d'appartenance $\mu_a(x)$ et $\mu_b(x)$ des deux ensembles a et b. On a donc l'opérateur maximum.

$$\mu_c(Z) = \mu_{aOUb}(Z) = \max(\mu_a(x), \mu_b(y)) \tag{II.10}$$

Evidemment, l'opérateur maximum est aussi commutatif et associatif.

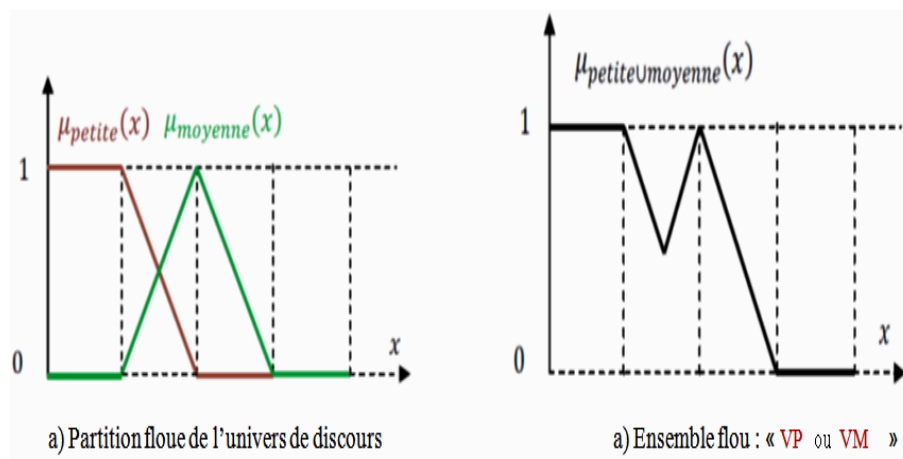


FIGURE II.15 – Union des sous-ensembles flous « petite » et « moyenne » pour la variable linguistique (vitesse).

- Opérateur NON (complémentation floue)

Comme l'illustre la figure ci-dessous, le sous-ensemble flou complémentaire du sous-ensemble E est un sous-ensemble de l'univers de discours UD défini par les éléments x de l'UD qui n'appartiennent pas au sous-ensemble flou E On peut exprimer ça par :

$$\mu_{\bar{E}}(x) = 1 - \mu_E(x) \quad \forall x \in UD \tag{II.11}$$

Le complément floue représente l'opération NON de la logique classique au sens flou.[8]

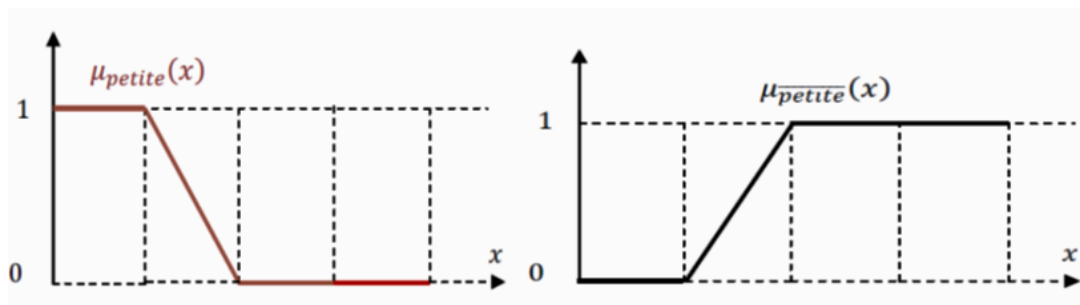


FIGURE II.16 – Complémentation du sous-ensemble flou «petite».

II.6 conception d'un contrôleur à logique floue

Quand le concept de la logique floue a été proposé, la première application étaient dans le domaine du contrôle des systèmes fait par des experts humains.

Le contrôle de ces systèmes fait apparaître deux types d'informations :

- Des informations numériques obtenues par les mesures des capteurs,
- des informations linguistiques obtenues par les experts humains.

La logique floue est une démarche de contrôle qui peut couvrir la stratégie du contrôle linguistique. Il est intégré dans la partie qui gère les données de commandes et de contrôle de la partie opérative du système, appelée contrôleur flou.

la structure d'une commande floue et sa configuration sont présentées à la (Figure II.17) et la (Figure II.18) :

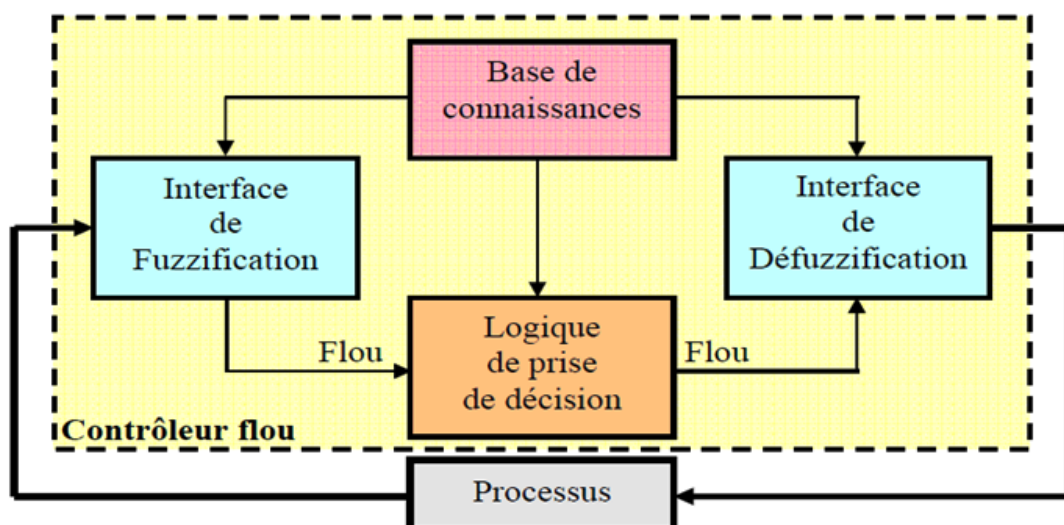


FIGURE II.17 – Structure d'une commande floue.

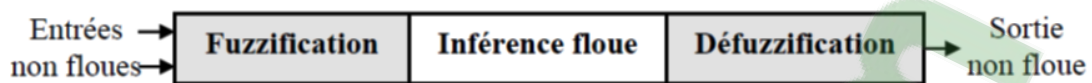


FIGURE II.18 – Configuration d'un contrôleur flou.

II.6.1 Stratégie de fuzzification

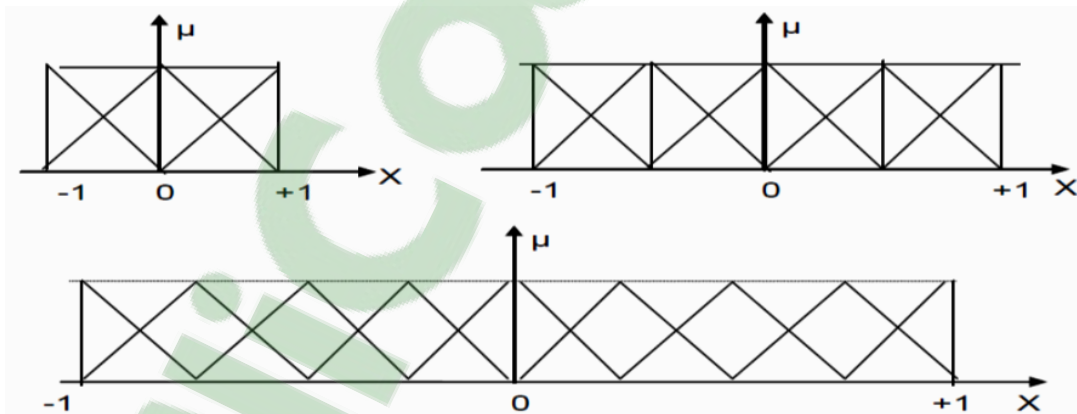
[?]

La fuzzification est fondée sur la théorie des ensembles flous et joue un rôle essentiel pour la manipulation des données dans un contrôleur flou.

Elle consiste à convertir les valeurs numériques à l'entrée du contrôleur en valeurs linguistique via des fonctions d'appartenances et ce, par une projection de ces valeurs dans l'univers de discours U en utilisant un facteur d'échelle K_e . On peut dire que la stratégie de fuzzification est un choix de l'univers de discours et des fonctions d'appartenance.

Univers de discours : l'univers de discours représente l'intervalle de variation des grandeurs d'entrée du contrôleur flou après une normalisation par un facteur d'échelle.

Facteur d'échelle : est le moyen de normalisation des grandeurs physiques dans une intervalle de $[-1 +1]$. Le facteur d'échelle doit être choisi sur la base de l'étude du système de sortie à condition que lors de petits phénomènes transitoire, le domaine admissible pour les grandeurs normalisées ne doivent pas être dépassés.

FIGURE II.19 – Univers de discours normalisé dans l'intervalle $[-1 +1]$ avec une partition de 3, 5, et 7 ensembles flous

II.6.2 base de données

Normalisation : le consiste à normaliser l'univers de discours U dans un intervalle bien déterminer.

Partition floue de l'espace d'entrée et de sortie : C'est la division de l'univers de discours en plusieurs ensembles flous.

II.6.3 base de règles

Il existe quatre possibilités pour l'exploitation de la base de règles. La première est basée sur l'expertise humaine, la deuxième est fondée sur les actions de contrôle fournies par un opérateur, la troisième est l'utilisation du modèle flou du processus, la quatrième est basée sur un algorithme d'apprentissage pour l'élaboration des règles.

II.6.4 Inférence

Il existe deux types d'inférence :

Inférence à une seule règle : c'est la comparaison de plusieurs concurrents dans une même situation et le résultat c'est le choix de l'optimum, ce type d'inférence n'est pas utilisé pour le contrôle flou.

Inférence à plusieurs règles : dans ce type d'inférence, la prise de décision pour une ou plusieurs variables est différente pour chacun des variables, c'est l'inférence qui est utilisée dans les problèmes de réglage et de commande par logique floue. Les variables sont, soit des variables déterministes, ou des variables floues. L'exemple de réglage de la température d'un locale est cité pour bien cerner ce type d'inférence.

La règle est la variation de la position de la valve ainsi l'objet de réglage c'est de minimiser l'écart. Pour se faire, les étapes suivantes dites règle d'inférences sont appliquées

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Si } e > 0 \text{ alors } \Delta U > 0 \text{ ou} \\ \text{Si } e < 0 \text{ alors } \Delta U < 0 \text{ ou} \\ \text{Si } e = 0 \text{ alors } \Delta U = 0 \end{array} \right. \quad (\text{II.12})$$

Avec " ΔU " une variable floue " e " variable linguistique. Les décisions de la sortie " ΔU " sont données par l'expérience humaine, les règles d'inférence peuvent être représentées par la (Figure II.20).

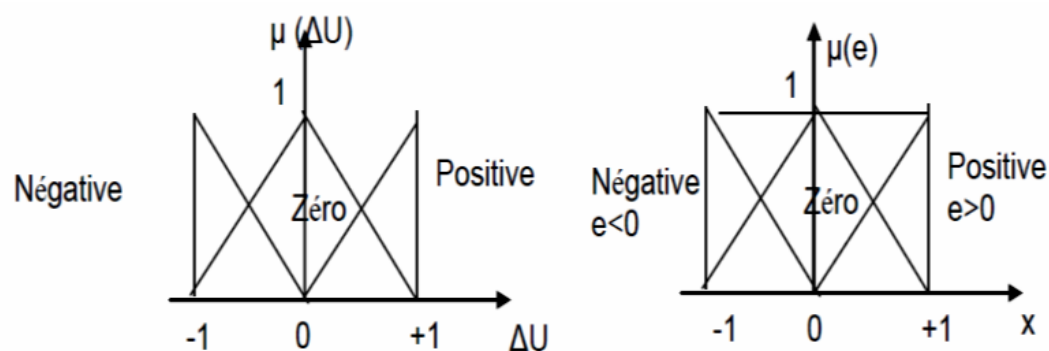


FIGURE II.20 – Exemple d'inférence à plusieurs règles

Exemple d'une matrice d'inférence (Annexe B) :

$\Delta e/e$	N	Z	P
N	N	N	Z
Z	N	Z	P
P	Z	P	P

$\Delta e/e$	GN	N	Z	P	GP
GN	GN	GN	N	N	Z
N	GN	N	N	Z	P
Z	N	N	Z	P	P
P	N	Z	P	P	GP
GP	Z	P	P	GP	GP

FIGURE II.21 – Matrice d'inférence de 3 et 5 ensembles flous

II.6.5 Stratégie de défuzzification

- * Méthode du maximum ;
- * méthode du centre de gravité ;
- * méthode des hauteurs pondérées.

- A. **Méthode du maximum** Comme son nom l'indique, la commande en sortie est égale à la commande ayant la fonction d'appartenance maximale. La méthode du maximum simple, rapide et facile mais elle introduit des ambiguïtés et une discontinuité de la sortie (parfois on trouve deux valeurs maximales).
- B. **Méthode moyenne des maximums (MM)** Elle considère, comme valeur de sortie, la moyenne de toutes les valeurs pour lesquelles la fonction d'appartenance issue de l'inférence est maximale. C'est la moyenne des valeurs de sorties les plus vraisemblables.

$$Sortie = \frac{\int y \cdot dy}{\int dy} \quad (II.13)$$

ou

$$S = (y_0 \in U / \mu(y_0) = SUP(\mu(y)) \quad y \in U)$$

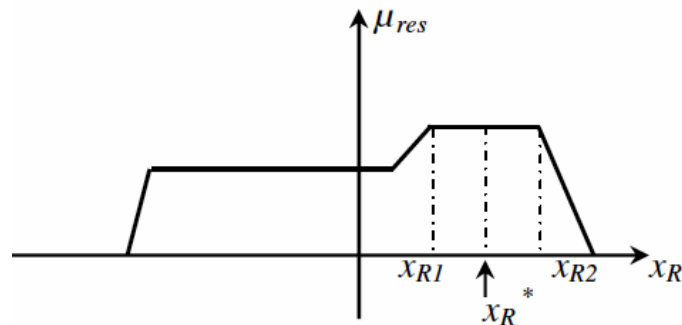


FIGURE II.22 – Méthode moyenne des maximums

- C. **méthode du centre de gravité** Cette méthode est la plus utilisée dans les contrôleurs flous. Elle génère l'abscisse du centre de gravité de l'espace flou comme commande de sortie, l'abscisse de centre de gravité " Δ_{un} ". C'est l'abscisse du centre de gravité de la surface sous la courbe résultat.

$$Sortie = \frac{\int y \cdot \mu(y) \cdot dy}{\int \mu(y) \cdot dy} \quad (II.14)$$

avec :

U : Univers du discours ;

n : toutes les valeurs de sorties considérées.

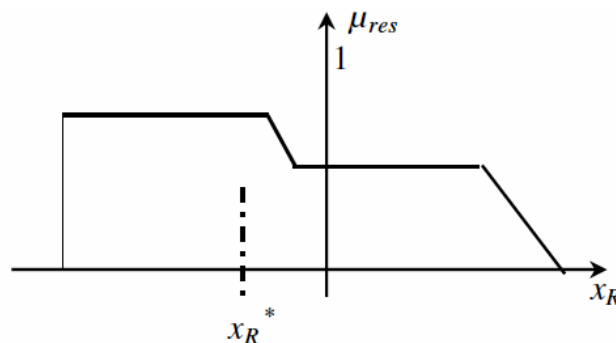


FIGURE II.23 – méthode du centre de gravité

Nous nous sommes intéressés à cette dernière méthode à cause de sa simplicité de calculs et sa sortie unique.

- D. **méthode des hauteurs pondérées** Cette méthode consiste à calculer la sortie du contrôleur en utilisant les centres de gravité Z^* de chacun des ensembles C_i

$$U = \frac{\sum_{i=1}^m \mu_{C_i}(Z_i) * (Z_i)}{\sum_{i=1}^n \mu_{C_i}(Z_i)} \quad (II.15)$$

Où m est le nombre d'ensembles flous associés à la variable de sortie U .

II.7 Avantages et inconvénients de la commande par la logique floue

La commande par logique floue réunit un certain nombre d'avantages et de désavantages.

Les avantages essentiels sont :

- La non nécessité d'une modélisation mathématique rigoureuse du processus ;
- la possibilité d'implanter des connaissances (linguistiques) de l'opérateur de processus ;
- la maîtrise du procédé avec un comportement complexe (fortement non-linéaire et difficile à modéliser) ;
- la réduction du temps de développement et de maintenance ;
- la simplicité de définition et de conception.

Par contre, les inconvénients sont :

- Le manque de directives précises pour la conception d'un réglage (choix des grandeurs à mesurer, détermination de la fuzzification, des inférences et de la défuzzification).

II.8 Développement du contrôleur flou :

II.8.1 Description du contrôleur :

Cette partie est consacrée à l'application de la logique floue à la commande de vitesse de la machine asynchrone à double alimentation. Il s'agit d'une poursuite d'un profil de vitesse d'une non-linéarité forte, ce qui nous oblige à la commander à l'aide d'un régulateur non-linéaire tel que le régulateur à logique floue (RLF) afin d'obtenir un système de commande de haute performance.[8] Le contrôleur développe utilise le schéma propose par Mamdani. Ce schéma est représenté par la (Figure II.24)il est composé :

- Des facteurs de normalisation associant à l'erreur " e ", a sa variation " Δe " et a la variation de la commande " Δu " ;
- d'un bloc de fuzzification de l'erreur et sa variation ;
- des règles de contrôle flou ;
- d'un bloc de defuzzification utilise pour convertir la variation de commande floue en valeur numérique ;
- d'un intégrateur.

Cette configuration, analogue à celle d'un PI conventionnel, est souvent qualifiée de PI flou.

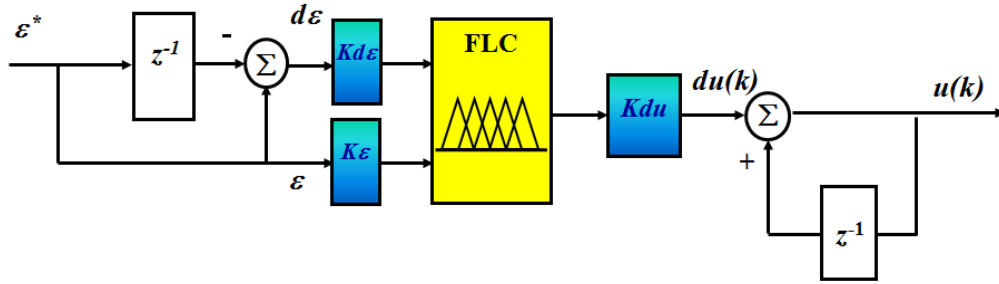


FIGURE II.24 – schéma d'un PI floue

Avec :

e : L'erreur, elle est définie par :

$$e(k) = \Omega_{eref}(k) - \Omega_e(k) \quad (\text{II.16})$$

de : la variation de l'erreur :

$$de(k) = e(k) - e(k-1) \quad (\text{II.17})$$

du : l'incrément de la commande à la sortie du régulateur :

$$V_{rd}^r(k) = V_{rd}^r(k-1) + du(k) \quad (\text{II.18})$$

K_e K_{de} K_{du} : des gains associés à e et de et du respectivement. On les appelle "facteurs d'échelle", ils permettent de changer la sensibilité du régulateur flou sans en changer la structure.

Les règles d'inférence permettent de déterminer le comportement du contrôleur flou qui doit donc inclure des étapes intermédiaires qui lui permettent de passer des grandeurs réelles vers les grandeurs floues et vice versa ; ce sont les étapes de fuzzification et de défuzzification[3],[20],[8].

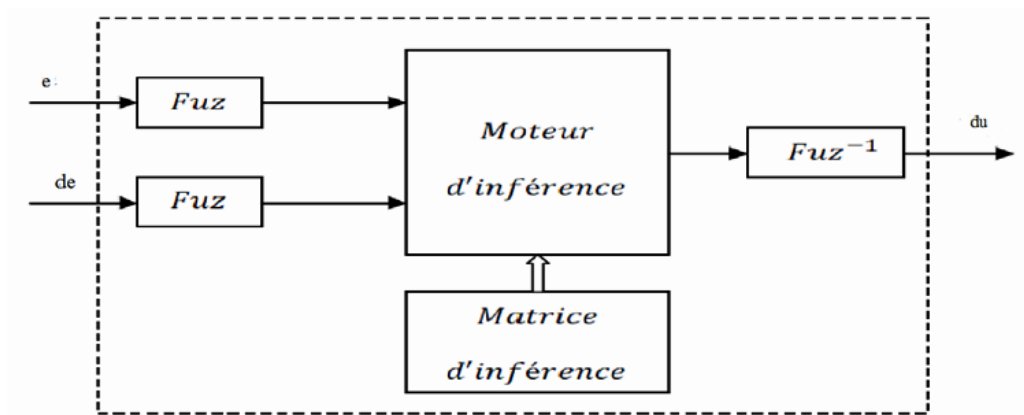


FIGURE II.25 – Illustration des étapes internes de la régulation floue.

II.9 Résultats de simulations avec régulateur PI flou

La stratégie de commande dépend essentiellement des inférences adoptées, car elle indique comment le régulateur doit réagir aux différentes situations de fonctionnement.

Le régulateur PI est remplacé par un régulateur flou, comme illustre la figure(II.26) ci-dessous :

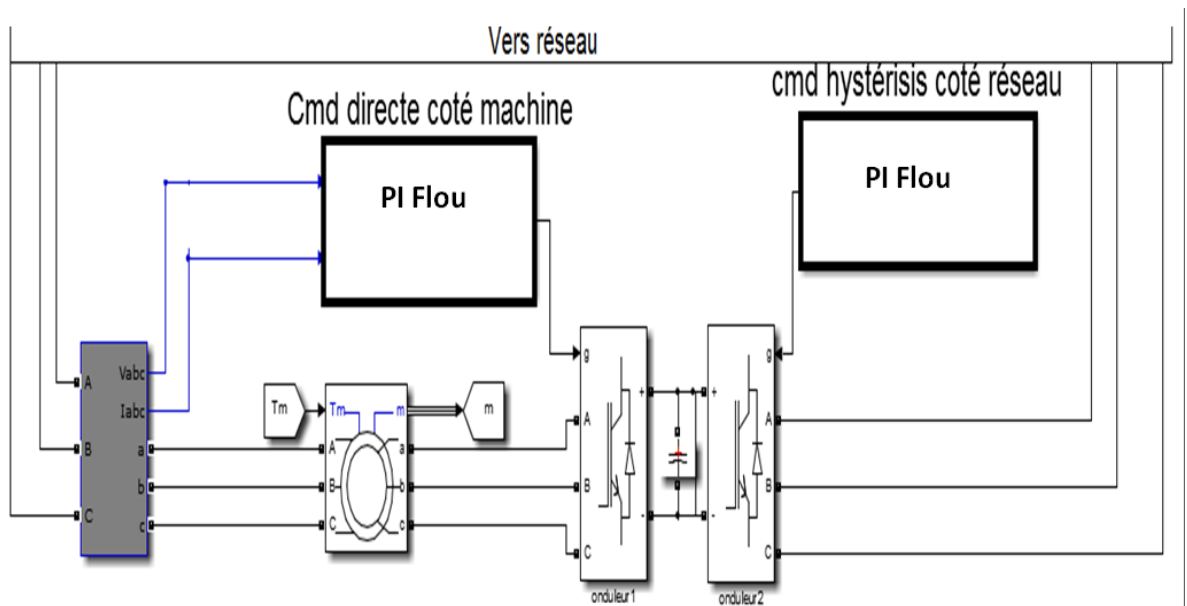


FIGURE II.26 – Modèle de la simulation avec PI-Flou

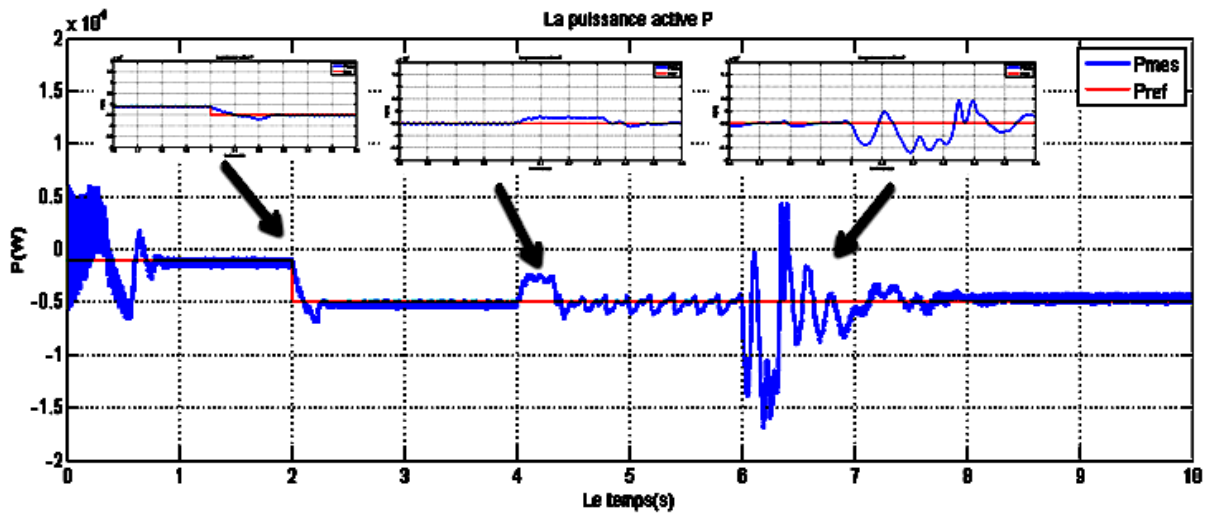


FIGURE II.27 – La variation de la puissance active P

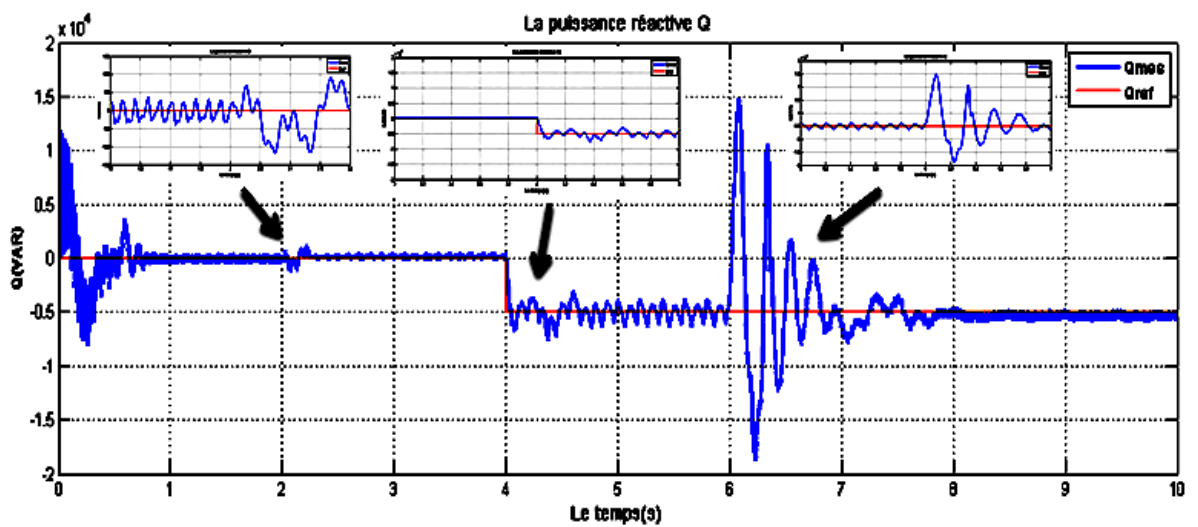


FIGURE II.28 – La variation de la puissance réactive Q

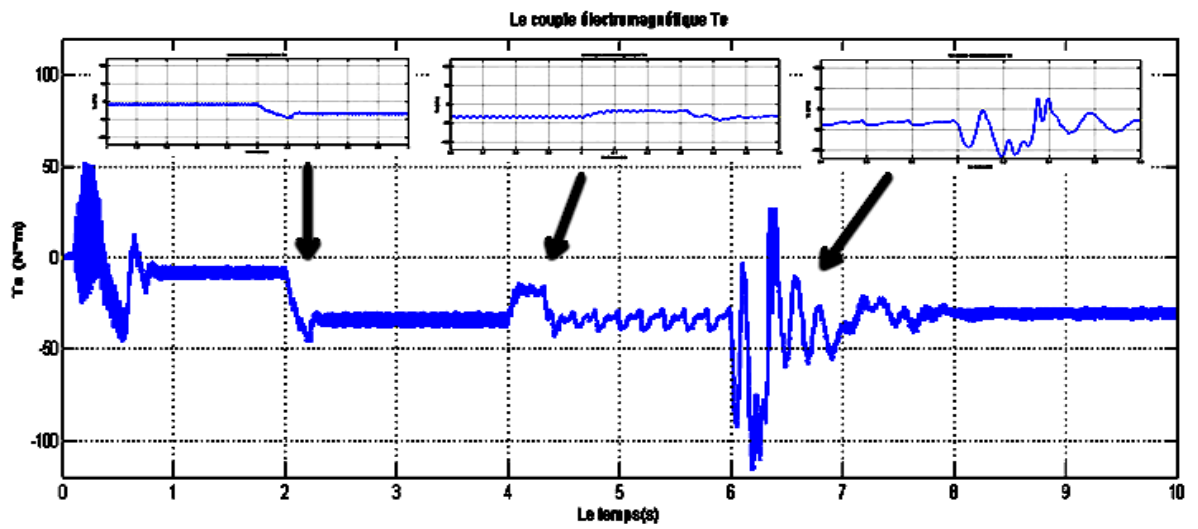


FIGURE II.29 – La variation du couple électromagnétique T_e

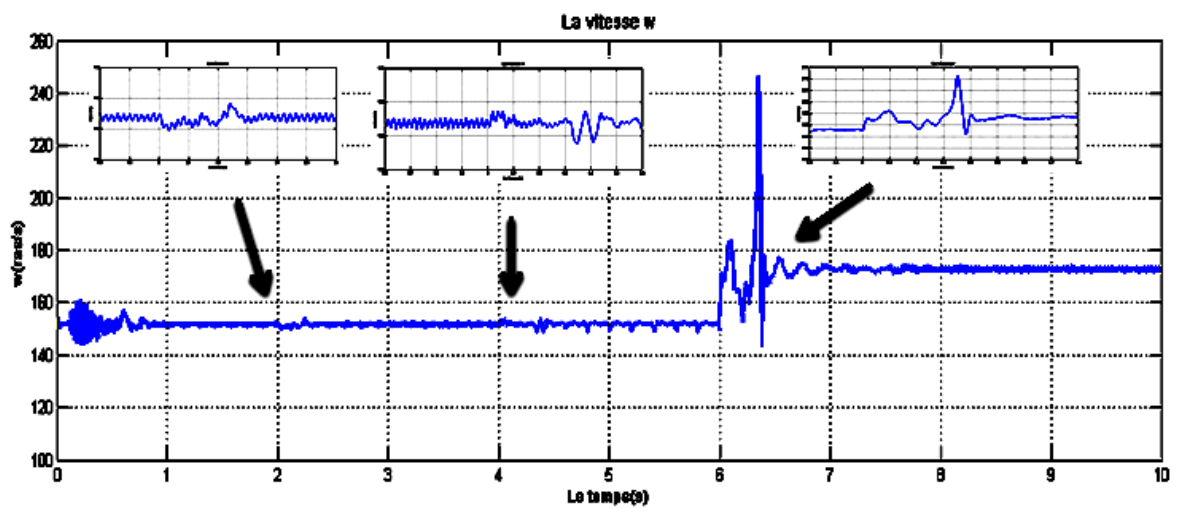
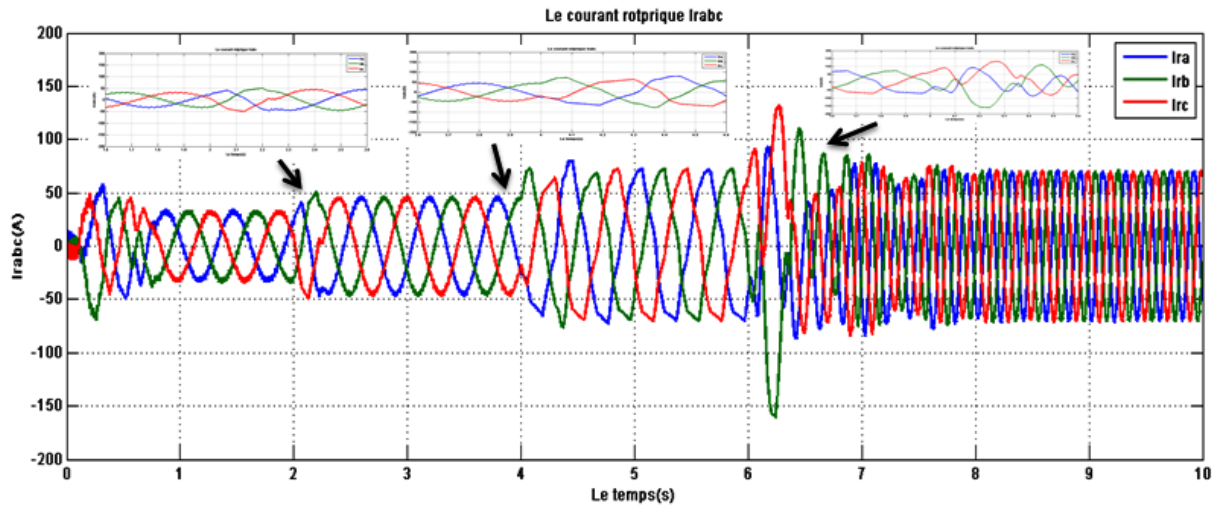


FIGURE II.30 – La vitesse de rotation w

FIGURE II.31 – La variation des courant rotorique(I_{rbc})

II.9.1 Interprétations des résultats

A travers la figure III.30, nous observons que les composantes directe et en quadrature des courants rotoriques suivent leurs valeurs de références, au vu de ces résultats, une meilleure poursuite de régulateur flou. Pour une application d'un échelon de puissance active à $t = 2s$, on remarque bien l'impacte sur la puissance réactive et le couple .même remarque pour la puissance réactive qui influe sur la puissance active et même le courant rotorique qu'on lui impose l'échelon à $t = 4s$ et la vitesse à $t = 6s$ influe sur tous les paramètres .

Pour voir bien l'évolution des paramètres sur la commande on met un zoom sur chaque variation de temps ($t = 2s, t = 4s$ et $t = 6s$)

avec (a) :La puissance active P.

(b) :La puissance réactive Q.

(c) :Le couple électromagnétique T_e .

(d) :La vitesse de rotation W .

(e) :le courant rotorique I_r

a $t = 2s$

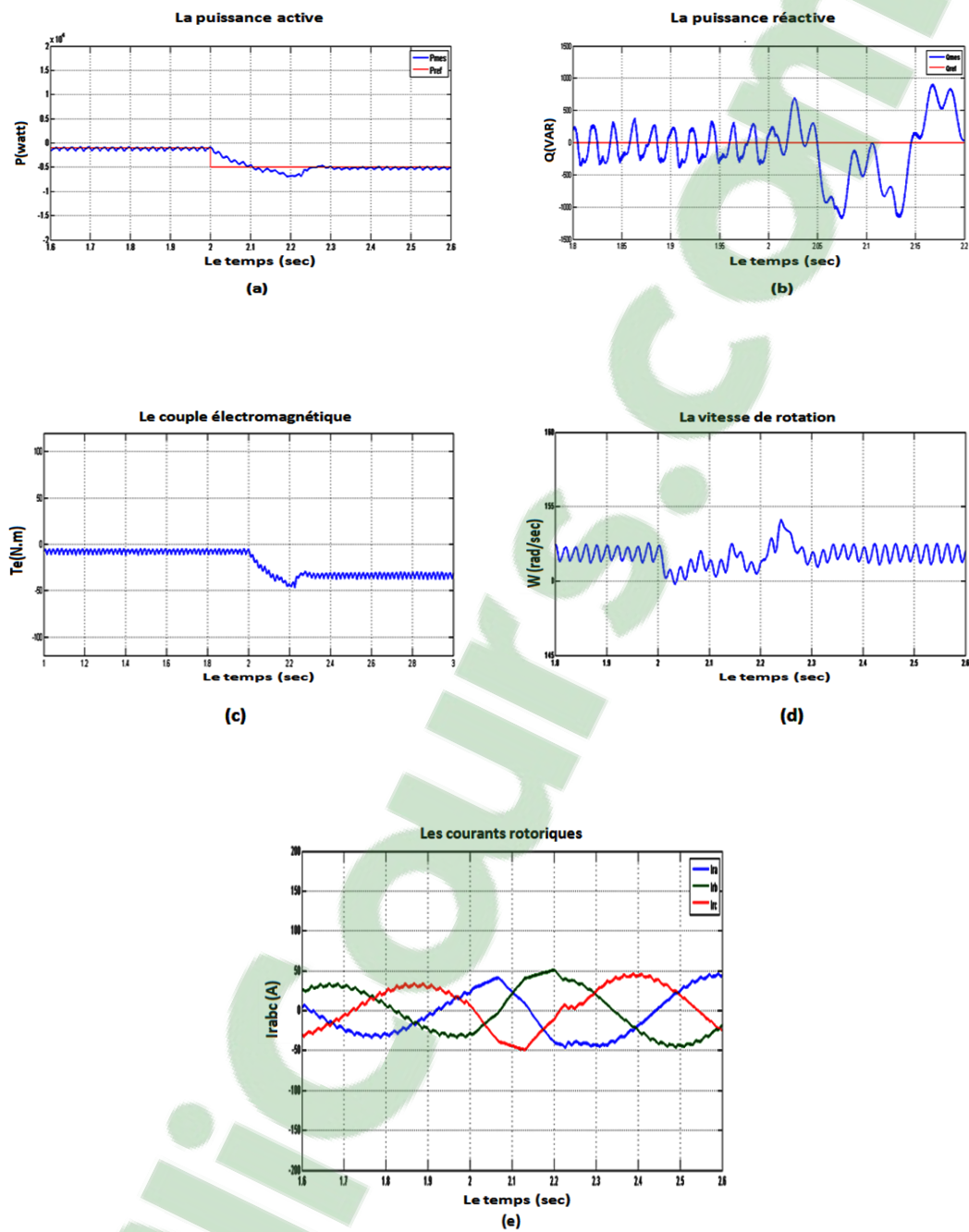


FIGURE II.32 – Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 2s$

–Figure (a) :La puissance active passe de -7000 à -200 Watt,il y'a un dépassement de 50% de la puissance active a l'application de l'échelon à $t = 2s$ après le temps $t = 2.3s$ elle se stabilise autour de la référence.

–Figure (b) :La puissance réactive présente un régime transitoire à $t = 2.1s$ atteignant un maximum de 200 VAR et un minimum de -300 VAR. ce régime est provoqué par la variation de la puissance active.

–Figure (c) :on remarque que le couple est influé par la puissance active, le couple atteint une valeur maximal de $-5N.m$ et une valeur minimal de $-47N * m$ et un dépassement de 14% puis un durée de 0.3s se stabilise et suit la référence.

–Figure (d) :l'application de la puissance active à $t = 2s$ provoque une forte variation de la vitesse de rotation avec $W_{max} = 154rad/s$ et $W_{min} = 150.9rad/s$

–Figure (e) : Au démarrage de la machine et en régime transitoires le courants rotoriques prenant des valeurs important puis un 0.5s se stabilise, et a l'instante quand applique l'échelon a $t = 2s$ on remarque une valeur max égale à 53A et une valeur min égale à $-50A$.

à $t = 4s$

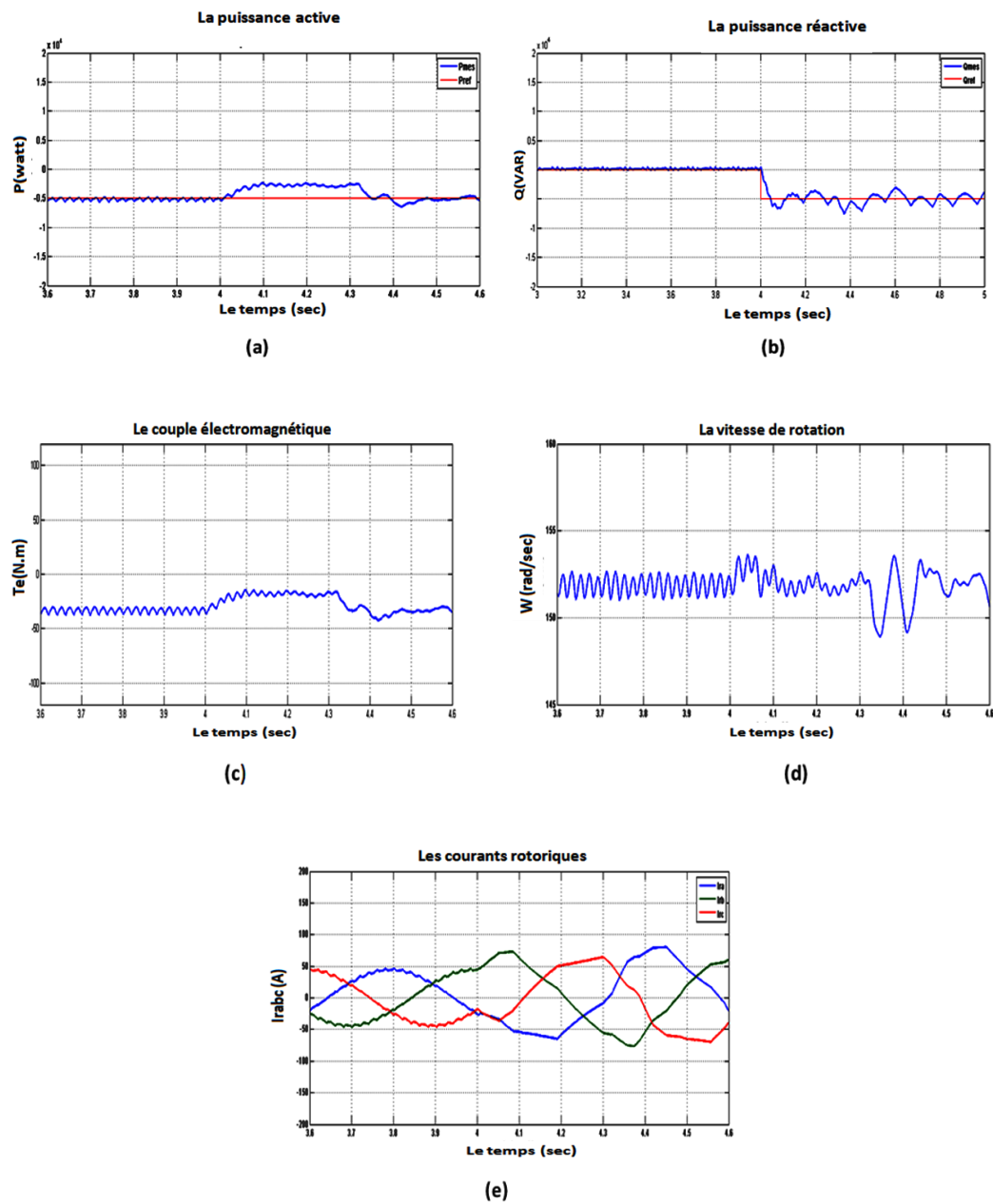


FIGURE II.33 – Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 4s$

–Figure (a) :pour la puissance active et d’après l’application de l’échelon à $t = 4s$ on remarque l’impacte de la puissance réactive sur elle avec un min de -5500 Watt à une valeur max -500 Watt.le signal se stabilise d’après et ressui la référence d’après un $0.05s$.

–Figure (b) :L puissance réactive passe de $-7500VAR$ à $400VAR$ à $t = 4s$, en éclatant un dépassement de 50% , après le temps $t = 4.1s$ elle suivie la consique.

–Figure (c) :on remarque que le couple électromagnétique n’a pas un grand changement à l’instant $t = 4s$,on a un valeur max atteint le $-15N.m$ et un valeur min de $-43N.m$

–Figure (d) :la vitesse de rotation de la machine varie autour de $153.4rad/s$,remarquant une perturbation à l’application de la consigne de la puissance de la puissance réactive à $t = 4s$

–Figure (e) : On remarque une augmentation d’amplitude dans les courants rotoriques à $t = 4s$ qui devient $63A$ au max et $-80A$ au min

à $t = 6s$

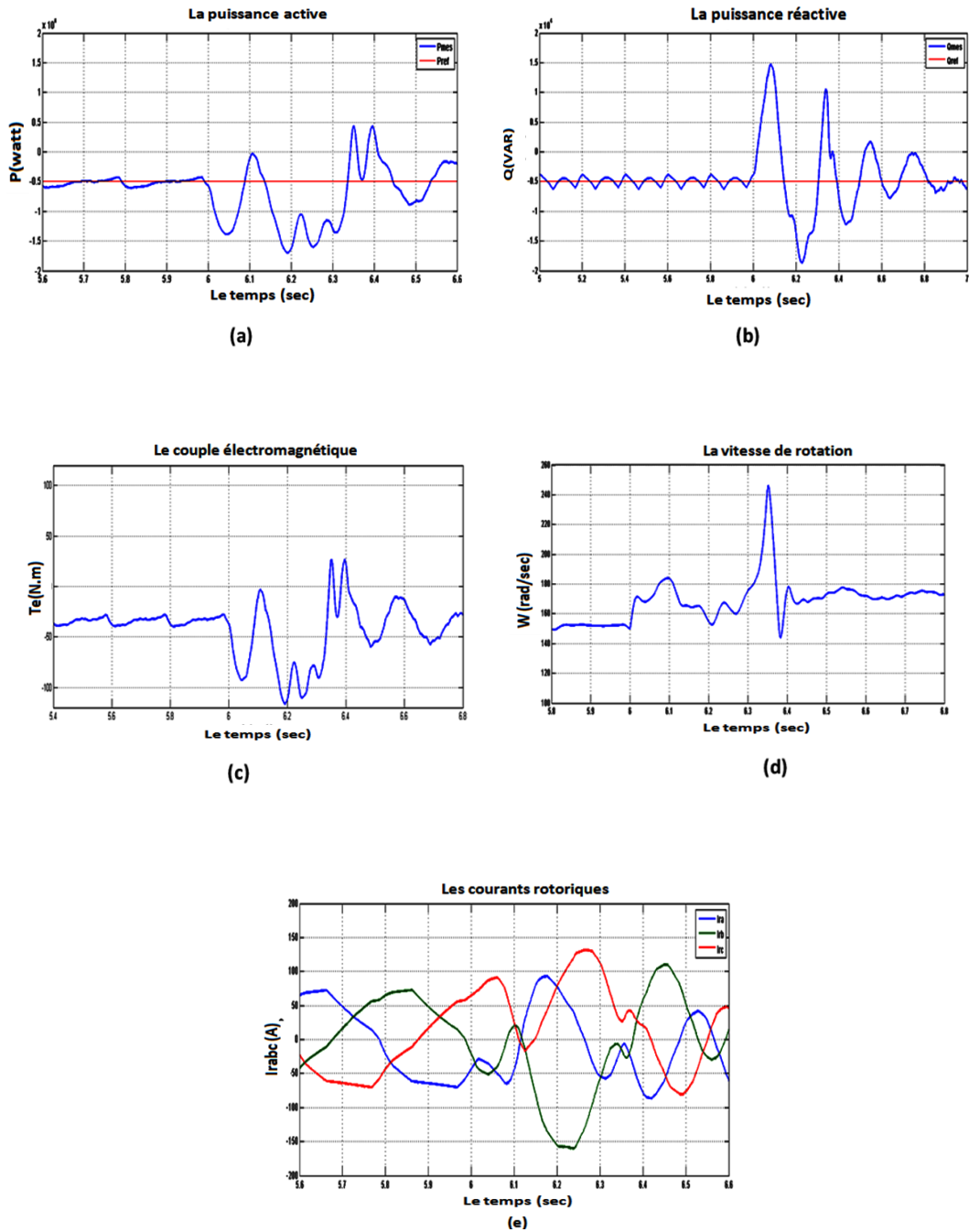


FIGURE II.34 – Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 6s$

–Figure (a) :on remarque une perturbation à cette instant dans la puissance active avec une valeur min de -17500 watt à une valeur max de 4000 watt avec un dépassement de 40%.

–Figure (b) :pour la puissance réactive on une valeur max de 15000 et une valeur min de -19000 le système suit la consigne après une durée de 0.05s.

–Figure (c) :Le couple donne un valeur min de $-120N.m$ et un valeur max de $20N.m$ à $t = 6s$ avec un dépassement de 42%

–Figure (d) :puisque on à appliqué un échelon à $t = 6s$ la variation de la vitesse de rotation est évidente on à un dépassement remarquable de 130% avec un $W_{max} = 245ras/s$ et un $W_{min} = 145$.

–Figure (e) :pour le courant rotorique en voie le changement du mode de hypo à hyper parce que elle suit la variation de vitesse. on a un max de 160A et une valeur min de 135A

II.10 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les principes de la théorie de la logique floue, puis nous avons effectués l'application du régulateur floue au réglage de vitesse de la machine asynchrone à double alimentation.

Dans les résultats obtenus, nous pouvons conclure que Les performances dynamiques sont améliorées avec contrôleur PI floue en comparaison avec le PI classique. Le dépassement et le temps d'établissement ainsi que le temps de simulation de vitesse sont meilleurs avec RLF5 qu'avec PI. Bien que cette dernière présente un modèle non linéaire assez complexe (gains du régulateur present aléatoire).

Chapitre III

Chapitre3 : Commande par réseaux de neurones

SOMMAIRE

III.1 INTRODUCTION	70
III.2 HISTORIQUE DES RÉSEAUX DE NEURONES	70
III.3 DOMAINES D'APPLICATION DES RÉSEAUX DE NEURONES	71
III.4 DÉFINITION DES RÉSEAUX DE NEURONES	71
III.4.1 Neurone biologique :	72
III.4.2 Les neurones formels	73
III.4.3 Architecture des réseaux de neurones artificiels	76
III.5 APPRENTISSAGE DES RÉSEAUX DE NEURONES	78
III.6 MODÈLES DES RÉSEAUX DE NEURONES	80
III.6.1 Algorithme de la rétropropagation du gradient	82
III.7 AVANTAGES ET INCONVÉNIENTS DES RÉSEAUX DE NEURONES	84
III.8 DÉVELOPPEMENT DU CONTRÔLEUR NEURONAL	85
III.9 RÉSULTATS DE SIMULATIONS AVEC RÉGULATEUR PI NEURONE	86
III.9.1 Interprétations des résultats	89
III.10 CONCLUSION	95

III.1 Introduction

Les réseaux de neurones artificiels sont une technique qui permet de faire un apprentissage plutôt numérique que symbolique et qui se fonde sur l'arithmétique que sur la logique (règles de production). Ils ont été utilisés avant tout pour les tâches de reconnaissance de formes, reconnaissance de parole, optimisation etc., mais leurs capacités d'apprentissage les rendent intéressants dans le domaine de la régulation et de la commande des processus aussi.

Les réseaux de neurones connaissent depuis quelques années un succès croissant dans divers domaines des Sciences de l'Ingénieur ; celui du génie électrique n'échappe pas à cette règle.

De plus, les connotations biologiques du terme réseaux de neurones, et l'utilisation du terme d'apprentissage, ont souvent introduit une grande confusion ; elles ont conduit à relier abusivement les réseaux de neurones à l'Intelligence Artificielle, alors qu'ils sont fondamentalement des outils statistiques.[3] [56]

Dans cette Partie de notre mémoire, nous donnons un bref aperçu de ces nouveaux outils, leurs apprentissage et architectures, leurs domaines d'excellence que nous tenons pour le régulateur neuronal de notre système.

III.2 Historique des réseaux de neurones

Le champ des réseaux neuronaux va démarrer par la présentation en 1943 par Warren McCulloch et Walter Pitts du " neurone formel" qui est une abstraction du neurone physiologique. Par cette présentation, ils veulent démontrer que le cerveau est équivalent à une machine Turing ,la pensée devient alors purement des mécanismes matériels et logiques.

Une machine de Turing se résume à une tête de lecture comportant un nombre fini d'états internes et à un ruban. La puissance de l'analyse de Turing (1912-1954) tient au fait que sa tête de lecture ne lit qu'un seul symbole à la fois, et que cette lecture, associée à la table d'états adéquate, suffit à effectuer toutes les opérations possibles. La machine de Turing est toutefois une machine imaginaire, abstraite, et idéale. Elle n'a pu être construite. Son fonctionnement implique en effet d'avoir un ruban extensible à volonté donc infini ! La combinaison de cette mémoire infinie et d'un nombre d'états fini a cependant apporté la preuve que, si un problème est calculable, alors il existe une machine pour le résoudre. Dès lors, une machine, reprenant les règles de toutes les autres, est " UNIVERSELLE ".

En 1949, Donald Hebb présente dans son ouvrage « The Organization of Behavior » la première règle d'apprentissage, son intuition était que si deux neurones étaient actifs en même temps, les synapses entre ces neurones seraient renforcées. De nombreux modèles de réseaux aujourd'hui s'inspirent encore de la règle de Hebb.

En 1958, Franck Rosenblatt développe le modèle du perceptron. C'est un réseau de neurones inspiré du système visuel. Il possède deux couches de neurones : une couche de perception et une couche liée à la prise de décision. C'est le premier système artificiel capable d'apprendre par expérience.

Dans la même période, Le modèle de L'ADALINE (ADaptive LINear Element) a été présenté par Bernard Widrow et Hoff. Ce modèle sera par la suite le modèle de base des réseaux multicouches.

En 1969, Marvin Lee Minsky et Seymour Papert publient une critique des propriétés du Perceptron. Cela va avoir une grande incidence sur la recherche dans ce domaine. Elle va fortement diminuer jusqu'en 1972, où Teuvo Kohonen présente ses travaux sur les mémoires associatives et propose des applications à la reconnaissance de formes.

Les travaux de John Joseph Hopfield en 1982 ont montrés que des réseaux de neurones artificiels étaient capables de résoudre des problèmes d'optimisation et ceux de Kohonen (1982) ont montrés qu'ils étaient capables des résoudre des tâches de classification et de reconnaissance.[56]

III.3 Domaines d'application des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels ont des applications dans des secteurs très variés :

- **Traitement d'images** : reconnaissance de caractères et de signatures, compression d'images, reconnaissance de forme, cryptage, classification, etc.
- **Traitement du signal** : filtrage, classification, identification de source, traitement de la parole
- **Contrôle** : commande de processus, diagnostic, contrôle qualité, asservissement des robots, systèmes de guidage automatique des automobiles et des avions
- **Défense** : guidage des missiles, suivi de cible, reconnaissance du visage, radar, sonar, lidar, compression de données, suppression du bruit
- **Optimisation** : planification, allocation de ressource, gestion et finances, etc.
Simulation : simulation du vol, simulation de boîte noire, prévision météorologique, recopie de modèle

III.4 Définition des réseaux de neurones

Un réseau de neurones est un assemblage de constituants élémentaires interconnectés (appelés «neurones» en hommage à leur modèle biologique), qui réalisent chacun un traitement simple mais dont l'ensemble en interaction fait émerger des propriétés globales complexes.

Chaque neurone fonctionne indépendamment des autres de telle sorte que l'ensemble forme un système massivement parallèle. L'information est stockée de manière distribuée dans le réseau sous forme de coefficients synaptiques ou de fonctions d'activation, il n'y a donc pas

de zone de mémoire et de zone de calcul, l'une et l'autre sont intimement liés.

Un réseau de neurone ne se programme pas, il est entraîné grâce à un mécanisme d'apprentissage.

Les tâches particulièrement adaptées au traitement par réseau de neurones sont : l'association, la classification, la discrimination, la prévision ou l'estimation, et la commande de processus complexes.

Les réseaux de neurones artificiels consistent en des modèles plus ou moins inspirés du fonctionnement cérébral de l'être humain en se basant principalement sur le concept de neurone.

III.4.1 Neurone biologique :

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

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

Un neurone stimulé envoie des impulsions électriques ou potentielles d'action à d'autres neurones, ces impulsions se propagent le long de l'axone unique de la cellule.

Au point de contact entre neurones, les synapses, ces impulsions sont converties en signaux chimiques. Quand l'accumulation des excitations atteint un certain seuil, le neurone engendre un potentiel d'action, d'une amplitude d'environ 100 *mV* et pendant une durée de 1 *ms*. [3]

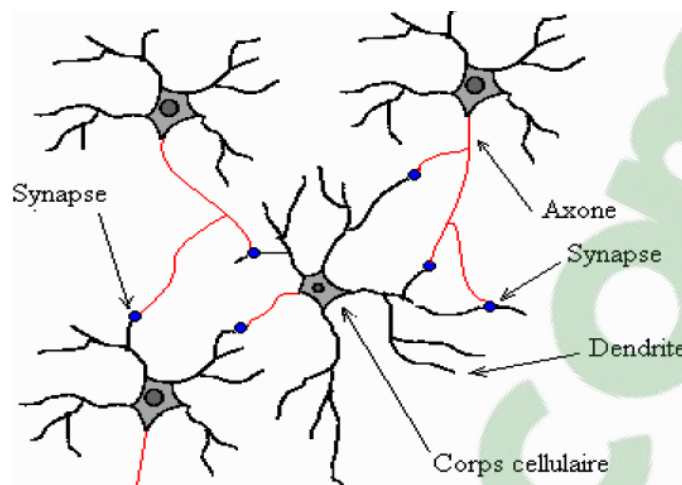


FIGURE III.1 – Schéma d'un réseau de neurones biologiques.

Quand suffisamment de molécules se sont fixées, un signal électrique est émis de l'autre côté et on a donc une transmission. En fait, suivant le type de la synapse, l'activité d'un neurone peut renforcer ou diminuer l'activité de ces voisins. On parle ainsi de synapse excitatrice ou inhibitrice.

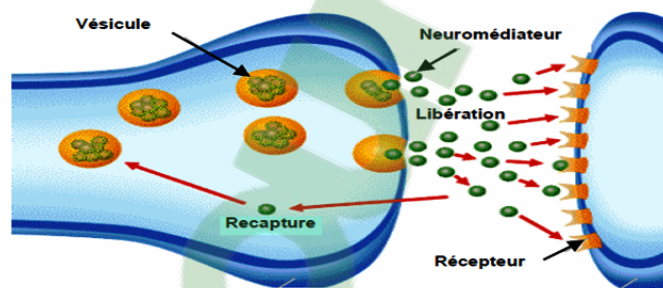


FIGURE III.2 – Transmission de l'information entre les neurones biologiques.

III.4.2 Les neurones formels

Le modèle de Mac Culloch et Pitts date de 1943, et suppose une correspondance pour chaque élément formant le neurone biologique, donc une modélisation pour chacun d'entre eux. Cette analogie illustre dans (le tableau III.1).

Neurone biologique	Neurone formel
Synapses	Poids synaptiques
Dendrites	Variables d'entrées
Axone	Variable de sortie
Corps cellulaire (soma)	Fonction d'activation
Potentiel d'action	Potentiel d'activation

TABLE III.1 – Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.

Ces derniers supposèrent que l'impulsion nerveuse était l'expression ou le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone et que c'est grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurones interconnectés que naît la pensée[40]

D'un point de vue mathématique et selon la définition donnée par G.Dreyfus dans[23], un neurone formel est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend de paramètres appelés coefficients ou poids synaptiques. Les variables et la valeur de cette fonction sont respectivement désignées d'entrées et de sortie du neurone.

Il existe plusieurs variantes du modèle défini par Mac Culloch et Pitts, la Figure (III.3) représente le modèle mathématique d'un neurone formel avec biais couramment exposée dans la littérature concernant les réseaux de neurones.

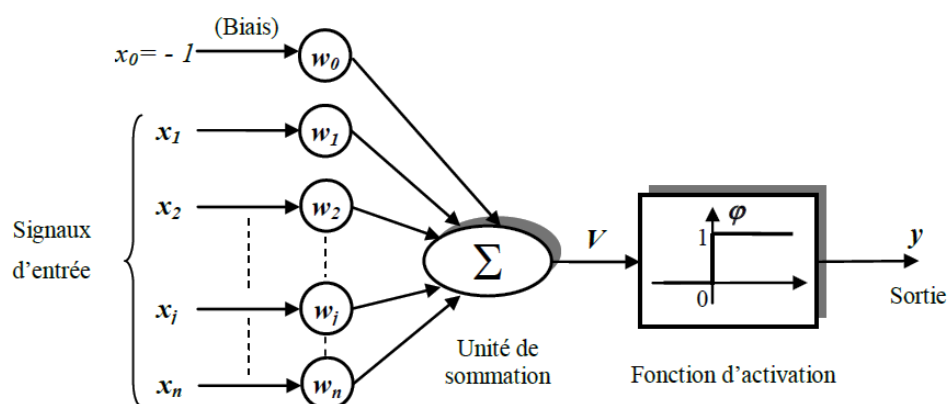


FIGURE III.3 – *Modèle du neurone formel de Mac Culloch et Pitts (avec biais)*

Il est constitué de trois éléments de base :

- * un ensemble de liaisons, chacune caractérisée par un poids w_j (ou coefficient synaptique) correspondant à l'efficacité de la connexion, et une entrée x_0 particulière toujours égale à 1, qui permet d'ajouter de la flexibilité au réseau en faisant varier le seuil de déclenchement du neurone par l'ajustement de son poids, couramment appelé biais et noté b , lors de l'apprentissage et pour tel que : $w_0 = b$.
- * un additionneur, ou unité de sommation pour sommer les signaux pondérés,
- * une fonction d'activation à seuil pour limiter l'amplitude de la valeur de sortie. On associe des poids positifs aux connexions excitatrices et des poids négatifs aux connexions inhibitrices. Ces poids pondèrent les entrées et peuvent être modifiés par apprentissage. Un neurone formel fait la somme pondérée des potentiels d'action qui lui parviennent. Chacun de ses potentiels est une valeur numérique qui indique l'état interne du neurone qui l'a émis. Le neurone s'active lorsque la somme pondérée des actions dépasse un certain seuil. Si le neurone n'est pas activé, il ne transmet rien [31].

Ce modèle peut être décrit par deux équations :

- l'une permettant de calculer le potentiel synaptique V , défini comme la somme de toutes ses entrées pondérées comparée par soustraction à la valeur du biais :

$$\sum_{j=0}^n w_j \cdot x_j = \sum_{j=1}^n w_j \cdot x_j - b \quad (\text{III.1})$$

- l'autre donnant la valeur y de sortie du neurone, obtenue par l'application de la fonction d'activation F au potentiel synaptique :

$$y = \varphi(v) = \varphi \left(\left(\sum_{j=1}^n w_j \cdot x_j - b \right) \right) \quad (\text{III.2})$$

où les termes $x_1, \dots, x_j, \dots, x_n$, sont les entrées du neurone, $w_1, \dots, w_j, \dots, w_n$ sont les poids des connexions associés aux entrées, et b la valeur du biais définissant le seuil du neurone.

Ce neurone formel est un type booléen, ses entrées et sa sortie étant booléennes.

Une modèle condensée peut être défini l'aide des notations matricielles, ainsi on représente :

- les entrées du neurone i par le vecteur : $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$;
- les poids des liaisons lui étant associées par le vecteur ligne : $W = [w_{i1} \ w_{i2} \ \dots \ w_{in}]$;

Le potentiel d'activation peut alors être transcrit sous la forme suivante :

$$V = \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot x_j - b_i = w_{i1} \cdot x_1 + w_{i2} \cdot x_2 + \dots + w_{in} \cdot x_n - b \quad (\text{III.3})$$

ou encore, sous forme matricielle : $V = W \cdot X - b$

La sortie du neurone est alors déterminée par application de la fonction d'activation, d'où :

$$y = \varphi(W \cdot X - b) \quad (\text{III.4})$$

Ceci peut être traduit par une représentation plus compacte que celle de la (Figure III.4).

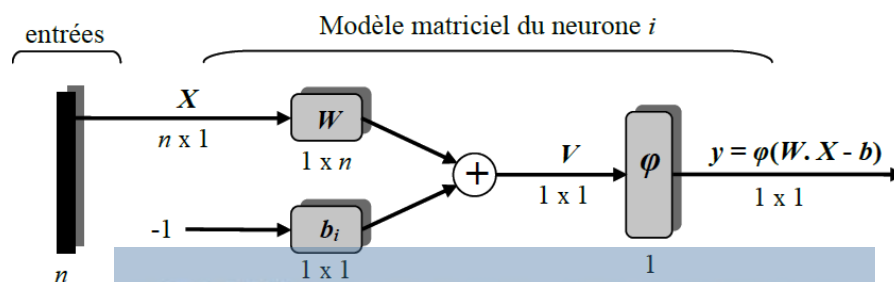


FIGURE III.4 – Représentation matricielle du modèle d'un neurone artificiel

Depuis les travaux de Mac Culloch et Pitts, plusieurs modélisations ont été proposées, mais d'une manière générale un neurone formel peut être défini par [31] [18].

- * la nature de ses entrées et de sa sortie : binaires $[-1,+1]$ ou $[0,+1]$, ou réelles ;
- * la fonction d'entrée totale définissant le pré-traitement sur les entrées, elle peut être :

$$- \text{boolenne}, \quad - \text{linéaire} : \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot x_j \quad - \text{affine} : \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot x_j - b$$

- * la fonction d'activation φ définissant l'état interne du neurone en fonction de ses entrées, elle est généralement du type non linéaire et peut prendre différentes formes. Les fonctions employées peuvent avoir les caractéristiques suivantes :

 - fonction à mémoire ou non.
 - fonction monotone et croissante.
 - fonction à seuil ou à saturation.
 - fonction dérivable.

Les fonctions d'activation ont une importance fondamentale dans le fonctionnement d'un réseau de neurones, et peuvent être de nature très variées.

Les formes les plus couramment rencontrées sont représentées sur les figures ci-dessous :

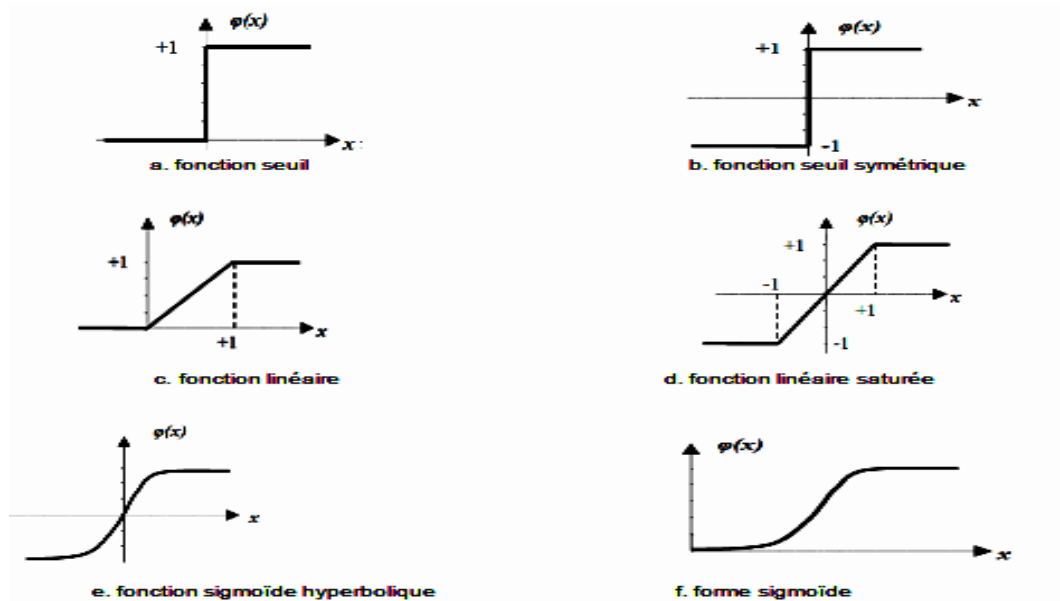


FIGURE III.5 – Formes usuelles des fonctions d'activation

III.4.3 Architecture des réseaux de neurones artificiels

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau, décrivent la topologie du modèle. Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité (réseau à connexion complète) [21]

III.4.3-a Les réseaux de neurones non bouclés

Un réseau de neurone non bouclé ou réseau unidirectionnel (feed forward networks) est représenté par un ensemble de neurones connectés entre eux telle que l'information circulant des couches entrées vers les couches sorties au travers d'éventuelles couches intermédiaires sans retour en arrière.

La (Figure III.6) illustre un RNA-couche non bouclé.

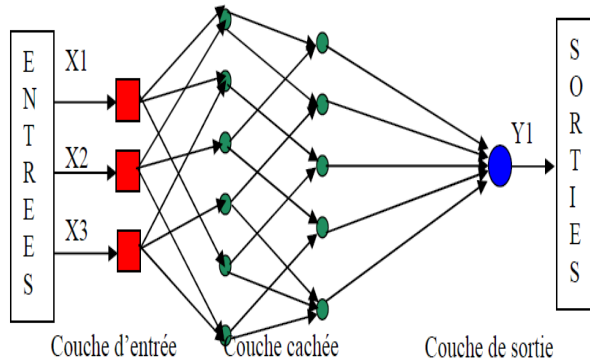


FIGURE III.6 – Réseau de neurone non bouclé

ce type de réseau comprend deux groupes d'architectures : les réseaux mono-couche et les réseaux Multi-couche.

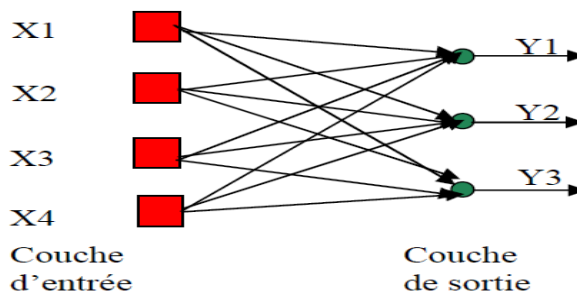


FIGURE III.7 – Réseau non bouclé mono couche

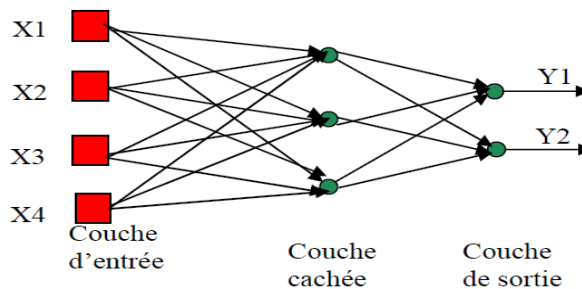


FIGURE III.8 – Réseau non bouclé multi couche

III.4.3-b Les réseaux de neurones bouclés

Les réseaux récurrents (recurrent networks) possèdent une structure similaire à celle des réseaux unidirectionnels mais complétée par des connexions entre les éléments de la même couche ou vers des couches amont. Ces réseaux sont assez puissants, car leur fonctionnement est séquentiel et adopte un comportement dynamique.

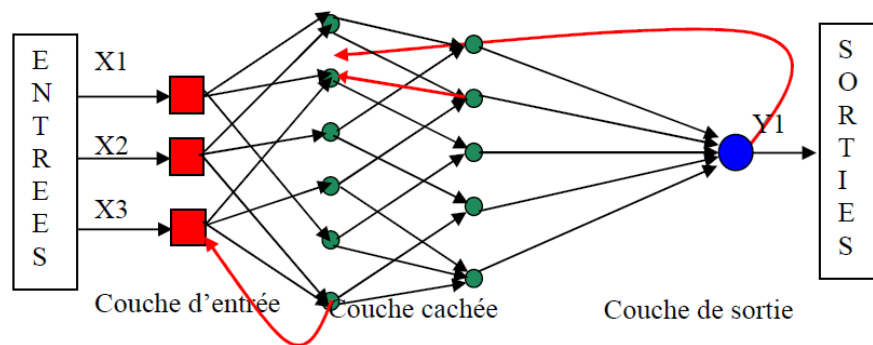


FIGURE III.9 – Réseaux de neurones bouclés

III.5 Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage d'un réseau de neurones signifie qu'il change son comportement de façon à lui permettre de se rapprocher d'un but défini. Ce but est normalement l'approximation d'un ensemble d'exemples ou l'optimisation de l'état du réseau en fonction de ses poids pour atteindre l'optimum d'une fonction économique fixée à priori. [3]

1. Modes d'apprentissage

a) Apprentissage en ligne (on line training) :

également désigné d'apprentissage incrémental, le réseau vierge est mise en situation où il développerait un comportement adéquat et consiste à modifier les poids du réseau successivement et au-fur et à mesure de la disponibilité des exemples. C'est une méthode d'apprentissage adaptative

b) Apprentissage hors ligne (off line training) :

souvent appelé apprentissage par paquets, c'est le plus employé, il est effectué, a part sur un échantillon de patrons présélectionnés et consiste à estimer les paramètres du réseau en présentant plusieurs fois des exemples, l'ordre de présentation étant fixe ou aléatoire. Ce mode d'apprentissage est non-adaptatif.

Apprentissage hors ligne	Apprentissage en ligne
*requiert souvent de charger en mémoire l'ensemble des poids et des données d'apprentissage (entrées et éventuellement sorties désirées correspondantes)	*prend en compte les observations itérativement, au fur et à mesure et demande, de ce fait moins de mémoire, moins de calculs
*ne peut satisfaire une contrainte de temps réel	*est compatible au temps réel
*autorise de réinitialiser sans risque l'apprentissage	*subit l'ordre dans lequel les observations sont accessibles

TABLE III.2 – Comparaison entre l'apprentissage hors ligne et l'apprentissage en ligne

2. Types d'apprentissage

Il existe trois types d'apprentissages principaux :

- l'apprentissage supervisé
- l'apprentissage non-supervisé
- l'apprentissage par renforcement

Apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé est l'adaptation des coefficients synaptiques (poids) d'un réseau afin que pour chaque exemple, la sortie du réseau corresponde à la sortie désirée.

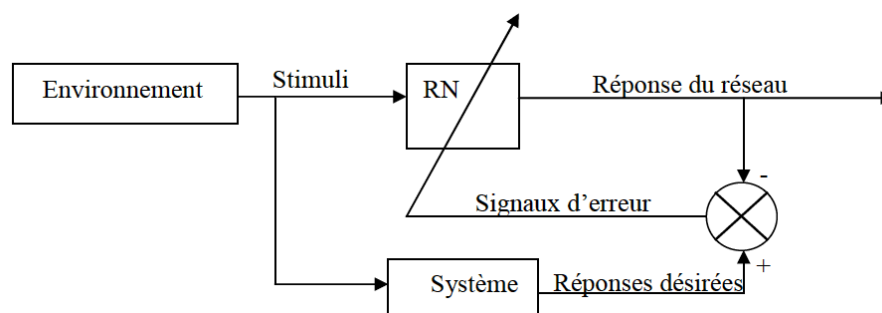
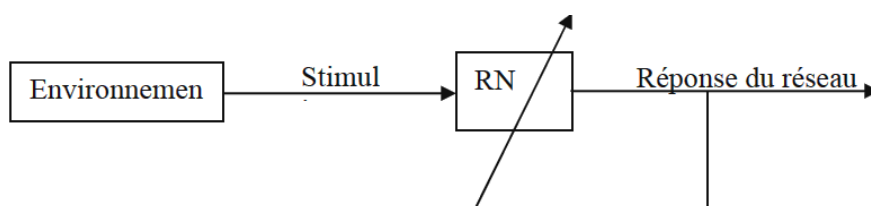


FIGURE III.10 – Apprentissage supervisé

Apprentissage non supervisé :

L'apprentissage est non-supervisé lorsque l'adaptation des poids ne dépend que des critères internes au réseau. L'adaptation se fait uniquement avec les signaux d'entrées. Aucun signal d'erreur, aucune sortie désirée n'est prise en compte.

FIGURE III.11 – *Apprentissage non supervisé*

Apprentissage par renforcement :

L'apprentissage est de type par renforcement lorsque le réseau de neurones interagit avec l'environnement. L'environnement donne une récompense pour une réponse satisfaisante du réseau et assigne une pénalité dans le cas contraire. Le réseau doit ainsi découvrir les réponses qui lui donnent un maximum de récompenses.

Le choix d'utiliser telle ou telle architecture de réseau de neurones, tel ou tel type d'apprentissage dépend de l'application mais aussi des capacités de traitement du système sur lequel ces architectures vont être implantées.[3] [21]

III.6 Modèles des réseaux de neurones

Les travaux de nombreux chercheurs concernant les réseaux de neurones artificiels ont permis de développer une panoplie imposante de modèles, avec différentes architectures et des algorithmes d'apprentissage de plus en plus performants.

On peut différencier ces modèles à l'aide des quelques critères suivants :

- la topologie des connexions,
- les fonctions d'activations utilisées,
- les types d'apprentissage et les algorithmes mis en oeuvre,
- la nature des structures employées (fixe ou dynamique).

On distingue couramment, dans la littérature relative aux réseaux de neurones, les réseaux non bouclés (feed-forward) des réseaux bouclés (feed-back).

Les modèles les plus fréquemment mentionnés sont exposée dans (le tableau III.3).

Réseaux non bouclés (non récurrents)	Réseaux bouclés (récurrents)
* Perceptron	*Reseau d'Hopfield
* Perceptron multicouche (PMC)	*Modele de Kohonen
*Adaline	* Reseaux ART(s)
* Reseaux a fonction radiale de base (RBF)	

TABLE III.3 – Modèle de réseaux de neurones les plus célèbres

Nous faisons, dans le cadre de ce travail, le choix des réseaux non récurrents de type Perceptron en vue de leur emploi pour l'identification et le contrôle. Nous donnons ci-dessous une présentation de l'architecture et des propriétés des Perceptrons mono et multicouche :

Le Perceptron monocouche

Le modèle du Perceptron a été développé par Frank Rosenblatt en 1958, c'est un réseau inspiré du système visuel et réduit à une seule couche de neurone formel. Il fut le premier modèle pour lequel un processus d'apprentissage a pu être défini.

Le Perceptron est constitué de trois éléments principaux : [18] [34]

- la rétine, recevant les entrées du réseau,
- la couche d'association, contenant les neurones totalement connectés aux entrées, sans aucune liaison entre cellules et chargée des calculs,
- l'aire de décision, transmettant les signaux provenant des neurones vers les sorties. Les neurones réalisent une simple somme pondérée des entrées présentées sur la rétine, puis la compare à une valeur de seuil pour fournir une réponse binaire en sortie. Les fonctions d'activation sont donc du type à seuil (fonction d'Heaviside ou fonction signe).

La sortie y_i de la cellule de décision (neurone) i est alors déterminée par la relation suivante :

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot x_j - b_i > 0 \\ 0 \text{ (ou } -1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{III.5})$$

où les termes $x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_n$, sont les entrées du réseau, $w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{in}$, sont les poids des connexions synaptiques entre la rétine et le neurone i concerné, le paramètre b_i , quant à lui représente le biais lui correspondant. Les poids et les biais peuvent être, selon les variantes, binaires (0, 1) ou (-1, 1) ou des réels.

La (Figure III.12) décrit un exemple de Perceptron monocouche à trois entrées et deux neurones.

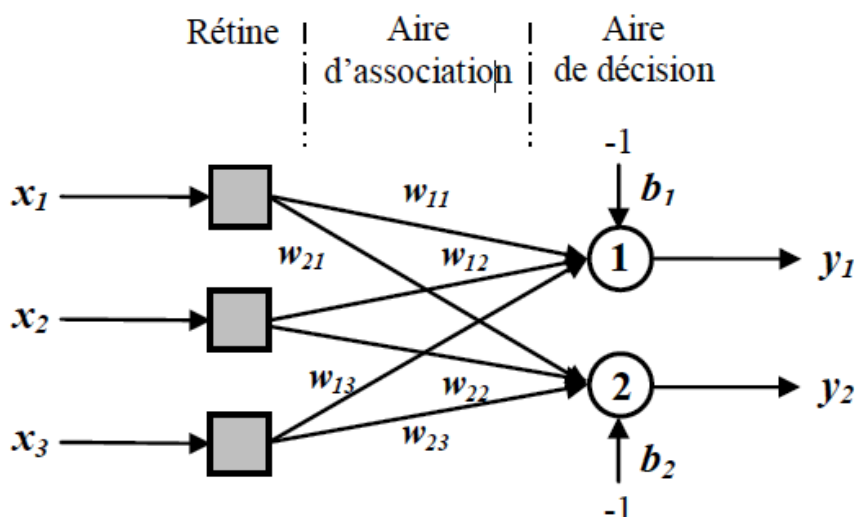


FIGURE III.12 – Exemple de Perceptron monocouche

Considérons le cas le plus simple de Perceptron relié à deux entrées et dont la couche unique ne possède qu'un seul neurone. (La relation III.5) met en évidence le fait que la sortie du réseau ne peut prendre que deux valeurs distinctes selon la valeur du potentiel d'activation. Si l'on associe aux valeurs observées sur la rétine un vecteur, le Perceptron réalise alors un découpage de l'espace vectoriel auquel appartient ce vecteur en deux zones :

- la zone d'activité, dont les vecteurs donnent une sortie égale à + 1 ;
- la zone d'inactivité, dont les vecteurs donnent une sortie égale à 0 (ou + 1).

En fait un réseau de neurones à une couche est particulièrement limité dans ses possibilités de classification car il ne sait calculer qu'une séparation linéaire, et bien que par exemple, pouvant réaliser les fonctions booléennes classiques AND, OR, NAND, OR, il ne peut représenter la fonction XOR et ceci quels que soient le poids des connexions.

Le Perceptron multicouche Le Perceptron multicouche est un modèle de réseaux constitué d'une ou plusieurs couches cachées, pour lequel chaque neurone d'une couche est connecté à ceux de la couche suivante. Les fonctions d'activation des neurones des différentes couches cachées sont de forme sigmoïde, par contre celles de la couche de sortie sont de type identité. La (Figure III.13) illustre l'architecture d'un Perceptron à trois couches (deux couches cachées et une couche de sortie) possédant trois entrées et deux sorties.

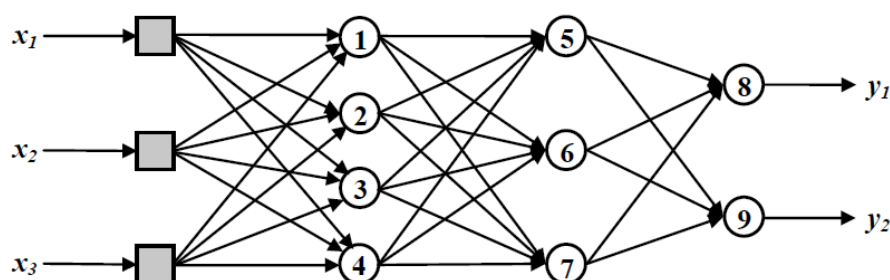


FIGURE III.13 – Graphe représentant l'architecture d'un Perceptron à trois

Les Perceptrons multicouches sont des réseaux statiques, leur architecture étant multicouche ils ont permis de lever les limites mises en évidence pour les réseaux monocouche. Ils peuvent réaliser diverses tâches telles que la reconnaissance, la classification, la prédiction, l'approximation de fonctions, ou encore l'apprentissage de comportement¹. Leur entraînement est généralement réalisé par apprentissage supervisé et grâce à l'algorithme de la rétropropagation du gradient.

III.6.1 Algorithme de la rétropropagation du gradient

L'algorithme de la rétropropagation du gradient (back-propagation) est le plus utilisé, parmi les procédures d'apprentissage pour les réseaux de neurones multicouche. Il fut développé par Rumelhart et Parkenet le Cun en 1985. Le terme rétropropagation du gradient tient du fait que l'erreur calculée en sortie est transmise en sens inverse vers les entrées.

Il est de type supervisé, et repose sur la minimisation de l'erreur quadratique entre les

1. [://damas.ift.ulaval.ca,_seminar,filesH07,NeuralNetsFull.pdf](http://damas.ift.ulaval.ca,_seminar,filesH07,NeuralNetsFull.pdf)

sorties calculées et celles obtenues. Pendant le processus d'apprentissage, l'algorithme doit permettre de modifier la valeur des poids synaptiques jusqu'à l'obtention du comportement souhaité.

On doit disposer d'un ensemble d'apprentissage de n_K couples d'exemples de vecteurs, chacun comprenant un vecteur d'entrée et le vecteur des sorties désirées lui correspondant.

Les expressions des nouvelles valeurs des poids et des biais sont données par les relations :

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) - \mu \cdot [d_i(k) - y_i(k)] x_j \quad (\text{III.6})$$

et

$$b_i(k+1) = b_i(k) - \mu \cdot [d_i(k) - y_i(k)] \quad (\text{III.7})$$

$b_i(k+1)$ et $b_i(k)$: représentant les valeurs nouvelles et anciennes du biais relatives au neurone i .

L'algorithme de la rétropropagation du gradient est une technique d'optimisation qui consiste à effectuer une descente du gradient sur une fonction de coût, représentant l'erreur quadratique entre la sortie désirée et la sortie calculée. [5]

$$e_i(k) = d_i(k) - y_i(k) \quad (\text{III.8})$$

L'objectif est donc de minimiser l'erreur quadratique, son expression pour l'ensemble des exemples d'apprentissage est donnée par la relation suivante :

$$\epsilon_p = \frac{1}{2} \cdot \sum_{k=1}^n [d_i(k) - y_i(k)]^2 \quad (\text{III.9})$$

K : indiquant l'indice du couple de vecteur de l'ensemble d'exemple $1 \leq K \leq n_K$, Pour minimiser l'erreur on calcule son gradient, puis on modifie les poids en sens inverse de celui obtenu pour le gradient.

- Formulation de l'algorithme ² [5]

- (1.) Initialiser les poids et les biais avec de petites valeurs aléatoires.
- (2.) Présenter un échantillon d'apprentissage.
- (3.) Calculer par propagation les sorties de tous les neurones de la couche d'entrée vers la couche de sortie, ainsi pour le neurone i nous aurons :

$$y_i(k) = \varphi \left(\sum_{j=0}^n w_{ij}(k) \cdot y_j(k) \right) \quad (\text{III.10})$$

où $x_0 = -1$ et w_{i0} est le seuil du neurone i , et y_j correspond à la sortie du neurone j de la couche précédente ou à l'entrée x_j du réseau connecté au neurone i .

- (4.) Calculer par rétro-propagation l'erreur des neurones de la couche de sortie vers celles d'entrées.

— pour tout les neurones i de la couche de sorties reliées aux n neurones j de la couche précédente :

$$e_i(k) = [d_i(k) - y_i(k)] \cdot \varphi' \left(\sum_{j=0}^n w_{ij}(k) \cdot y_j(k) \right) \quad (\text{III.11})$$

— pour tout les neurones i de la couche cachée considérée reliées aux m neurones l de la couche suivante et n neurones j de la couche précédente :

$$e_j(k) = \sum_{l=1}^m w_{jp}(k) \cdot e_l(k) \cdot \varphi' \left(\sum_{j=0}^n w_{ij}(k) \cdot y_j(k) \right) \quad (\text{III.12})$$

(5). Actualiser les poids de la couche de sortie et des couches cachées, en appliquant les (relations III.6 et III.7)

Cette procédure correspond à un pas d'apprentissage, il est nécessaire de répéter les opérations depuis l'étape (2) pour tous les échantillons de l'ensemble des exemples.

Notons que le processus d'apprentissage doit s'achever lorsque le minimum de l'erreur est atteint, ce qui correspond à une valeur nulle du gradient. Ceci ne se réalisant pas en pratique, on fixe généralement un seuil de précision dans le but d'arrêter l'apprentissage.

Cet algorithme donne de bons résultats, mais il est sensible aux problèmes des minima locaux, il nécessite un nombre élevé d'itérations, et donc converge souvent lentement. [34]

III.7 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones

[1]

Avantages :

- Capacité de représenter n'importe quelle dépendance fonctionnelle, le réseau découvre apprend, modélise) la dépendance lui-même sans avoir besoin qu'on lui "souffle" quoi que ce soit. Pas besoin de postuler un modèle, de l'amender, etc.
- Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données.
- Grande variété possible dans la variable prédite : oui/non, valeur continue, une ou plusieurs classes parmi n , etc.
- Simple à manier, beaucoup moins de travail personnel à fournir que dans l'analyse statistique. Aucune compétence en maths, informatique ou statistique requises.
- Comportement moins mauvais en cas de faible quantité de données.
- Pour l'utilisateur novice, l'idée d'apprentissage est plus simple à comprendre que les complexités des statistiques multi-variables.
- Consultation rapide.

Inconvénients :

- Boite noire (manque de traçabilité)

- L'adaptation aux environnements différents est difficile et le réapprentissage
- La connaissance intérieure ne peut pas être employée (apprentissage à partir de zéro)
- Aucune garantie sur la convergence de l'apprentissage

III.8 Développement du contrôleur neuronal

Comme nous avons dit nous gardons la commande directe en remplaçant les régulateurs Proportionnel-Intégral (PI) par des régulateurs neuronaux (RN).

Pour notre cas, nous cherchons à construire un réseau simple capable d'apprendre le comportement de notre commande par régulateurs PI. Pour cette raison on utilise un algorithme de rétro-propagation appelé l'algorithme de gradient (gd) pour l'apprentissage des poids des neurones à partir des régulateurs PI.

Chaque réseau de neurones remplit une fonction bien définie dépendant de l'architecture choisie (nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche cachée). Le problème est de trouver celle qui donne de meilleurs résultats. Pour cela, nous avons fait plusieurs essais afin de déterminer l'architecture optimale de réseau.

D'après les essais effectués sur les différentes structures, nous avons constaté que le choix le plus judicieux était de prendre une structure de réseau de neurones à une seule couche cachée contenant trois neurones utilisant la fonction d'activation sigmoïde.

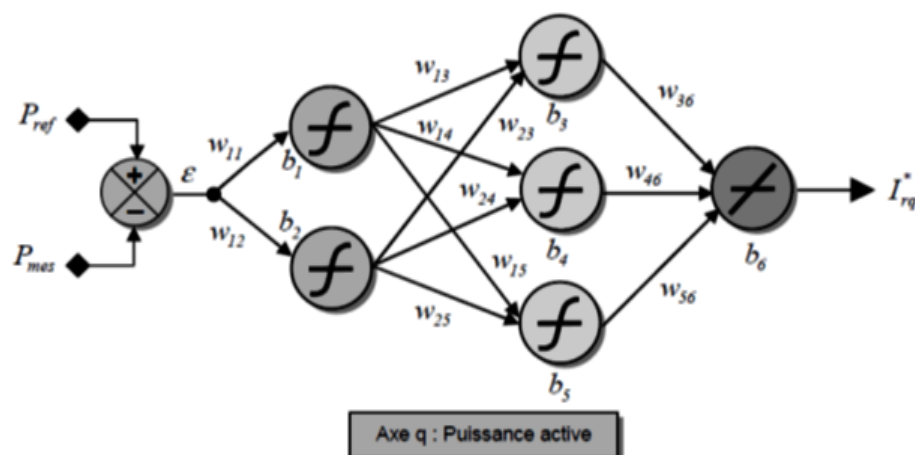


FIGURE III.14 – *Perceptron multicouches : structure (2-3-1).*

III.9 Résultats de simulations avec régulateur PI neurone

Le régulateur PI est remplacé par un régulateur neuronal.

Les résultats de simulations sont présentés dans les figures suivants.

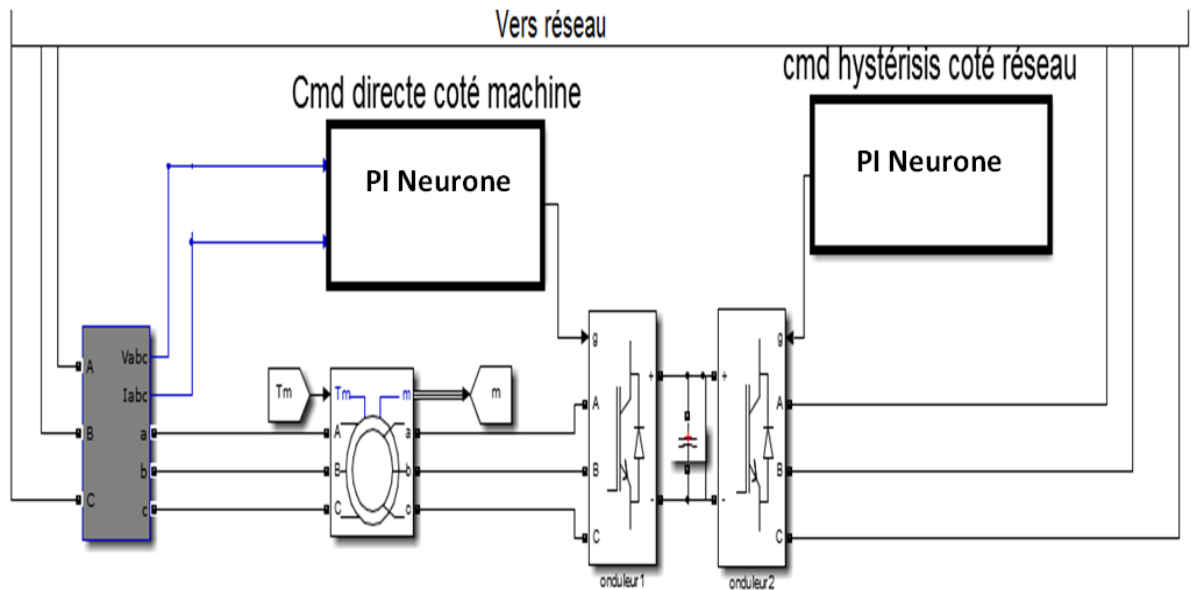


FIGURE III.15 – modèle de la simulation avec PI Neurone

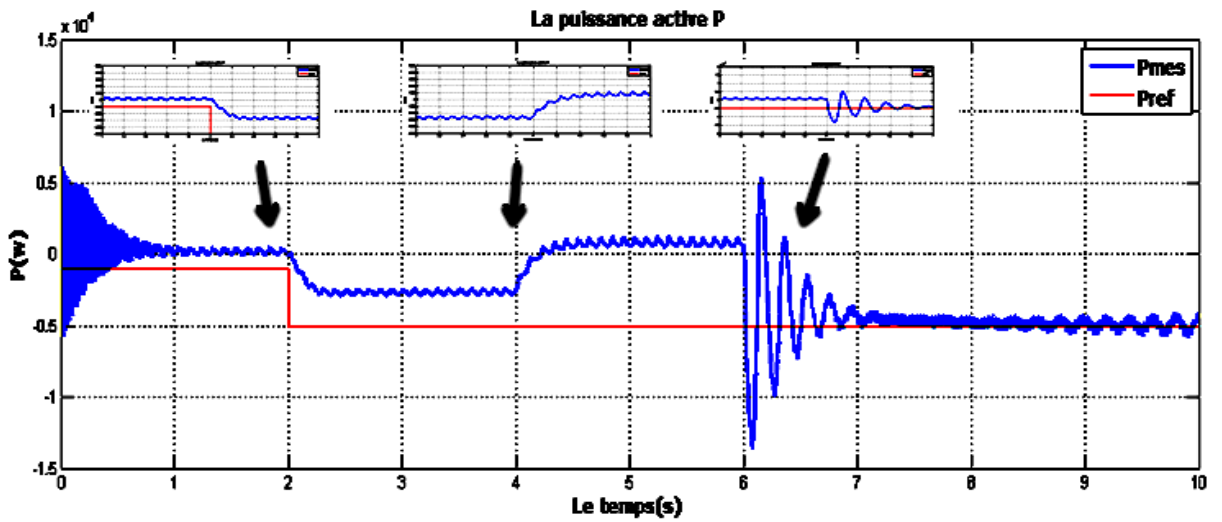


FIGURE III.16 – La puissance active P

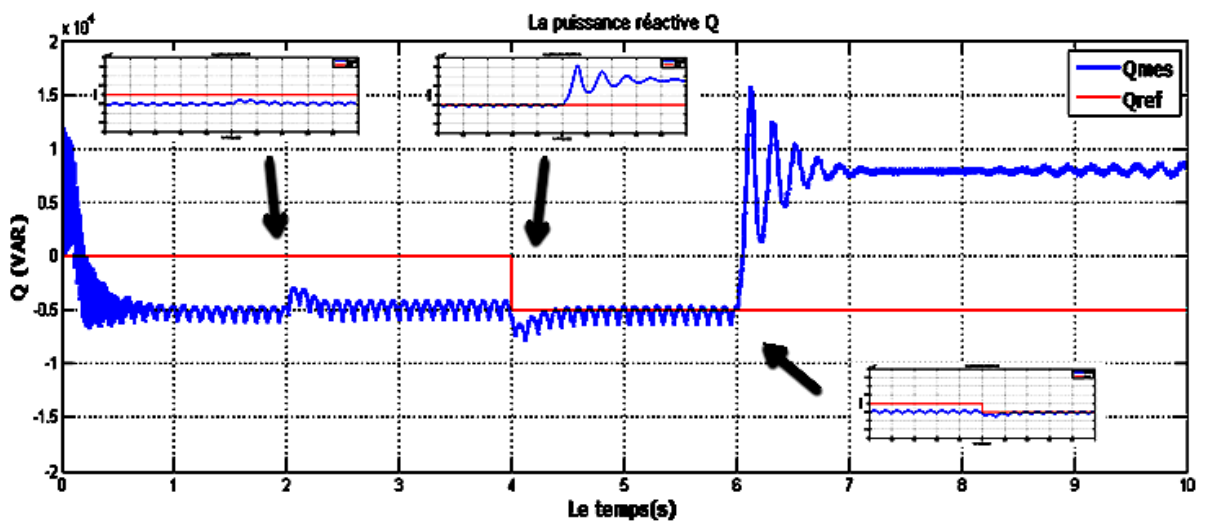


FIGURE III.17 – La puissance réactive Q

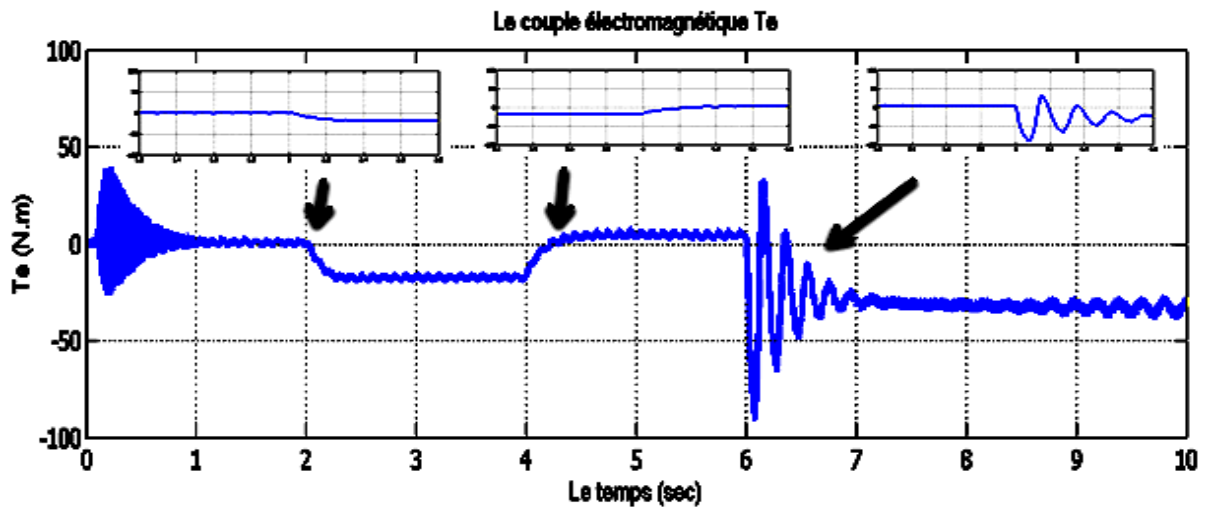


FIGURE III.18 – Le couple électromagnétique T_e

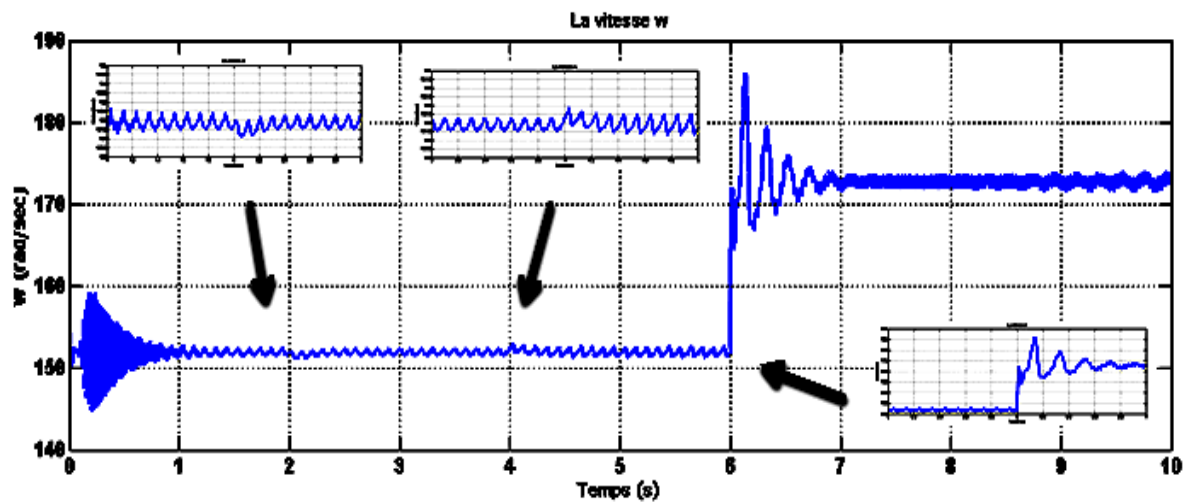
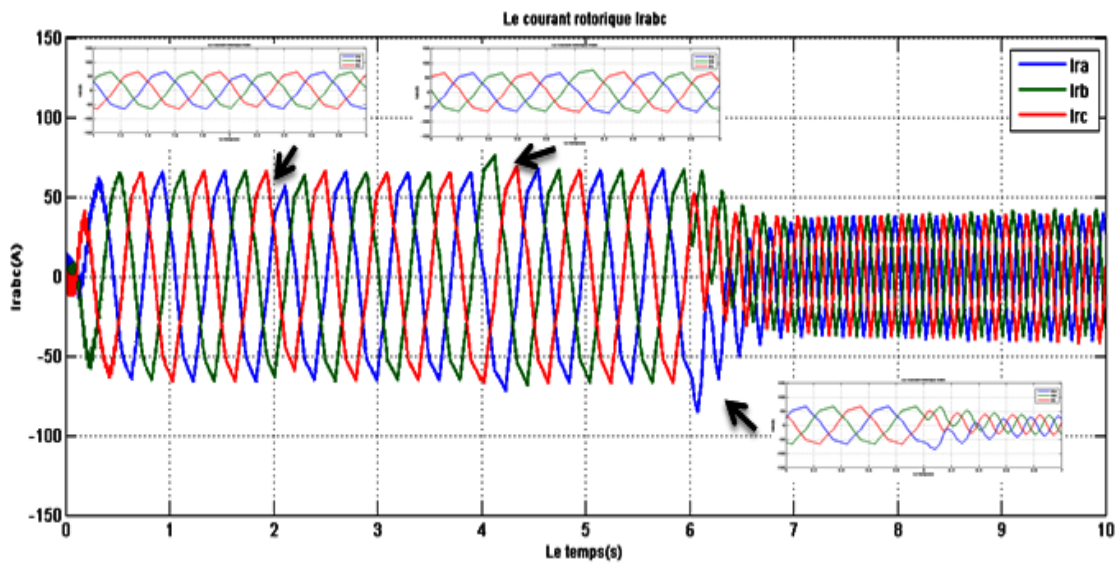


FIGURE III.19 – La vitesse de rotation w

FIGURE III.20 – Le courant rotorique(I_{abc})

III.9.1 Interprétations des résultats

A travers la figure III.19, nous observons que les composantes directe et en quadrature des courants rotoriques suivent leurs valeurs de références, au vu de ces résultats, une meilleure poursuite de régulateur flou. Pour une application d'un échelon de puissance active à $t = 2s$, on remarque bien l'impacte sur la puissance réactive et le couple .même remarque pour la puissance réactive qui influe sur la puissance active et même le courant rotorique qu'on lui impose l'échelon à $t = 4s$ et la vitesse à $t = 6s$ influe sur tous les paramètres .

Pour voir bien l'évolution des paramètres sur la commande on met un zoom sur chaque variation de temps ($t = 2s, t = 4s$ et $t = 6s$)

avec (a) :La puissance active P.

(b) :La puissance réactive Q.

(c) :Le couple électromagnétique T_e .

(d) :La vitesse de rotation W .

(e) :le courant rotorique I_r

a $t = 2s$

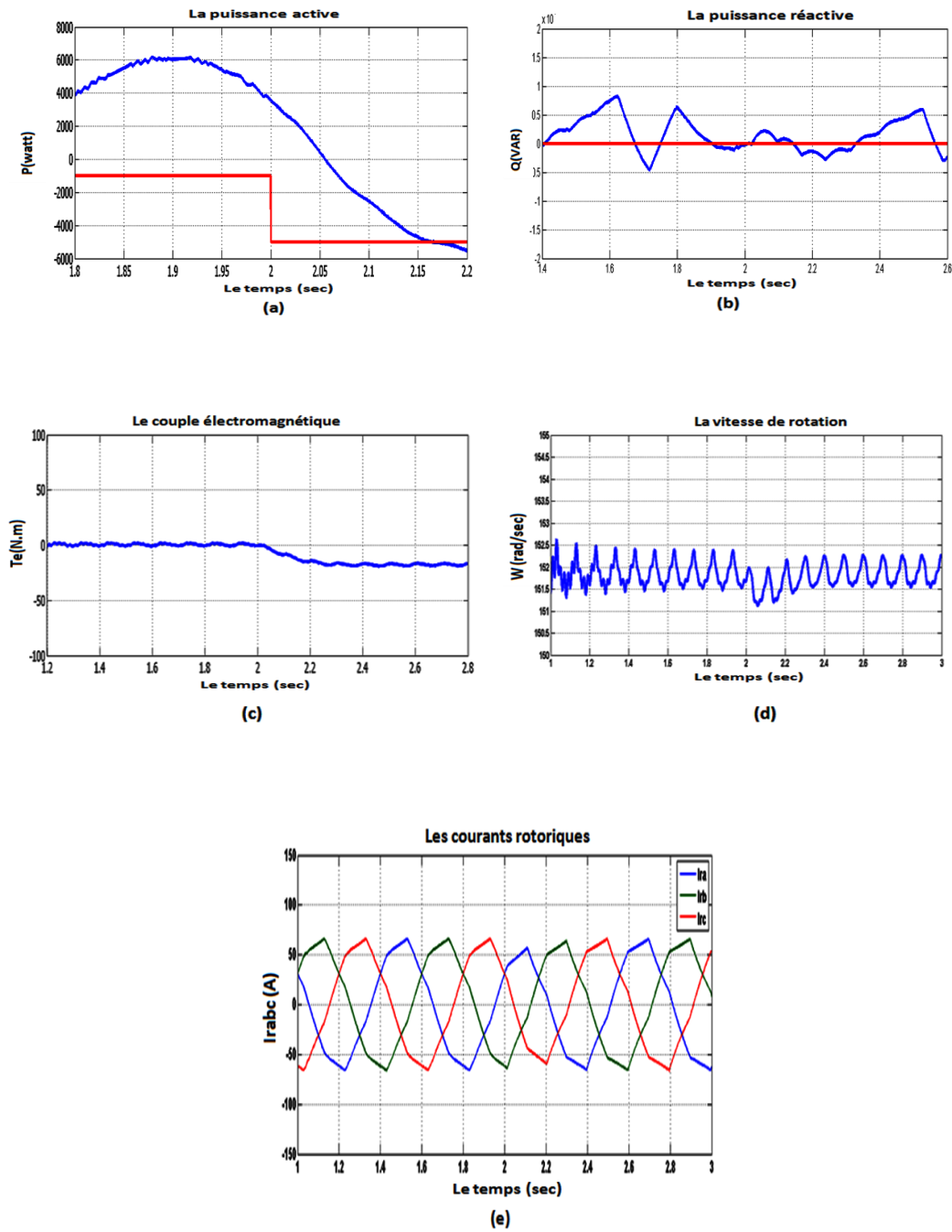


FIGURE III.21 – Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 2s$

–Figure (a) :La puissance active passe de -3000 à 400 Watt,il y'a un dépassement de 25% de la puissance active a l'application de l'échelon à $t = 2s$.

–Figure (b) :La puissance réactive présente un régime transitoire à $t = 2.1s$ atteignant un maximum de -3000 VAR et un minimum de -8000 VAR. ce régime est provoqué par la variation de la puissance active.

–Figure (c) :on remarque que le couple est influé par la puissance active, le couple atteint une valeur maximal de $5N.m$ et une valeur minimal de $-20N * m$ et un dépassement de 25% .

–Figure (d) :l'application de la puissance active à $t = 2s$ provoque une forte variation de la vitesse de rotation avec $W_{max} = 152.7rad/s$ et $W_{min} = 152.3rad/s$

–Figure (e) : Au démarrage de la machine et en régime transitoires le courants rotoriques prenant des valeurs important , et a l'instante quand applique l'échelon a $t = 2s$ on remarque une valeur max égale à $63A$ et une valeur min égale à $-65A$.

a $t = 4s$

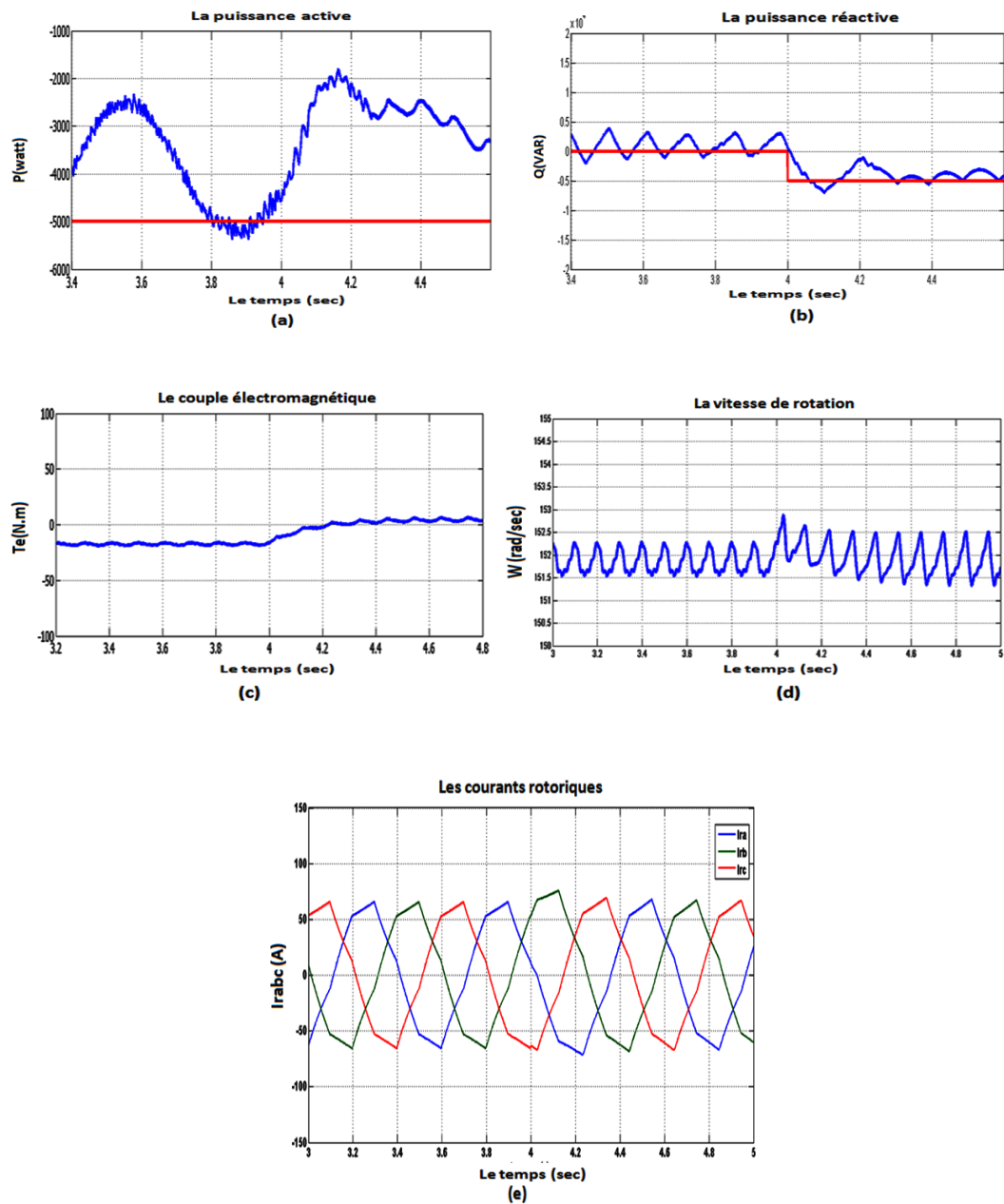


FIGURE III.22 – Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 4s$

–Figure (a) :pour la puissance active et d'après l'application de l'échelon à $t = 4s$ on remarque l'impacte de la puissance réactive sur elle avec un min de -2500 Watt à une valeur max 1000 Watt.le signal se stabilise d'après et ressui la référence d'après un $0.05s$.

–Figure (b) :L puissance réactive passe de $-7000VAR$ à $-4700VAR$ à $t = 4s$, en éclatant un dépassement de 50% , après le temps $t = 4.6s$ elle suivie la consique.

–Figure (c) :on remarque que le couple électromagnétique à l'instant $t = 4s$, une valeur max atteint le $15N.m$ et un valeur min de $-20N.m$

–Figure (d) :la vitesse de rotation de la machine varie de $151.4rad/s$ à $152.8rad/s$,remarquant une perturbation à l'application de la consigne de la puissance de la puissance réactive à $t = 4s$

–Figure (e) : On remarque une augmentation d'amplitude dans les courants rotoriques à $t = 4s$ qui devient $77A$ au max et $-67A$ au min

a $t = 6s$

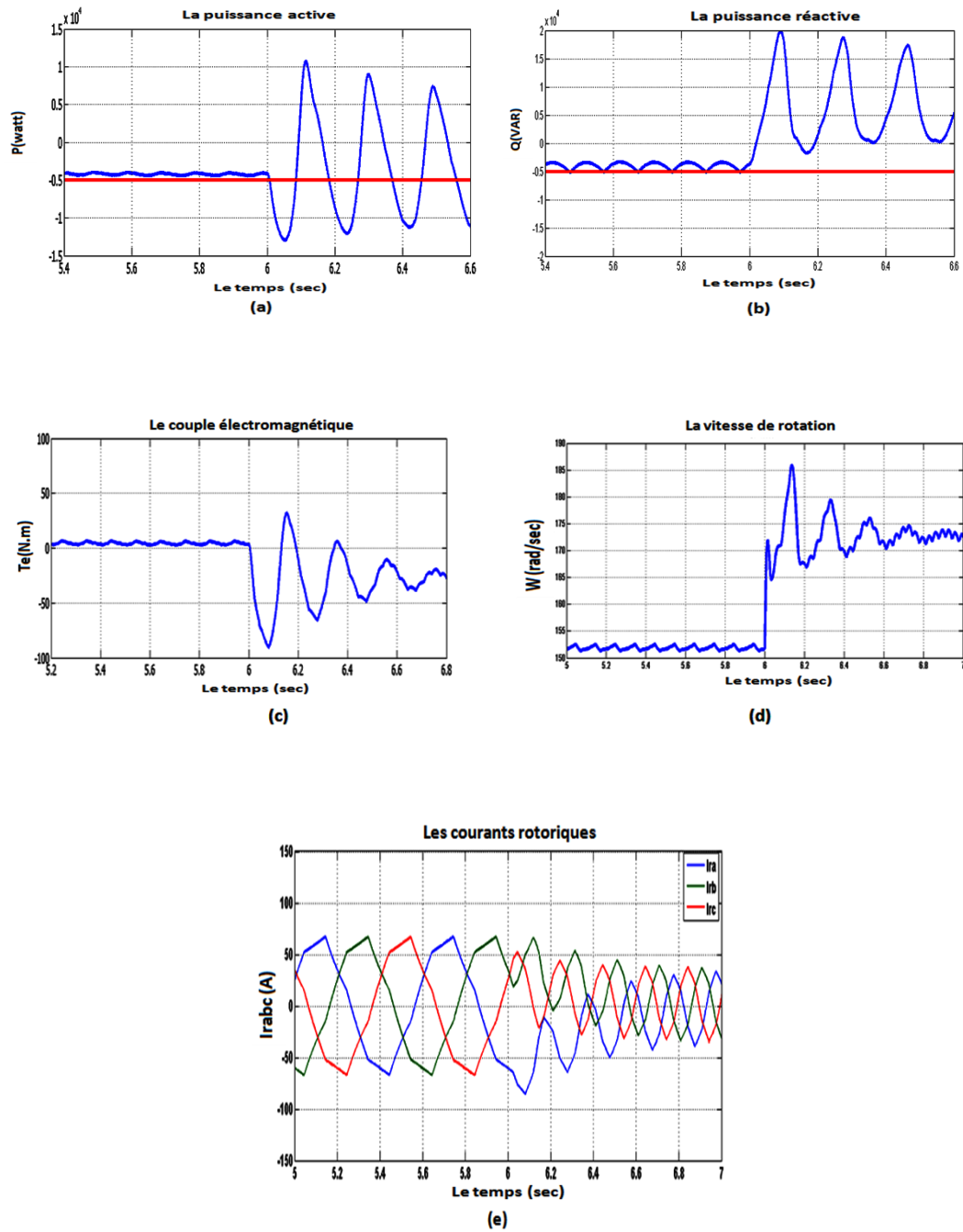


FIGURE III.23 – Evolution des paramètres de la commande côté MADA à $t = 6s$

–Figure (a) :on applique un échelon à la vitesse à $t = 6s$ on remarque une perturbation avec une valeur maximal de 5000 watt à une valeur minimale de -1400 watt.le système se diverge.

–Figure (b) :on applique un échelon à la vitesse à $t = 6s$ on remarque une perturbation à cette instant de la puissance réactive avec un mauvais dépassement, une valeur max de 1600watt à une valeur min de -900 watt.le système se diverge.

–Figure (c) :Le couple donne une valeur max de $30N.m$ et une valeur min de $-90N.m$ à $t = 6s$ avec un dépassement de 40%.

–Figure (d) :à $t = 6s$ on a une variation importante du max et min de la vitesse $W_{max} = 185.2rad/s$ et $W_{min} = 150.2rad/s$ et meme le dépassement est important le système et prend pas le chemin du référence.

–Figure (e) :après l'application de l'échelon on remarque une augmentation dans l'amplitude des courants rotoriques qui nous donnons une valeurs max de $67A$ et un valeur min de $-85A$, puis le système se diverge .

III.10 Conclusion

Les réseaux de neurones formels, tels que nous les avons définis, possèdent une propriété remarquable qui est à l'origine de leur intérêt pratique dans des domaines très divers : ce sont des approximateurs universels parcimonieux.

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux neuro-naux,il implique des modifications physiques des connexions entre neurones.

Quand le nombre du poids augmente l'efficacité de l'algorithme LM diminue, car le contenu des poids occupe une très grande place dans la mémoire ; cet algorithme est pauvre pour les problème de classification, pour cette raison, on a travaillé avec l'algorithme gd.

Les résultats de simulation mettent en évidence les performances de la commande par réseaux de neurones.le contrôle vise à répondre aux exigence définies.

Chapitre IV

Chapitre4 : Commande Neuro-Floue adaptative pour la régulation de vitesse

SOMMAIRE

IV.1 INTRODUCTION	97
IV.2 POURQUOI LE NEURO-FLOU	97
IV.3 DÉFINITION DU NEURO-FLOU	98
IV.4 MÉTHODES NEURO-FLOU	99
IV.4.1 Réseau flou neuronal	99
IV.4.2 Système neuronal/flou simultanément	100
IV.4.3 Modèles neuro-flous coopératifs	100
IV.4.4 Modèles neuro-flous hybrides	100
IV.5 LES TYPES D'IMPLANTATION DES RÉSEAUX NEURO-FLOUS	100
IV.5.1 systèmes d'inférence neuro-flou adaptatifs (ANFIS)	100
IV.5.2 Algorithme d'apprentissage	102
IV.6 APPLICATION DE LA COMMANDE NEURO-FLOU	103
IV.6.1 Synthèse d'un contrôleur neuro-flou ANFIS pour la régulation de vitesse	103
IV.7 SIMULATION ET INTERPRÉTATION	105
IV.7.1 Interprétation des résultats	108
IV.8 CONCLUSION	114

IV.1 Introduction

Les systèmes à inférence flou sont employés dans de nombreux domaines industriels. Utilisés principalement lorsque le modèle mathématique du système physique est difficile à élaborer, ils exploitent des règles flous tirées d'une expertise humaine pour modéliser le comportement dynamique du système. Ces règles sont du type : [13]

« SI la vitesse est grande et la distance est petite, ALORS freiner très fortement »

Les principaux avantages des techniques flous sont l'approche naturelle de la modélisation et la bonne interopérabilité de la description, en employant des règles linguistiques. Cependant, comme il n'y a aucune méthode formelle pour déterminer ses paramètres (ensembles et règles flous), l'exécution d'un système flou peut prendre beaucoup de temps. Dans ce sens, il serait intéressant de disposer d'algorithmes permettant l'apprentissage automatique de ces paramètres.

l'apprentissage automatique de ces paramètres. L'une des méthodes qui permet de répondre à ces exigences est la théorie des réseaux de neurones qui emploie des échantillons (données d'observation) pour l'apprentissage. La combinaison des deux techniques nous donne les systèmes neuro-flou.[13] [12]

IV.2 Pourquoi le neuro-flou

Les réseaux de neurones (RN) multicouche constituent des approximateurs universels grâce à leur capacité d'apprentissage, mais leurs structures et leurs paramètres n'ont pas toujours d'interprétation physique.

D'une part, ils sont généralement construits à partir de la connaissance humaine, d'autre part, ils ont une capacité descriptive élevée due à l'utilisation de variables linguistiques. L'approche traditionnelle pour la conception des systèmes d'inférence flous est basée sur les connaissances acquise par des opérateurs experts. Cette approche a prouvé son efficacité dans plusieurs applications. Il se peut cependant que les opérateurs ne puissent pas traduire leurs connaissances et expérience sous forme de contrôleur à logique flou. Il arrive parfois que le domaine d'expertise ne soit pas disponible. Il est donc naturel de construire des systèmes hybrides qui combinent les concepts des systèmes d'inférences flous et des réseaux de neurones, ce sont des réseaux neuro-flous, dont l'apprentissage permet d'ajuster les paramètres et de s'adapter aux changements de conditions. Les inférences sont ensuite extraites après convergence. Le schéma général d'une structure neuro-flou est illustré par la (Figure IV.1) suivante : [21]

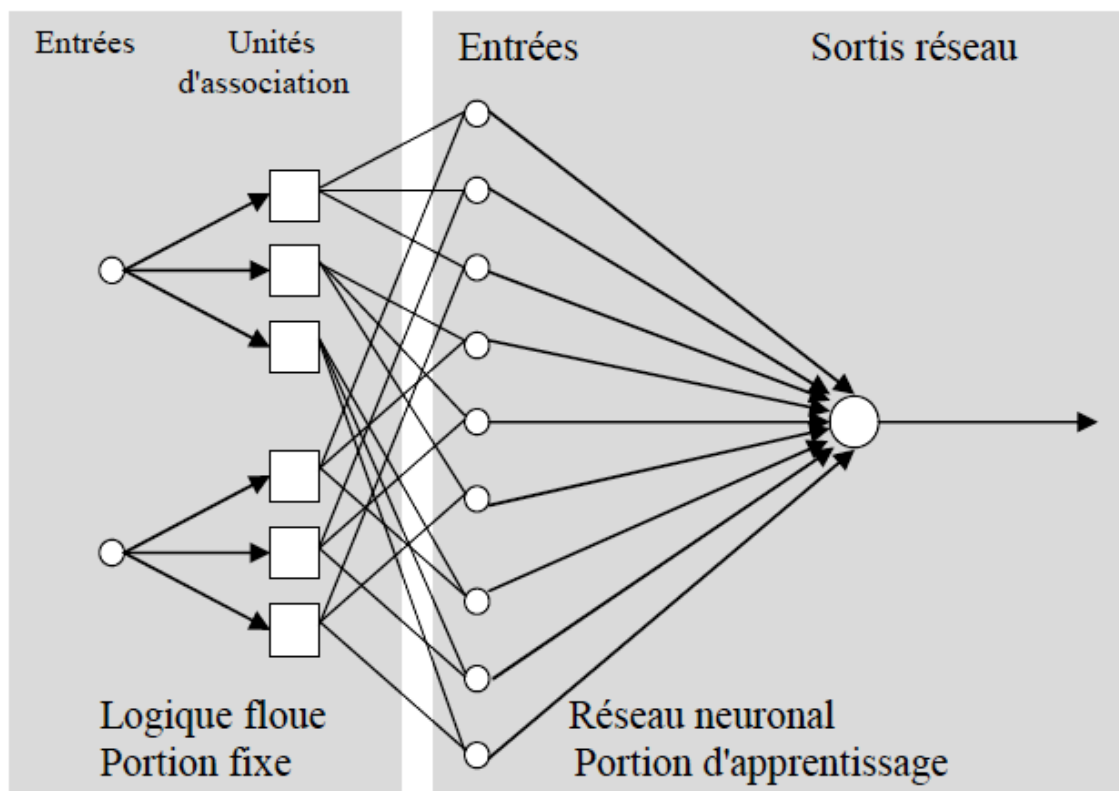


FIGURE IV.1 – structure général d'un réseau neuro-flou

IV.3 Définition du neuro-flou

George lee définit un système neuro-flou comme étant un réseau neuronal multicouche avec des paramètres flous, ou comme in système flou mis en application sous une forme distribuée parallèle.[2] [24]

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

Les règles flous codées dans le système neuro-flou représentent les échantillons imprécis et peuvent être vues en tant que prototypes imprécis des données d'apprentissage.[11]

Un système neuro-flou ne devrait par contre pas être vu comme un système expert (flou), et il n'a rien à voir avec la logique floue dans le sens stricte du terme. On peut aussi noter que les systèmes neuro-flous peuvent être utilisés comme des approximateurs universels.[11] [2]

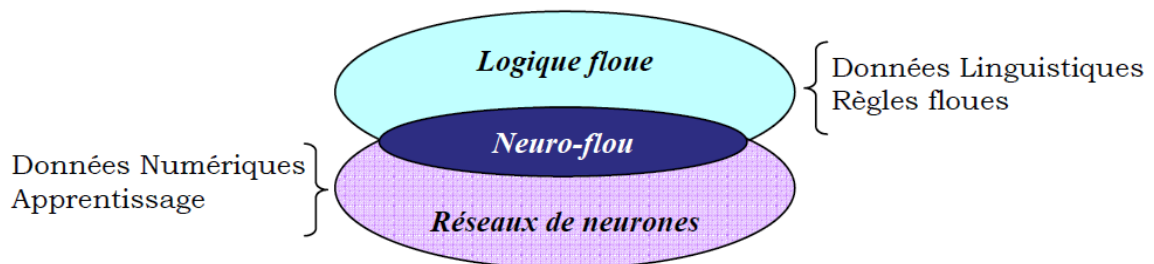


FIGURE IV.2 – Principe du Neuro-flou

La (Figure IV.2) résume le principe du système neuro-flou qui représente l'intersection entre la logique et les réseaux de neurones.

Mécanisme d'adaptation neuro-flou

Cette méthode neuro-flou est basée sur le codage du système d'inférence flou sous la forme d'un réseau de neurones multicouches dans lequel les poids correspondent aux paramètres du système. L'architecture du réseau dépend du type de règle et des méthodes d'inférence, d'agrégation et de défuzzification choisies.

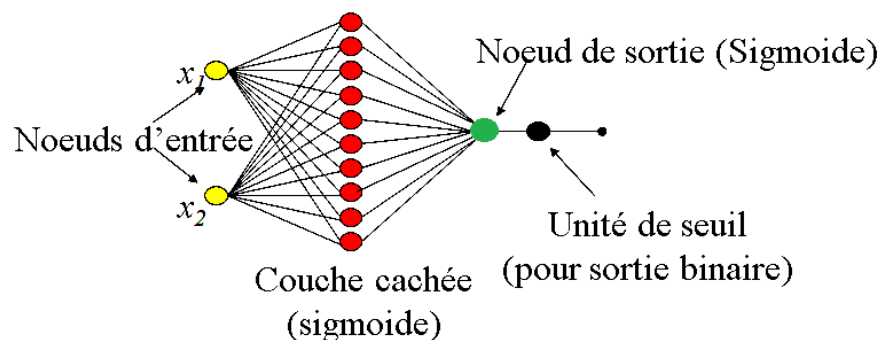


FIGURE IV.3 – des réseaux Neuro-flous

IV.4 Méthodes neuro-flou

Plusieurs méthodes ont été développées depuis 1988 et sont le plus souvent orientées vers la commande de systèmes complexes et les problèmes de classification. Il existe ainsi quatre méthodes neuro-flous.[\[11\]](#)

IV.4.1 Réseau flou neuronal

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

IV.4.2 Système neuronal/flou simultanément

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

IV.4.3 Modèles neuro-flous coopératifs

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

IV.4.4 Modèles neuro-flous hybrides

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

IV.5 Les types d'implantation des réseaux neuro-flous

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

Selon l'interaction entre la logique floue et les réseaux de neurones, et compte tenu de nos objectifs, nous avons retenu deux types de systèmes neuro-flous à savoir : systèmes d'inférence neuro-flou adaptatifs (ANFIS) et inférence neuro-flou(INF). [2]

IV.5.1 systèmes d'inférence neuro-flou adaptatifs (ANFIS)

Les systèmes d'inférence neuro-flou adaptatifs (ANFIS) proposé par *J-S.R. JANG*, sont des systèmes hybrides leur principe est fondamentalement semblable à celui d'un système d'inférence flou de *Takagi Sugeno*. La structure ANFIS est constituée de cinq couches comme le montre la(Figure IV.4). La première couche cachée fuzzifie les variables d'entrées et les opérateurs type T-norme calculent la partie prémisse des règles dans la deuxième couche cachée. La troisième couche cachée normalise les poids des règles dans la quatrième couche cachée ou les paramètres des parties conclusions des règles sont déterminés.la couche de sortie calcule la somme de tous les signaux venant de la quatrième couche.

Son entraînement est accompli par l'algorithme du gradient descente (rétro propagation) pour l'optimisation des paramètres des parties prémisse. Et l'algorithme des moindres car-

rés pour la résolution des paramètres. Afin de réduire l'erreur.[36]

Pour simplifier la compréhension, nous considérons un système à deux entrées X_1 et X_2 et une sortie y , modélisé par un système flou de type TSK, composé des deux règles suivantes :

Si x_1 est A_1 et x_2 est B_1 alors $y_1 = f_1(x_1, x_2) = a_1 x_1 + b_1 x_2 + c_1$

Si x_1 est A_2 et x_2 est B_2 alors $y_2 = f_2(x_1, x_2) = a_2 x_1 + b_2 x_2 + c_2$

Jang a proposé la représentation de cette base de règles par le réseau adaptatif de la (Figure IV.4).

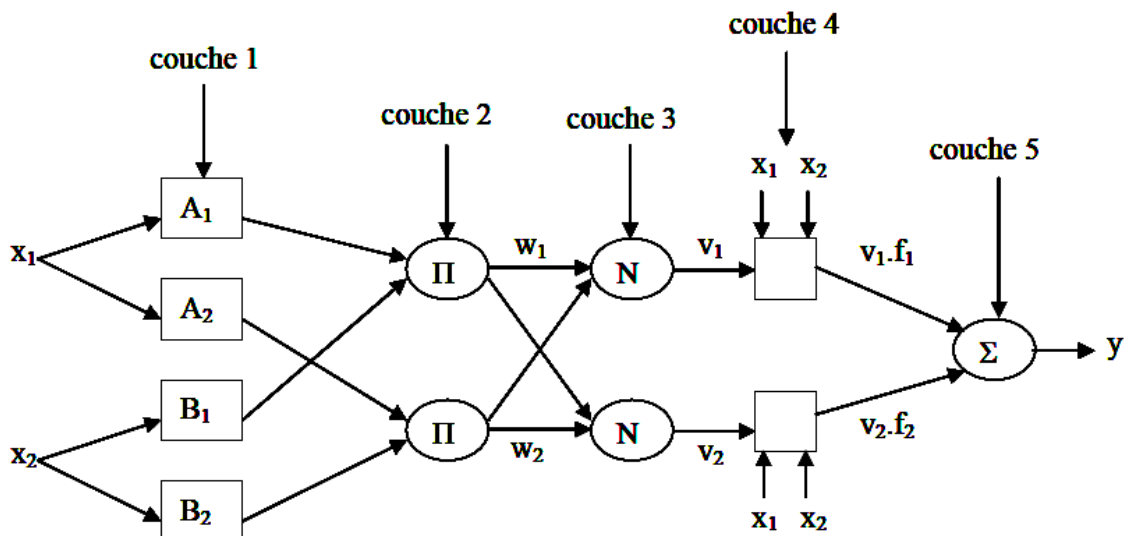


FIGURE IV.4 – Architecture ANFIS

le réseau adaptatif ANFIS est un réseau multi couches dont les connexions ne sont pas pondérées. Les nœuds sont de deux types différents selon leurs fonctionnalités : les nœuds carrés (adaptatifs) contiennent des paramètres, et les nœuds circulaires (fixes) n'ont pas de paramètres, toutefois, chaque nœud (carré ou circulaire) applique une fonction sur ses signaux d'entrées. La sortie O^k du nœud i de la couche K (appelé nœud (i, k)) dépend des signaux provenant de la couche $(k - 1)$ et des paramètres du nœud (i, k) , c'est-à-dire : [58]

$O_i^K = f(O_i^{K-1}, \dots, O_{n_{k-1}}^{K-1}, a, b, c, \dots)$ Ou n_{k-1} est le nombre de nœuds dans la couche $K - 1$, et a, b, c, \dots sont les paramètres du nœud (i, k) . Pour un nœud circulaire ces paramètres n'existent pas.

Dans le réseau de la (Figure IV.4), les nœuds d'une même couche ont des fonctions issues d'une même famille que nous explicitons ci-dessous.

Couche 1 : Génération du degré d'apprentissage

Chaque nœud de cette couche possède des paramètres ajustables. La fonction du nœud est identique à la fonction d'apprentissage à un sous-ensemble flou de l'univers de discours des entrées. Dans le modèle de Jang, les fonctions d'apprentissage sont des gaussiennes.

$$O_i^l = f_i^l = \mu_{A_i}(x)$$

Ou x est l'entrée du nœud i , et A_i le terme linguistique associé à sa fonction μ_{A_i} . En d'autres termes, O_i est le degré d'apprentissage de x à A_i , définie une fonction d'apprentissage $\mu_{A_i}(x)$.

Couche2 : Génération des poids de la règle i

Chaque nœud circulaire appelé II dans cette couche correspond à une règle flou sugeno. Il reçoit les sorties des nœuds de fuzzification et calcule son activation. La conjonction des antécédents est réalisée avec l'opérateur produit.

$$w_i = \mu_{A_i}(x_1) \cdot \mu_{B_{i-2}}(x_2), i = 1..2$$

Couche3 : Normalisation des poids de la règle i

Chaque nœud de cette couche est un nœud circulaire appelé N. il calcule le degré d'activation normalisé d'une règle flou donnée. La valeur obtenue représenté la contribution de la règle flou au résultat final.

$$\nu_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}$$

Couche4 Calcul de la sortie des règles :

Chaque nœud de cette couche est un nœud carré avec une fonction réalisant le calcul suivant :

$$O_i^4 = \nu_i \cdot f_i = \nu_i (a_i \cdot x_1 + b_i \cdot x_2 + c_i); \quad i = 1..2$$

Ou ν_i est la sortie de la couche 3, et a_i, b_i, c_i est l'ensemble des paramètres ajustables de sortie de la règle i .

Couche5 Faire la somme de toutes les entrées à partir de la couche4 :

un seul nœud qui fournit la sortie de ANFIS en calculant la somme des sorties de tous les nœuds de défuzzification, c'est-à-dire, :

$$O_i^5 = y = \sum_i \nu_i \cdot f_i$$

IV.5.2 Algorithme d'apprentissage

L'apprentissage à partir d'un ensemble de données concerne l'identification des paramètres des prémisses et des conséquences, la structure du réseau étant fixée. L'algorithme d'apprentissage commence par construire un réseau initial, ensuite on applique une méthode d'apprentissage par rétro-propagation de l'erreur, en utilisant une règle hybride d'apprentissage qui combine un algorithme de descente de gradient avec une estimation par moindres carrés. [58]

Pour ce faire, considérons les paramètres de prémisses (couche1) sont ceux proposés par l'expert, par contre les paramètres de conséquences sont ajusté via la minimisation à la sortie de l'erreur quadratique instantanée suivante :

$$e = \frac{1}{2}(h_d(k) - h(k))^2 \cdot k \quad d=1..2$$

Avec $h(k)$ est la sortie réelle et $h_d(k)$ est la consigne désirée.

En outre, soit ϕ_i le vecteur des paramètres à ajuster pour chaque coordonnée cartésienne. Notre objectif est de trouver les composantes du vecteur ϕ_i , en utilisant l'approche du filtre de Kalman étendu qui consiste à linéariser tout instant la sortie h autour du vecteur estime ϕ_i . Cela revient à écrire.[46]

$$h_d(k) = h(k) + \Psi_i^T(k)(\phi_i - \widehat{\phi}_{i-1})$$

$$\Psi_i^T(k) = \frac{\delta h(k)}{\delta \phi_i} \delta$$

Par conséquent, les paramètres sont ajustés selon la relation suivante :

$$\phi_i = \phi_{i-1} + P_i \cdot \Psi_i^T \cdot e_i$$

Avec :

$$\begin{cases} e_i = h_d - h \\ \Psi_i^T = [O_{3i} \quad O_{3ie_i} \quad O_{3ie_i}] \\ P_i = \frac{\alpha_1}{\alpha_2 + \Psi_i^T \Psi_i} \end{cases}$$

Où α_1 et α_2 ont des gains d'adaptation pour modifier la vitesse de convergence.

IV.6 Application de la commande Neuro-flou

Dans ce cas nous avons appliqué la commande neuro-flou, et nous avons exploité la capacité d'apprentissage du réseau de neurones afin de produire la base de connaissances d'une manière automatique. Pour cela on a utilisé, deux régulateurs neuro-flou de type Sugeno qui présentent deux avantages majeurs par rapport à celui de type Mamdani :

- Temps de calcul de la commande réduit (le temps consommé par procédure de défuzzification est évité), moins de règles nécessaires pour réaliser une tâche donnée.
- de mettre sous forme de réseau adaptatif non linéaire.

IV.6.1 Synthèse d'un contrôleur neuro-flou ANFIS pour la régulation de vitesse

IV.6.1-a Identification du contrôleur flou RLF5 par le système neuro-flou ANFIS

En vue d'une commande directe du processus, nous avons identifié le contrôleur flou RLF5, et donc sélectionnés pour créer le patron d'apprentissage les variables suivantes :

- en entrée : l'erreur normalisée $e(k) = \Omega^*(k) - \Omega(k)$, entre les puissances de référence et les puissances du moteur, et la variation de cette erreur $de(k)$.
- en sortie : l'incrément normalisé du couple de référence (commande) $du(k) = dCem^*(k)$.

IV.6.1-b Apprentissage du contrôleur flou RLF5

La structure du réseau obtenu est donnée en (Figure IV.5). Nous avons retenus après plusieurs essais de simulation cinq fonctions d'appartenance de formes triangulaires pour les entrées, comme illustré sur (Figure IV.6) Les caractéristiques des fonctions d'appartenances et les valeurs des paramètres conséquents sont indiqués dans le détail des fichiers RLF5.fis et RNF5.fis, indiqués dans les annexes B et D.

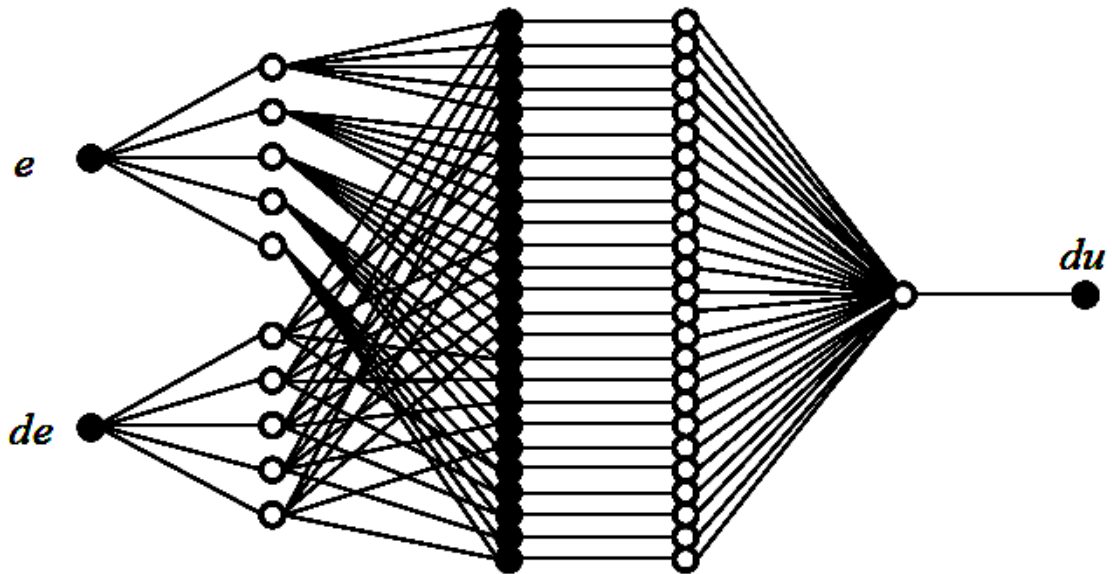


FIGURE IV.5 – Structure du réseau neuro-flou ANFIS obtenue

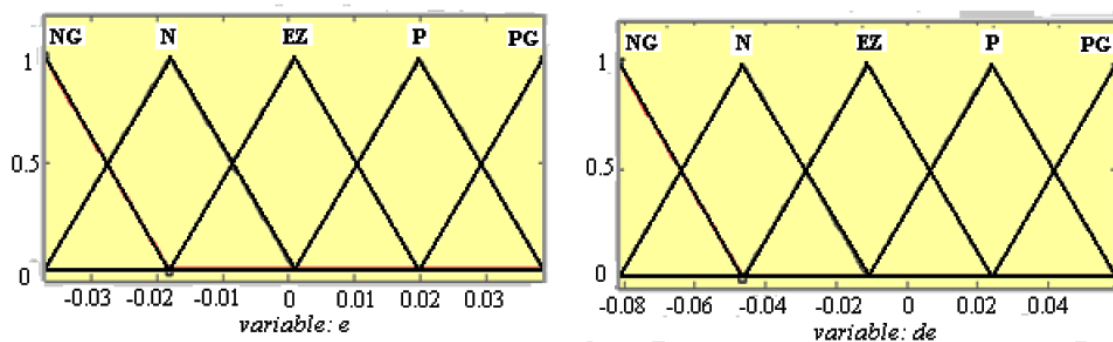


FIGURE IV.6 – Fonctions d'appartenance obtenues pour le réseau neuro-flou ANFIS

L'apprentissage du réseau a été réalisé avec la technique hybride, et après l'opération de l'apprentissage, le réseau neuro-flou contient, dans ces neurones adaptatifs, les paramètres des fonctions d'appartenance et des règles vérifiant le critère de l'optimisation. Le contrôleur que nous désignerons par l'acronyme RLF5, se réduit à un système d'inférence flou possédant ainsi une base de connaissance qui peut servir d'expert pour exprimer en termes linguistiques les règles qui régissent le fonctionnement du processus.

IV.7 Simulation et Interprétation

on utilise dans ce chapitre les régulateur PI Neuro-Flou coté machine et coté réseau :

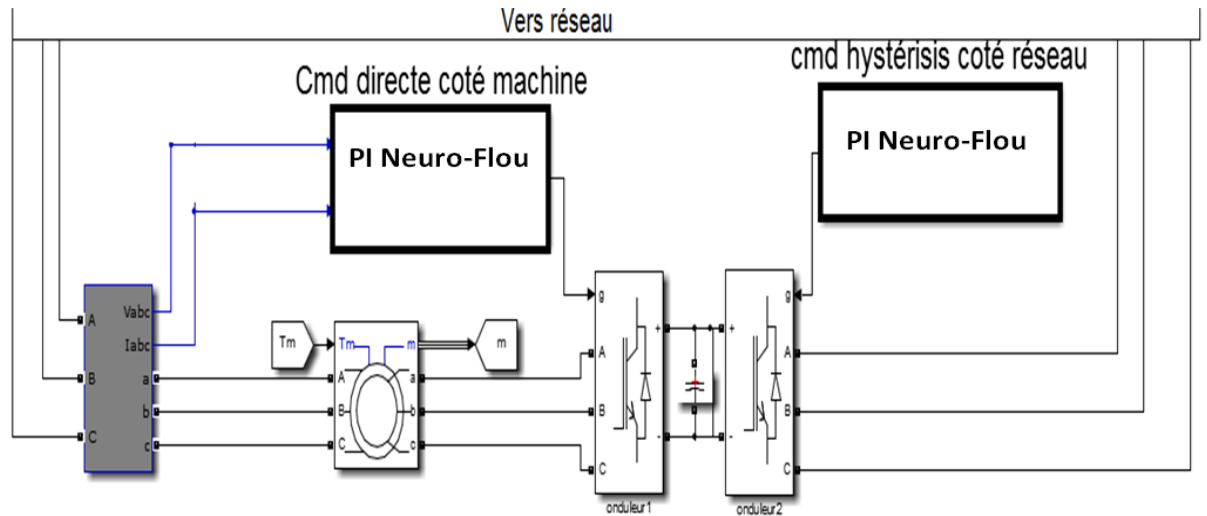


FIGURE IV.7 – Modèle de la simulation d PI Neuro-Flou

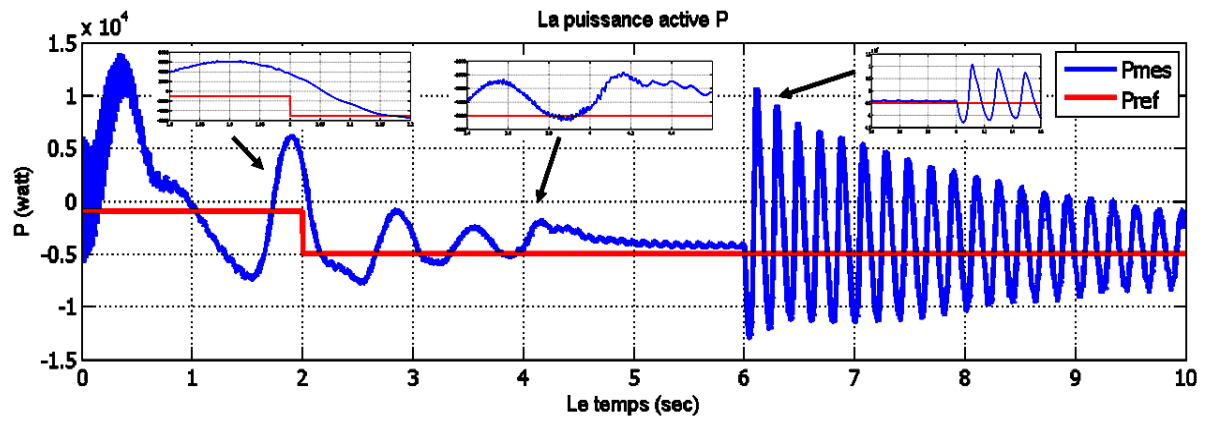


FIGURE IV.8 – La variation de la puissance active P

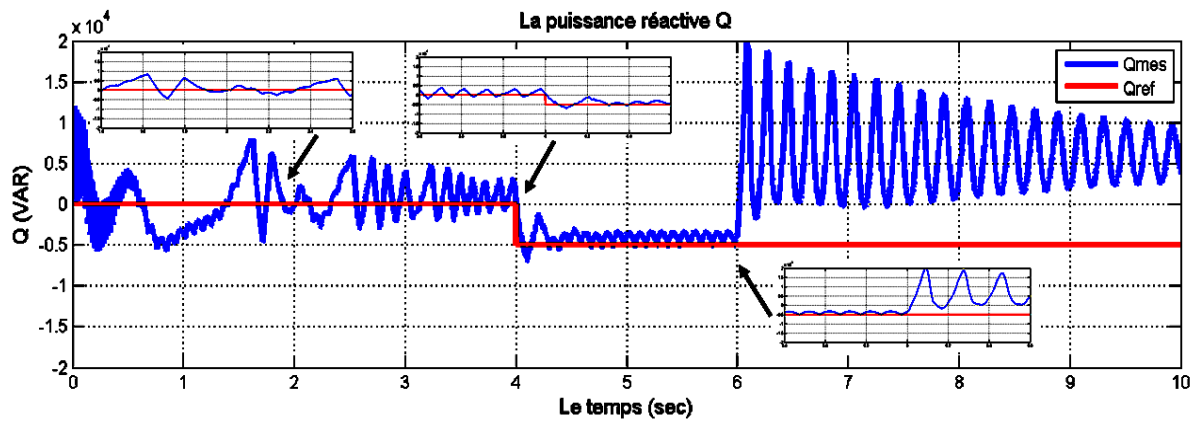


FIGURE IV.9 – La variation de la puissance réactive Q

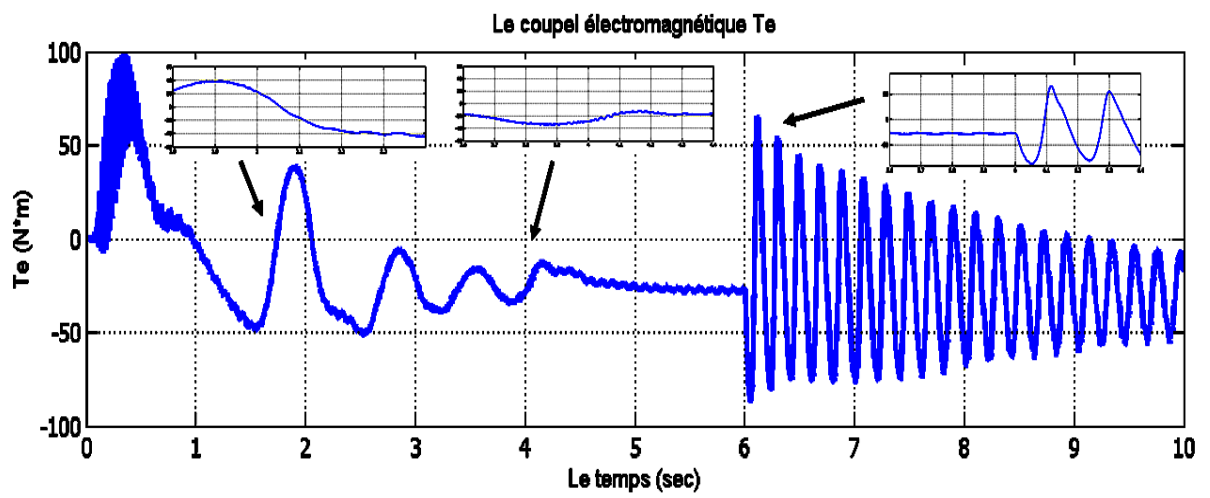


FIGURE IV.10 – La variation du couple électromagnétique

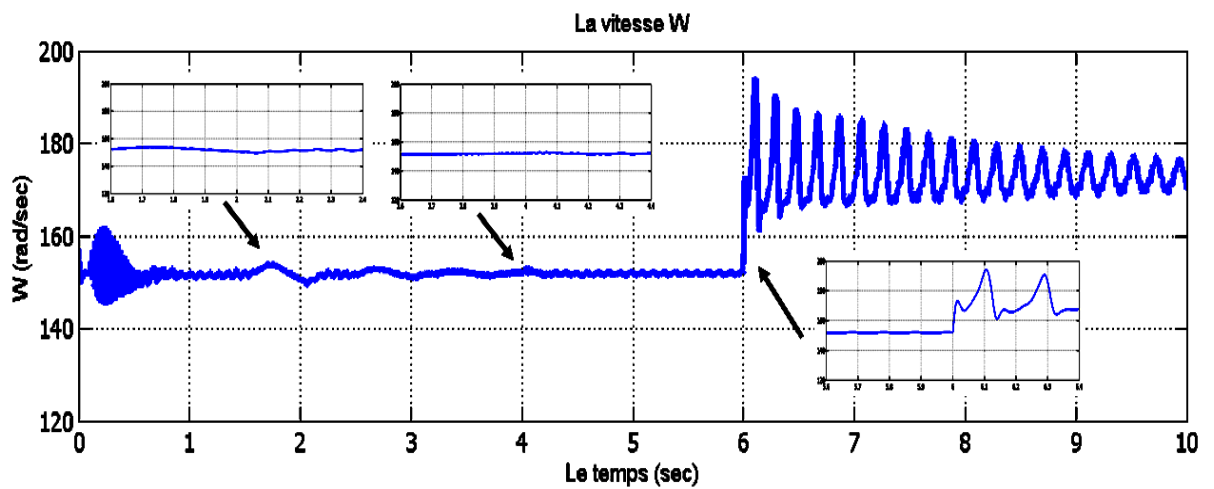
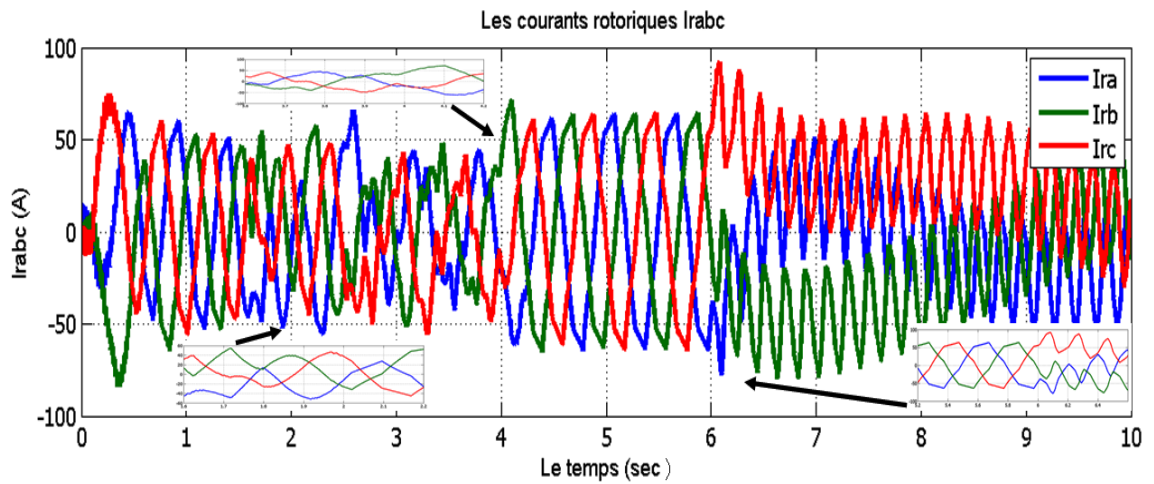


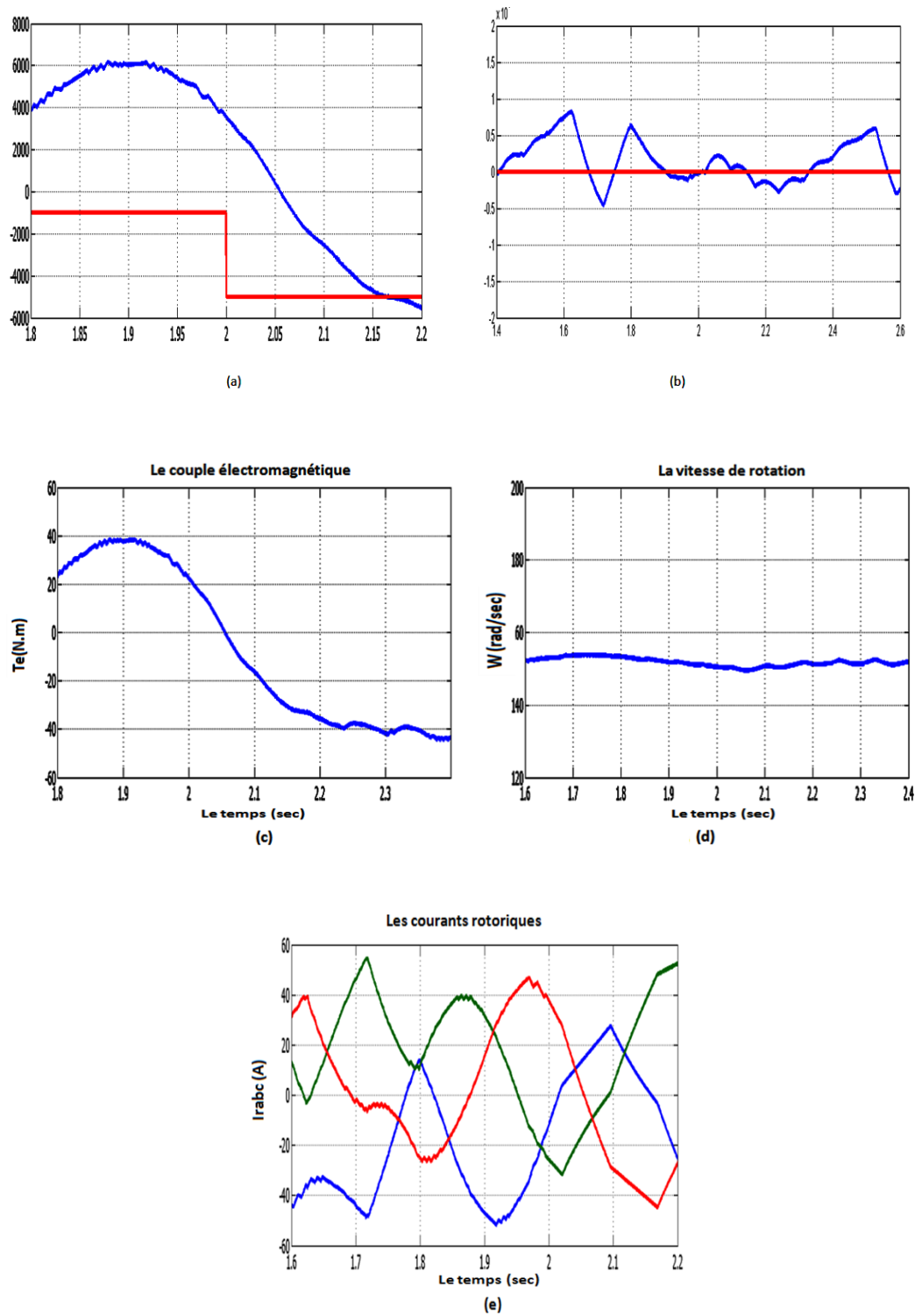
FIGURE IV.11 – La variation de la vitesse de rotation

FIGURE IV.12 – *La variation des courants rotoriques*

IV.7.1 Interprétation des résultats

Les figures (IV.8)(IV.9)(IV.10)(IV.11)(IV.12) sont les résultats de simulations des paramètres suivants :La puissance active et la puissance réactive ; le couple électromagnétique ; Les courants rotoriques et la vitesse de rotations.

On applique des échelon à 2s;4s et 6s respectivement à P,Q et W :

FIGURE IV.13 – Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 2s$

La figure (a) : C'est de la puissance active qui passe de -6800 à 6000 watt, il y a un grand dépassement de 130% à $t = 2s$, Le signal ne stabilise pas.

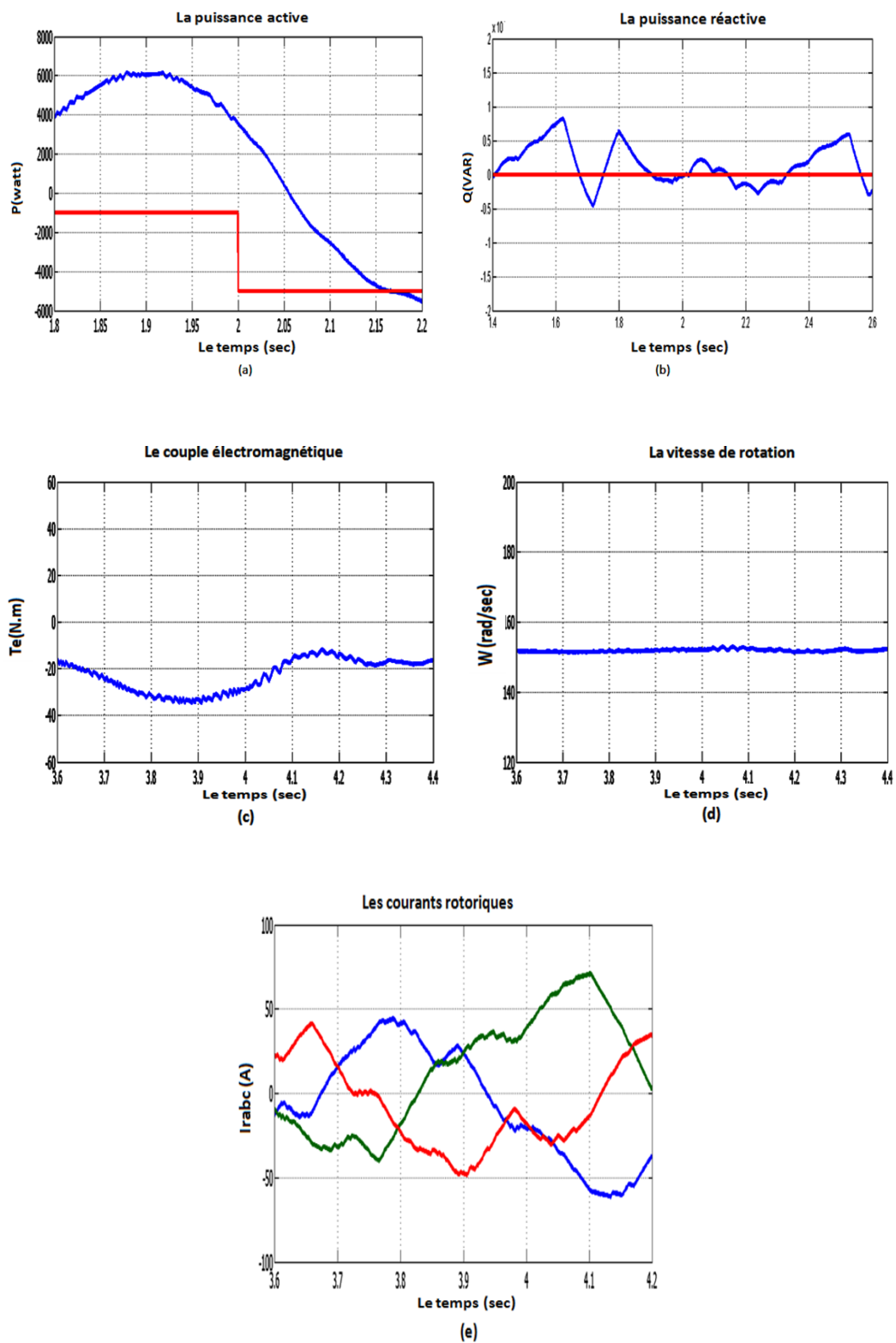
La figure (b) : la puissance réactive qui influé d'après la puissance active avec un $Q_{max} = 200$ et $Q_{min} = -2000$.le système ne stabilise pas

La figure (c), on remarque d'après cette figure que la puissance active influe sur le couple à $t=2s$, le couple atteint une valeur maximal de 40 N.m et une valeur minimal de -50 N.m et un dépassement de 80% , même chose pour le couple, il ne stabilise pas

La figure (d) :on a un $W_{max} = 153rad/sec$ et $W_{min} = 150rad/sec$ d'après l'influence de puissance active,le temps de stabilisation est $0.1s$.

La figure (e) :Quand applique l'échelon a $t=2s$ on remarque une valeur max égale à $-50A$ et une valeur min égale à 28 A.

The logo for Clicours.COM, featuring the text "Clicours.COM" in a white, sans-serif font on a dark blue rectangular background.

FIGURE IV.14 – Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 4$ s

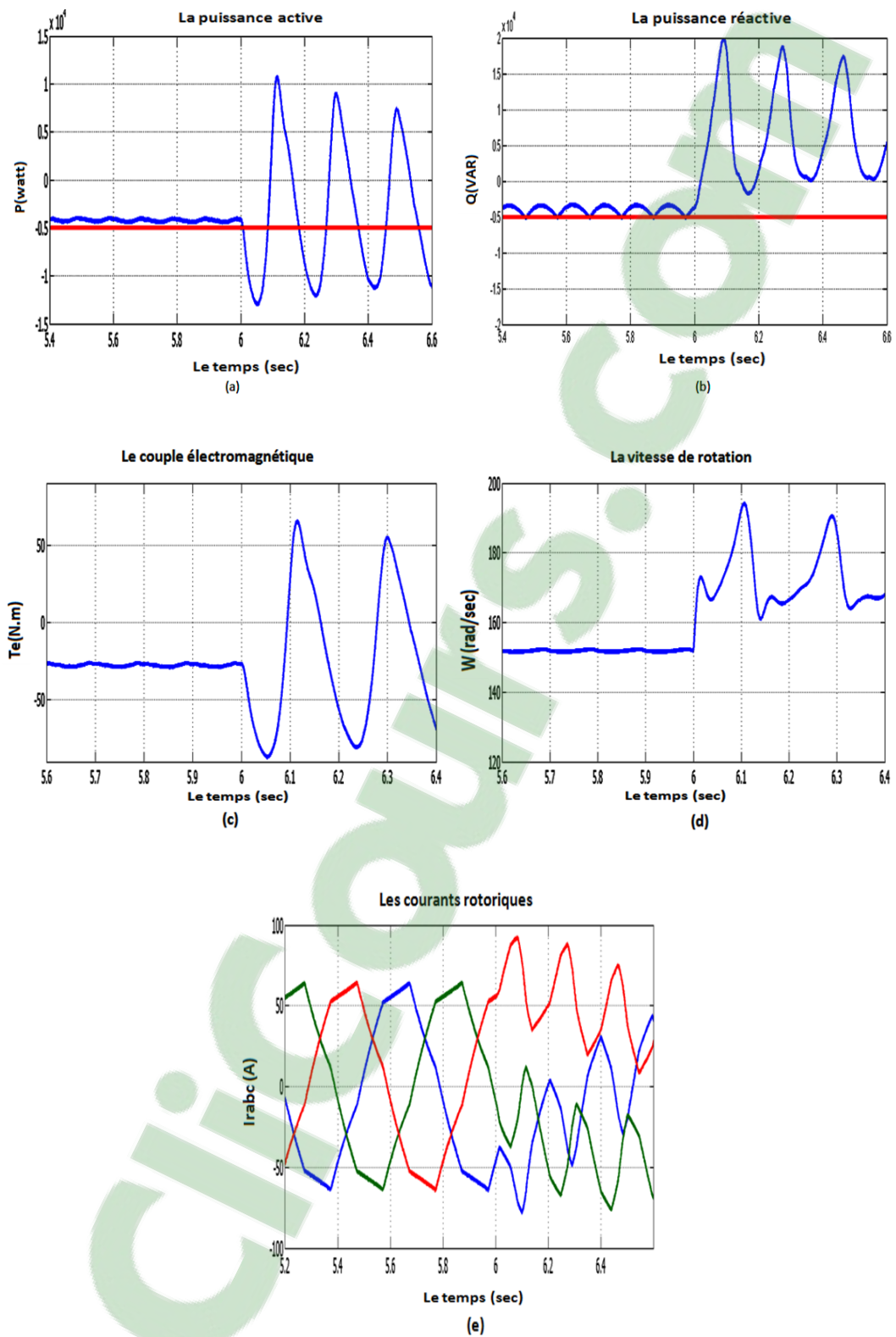
La figure (a) : d'après l'application de l'échelon à $t = 4s$ on remarque une valeur min de -5200 Watt à une valeur max 2000 Watt. le signal se stabilise d'après et ressui la référence d'après un 1s.

La figure (b) : La puissance réactive atteint une valeur max de 3000 VAR à une valeur min de -7000 VAR. On un dépassement de 60% a l'instant $t = 4s$ Après un durée d'une seconde la puissance réactive se stabilise.

La figure (c) : on remarque que le couple électromagnétique un changement à l'instant $t = 4s$ car on a un valeur max atteint le -15 N.m et un valeur min de -35 N.m. Le système se stabilise d'après une durée d 0.1.

La figure (d) : On remarque une petite variation au vitesse de rotation quand applique un échelon à $t = 4s$ qui atteint la valeur $152rad/sec$.

La figure (e) : On remarque une augmentation d'amplitude dans les courants rotoriques à $t = 4s$ qui devient 40 A au max et -60 au min et d'après le 0.05 les courant se stabilisent à une valeur max de 70 A et une valeur min de -70 A.

FIGURE IV.15 – Evolution des paramètres de la commande coté MADA à $t = 6$ s

La figure (a) : on applique un échelon à la vitesse à $t = 6s$ on remarque une perturbation à cette instant dans la puissance active avec un mauvaise dépassement et une valeur max de 11000 watt à une valeur min de -13800 watt. le système se diverge.

La figure (b) : la même chose par rapport la puissance réactive on une valeur max de 3000 et une valeur min de -7000 et le même le chose pour le dépassement par rapport la puissance active. le système diverge et ne suit jamais la consigne.

La figure (c) : Le couple donne un valeur max de -34 N.m et un valeur min d -52 N.m à $t = 6s$ avec un dépassement de 56%.

La figure (d) : à $t = 6s$ on a une variation aux valeurs max et min de $-50rad/sec$ et $40rad/sec$ avec un plus grand dépassement.

La figure (e) : après l'application de l'échelon on remarque une augmentation dans l'amplitude des courants rotoriques qui nous donnons une valeurs max de 90 A et un valeur min de -65 A, puis le système se diverge et n prend pas le chemin du référence.

IV.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principes de l'approche neuro-flou ANFIS, qui elle, combine la logique flou et les réseaux de neurones et permet de déterminer la relation liant les entrées et les sorties d'un système en définissant les fonctions d'appartenance et les règles d'inférence appropriées à l'aide des méthodes d'apprentissage supervisé. Nous avons ensuite synthétisé un contrôleur neuro-flou, dans le but de l'implanter dans la commande vectorielle directe. On a travaillé avec le contrôleur flou RNF5 élaboré au chapitre précédent. Ce contrôleur présente de très bonnes performances, identiques à celles de son homologue floue.

Chapitre V

Chapitre5 : combinaisons des commandes

SOMMAIRE

V.1	INTRODUCTION	116
V.2	RÉSULTAT DE SIMULATION DES CONFIGURATION	116
V.2.1	Configuration 1	116
V.2.2	Configuration 2	119
V.2.3	Configuration 3	121
V.2.4	Configuration 4	123
V.2.5	Configuration 5	125
V.2.6	Configuration 6	127
V.2.7	Configuration 7	128
V.2.8	Configuration 8	129
V.2.9	Configuration 9	131
V.2.10	Configuration 10	133
V.2.11	Configuration 11	135
V.2.12	Configuration 12	137
V.2.13	Configuration 13	137
V.2.14	Configuration 14	137
V.2.15	Configuration 15	139
V.2.16	Configuration 16	141
V.3	COMPARAISON ENTRE LES COMBINAISONS	144
V.4	CONCLUSION	152

V.1 Introduction

Dans cette partie finale de notre travail , nous avons présenté en détails les combinaisons de commandes présentés dans les chapitres précédents.

Puisque on a dans notre système des régulateurs appartient au coté machine et un autre appartient au coté réseau on a mit une commande différente pour chaque partie (commande ou réseau) pour bien illustrer la comparaison entre eux.

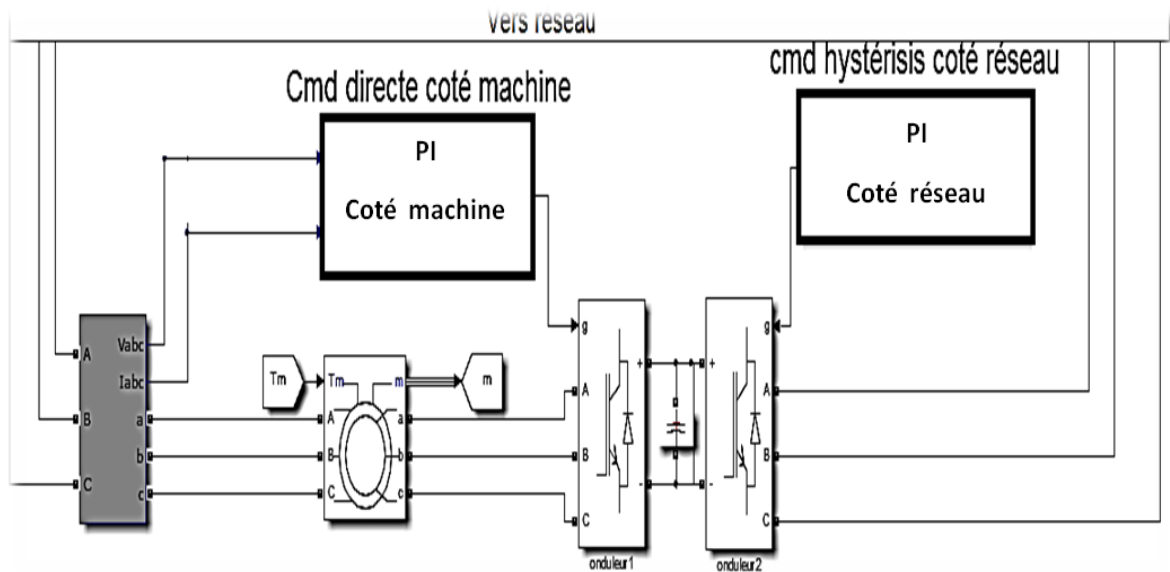


FIGURE V.1 – *Modèle de la simulation avec les différents régulateurs*

V.2 Résultat de simulation des configuration

Pour étudier les performances de chaque combinaison on choisit des paramètres de comparaisons comme le dépassement, le temps de simulation ainsi le temps d'établissement.

V.2.1 Configuration 1

On fait les mêmes régulateurs de chapitre1, alors on a un PI classique dans les deux cotés de système :

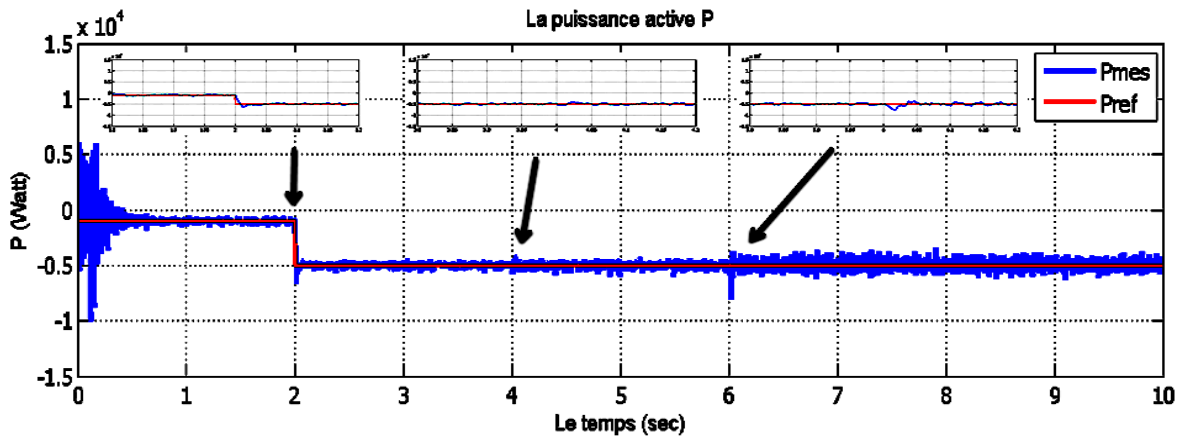


FIGURE V.2 – La variation de la puissance active P

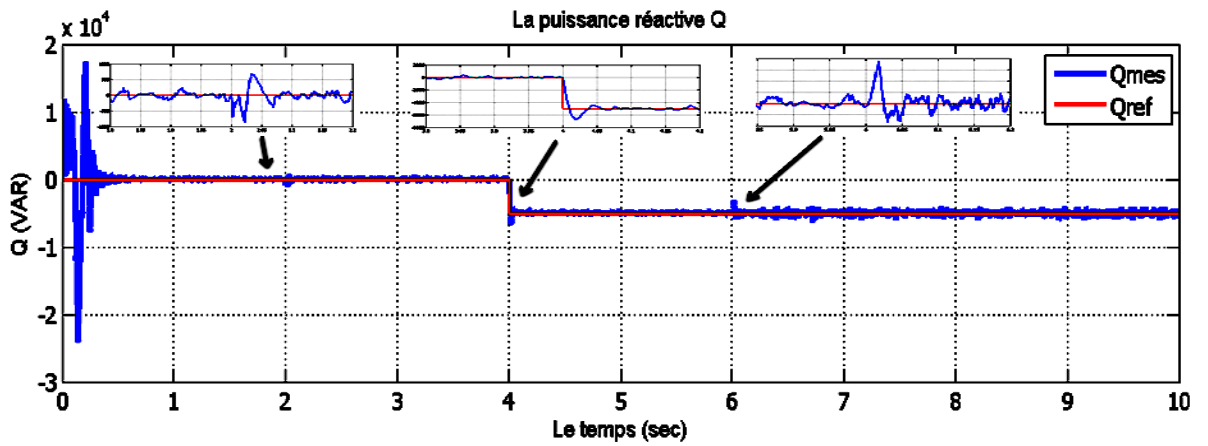


FIGURE V.3 – La variation de la puissance réactive Q

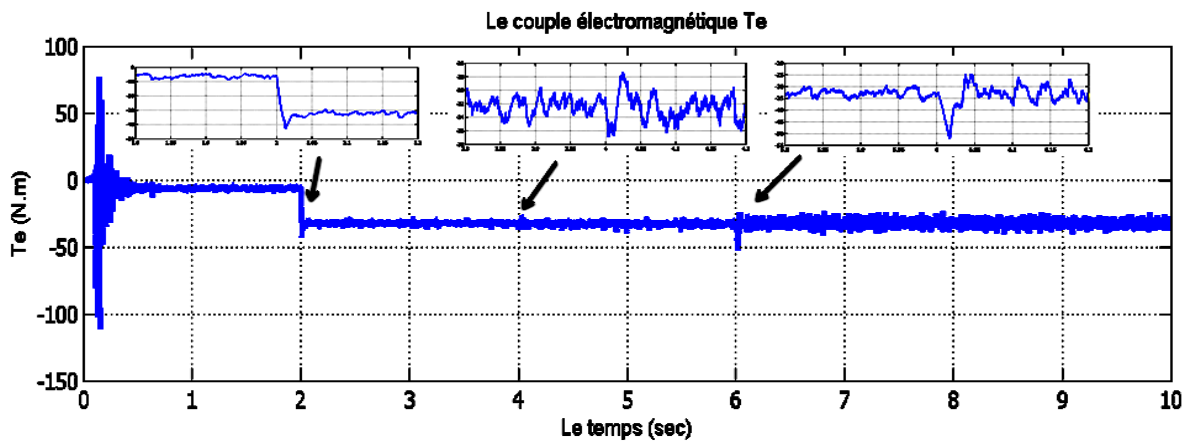


FIGURE V.4 – La variation du couple électromagnétique T_e

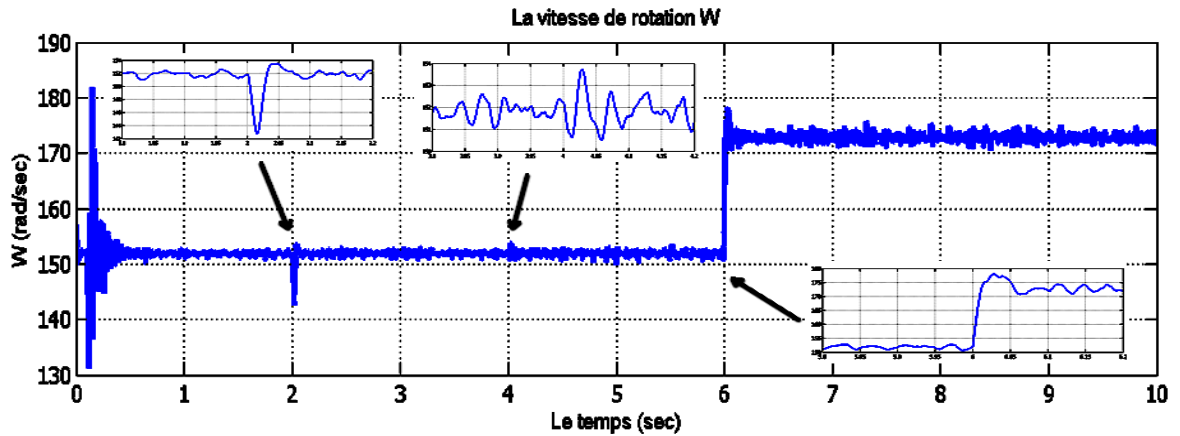


FIGURE V.5 – La variation de la vitesse de rotation W

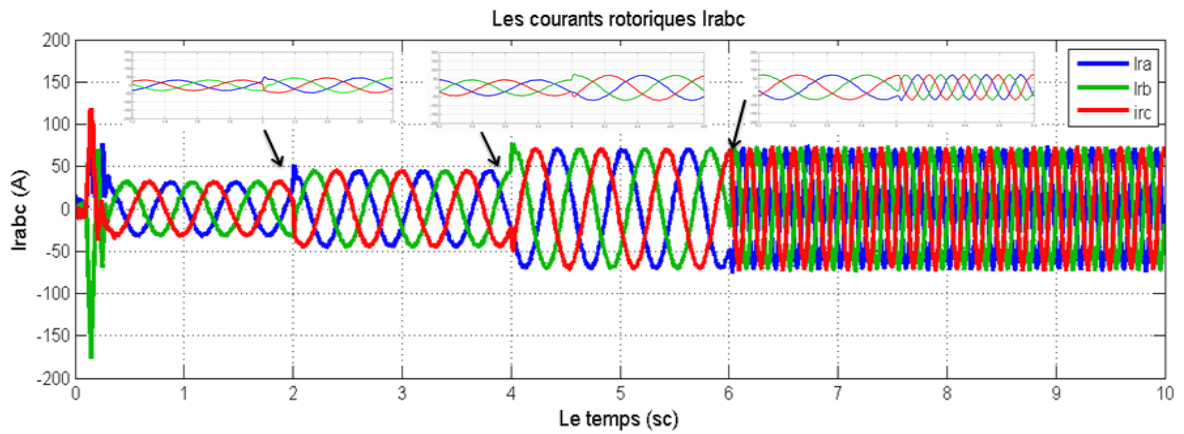


FIGURE V.6 – La variation des courants rotoriques I_r

Interprétation :

Le numéro de configuration et son type	La couleur	le Temps de simulation	Le paramètre	Le temps d'établissement	[min Max]		Le dépassement
Conf1 : -PI classique coté machine -PI classique coté réseau	Le bleu	1h 45min	La puissance active (Watt)	2.1 s	[-6800 -1000]	37.5 %	A t=2s
				4.05 s	[-5700 -4200]		A t=4s
				6.05 s	[-8000 -4200]		A t=6s
			La puissance réactive (VAR)	4.1 s	[-900 900]	26 %	A t=2s
				4.05 s	[-5000 0]		A t=4s
				6.05 s	[-580 -310]		A t=6s
			Le couple électromagnétique (N*m)	2.15 s	[-43 -5]	39 %	A t=2s
					[-37 -27]		A t=4s
					[-52 -34]		A t=6s
			La vitesse de rotation (rad/s)	2.1 s	[143 153]	56 %	A t=2s
2.02 s	[152 153.5]	A t=4s					
2.01 s	[150 177]	13 %		A t=6s			

Tableau V.1 – Configuration 1

V.2.2 Configuration 2

On un PI Flou-Flou coté machine et coté réseau respectivement :

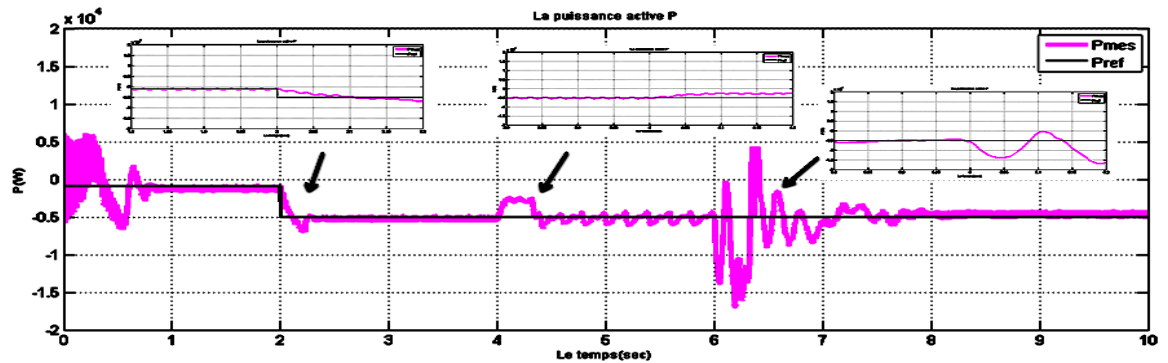


FIGURE V.7 – La variation de la puissance active P

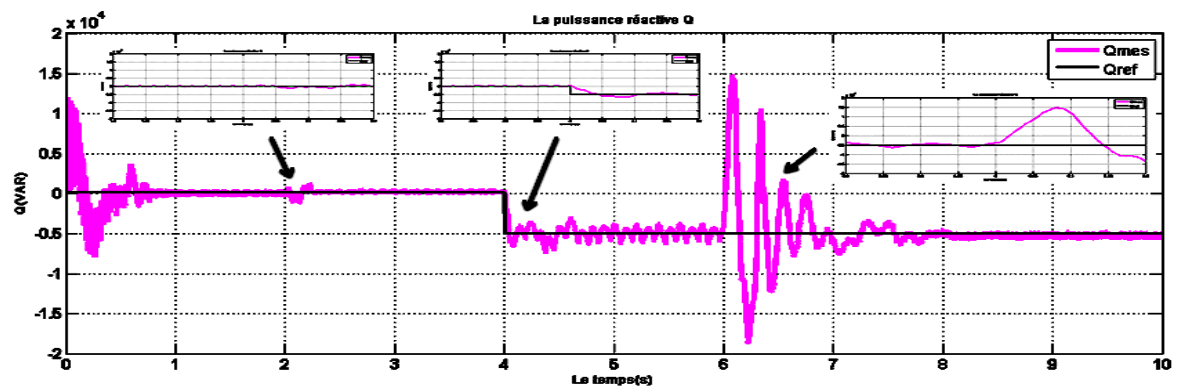


FIGURE V.8 – La variation de la puissance réactive Q

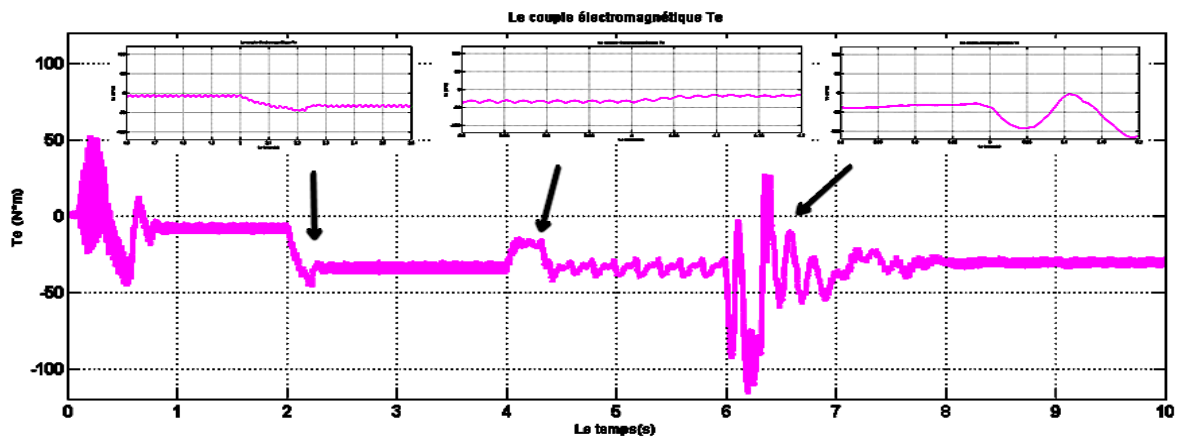


FIGURE V.9 – La variation du couple électromagnétique T_e

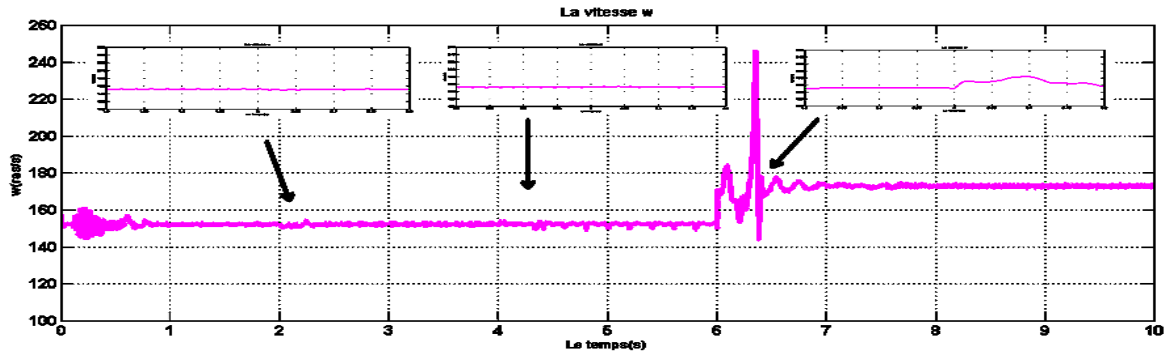


FIGURE V.10 – La variation de la vitesse de rotation W

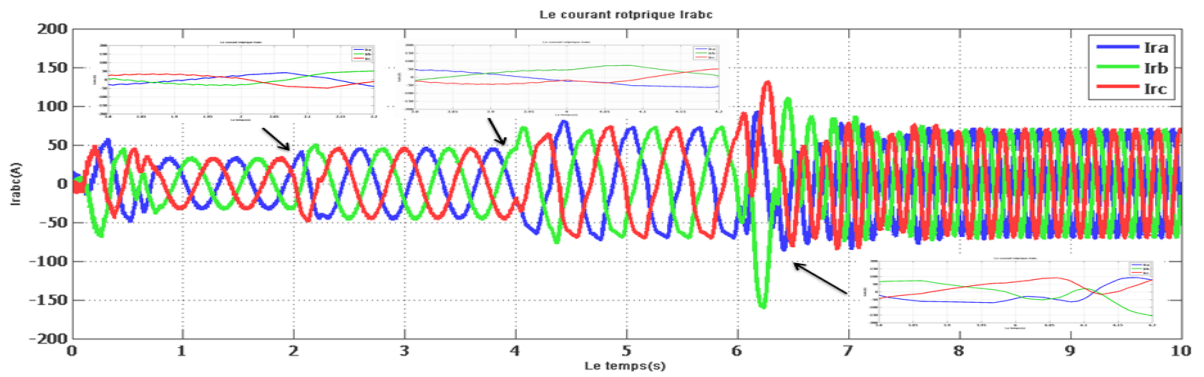


FIGURE V.11 – La variation des courants rotoriques I_r

Interprétation :

Le numéro de configuration et son type	La couleur	Le Temps de simulation	Le paramètre	Le temps d'établissement	[min Max]		Le dépassement	
Conf2 : -PI floue coté machine -PI floue coté réseau	Rose	10 min	La puissance active (Watt)	2.01 s		[-7000 0]	50%	A t=2s
				4.03 s		[-5500 -100]		A t=4s
				6.1 s		[-17500 0]		A t=6s
			La puissance réactive (VAR)	2.15 s		[-300 200]	50%	A t=2s
				4.23 s		[-7500 400]		A t=4s
				6.3 s		[-19000 15000]		A t=6s
			Le couple électromagnétique (N*m)	2.02 s		[-46 -5]	14 %	A t=2s
				4.20 s		[-43 -15]		A t=4s
				6.3 s		[-120 20]		A t=6s
			La vitesse de rotation (rad/s)	2.15 s		[150.9 154]	40%	A t=2s
				4.1 s		[153.2 149]		A t=4s
				6.2 s		[145 245]		A t=6s

Tableau V.2-Configuration 2

V.2.3 Configuration 3

On un PI Neurone-Neurone coté machine et coté réseau respectivement :

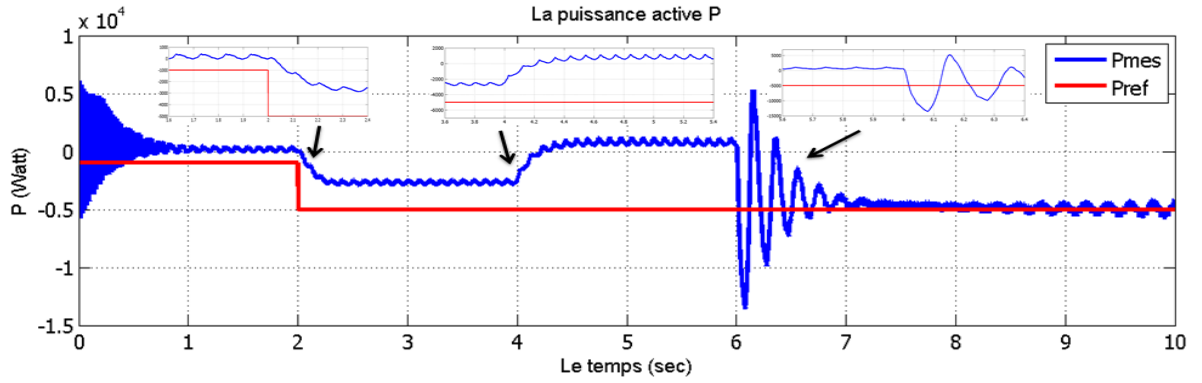


FIGURE V.12 – La variation de la puissance active P

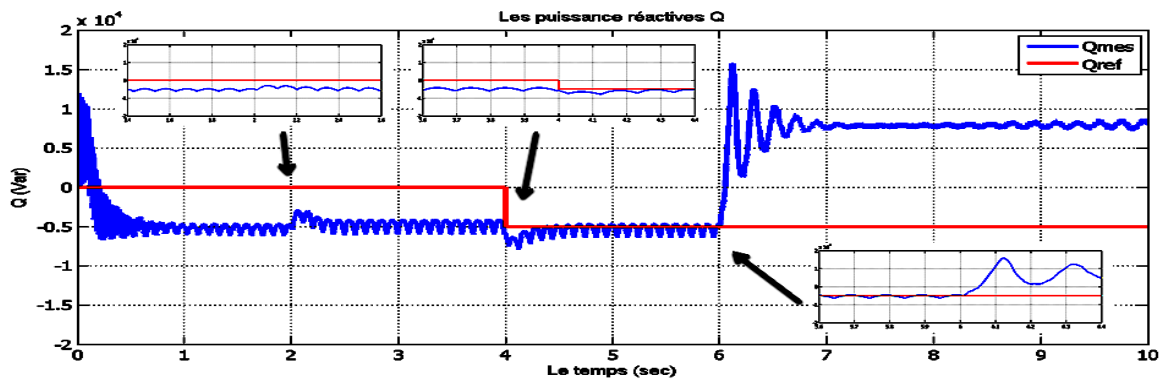


FIGURE V.13 – La variation de la puissance réactive Q

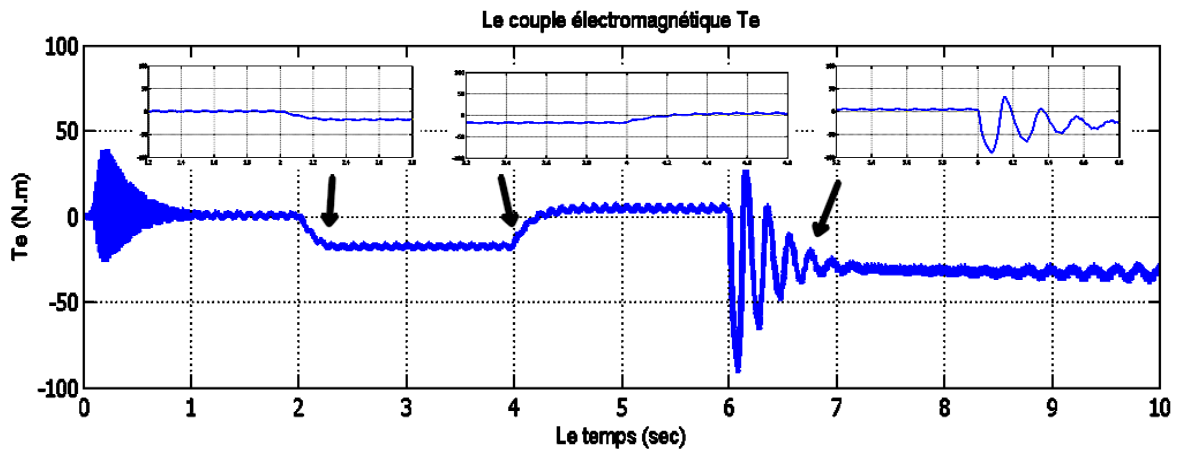


FIGURE V.14 – La variation du couple électromagnétique T_e

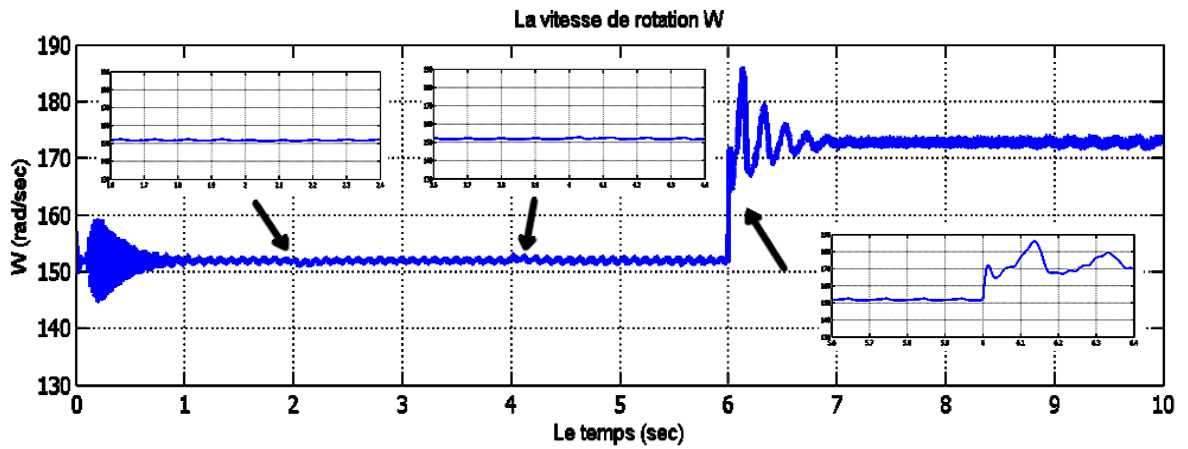


FIGURE V.15 – La variation de la vitesse de rotation W

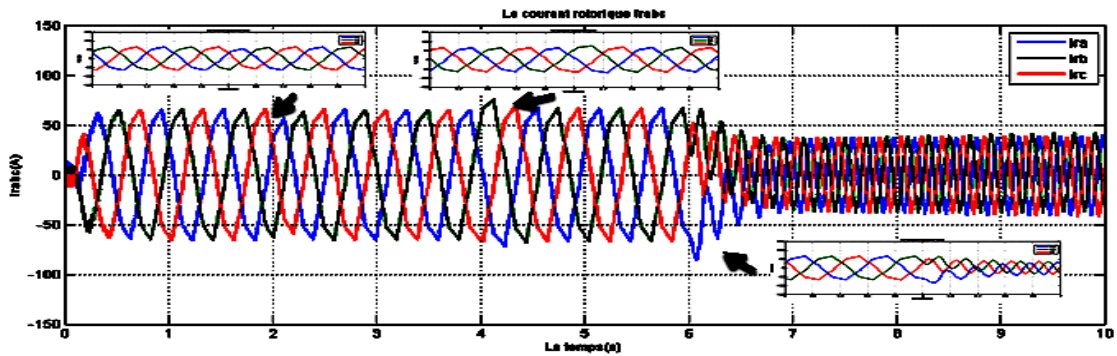


FIGURE V.16 – La variation des courants rotoriques Ir

Interprétation :

Le numéro de configuration et son type	La couleur	le Temps de simulation	Le paramètre	Le temps d'établissement	[min	Max]	Le dépassement	
Conf 3 : -1 neurone coté machine -1 neurone coté réseau	Rouge	1h49min	La puissance active (Watt)	2.3 s	[400	-3000]	25 %	A t=2s
				4.07 s	[100	-2500]		A t=4s
				6.4 s	[5000	-1400]		A t=6s
			La puissance réactive (VAR)	4.2 s	[-800	-3000]	50%	A t=2s
				4.3 s	[-700	-4700]		A t=4s
				6.32 s	[-900	-1600]		A t=6s
			Le couple électromagnétique (N*m)	2.05 s	[-20	5]	25 %	A t=2s
				diverge	[-20	15]		A t=4s
				diverge	[-90	15]		A t=6s
			La vitesse de rotation (rad/s)	2.03 s	[152.3	15.2]	75 %	A t=2s
2.2 s	[151.4	152.8]		A t=4s				
2.1 s	[150.2	185.2]		A t=6s				

Tableau V.3 – Configuration 3

V.2.4 Configuration 4

On un PI Neuro_Flou-Neuro_Flou coté machine et coté réseau respectivement :

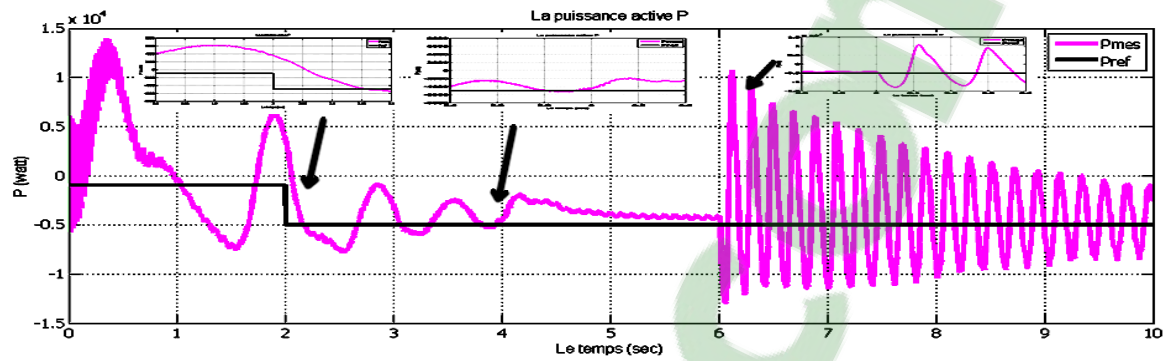


FIGURE V.17 – La variation de la puissance active P

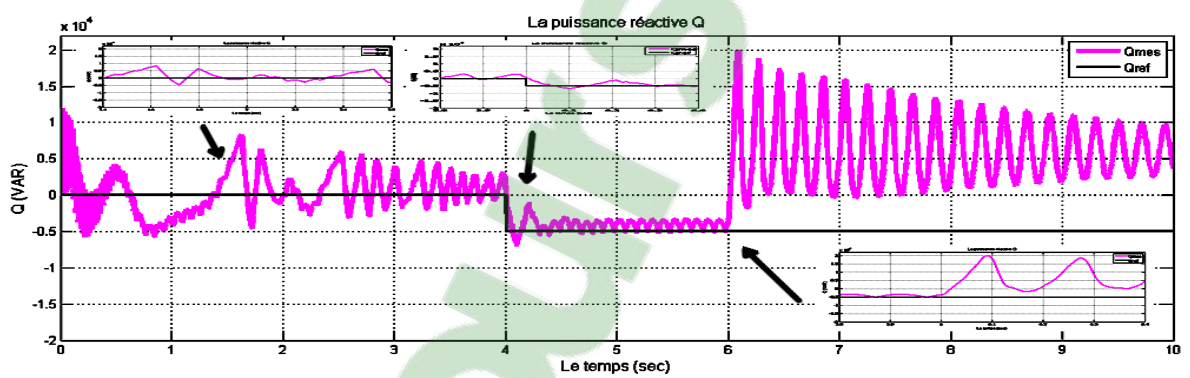


FIGURE V.18 – La variation de la puissance réactive Q

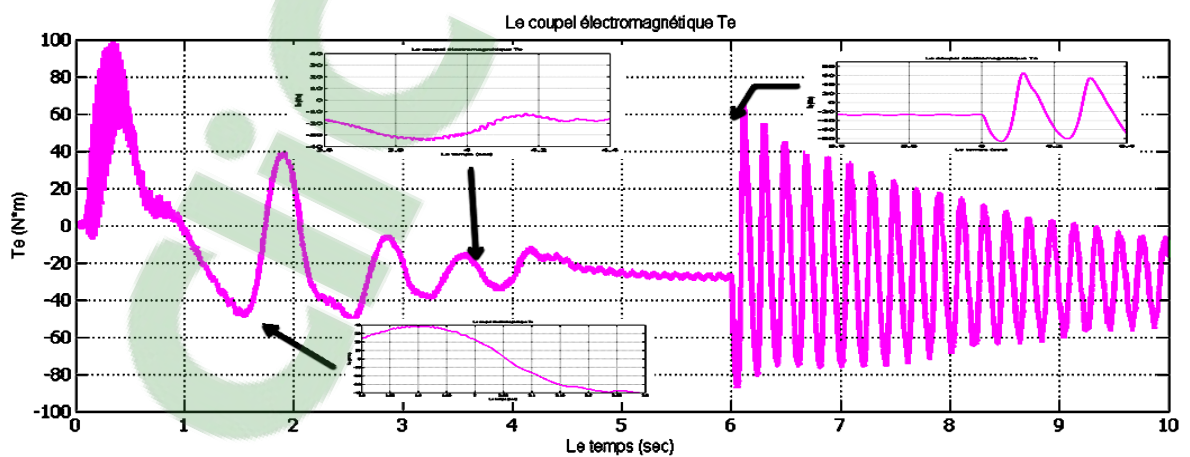


FIGURE V.19 – La variation du couple électromagnétique T_e

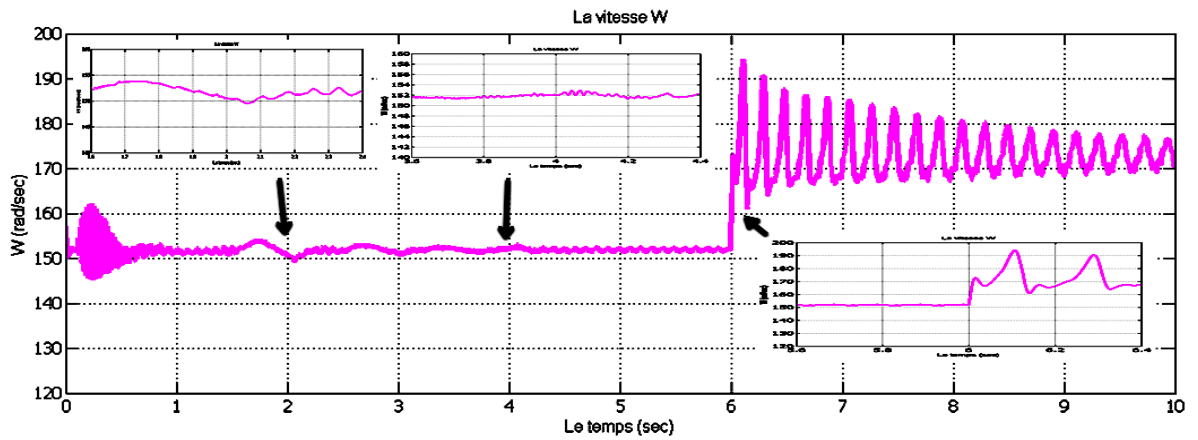


FIGURE V.20 – La variation de la vitesse de rotation W

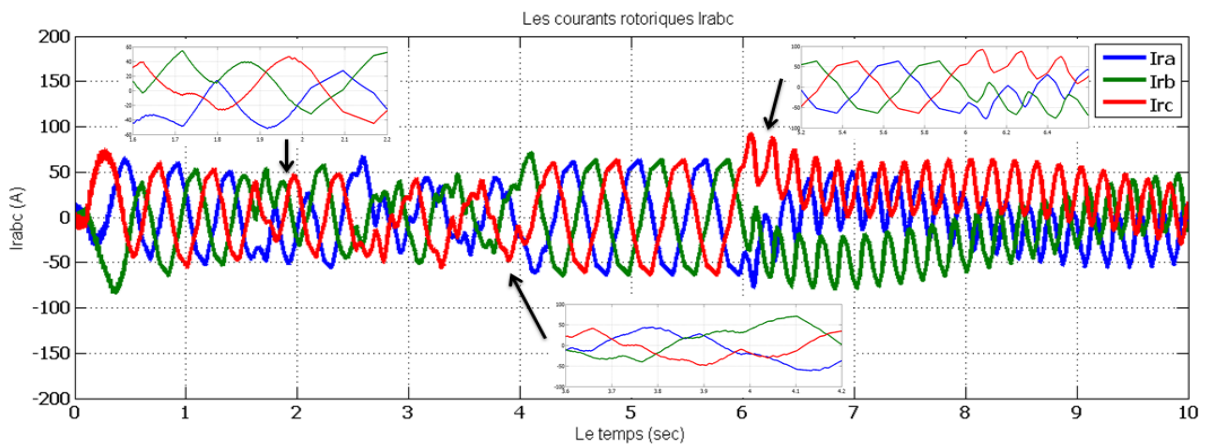


FIGURE V.21 – La variation des courants rotoriques Ir

Interprétation :

Le numéro de configuration et son type	La couleur	le Temps de simulation	Le paramètre	Le temps d'établissement	[min Max]		Le dépassement
Conf4 : -PI neuro -fou coté machine -PI PI neuro -fou coté réseau	Rose	5 min	La puissance active (Watt)	2.1 s	[-6800 -600]	136%	A t=2s
				4.3 s	[-5200 2000]		A t=4s
				6.01 s	[13800 11000]		A t=6s
			La puissance reactive (VAR)	2.15 s	[-500 200]	60%	A t=2s
				4.03 s	[-7000 3000]		A t=4s
				6.01 s	[-5000 20000]		A t=6s
			Le couple électromagnétique (N*m)	2.2 s	[-50 40]	82 %	A t=2s
				4.23 s	[-35 -15]		A t=4s
				6.03 s	[-95 70]		A t=6s
			La vitesse de rotation (rad/s)	2.10 s	[150 153]	16.47%	A t=2s
				4.01 s	[151 152]		A t=4s
				6.02 s	[155 195]		A t=6s

Tableau V.4 – Configuration 4

V.2.5 Configuration 5

On un PI classique-Flou coté machine et coté réseau respectivement :

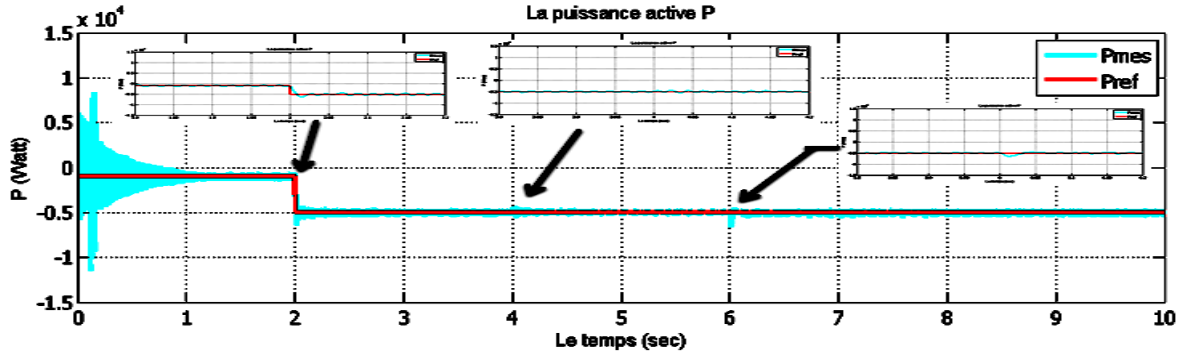


FIGURE V.22 – La variation de la puissance active P

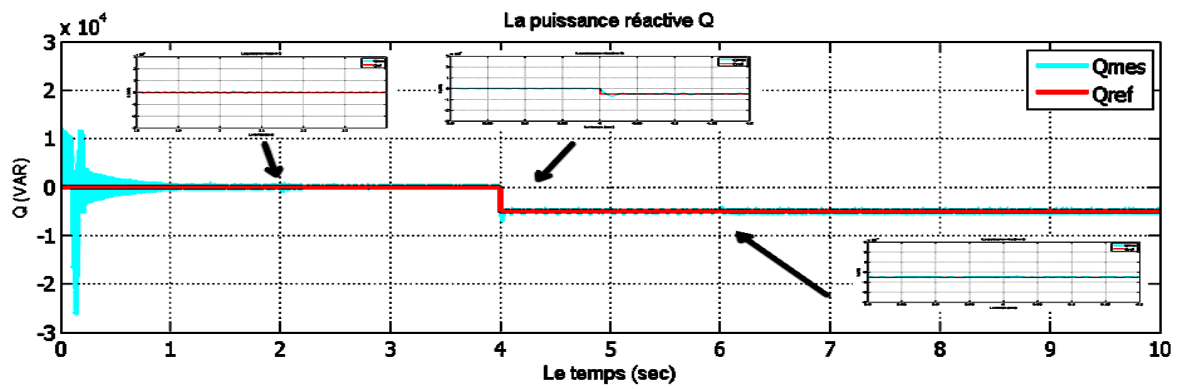


FIGURE V.23 – La variation de la puissance réactive Q

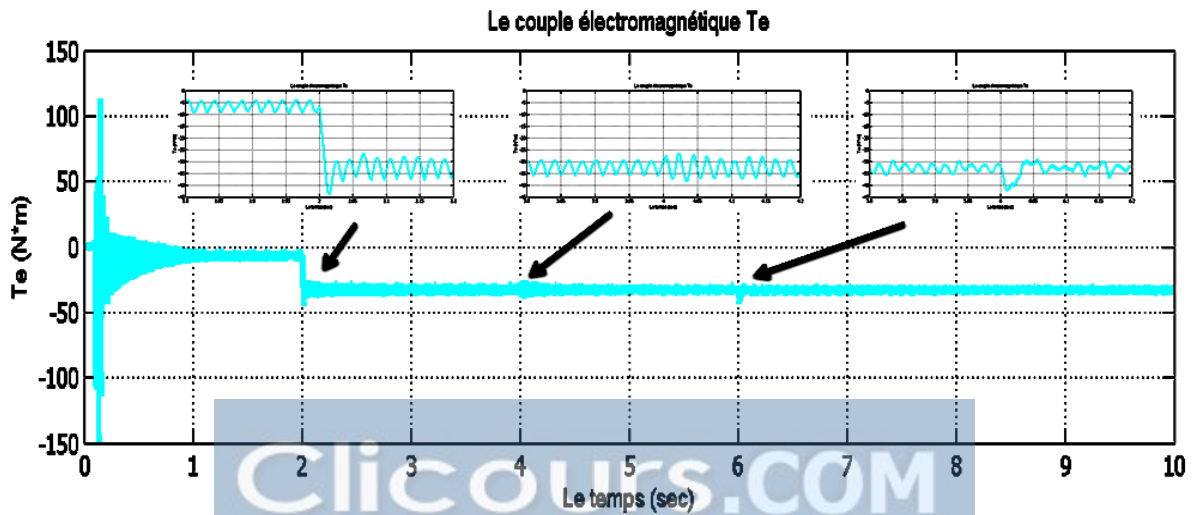


FIGURE V.24 – La variation du couple électromagnétique T_e

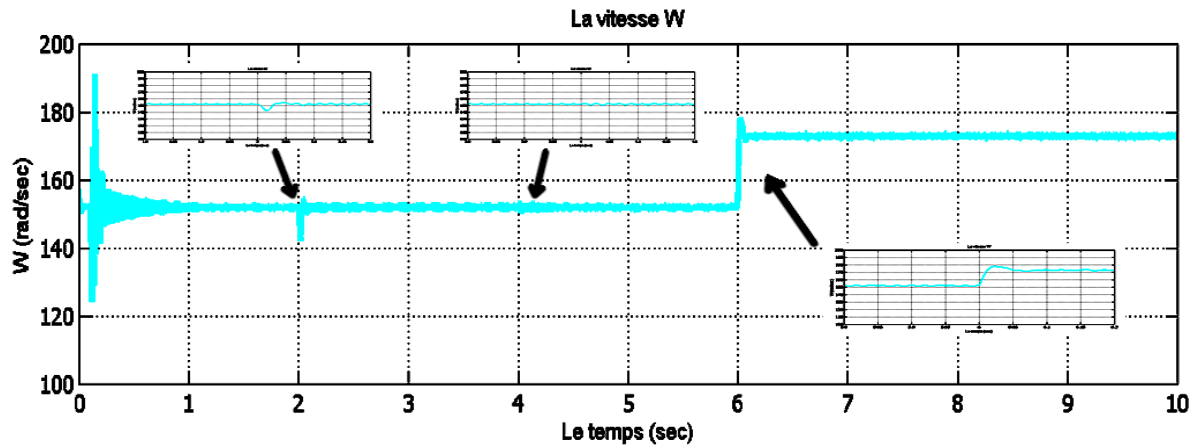


FIGURE V.25 – La variation de la vitesse de rotation W

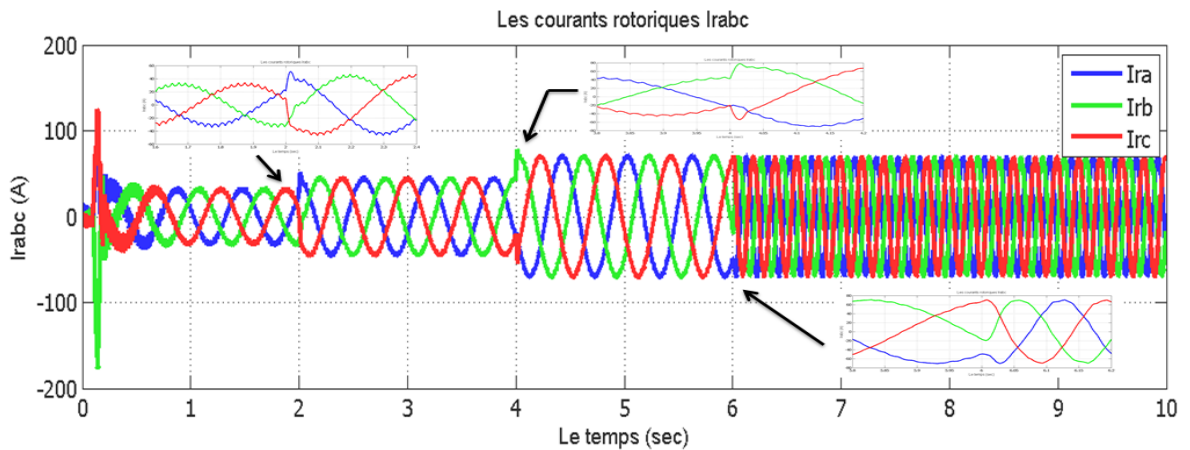


FIGURE V.26 – La variation des courants rotoriques Ir

Interprétation :

Le numéro de configuration et son type	La couleur	Le Temps de simulation	Les paramètres	Le temps d'établissement	[min Max]	Le dépassement
Conf 5 : -PI classique coté machine -PI floue coté réseau	Bleu ciel	47min	La puissance active (Watt)	2.05 s	[-6800 -550]	20 %
				4.05 s	[.5700 -4400]	
				6.03 s	[-6500 -5100]	
			La puissance réactive (VAR)	2.1 s	[-1000 800]	40%
				4.1 5 s	[-7100 -4700]	
				6.25 s	[-5400 -4200]	
			Le couple électromagnétique (N*m)	2.15 s	[-44 -4]	33%
				4.3	[-37 -28]	
				6.2	[-43 -30]	
			La vitesse de rotation (rad/s)	2.1 s	[142 154]	56 %
				2.02 s	[150.6 153]	
				6.01 s	[151.2 178]	

Tableau V.5- Configuration 5

V.2.6 Configuration 6

On un PI classique-Neurone coté machine et coté réseau respectivement :

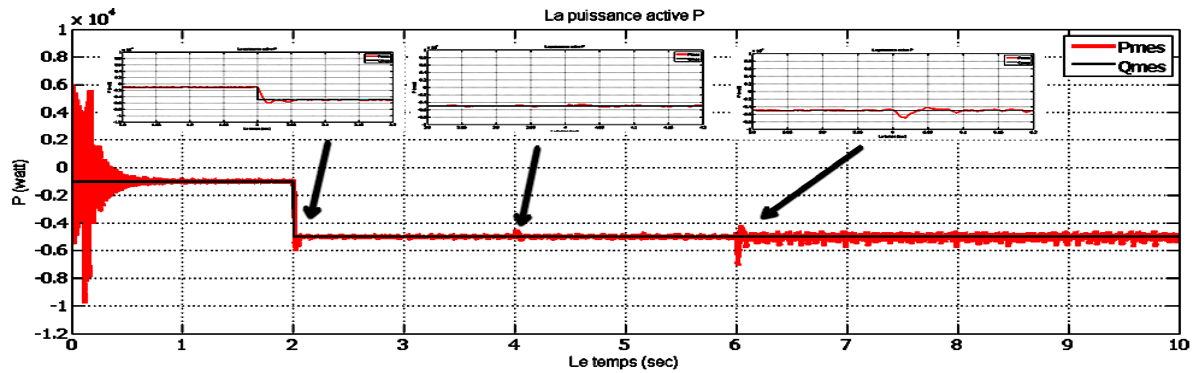


FIGURE V.27 – La variation de la puissance active P

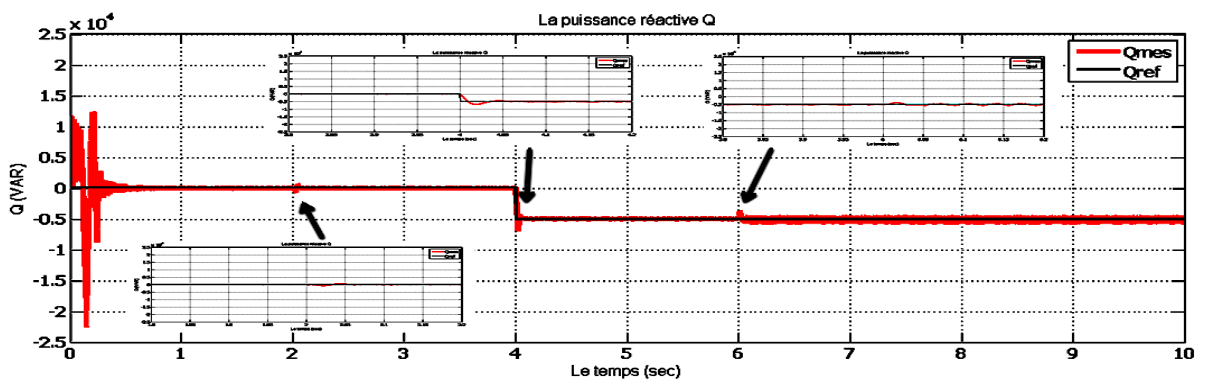


FIGURE V.28 – La variation de la puissance réactive Q

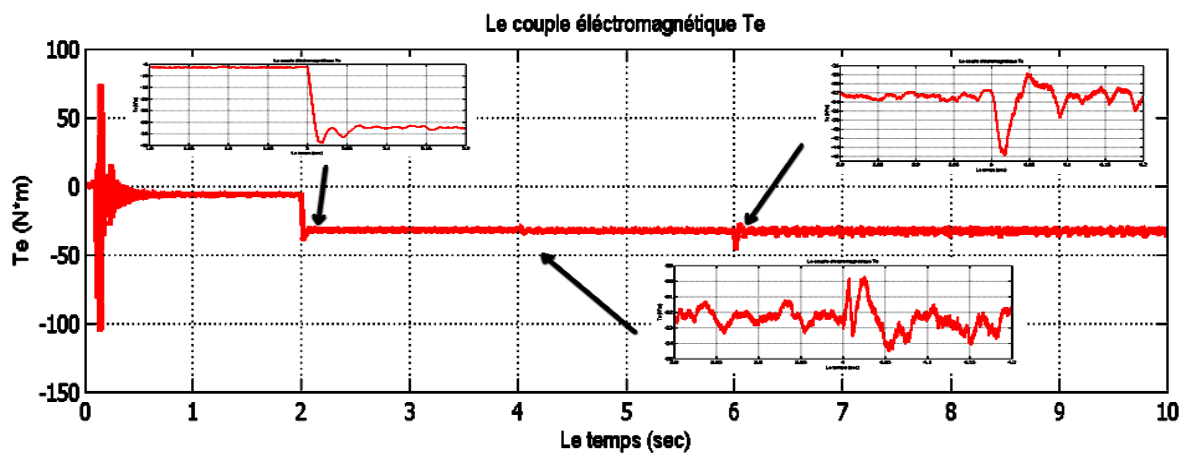


FIGURE V.29 – La variation du couple électromagnétique Te

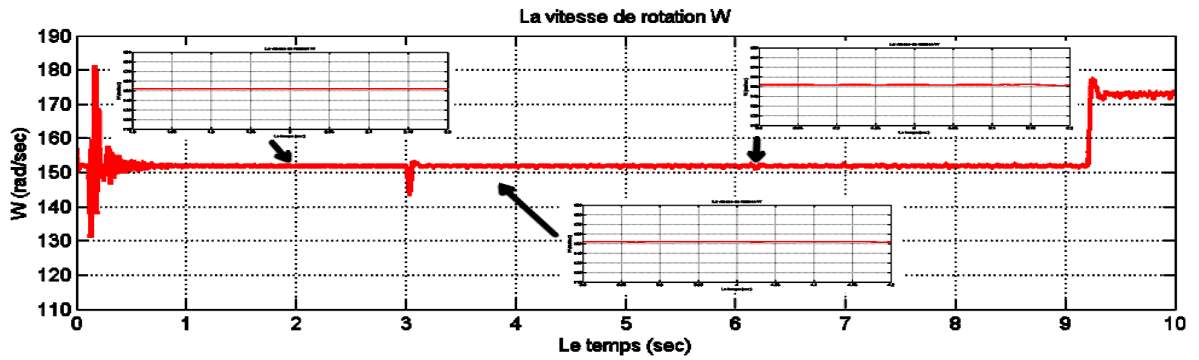


FIGURE V.30 – La variation de la vitesse de rotation W

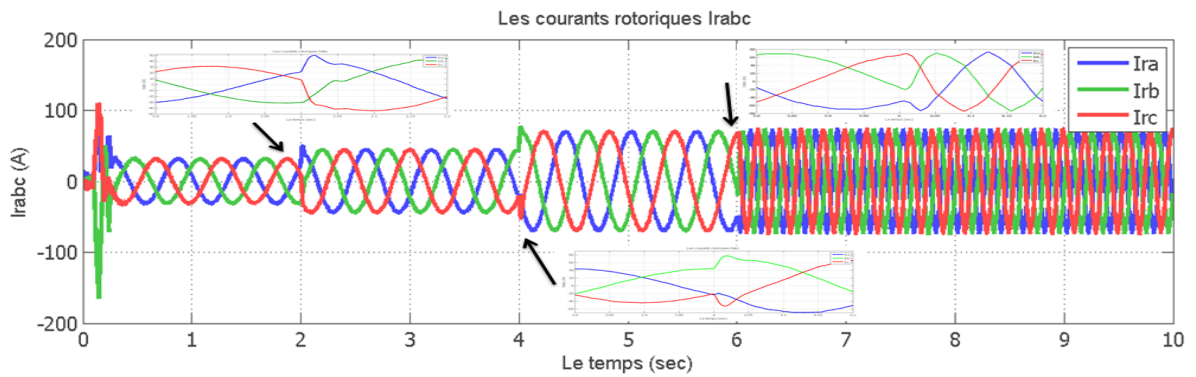


FIGURE V.31 – La variation des courants rotoriques I_r

Interprétation :

Le numéro de configuration et son type	La couleur	Le Temps de simulation	Les paramètres	Le temps d'établissement	[min Max]		Le dépassement
Conf 6 : -PI classique coté machine -PI neuronal coté réseau	Rouge	1h34 min	La puissance active (Watt)	2.1 s	[-6000 -5000]	25%	A t=2s
				4.3 s	[-5000 -4600]		A t=4s
				6.4 s	[-7000 -4150]		A t=6s
			La puissance réactive (VAR)	2.15 s	[-680 680]	40%	A t=2s
				4.2 s	[-7000 100]		A t=4s
				6.3 s	[-5400 -3800]		A t=6s
			Le couple électromagnétique (N*m)	2.2 s	[-39 -32]	33 %	A t=2s
				4.4 s	[-33.5 -29.6]		A t=4s
				6.3 s	[-46 28]		60%
			La vitesse de rotation (rad/s)	2.15 s	[431 53.5]	37%	A t=2s
				4.1 s	[152 153.2]		A t=4s
				6.2 s	[152 178]		A t=6s

Tableau V.6- Configuration 6

V.2.7 Configuration 7

On utilise un PI Classique-Neuro_Flou, cette simulation ne fonction pas, elle est arrêtée après quelque minute de lancement.

V.2.8 Configuration 8

On un PI Flou-Classique coté machine et coté réseau respectivement :

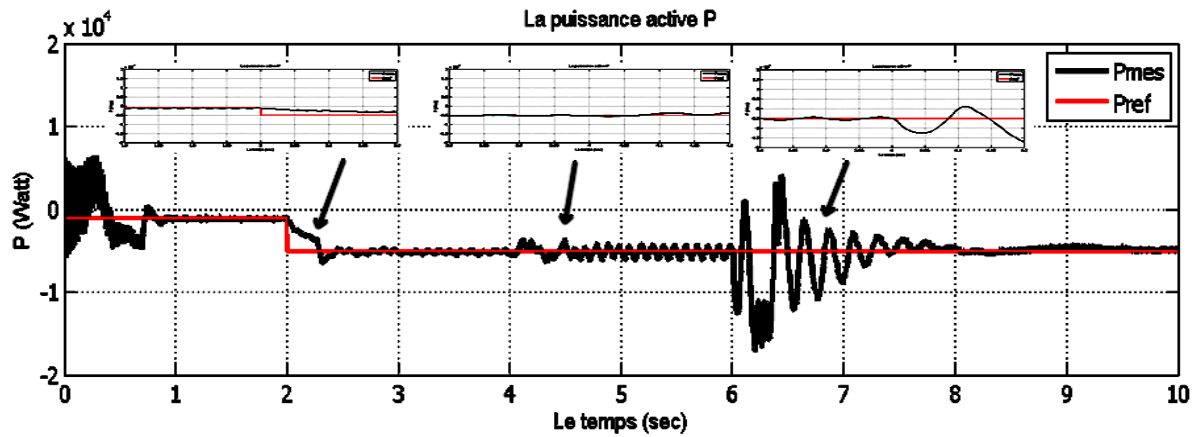


FIGURE V.32 – La variation de la puissance active P

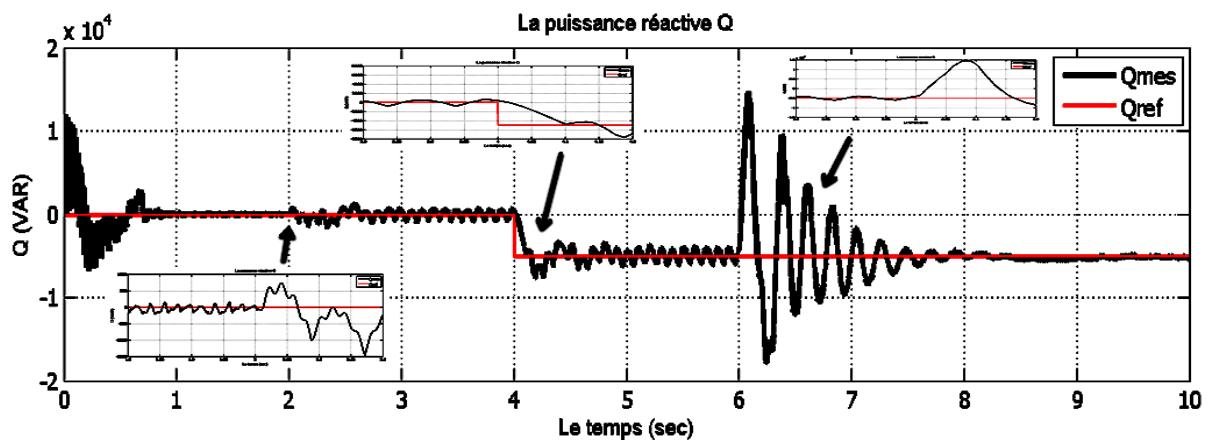


FIGURE V.33 – La variation de la puissance réactive Q

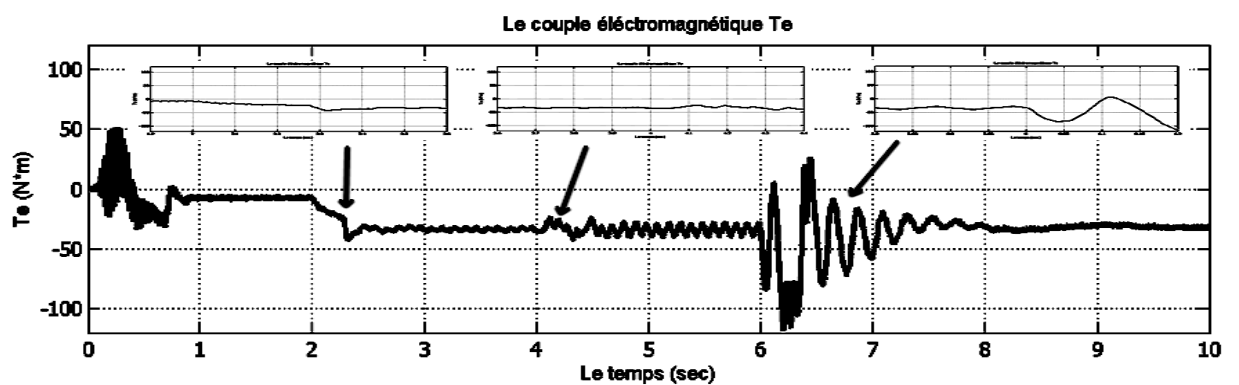


FIGURE V.34 – La variation du couple électromagnétique Te

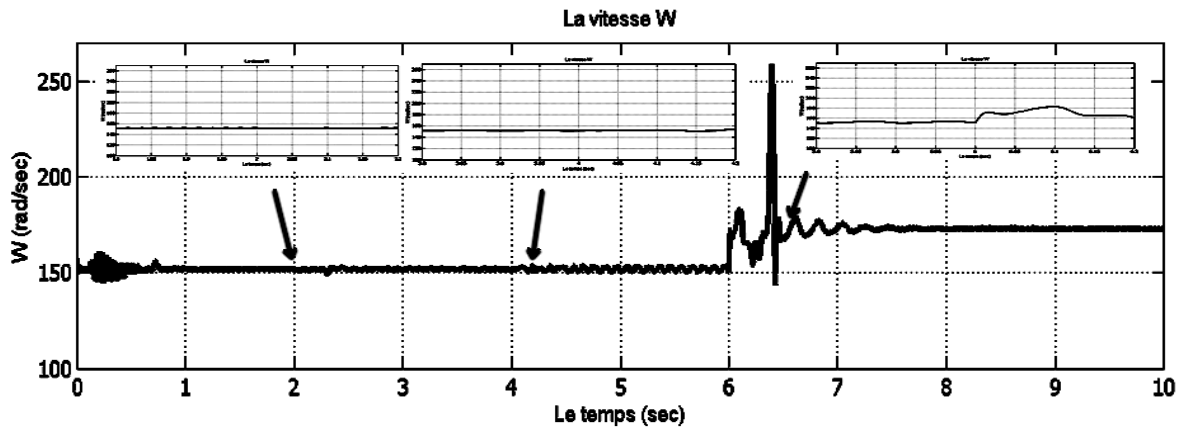


FIGURE V.35 – La variation de la vitesse de rotation W

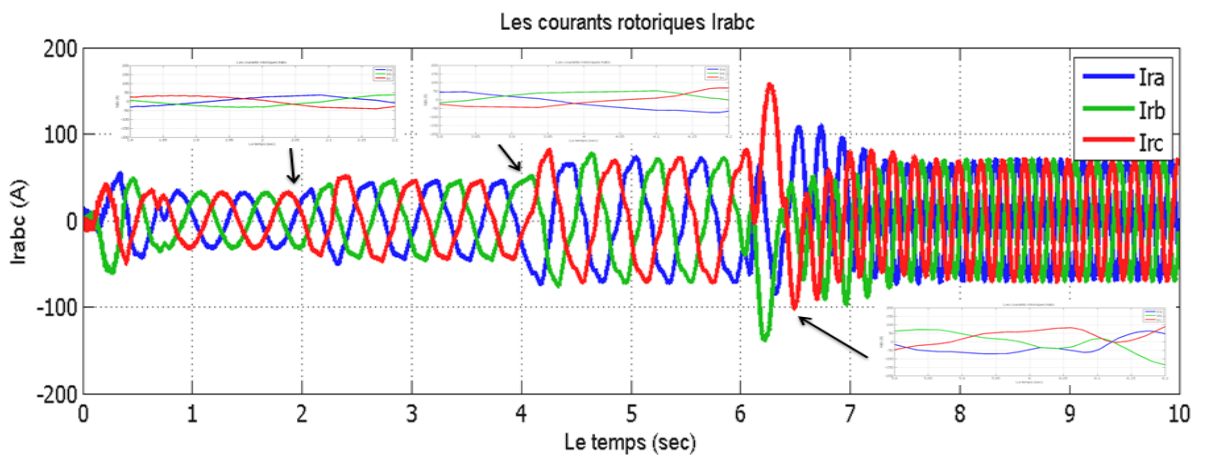


FIGURE V.36 – La variation des courants rotoriques Ir

Interprétation :

Le numéro de configuration et son type	La couleur	Le Temps de simulation	Les paramètres	Le temps d'établissement	[min Max]		Le dépassement
Conf8 : -PI floue coté machine -PI classique coté réseau	noir	9min	La puissance active (Watt)	2.05 s	[-1500	-900]	40 %
				4.05 s	[-5500	-3600]	
				6.03 s	[-6500	-5100]	
			La puissance réactive (VAR)	2.1 s	[-13000	1100]	60%
				4.1 5 s	[-100	600]	
				6.25 s	[-18000	15000]	
			Le couple électromagnétique (N*m)	2.15 s	[-43	-22]	33%
				4.3	[-34	-24]	
				6.2	[-85	6]	
			La vitesse de rotation (rad/s)	2.1 s	[151	152]	22 %
2.02 s	[151.5	153]					
6.01 s	[151	172]					

Tableau V.7- Configuration 8

V.2.9 Configuration 9

On un PI Flou-Neurone coté machine et coté réseau respectivement :

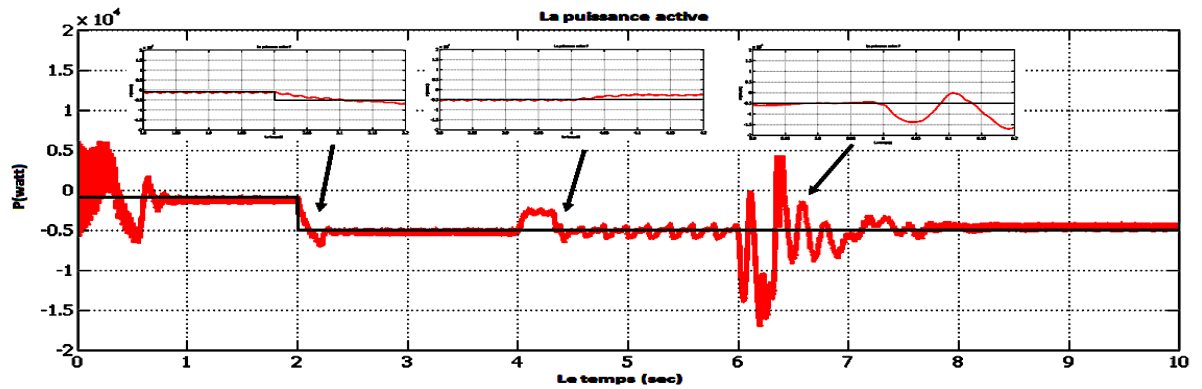


FIGURE V.37 – La variation de la puissance active P

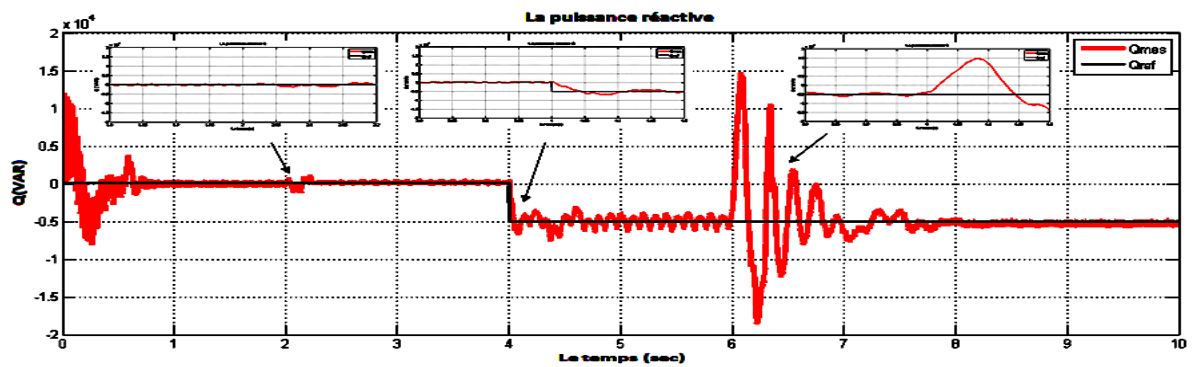


FIGURE V.38 – La variation de la puissance réactive Q

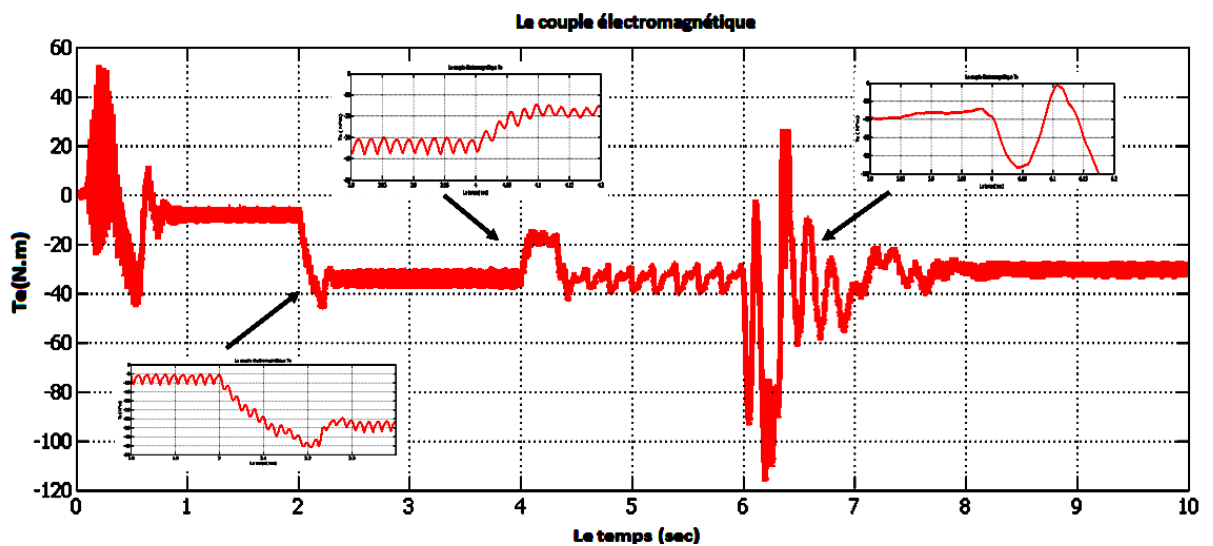


FIGURE V.39 – La variation du couple électromagnétique T_e

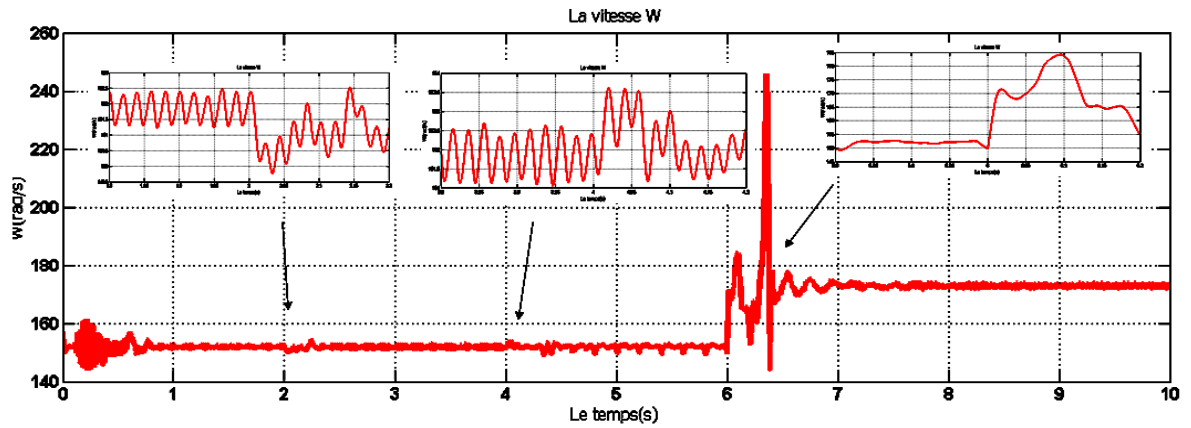


FIGURE V.40 – La variation de la vitesse de rotation W

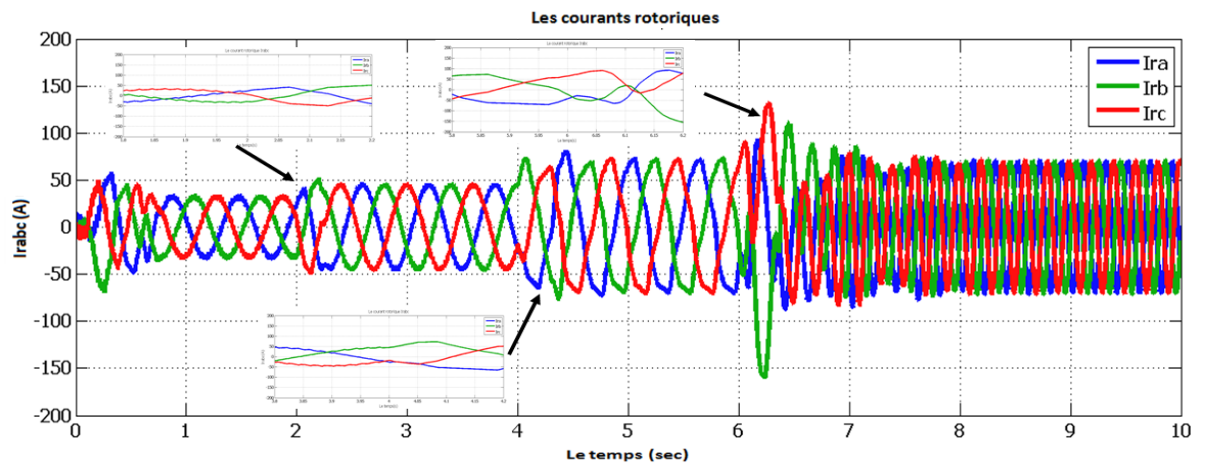


FIGURE V.41 – La variation des courants rotoriques I_r

Interprétation :

Le numéro de configuration et son type	La couleur	Le Temps de simulation	Les paramètres	Le temps d'établissement	[min Max]		Le dépassement	
Conf9 : -PI floue coté machine -PI neuronal coté réseau	Rouge	12 min	La puissance active (Watt)	2.3 s	[-5500	-900]	87.5%	A t=2s
				4.5 s	[-5500	-2500]		A t=4s
				6.4 s	[-14000	-100]		A t=6s
			La puissance réactive (VAR)	2.05 s	[-1200	1000]	60%	A t=2s
				4.12 s	[-6000	700]		A t=4s
				6.3 s	[-6000	-15000]		A t=6s
			Le couple électromagnétique (N*m)	2.2 s	[-45	-5]	66.6 %	A t=2s
				4.3 s	[-38	-15]		A t=4s
				6.4 s	[-93	-2]		A t=6s
			La vitesse de rotation (rad/s)	2.05 s	[149.7	152.4]	75%	A t=2s
				4.2 s	[151.3	153.2]		A t=4s
				6.4 s	[150	185]		A t=6s

Tableau V.8- Configuration 9

V.2.10 Configuration 10

On un PI Flou-Neuro_Flou coté machine et coté réseau respectivement :

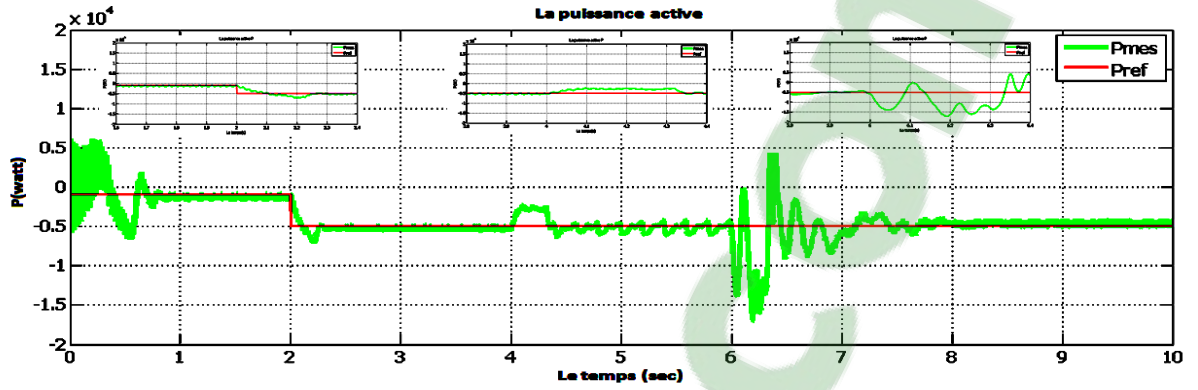


FIGURE V.42 – La variation de la puissance active P

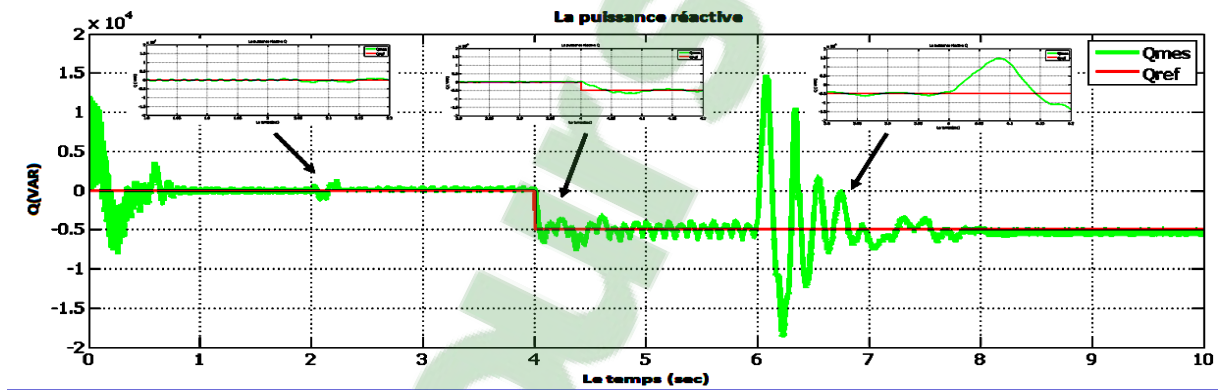


FIGURE V.43 – La variation de la puissance réactive Q

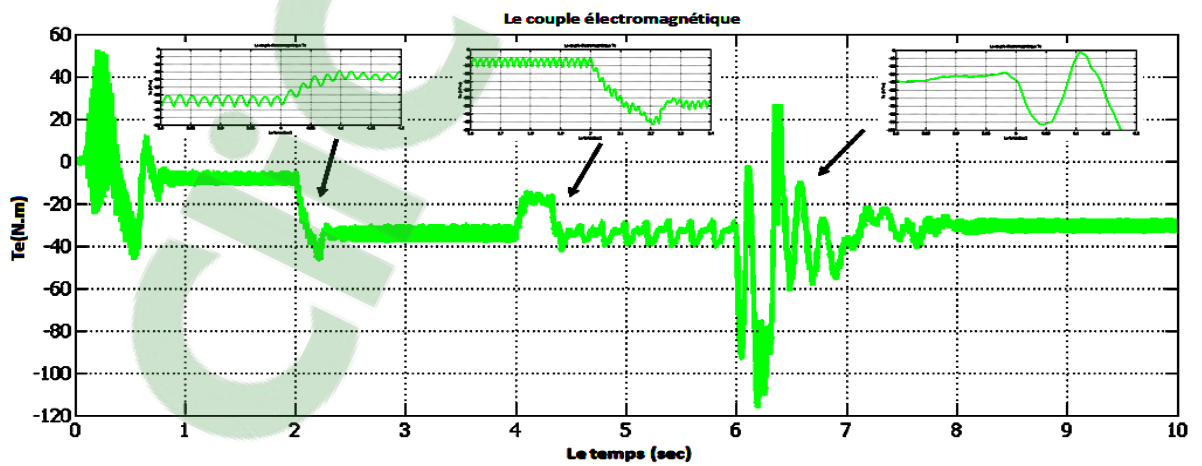


FIGURE V.44 – La variation du couple électromagnétique T_e

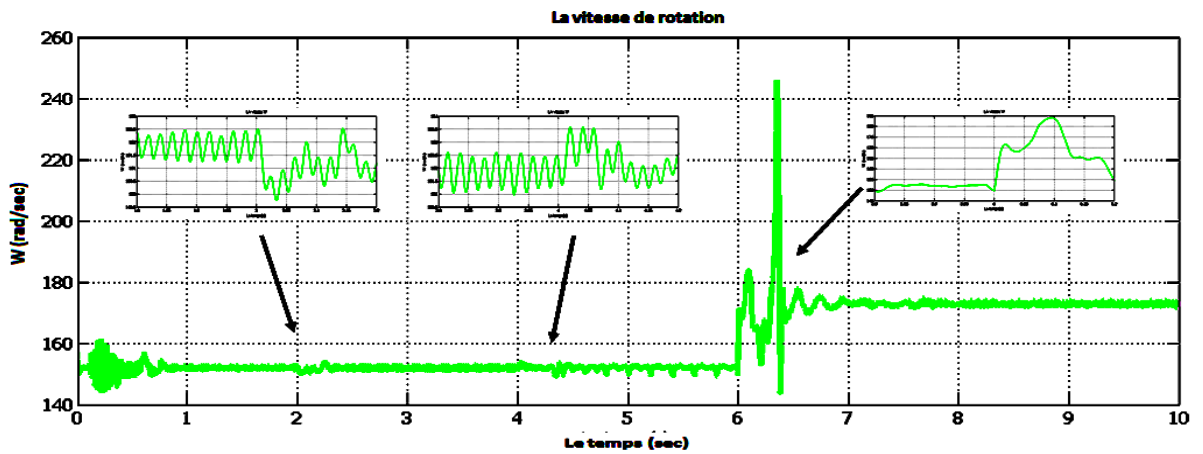


FIGURE V.45 – La variation de la vitesse de rotation W

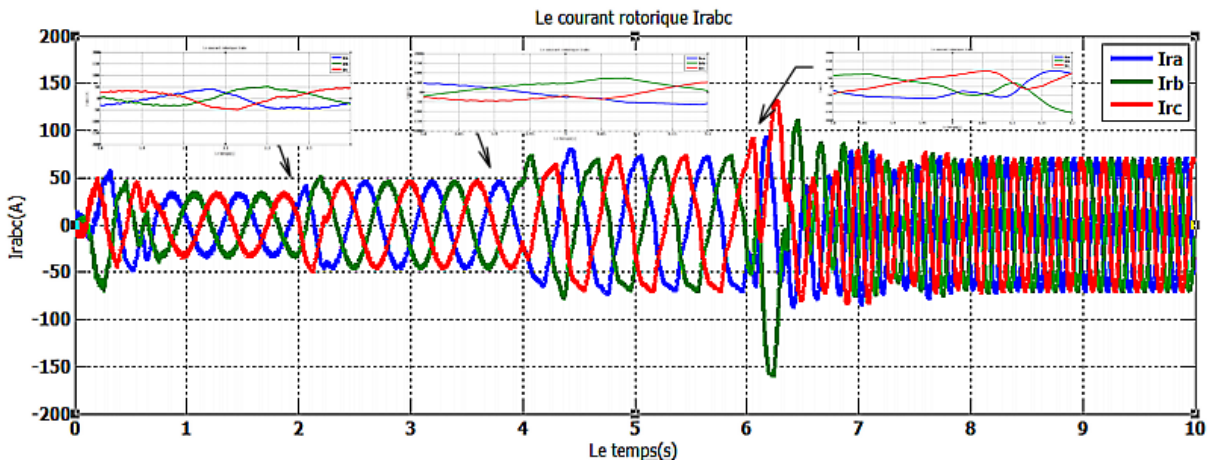


FIGURE V.46 – La variation des courants rotoriques Ir

Interprétation :

Le numéro de configuration et son type	La couleur	Le Temps de simulation	Les paramètres	Le temps d'établissement	[min Max]		Le dépassement		
Conf10 : -PI floue coté machine -PI neuro-floucoté réseau	vert	7min	La puissance active (Watt)	2.3 s	[-7000	-950]	74 %	A t=2s	
				4.15 s	[-4900	-2500]		A t=4s	
				6.6 s	[-14000	0]		A t=6s	
			La puissance réactive (VAR)	2.14 s	[-14000	0]	60%	A t=2s	
				4.1 s	[-1250	1000]		A t=4s	
				7 s	[-6000	15000]		A t=6s	
			Le couple électromagnétique (N*m)	2.2 s	[-5	-47]	40%	A t=2s	
				4.2 s	[-37	-15]		A t=4s	
				7 s	[-93	-2]		90 %	A t=6s
			La vitesse de rotation (rad/s)	2.15 s	[149.8	152.5]	50%	A t=2s	
				4.2 s	[151	153.6]		54%	A t=4s
				6.7 s	[149	172]		22 %	A t=6s

Tableau V.9- Configuration 10

V.2.11 Configuration 11

On un PI Neurone-Classique machine et coté réseau respectivement :

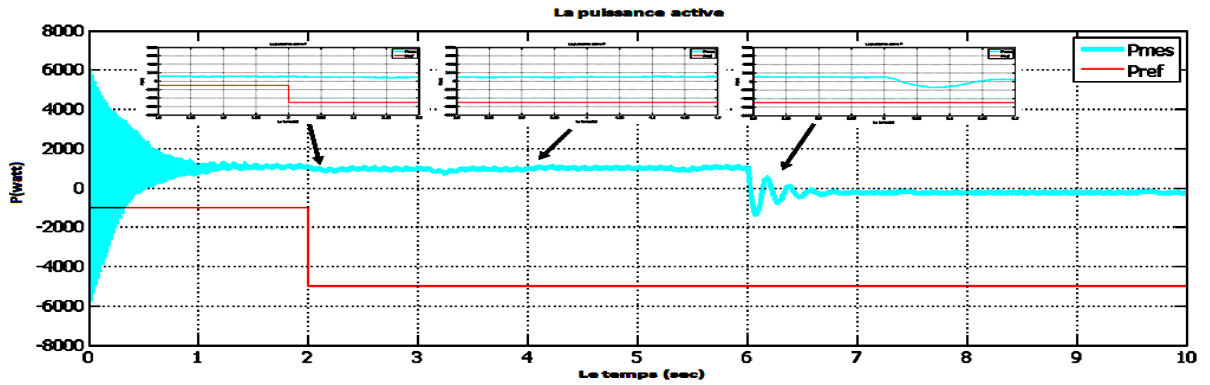


FIGURE V.47 – La variation de la puissance active P

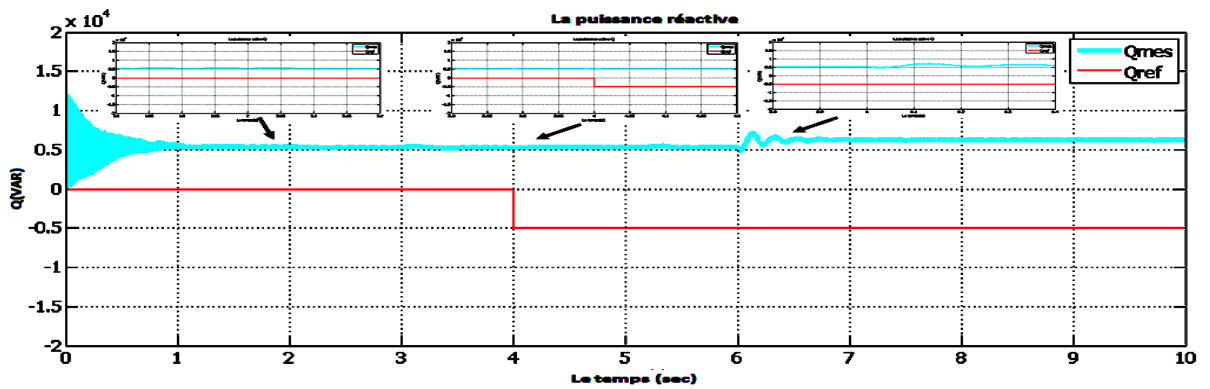


FIGURE V.48 – La variation de la puissance réactive Q

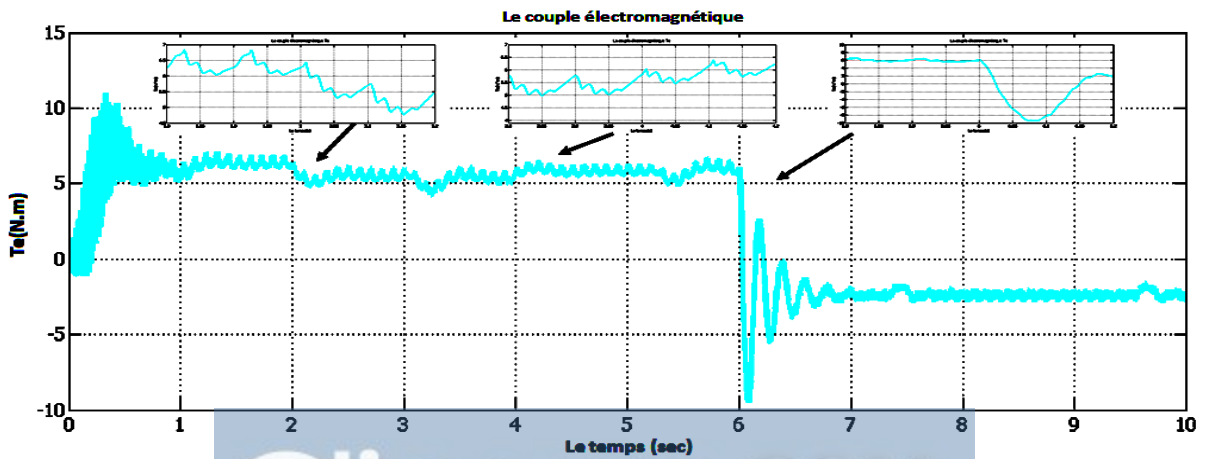
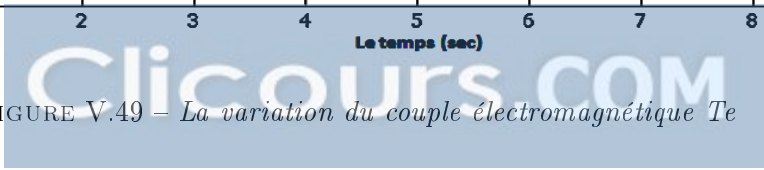


FIGURE V.49 – La variation du couple électromagnétique T_e



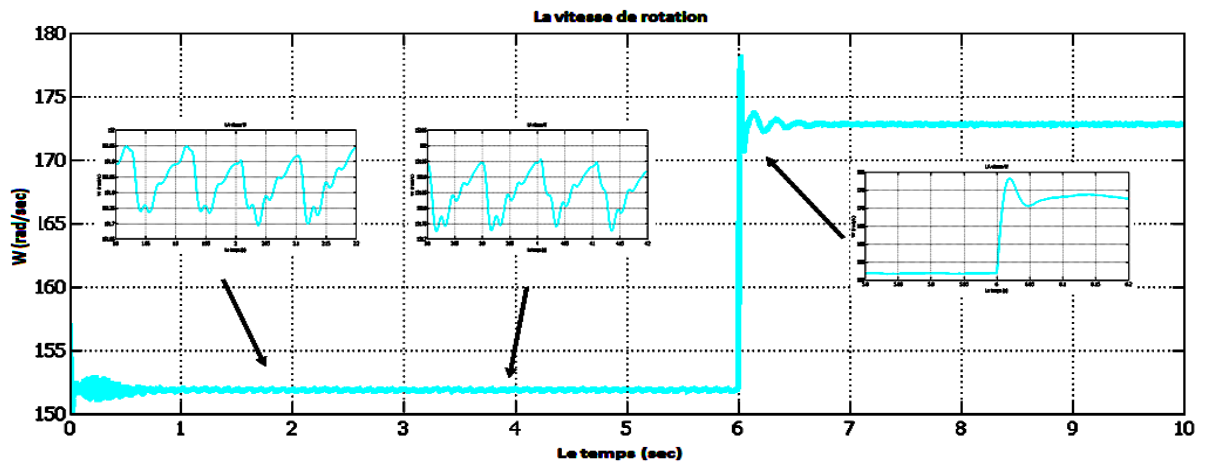


FIGURE V.50 – La variation de la vitesse de rotation W

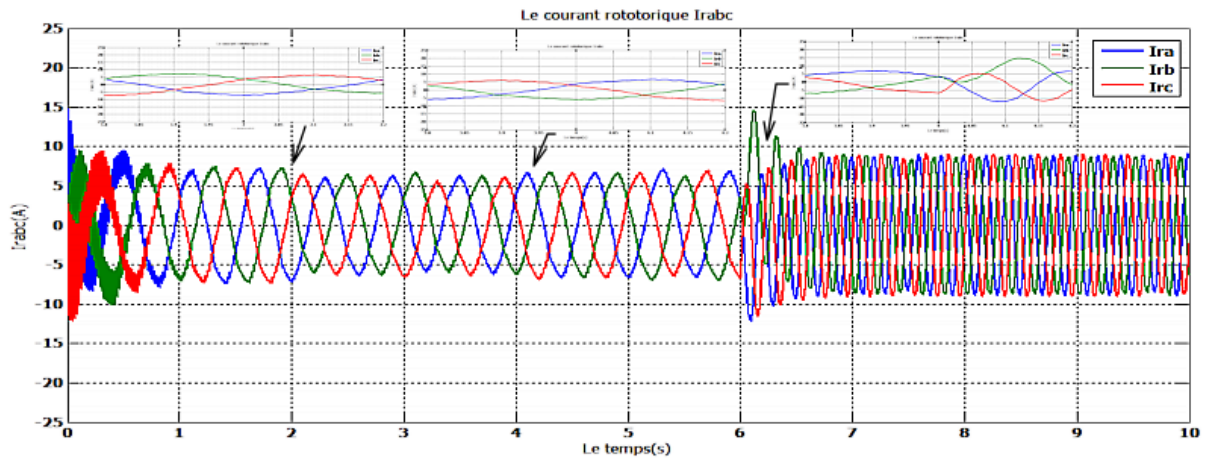


FIGURE V.51 – La variation des courants rotoriques I_r

Interprétation :

Le numéro de configuration et son type	La couleur	Le Temps de simulation	Les paramètres	Le temps d'établissement	[min Max]		Le dépassement
Conf 11 : -PI neuronal coté machine -PI classique coté réseau	Bleu ciel	1h 39 min	La puissance active (Watt)	Ne suit pas la référence	[-1400 1100]	125%	A t=2s A t=4s A t=6s
			La puissance réactive (VAR)	Ne suit pas la de référence			A t=2s A t=4s A t=6s
			Le couple électromagnétique (N*m)	6.3 s	[5000 7500]	150%	A t=2s A t=4s A t=6s
			La vitesse de rotation (rad/s)	2.02 s	56	12 %	A t=2s A t=4s A t=6s
				4.03 s	57		A t=2s A t=4s A t=6s
				6.4 s	[-11 7]	90%	A t=2s A t=4s A t=6s
				2.05 s	151.5		A t=2s A t=4s A t=6s
	4.2 s	1151.5		A t=2s A t=4s A t=6s			
	6.4 s	[151.5 178.5]	22.5%	A t=2s A t=4s A t=6s			

Tableau V.10- Configuration 11

V.2.12 Configuration 12

On un PI Neurone-Flou et coté réseau respectivement, on la simulation ne fonction pas.

V.2.13 Configuration 13

On un PI Neurone-Neuro_Flou et coté réseau respectivement, on la simulation ne fonction pas.

V.2.14 Configuration 14

On un PI Neuro_Flou-Classique machine et coté réseau respectivement :

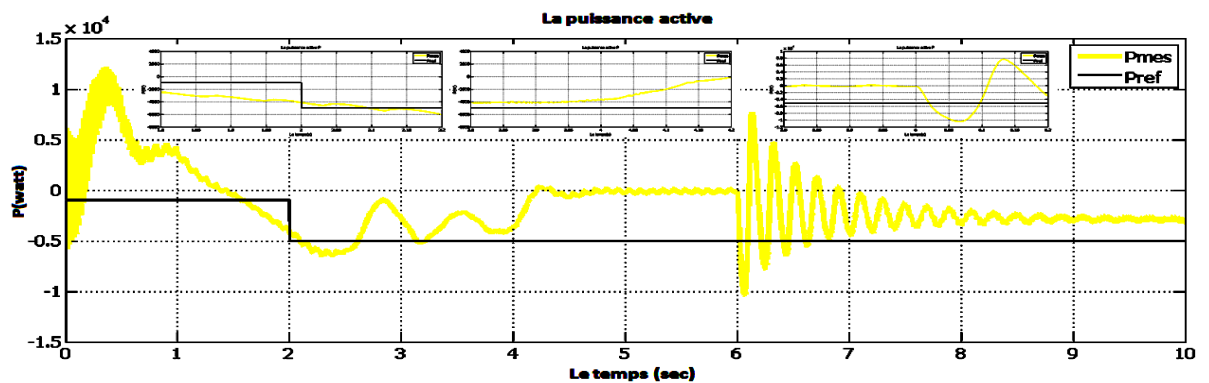


FIGURE V.52 – La variation de la puissance active P

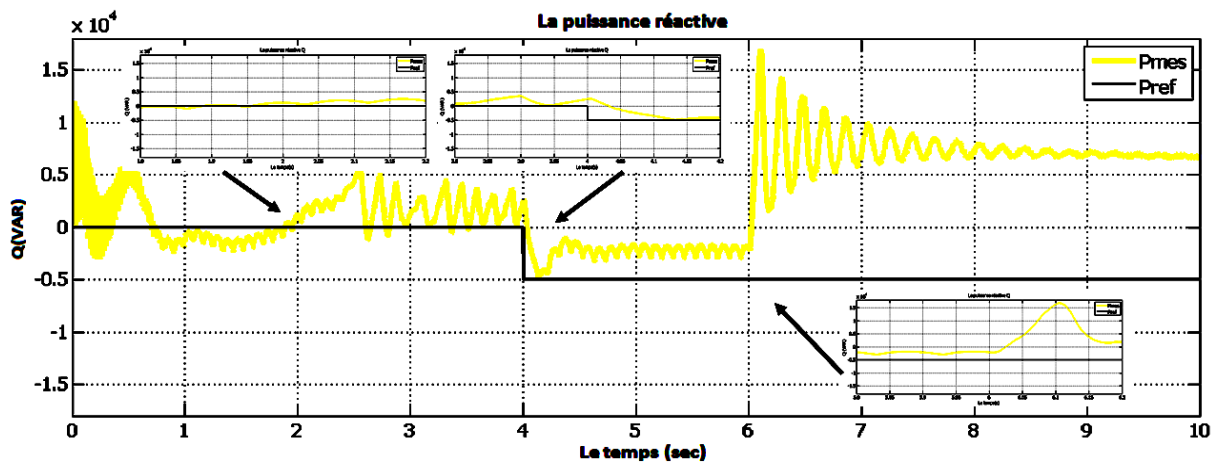


FIGURE V.53 – La variation de la puissance réactive Q

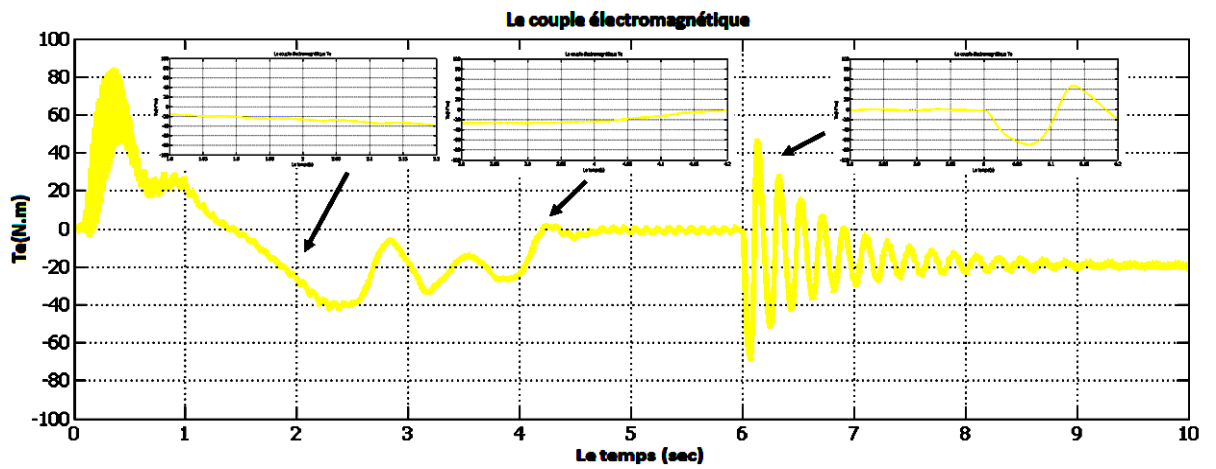


FIGURE V.54 – La variation du couple électromagnétique T_e

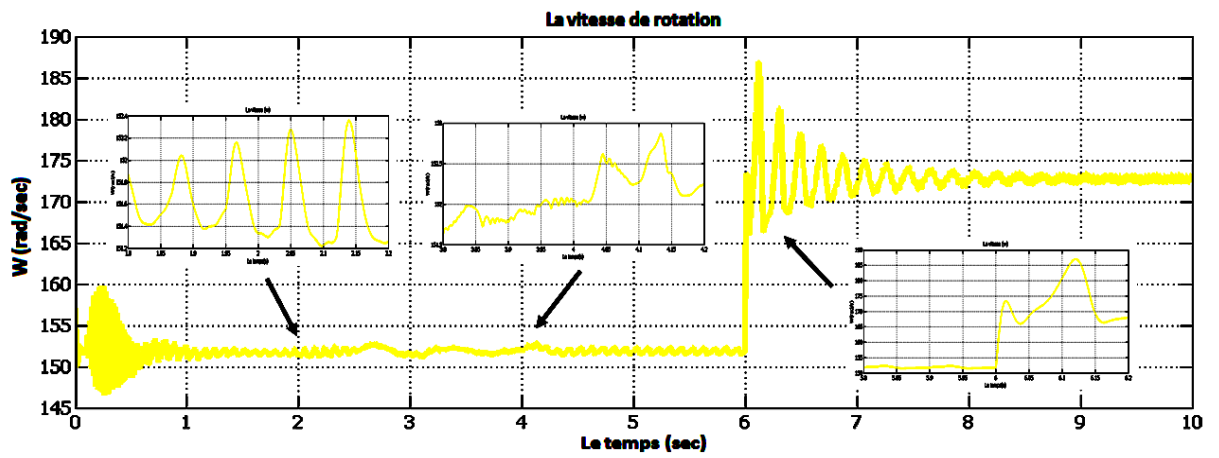


FIGURE V.55 – La variation de la vitesse de rotation W

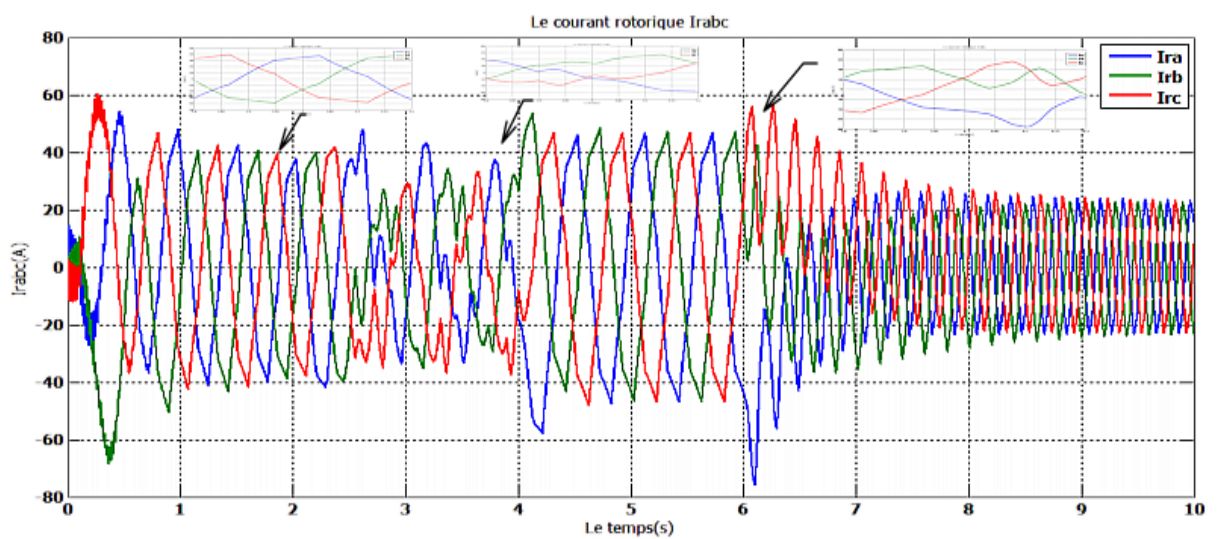


FIGURE V.56 – La variation des courants rotoriques I_r

Interprétation :

Le numéro de configuration et son type	La couleur	le Temps de simulation	Les paramètres	Le temps d'établissement	[min Max]		Le dépassement
Conf 14 -PI neuro-floue coté machine -PI classique coté réseau	Jaune	8min	La puissance active (Watt)		[-5000 -400]	2.5%	A t=2s
					[-4000 -3000]		A t=4s
				8 s	[11000 8000]		A t=6s
			La puissance réactive (VAR)		[0 1200]	A t=2s	
					[3000 -5000]	50%	A t=4s
				diverge	[-5000 20000]	A t=6s	
			Le couple électromagnétique (N*m)		[-49 49]	A t=2s	
					[-30 0]	A t=4s	
				7.8s	[-70 50]	A t=6s	
			La vitesse de rotation (rad/s)		2.4 s	[151.3 152.3]	A t=2s
					4.3 s	[152 152.5]	A t=4s
				7 s	[166 173.7]	29%	A t=6s

Tableau V.11- Configuration 14

V.2.15 Configuration 15

On un PI Neuro_Flou-Flou machine et coté réseau respectivement :

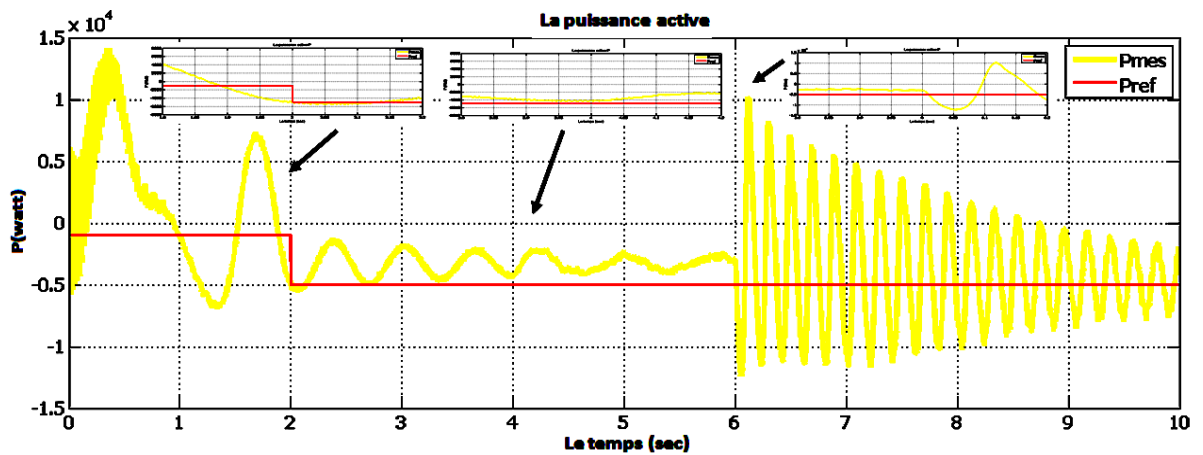


FIGURE V.57 – La variation de la puissance active P

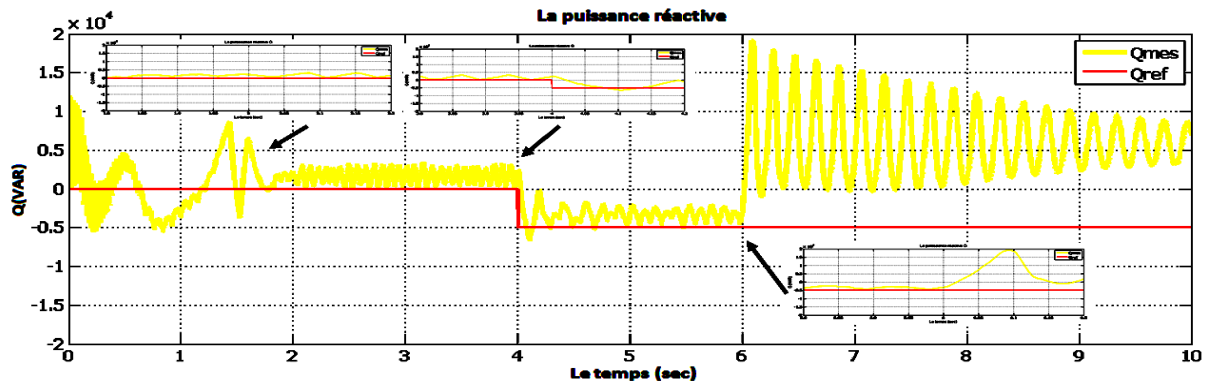


FIGURE V.58 – La variation de la puissance réactive Q

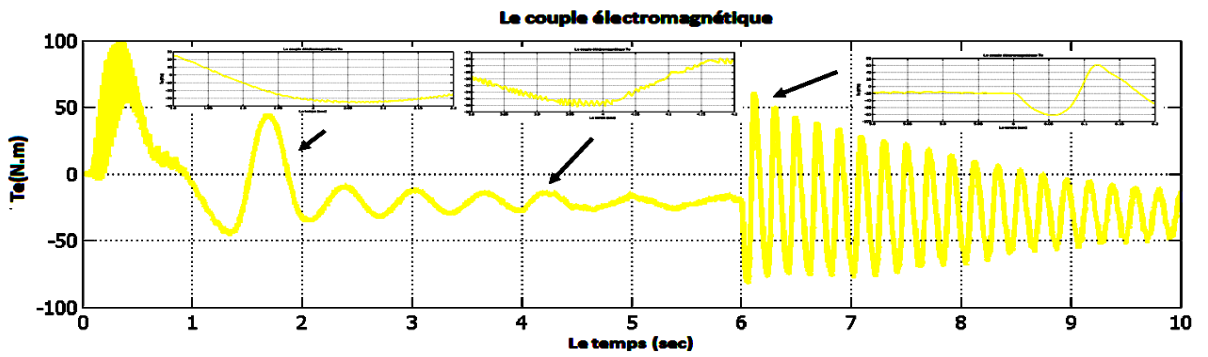


FIGURE V.59 – La variation du couple électromagnétique T_e

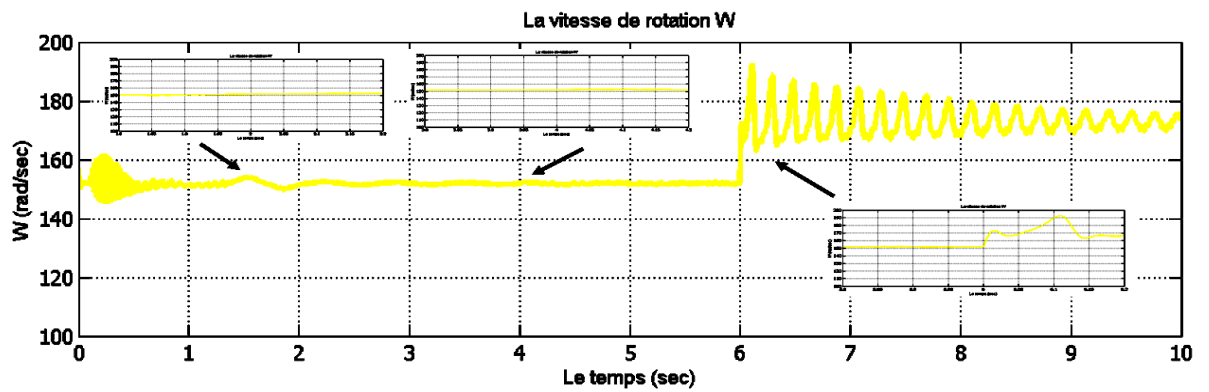


FIGURE V.60 – La variation de la vitesse de rotation W

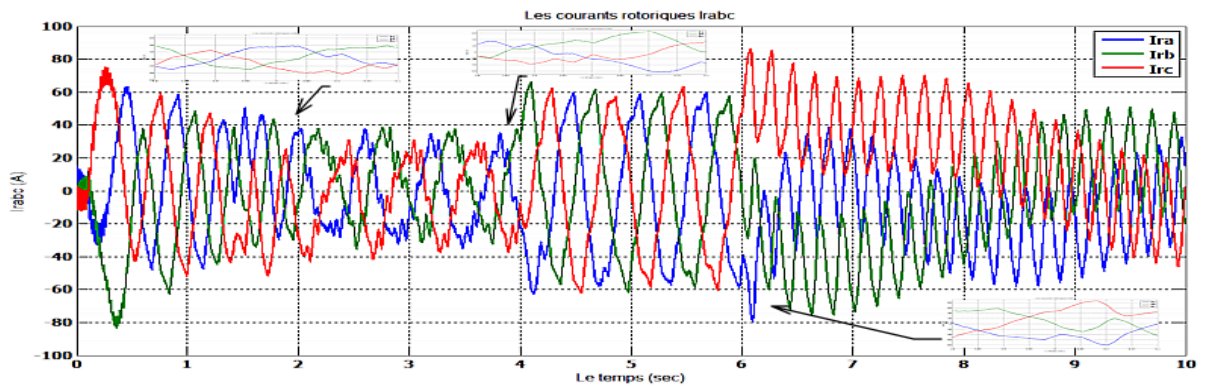


FIGURE V.61 – La variation des courants rotoriques I_r

Interprétation :

Le numéro de configuration et son type	La couleur	le Temps de simulation	Les paramètres	Le temps d'établissement	[min Max]		Le dépassement			
Conf15 : -PI neuro-floue coté machine -PI floue coté réseau	Jaune	6min	La puissance active (Watt)	2.3 s	[-5600	-4000]	60%	A t=2s		
				4.5 s	[-3200	2000]		A t=4s		
				diverge	[12600	10200]		A t=6s		
				La puissance réactive (VAR)	2.4 s	[500		3000]	A t=2s	
					4.3 s	[-7000		3000]	60%	A t=4s
					diverge	[-6900		3140]	A t=6s	
			Le couple électromagnétique (N*m)	2.4 s	[-36	45]	82 %	A t=2s		
				4.2 s	[-28	-15]		A t=4s		
				diverge	[-85	64]		A t=6s		
			La vitesse de rotation (rad/s)	2.2 s	[151	152.5]	26%	A t=2s		
				2.1 s	[151.5	152.5]		A t=4s		
				diverge	[150	175]		A t=6s		

Tableau V.12 – Configuration 15

V.2.16 Configuration 16

On un PI Neuro_Flou-Neurone machine et coté réseau respectivement :

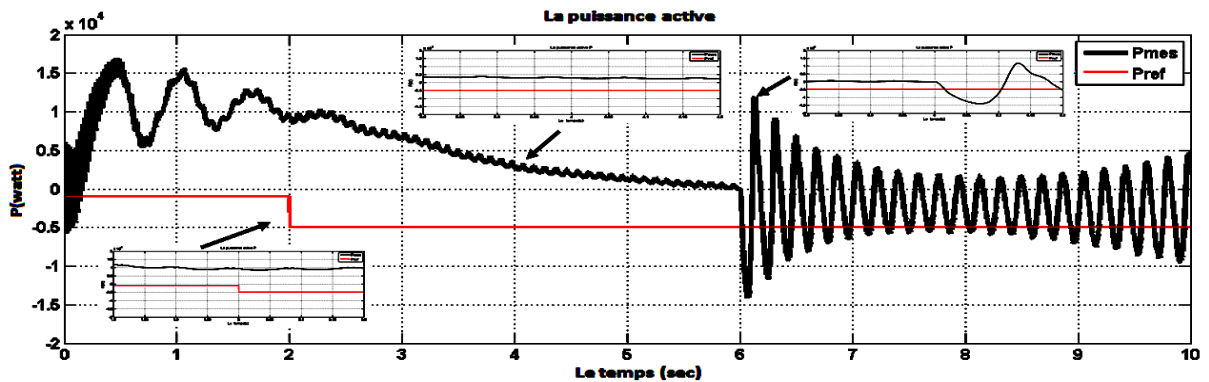


FIGURE V.62 – La variation de la puissance active P

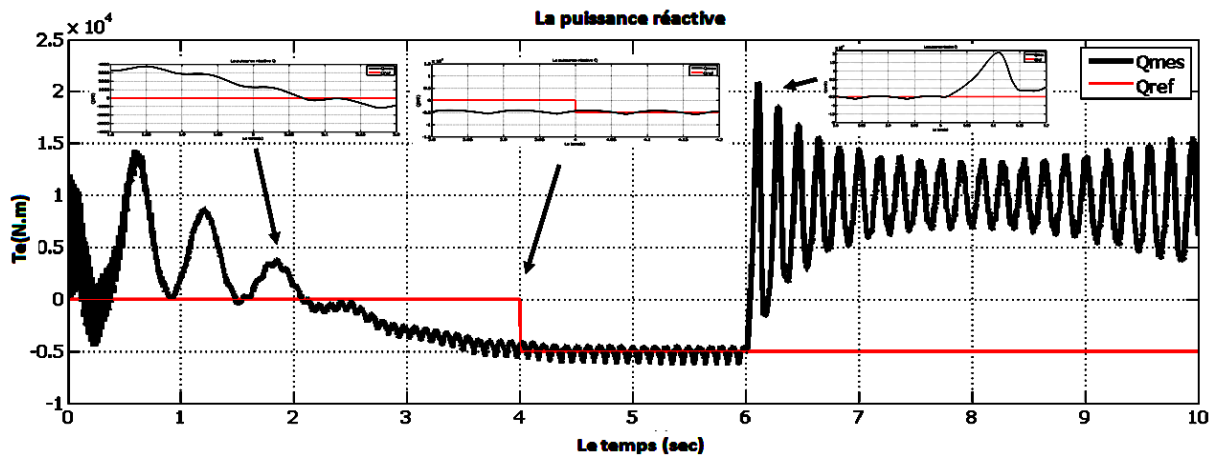


FIGURE V.63 – La variation de la puissance réactive Q

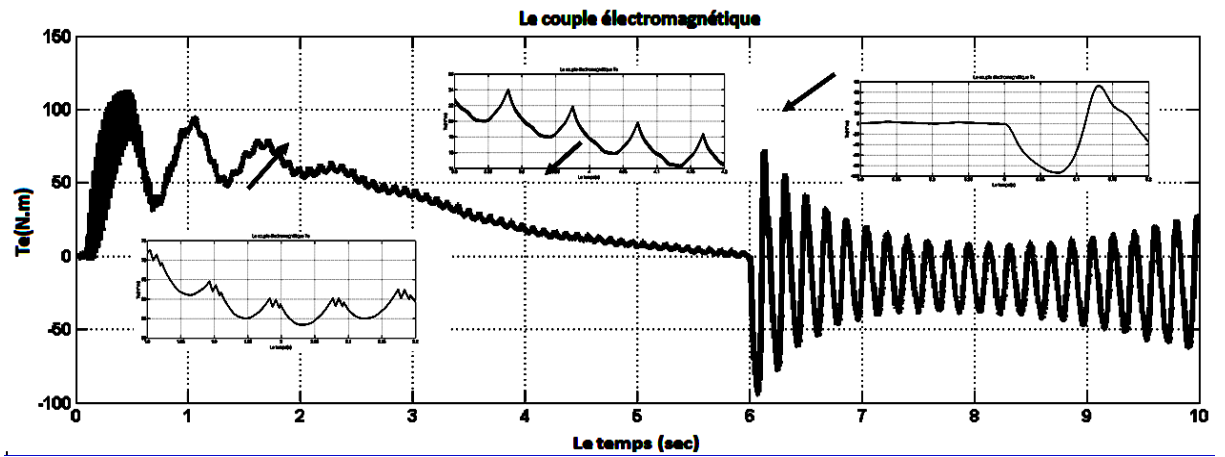


FIGURE V.64 – La variation du couple électromagnétique Te

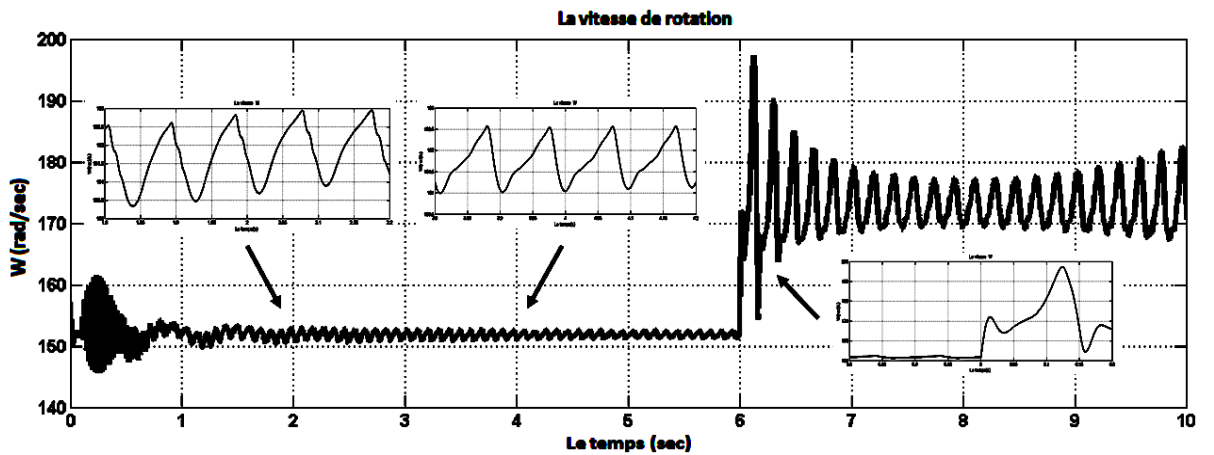


FIGURE V.65 – La variation de la vitesse de rotation W

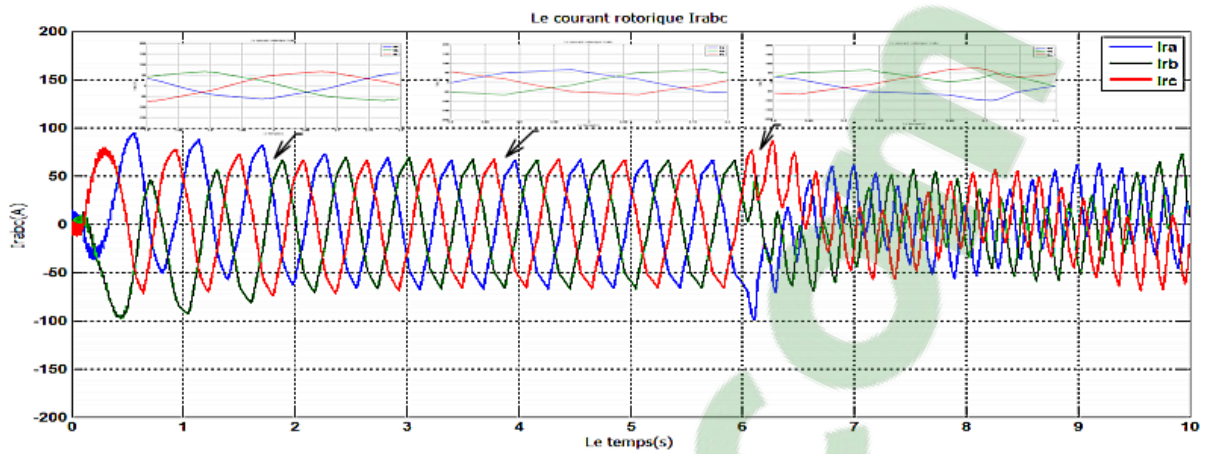


FIGURE V.66 – La variation des courants rotoriques I_r

Interprétation :

Le numéro de configuration et son type	La couleur	le Temps de simulation	Les paramètres	Le temps d'établissement	[min Max]		Le dépassement	
Conf 16 : -PI neuro-flou coté machine -PI neurone coté réseau	Noir	10 min	La puissance active (Watt)	2.03 s	[8700	10000]	150%	A t=2s
				4.05 s	[-5000	-1000]		A t=4s
				6.02s	[-14000	12000]		A t=6s
			La puissance reactive (VAR)	2.4 s	[1100	-1000]		A t=2s
				4.2 s	[-5000	-4100]	10%	A t=4s
				diverge	[-5000	20000]		A t=6s
			Le couple électromagnétique (N*m)	2.4 s	[73	53]	150%	A t=2s
				4.2 s	[14	22]		A t=4s
				diverge	[-95	75]		A t=6s
			La vitesse de rotation (rad/s)	2.2 s	[150.6	152.8]		A t=2s
				2.1 s	[151	152]	88%	A t=4s
				diverge	[152	172]		A t=6s

Tableau V.13 – Configuration16

V.3 Comparaison entre les combinaisons

On fait les configuration 3,4,5,6,8 et 15 avec les couleurs bleu, rose, bleu ciel, rouge, noire et jaune respectivement.

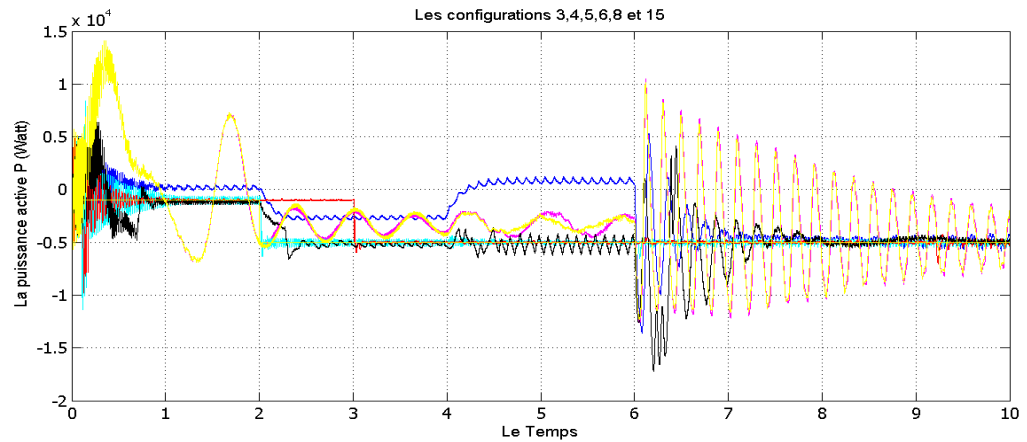


FIGURE V.67 – La variation de la puissance active P

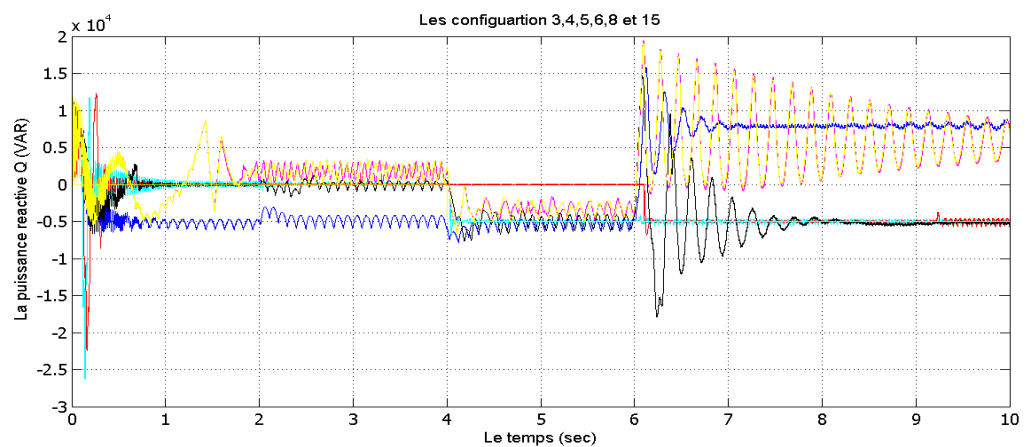


FIGURE V.68 – La variation de la puissance réactive Q

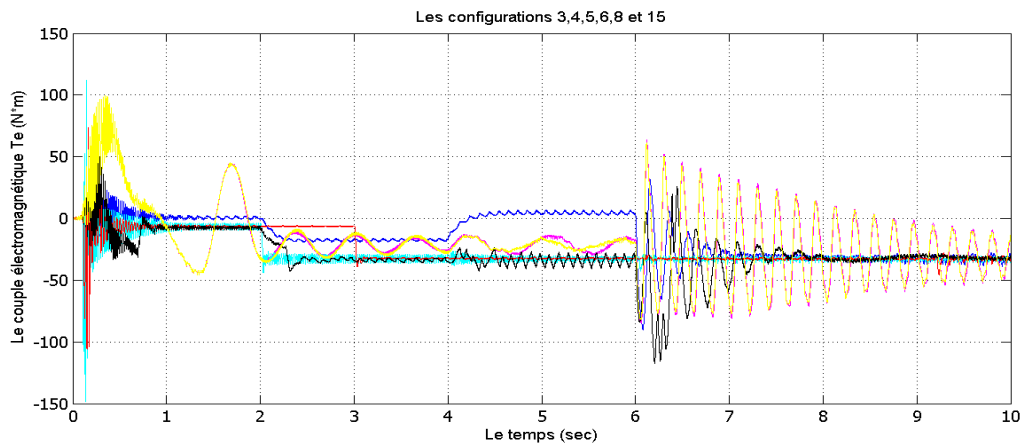


FIGURE V.69 – La variation du couple électromagnétique T_e

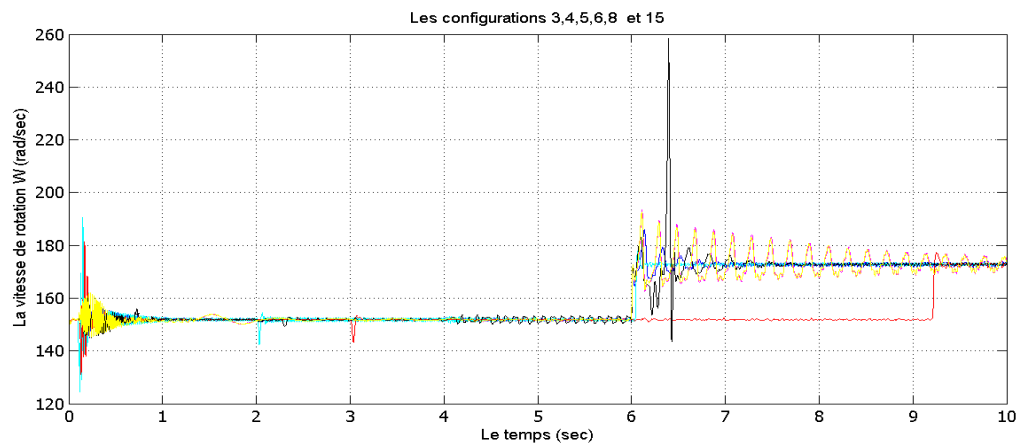
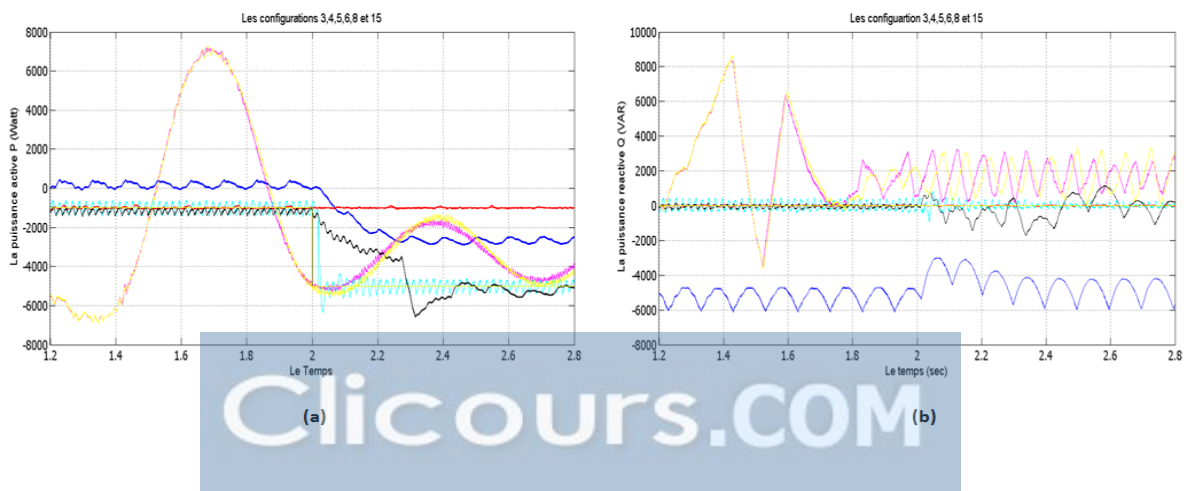


FIGURE V.70 – La variation de la vitesse de rotation W

à $t = 2s$ on superposé ses configurations pour observer les différences entre eux :



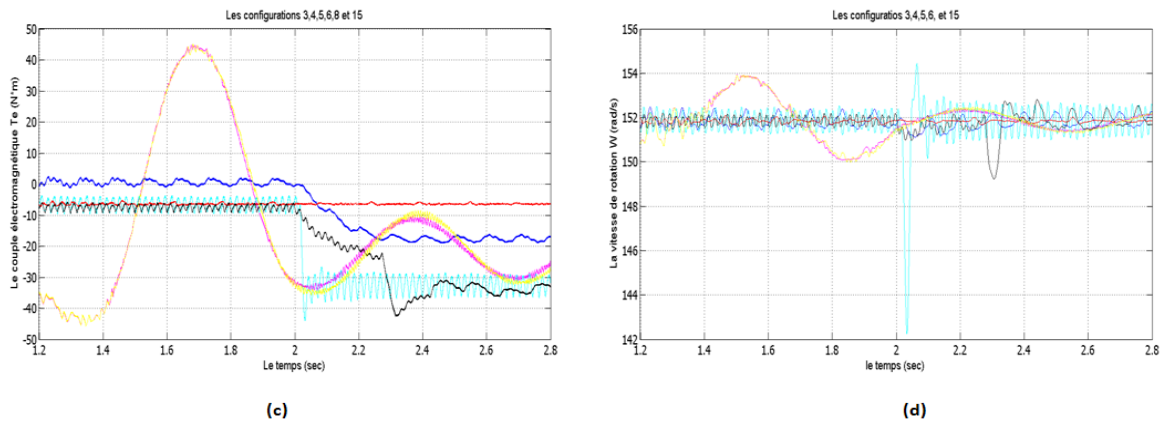


FIGURE V.71 – les paramètres (a)= P , (b)= Q , (c)= T_e , (d)= W

at = 4s

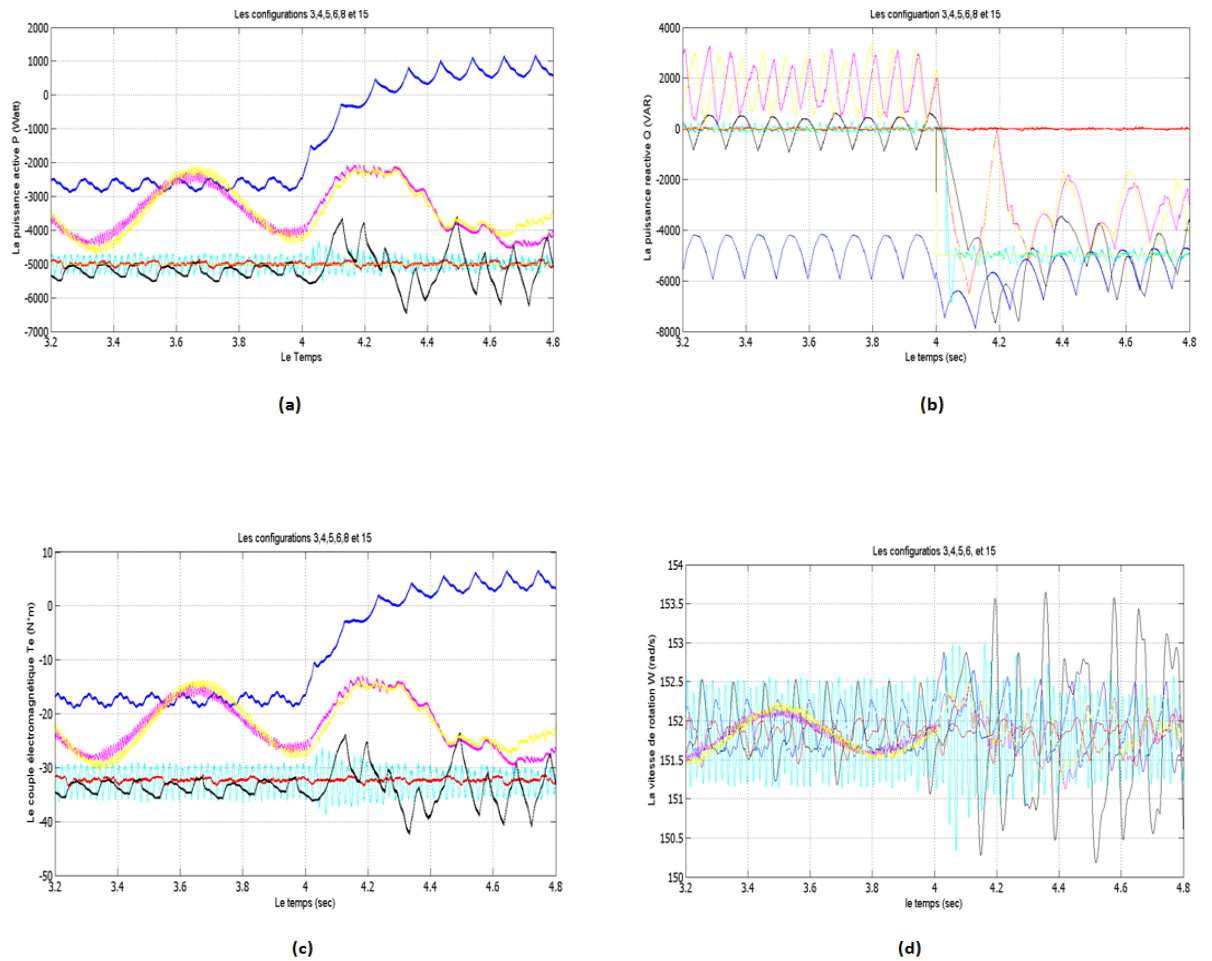
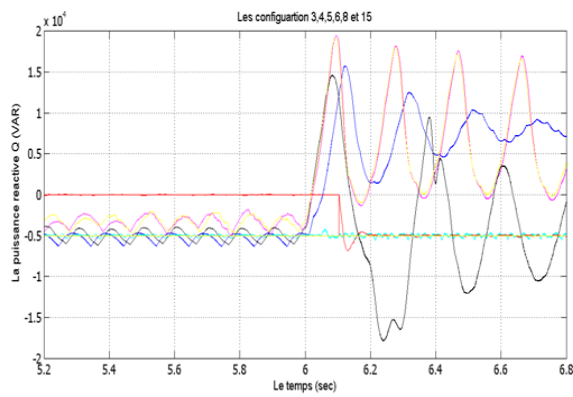
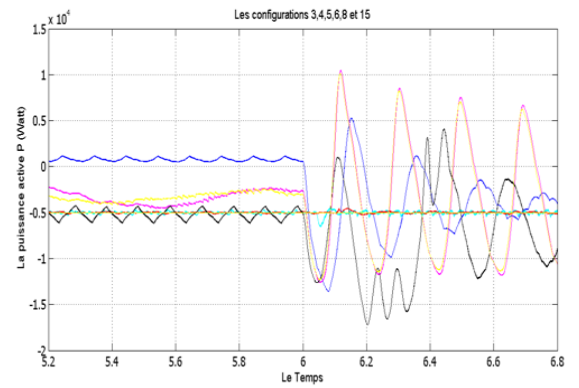


FIGURE V.72 – les paramètres (a)= P , (b)= Q , (c)= T_e , (d)= W

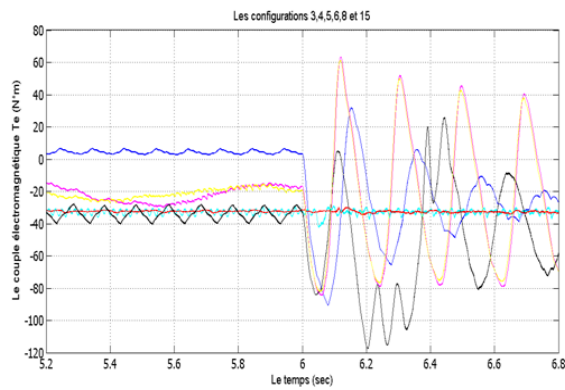
$at = 6s$



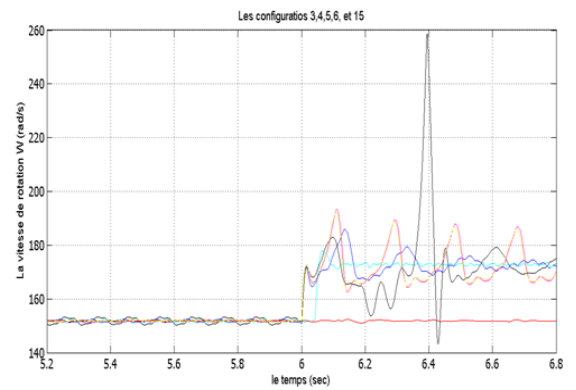
(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURE V.73 – les paramètres (a)= P , (b)= Q , (c)= T_e , (d)= W

On prend pour les configurations 1, 2, 9, 10, 14 et 16 et on choisit les couleurs bleu, rose, vert, rouge, jaune et noire respectivement.

on fait le même travail que les configurations précédents :

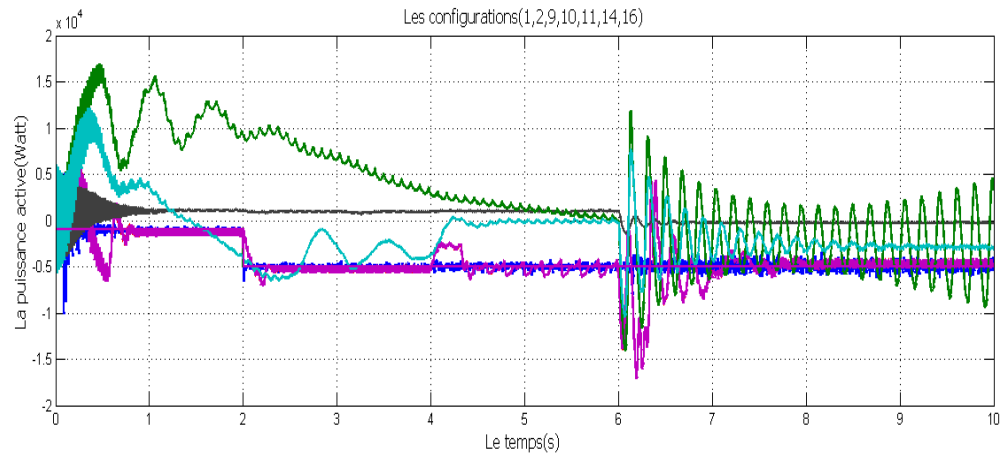


FIGURE V.74 – La variation de la puissance active P

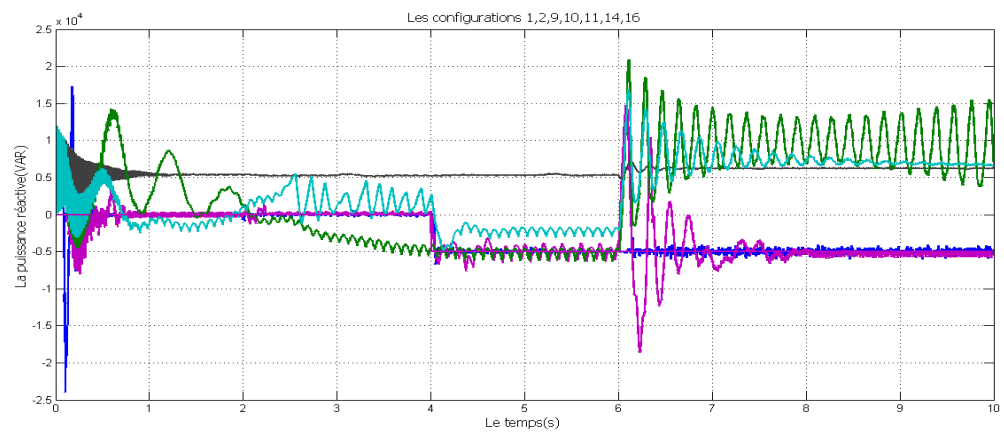


FIGURE V.75 – La variation de la puissance réactive Q

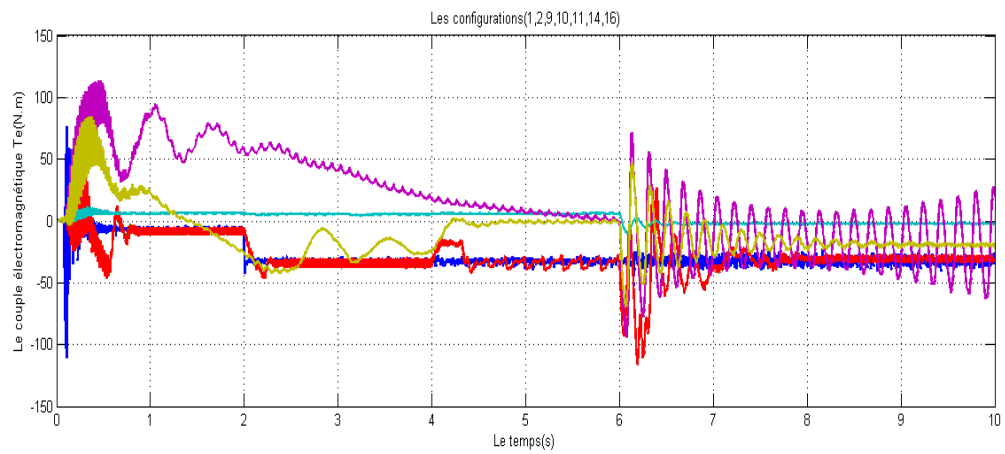


FIGURE V.76 – La variation du couple électromagnétique T_e

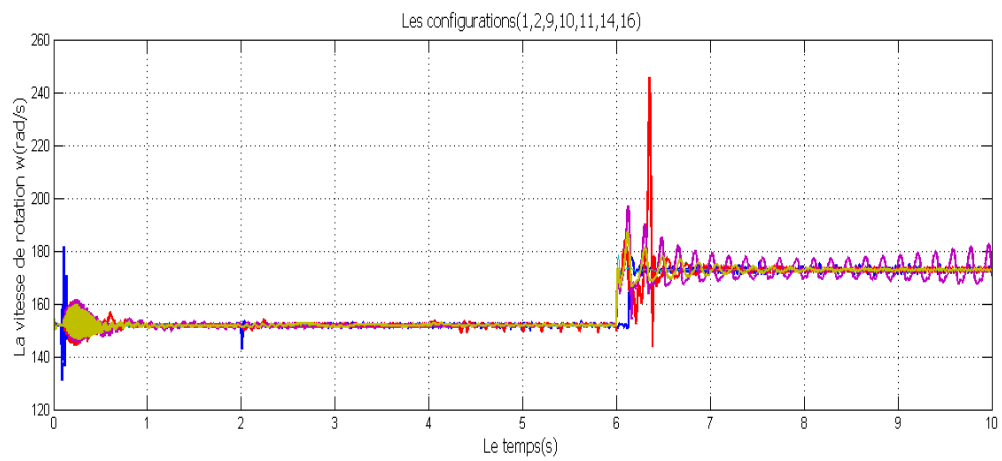
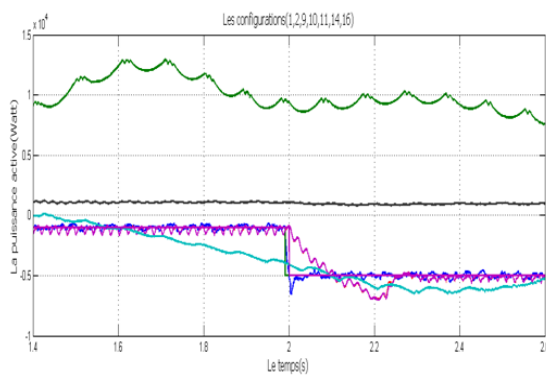
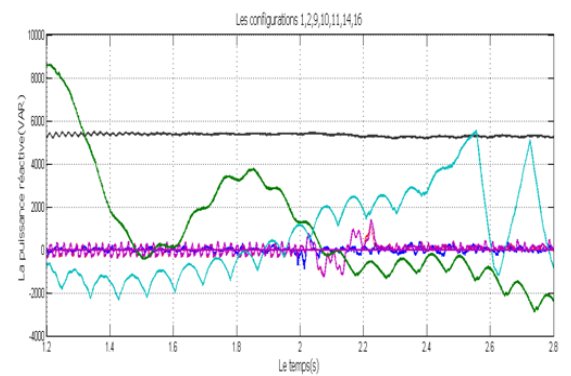


FIGURE V.77 – La variation de la vitesse de rotation W

a $t = 2s$ on superposé ses configurations pour observer les différences entre eux :



(a)



(b)

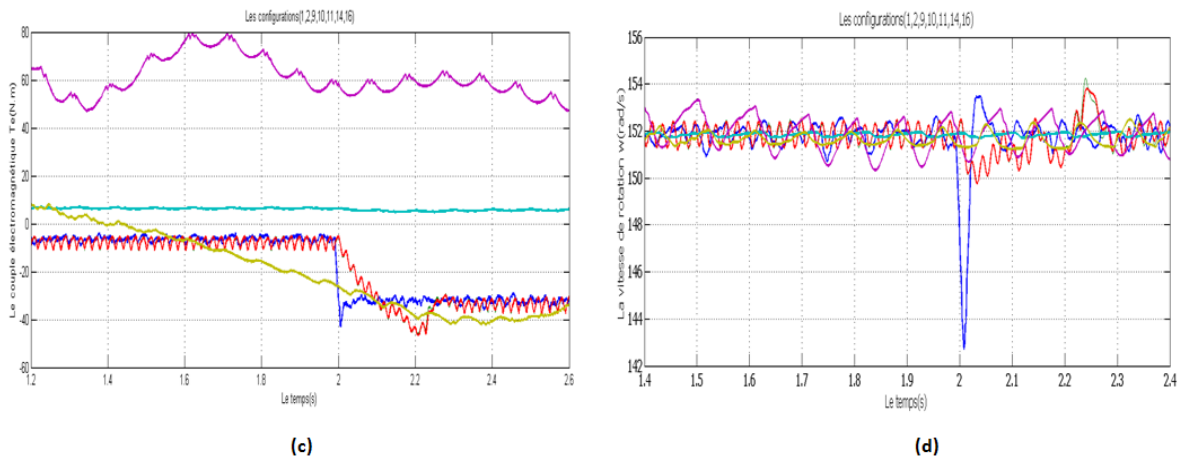


FIGURE V.78 – les paramètres (a)=P, (b)=Q, (c)= T_e , (d)=W

at = 4s

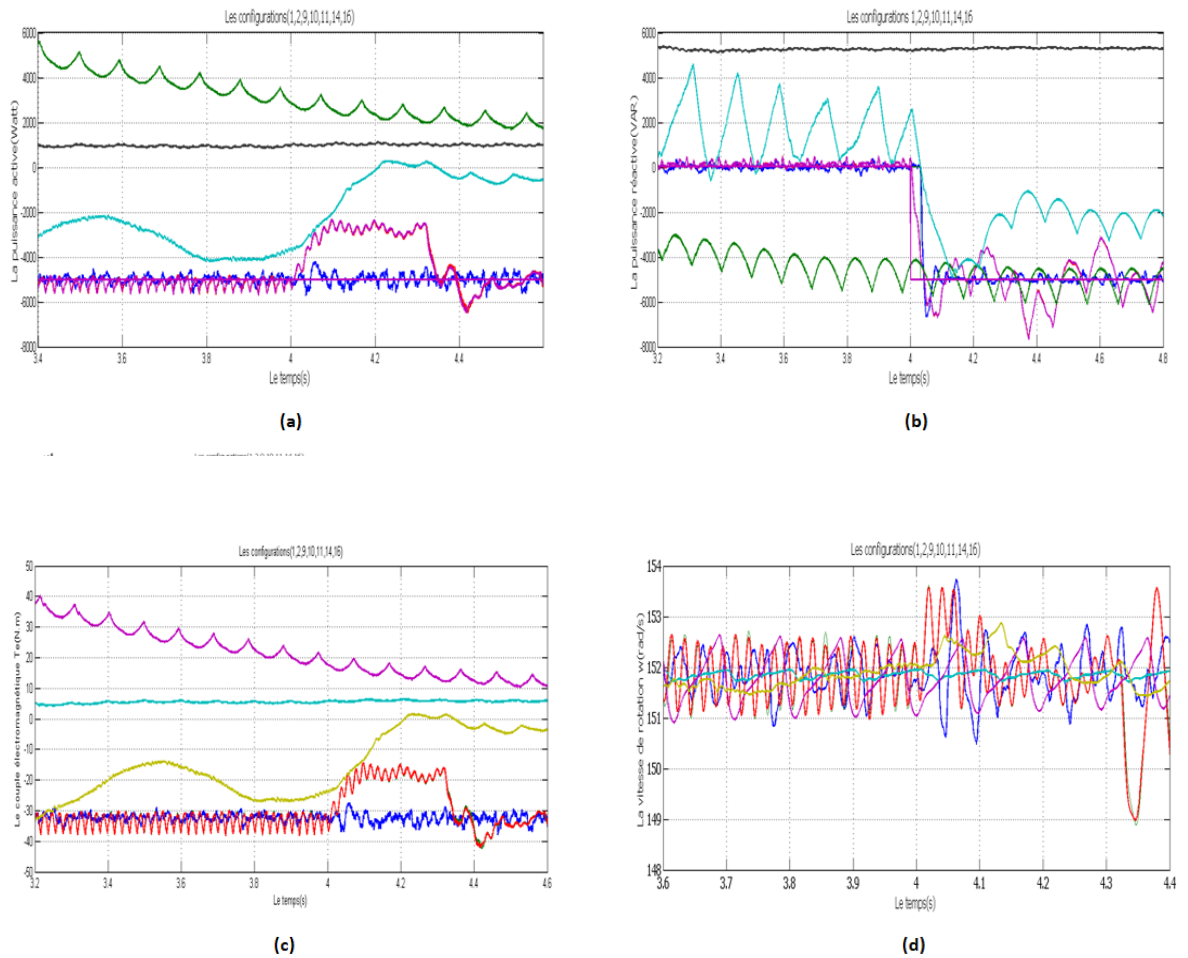
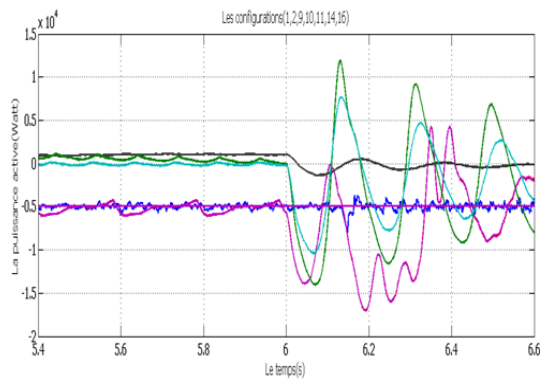
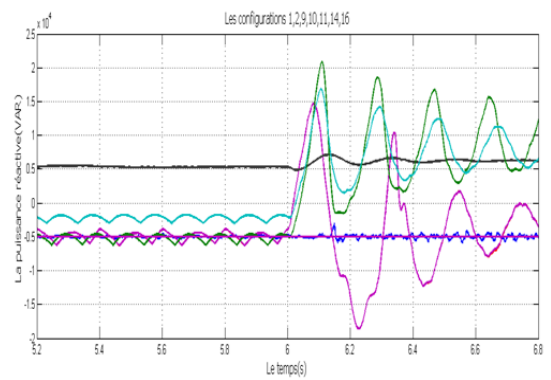


FIGURE V.79 – les paramètres (a)=P, (b)=Q, (c)= T_e , (d)=W

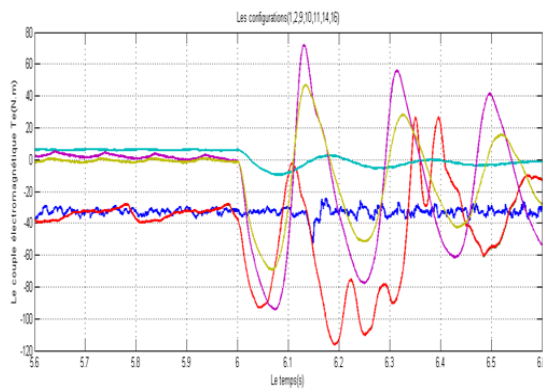
$at = 6s$



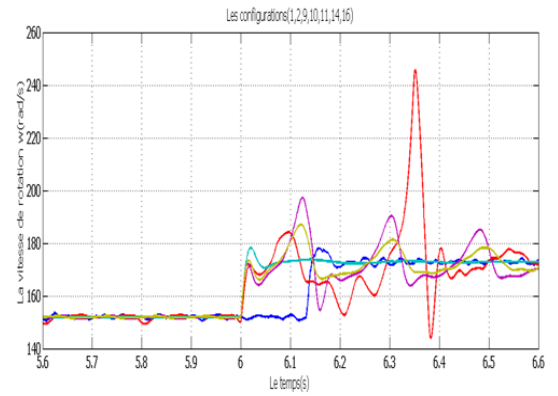
(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURE V.80 – les paramètres (a)=P, (b)=Q, (c)=Te, (d)=W

$at = 6s$

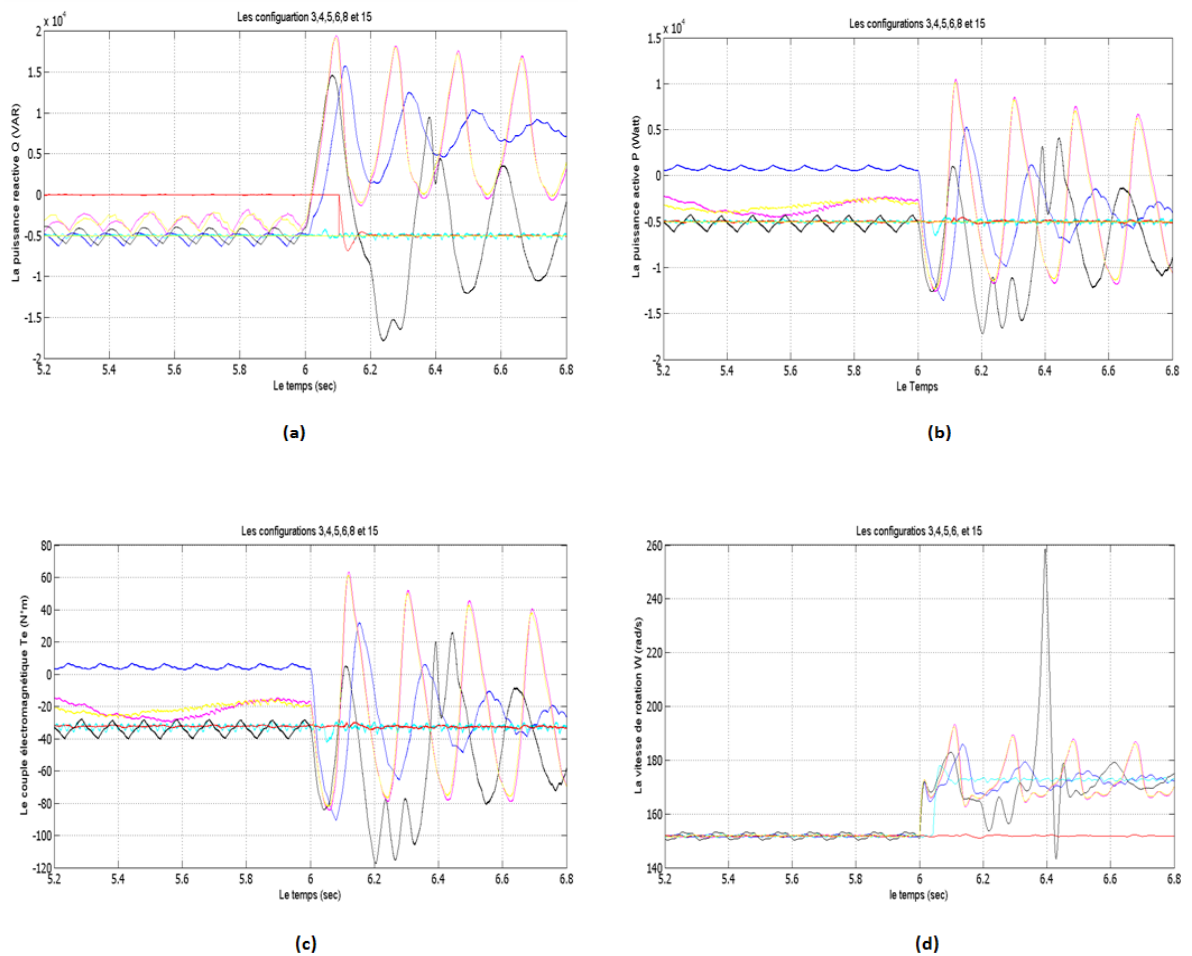


FIGURE V.81 – les paramètres (a)=P, (b)=Q, (c)=Te, (d)=W

V.4 conclusion

On conclut d'après tous ces simulations et interprétation que les régulateur PI Flou et PI classique donnent le meilleur résultat quelque soit leur placement dans le système (Coté machine/Coté réseau) mais on prend Le PI Flou-classique par ce que il est plus rapide que PI classique-Flou.

le Neurone avec le PI classique donne aussi des résultats parfaite mais leurs problème est le temps de simulation st très long par rapport le flou.

A la fin le Neuro-Flou donne des résultats mauvais par rapport les autres régulateurs utilisés.

Conclusion générale

L'objectif général de ce mémoire était l'application des techniques de l'intelligence artificielle pour la commande de la machine asynchrone à double alimentation.

Nous avons commencé par aborder en détail l'état de l'art sur notre machine, Ainsi on a présenté les avantages du contrôle de la MADA. A travers cette étude, on a montré que ce type de machine peut trouver une place intéressante parmi les différents systèmes de production d'énergie électrique.

Concernant la commande vectorielle on a utilisé une commande directe avec un réglage classique (PI conventionnelle), nous avons conclu également que ce réglage ne contrôlait pas de manière satisfaisante le régime transitoire. Pour cela on a passé à l'approche basée sur les techniques de l'intelligence artificielle, telles que la logique floue, les réseaux de neurones et les neuro flous.

En ce qui concerne la logique floue, les systèmes d'inférence flous ont une capacité descriptive élevée due à l'utilisation des variables linguistiques. Pour la commande de la MADA, les résultats de simulation présentés montrent que les performances de cette approche surpassent la commande vectorielle à cause de la rapidité de sa dynamique et sa robustesse.

Concernant les réseaux de neurones, des améliorations importantes ont été apportées avec le régulateur neuronal par rapport au régulateur PI (en termes d'atténuation des dépassements au niveau des régimes transitoires). D'autre part on a trouvé des problèmes concernant l'apprentissage qui est trop lent et même le choix de neurone aléatoire.

En dernier lieu, Il est donc apparu naturel de construire des systèmes hybrides qui combinent les concepts des systèmes d'inférence flous et des réseaux de neurones, cela pour avoir une approche neuro-floue capable d'améliorer les performances de la commande tel que la rapidité du système.

Finalement les comparaisons des résultats de combinaisons présentées au chapitre 5, nous ont amenée à conclure que le régulateur flou classique (configuration 8) et le régulateur classique flou (configuration 5) conduisent à de meilleures performances (poursuite et robustesse) que les autres combinaisons de régulateurs traités à cause de sa robustesse, sa rapidité et la précision de ses sorties qui lui permettent de donner des décisions correctes et d'éviter les cas d'indécisions.

D'après les résultats obtenus on conclue que le régulateur flou est le meilleur par rapport aux autres régulateurs.

Bibliographie

- [1] M.Senouci A. Beghdadi. *Réseaux de neurones Théorie et pratique*. Number ISBN : 996100902-9. Office des publications universitaires.
- [2] D.Ould abdeslam. *Techniques neuromimétiques pour la commande dans les systèmes électriques : application au filtrage actif parallèle dans les réseaux électriques basse tension*. Décembre,2005.
- [3] A.Chaiba. *Commande de la machina asynchrone a double alimentation par des techniques de l'intelligence artificielle*. Thèse présenté pour obtenir le titre de Doctorat en Sciences en electrotechnique, Université de Batna, 2010.
- [4] A.DITTRICH. Compensation of current harmonics in doubly-fed induction generator. In *Proc. EPE, Graz*, August 2001.
- [5] A.Massoum. *Contribution à la commande singulièrement perturbée d'une machine synchrone à aimants permanents*. mémoire en vue de l'obtention du diplôme de Magister, Université Djillali Liabes de Sidi Bel Abbes, Faculté des Sciences de l'ingénieur, Département d'électrotechnique, avril 2007.
- [6] T.THIRINGER A.PETERSSON, L.HARNEFORS. Evaluation of current control methods for wind turbines using doubly-fed induction machines. In *IEEE Transactions on Power Electronics*, volume 20, January,2005.
- [7] M.POLOUJADOFF A.TOUMI, B.KAMOUN. A simple assessment of doubly fed synchronous machine stability using routh criterion. In *Proc. ICEM'92, Manchester, United Kingdom*, 15-17 September 1992.
- [8] B.Toual. *Modelisation et Commande Floue Optimisee d'une Génératrice à Double Alimentation Application à un Système Éolien à Vitesse Variable*. Thèse présenté pour obtenir le titre de Magister,Université de Batna, 2010.
- [9] W.SCHUMACHER C.KELBER. Cadjustable speed constant frequency energy generation with doubly-fed induction machine. In *Proc. VSSH European Conference on Variable Speed in Small Hydro, Grenoble, January,2000*.
- [10] W.SCHUMACHER C.KELBER. Control of doubly-fed induction machines as an adjustable speed motor/generator. In *Proc. VSSH European Conference on Variable Speed in Small Hydro, Grenoble, January,2000*.
- [11] R. Kurse D .Nauck. What are neuro-fuzzy classifiers. In *Seventh International Fuzzy Systems Association World Congress*, volume IV, 1997.

- [12] R. Kurse D .Naucket. A neuro-fuzzy approach to obtain interpretable systems for function approximation. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 1998.
- [13] D. Ould Abdeslam D. Racoceanuet. Réseaux neuro-flous pour la surveillance des systèmes. In *4ème Conférence Internationale sur l'Automatisation Industrielle, Montréal, Canada*, 2003.
- [14] D.RAMUZ. *Machine généralisé alimentée par deux convertisseur*. 2000.
- [15] T.KOMPA A.SAMOUR D.SHULZ, R.HANISTCH. Comparative power quality investigations of variable speed wind energy converters with doubly fed induction and synchronous generator. In *PCIM Conference.*, 2002.
- [16] E.BOGALECKA. Power control of a double fed induction generator without speed or position sensor. In *EPE Conference*, volume 8, 13-16 September 1993.
- [17] E.BOGALECKA. Stability analysis of a double fed induction generator with the pll controller. In *IECON Conference*, volume 1 of 3, 5-9 September 1994.
- [18] E.Davallo. Des réseaux de neurones. *Editions Eyrolles*, 2, 1994.
- [19] F.BONNET. *Contribution à l'Optimisation de la Commande d'une Machine Asynchrone à Double Alimentation utilisée en mode Moteur*. 30 Septembre 2008.
- [20] F.Ghers. *APPLICATION DES TECHNIQUES DE COMMANDES INTELLIGENTES POUR LE CONTROLE D'UNE MACHINE ASYNCHRONE*. mémoire en vue de l'obtention du diplôme de Magister, UNIVERSITE BADJI MOKHTAR-ANNABA, Faculté des Sciences de l'ingénieur, Département d'électrotechnique, 2006.
- [21] F.Lahouazi. *Mise enœuvre d'une stratégie de commande neuro-floue :Application à pendule inversé*. mars 2011.
- [22] F.POITIERS. *Etude et commande de génératrice asynchrone pour l'utilisation de l'énergie éolienne*. 2003.
- [23] M.SAMUELIDES G. Dreyfus, J.M.MARTINEZ. Réseaux de neurones, méthodologie et applications. In *Editions Eyrolles*, volume 2, 2004.
- [24] J.S.Wang G. Lee. Efficient neuro-fuzzy control systems for autonomous underwater vehicle control. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation, Seoul, Corée*, 2001.
- [25] M. G.IOANNIDES. Determination of frequencies in autonomous double output asynchronous generator. In *IEEE Transactions on Energy Conversion*, volume 7, December,1992.
- [26] M. G.IOANNIDES. State space formulation and transient stability of the double output asynchronous generator. In *IEEE Transactions on Energy Conversion*, volume 8, Decemer,1993.
- [27] M. G.IOANNIDES. Doubly fed induction machine state variables model and dynamic response. In *IEEE Transactions on Energy Conversion*, volume 6, March,1991.

- [28] M. G.IOANNIDES. Doubly fed induction machine state variables model and dynamic response. In *IEEE Transactions on Energy Conversion*, volume 6, March,1991.
- [29] G.SALLOUM. *CONTRIBUTION A LA COMMANDE ROBUSTE DE LA MACHINE ASYNCHRONE A DOUBLE ALIMENTATION*. 2007.
- [30] F. Chevrie F. Guély. Collection technique,cahier technique n° 191 ,la logique floue. Master's thesis, Groupe Schneider, mars 1998.
- [31] H.Abdi. Les réseaux de neurones. *Edition Presses universitaires de Grenoble*, 1994.
- [32] H.Bühler. Réglage par mode de glissement. *Edition Presses polytechniques, Lausanne*, 1986.
- [33] L.SCHREIER J. BENDI, M.CHOMAT. Independent control of positive and negative sequence current components in doubly fed machine. In *ICEM Proceeding, Brugge*, 25-28 August,2002.
- [34] J.F.Jodouin. Les réseaux de neurones : Principes et applications. *HERMES Sciences Publications*, 2, 1994.
- [35] J.DRISSEN R.BELMANS J.SOENS, K.DE BRABANDERE. Doubly fed induction machine : Operating regions and dynamic simulation. In *EPE 2003 Conference, Toulouse, France*, September 2003.
- [36] ANFIS J.S.R.Jang. Adaptative-network-basedfuzzyinferencesystems. In *Transactions on systems*, number 665-685, 1993.
- [37] L.BAGHLI. Modélisation et commande de la machine asynchrone,iufm. 2003.
- [38] J. A.TEGOPOULOS M. G.IOANNIDES. Optimal efficiency slip-power recovery drive. In *IEEE Transactions ON Energy Conversion*, volume 3, June,1988.
- [39] J. A.TEGOPOULOS M. G.IOANNIDES. Generalized optimization slip power recovery drives. In *IEEE Transactions ON Energy Conversion*, volume 5, March,1990.
- [40] M.Bensetti. *Etude et application des réseaux de neurones artificiels à la détermination en temps réel des angles d'amorçage d'un convertisseur statique, Commande par les techniques MLI*. mémoire en vue de l'obtention du diplôme de Magister, Université Djillali Liabes de Sidi Bel Abbes, Faculté des Sciences de l'ingénieur, Département d'électrotechnique, 1999.
- [41] M.T.Benchouia. *Commande de la Machine à Courant Alternatif par Différentes Techniques de Contrôle Avancées*. Thèse présenté pour obtenir le titre de Doctorat en Sciences,Laboratoire de Génie Electrique de Biskra (L.G.E.B),Université Mohamed Kheider - Biskra.
- [42] M.T.Benchouia. *Commande vectorielle de la machine asynchrone par logique floue*. Mémoire présenté pour l'obtention du diplôme de Magister, Université de Biskra, 1998.

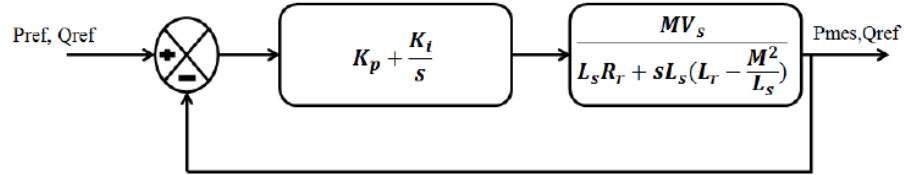
- [43] M.N.ESKANDER M.T.EL HAGRY. Estimation of rotor voltage vector on the double excited induction machine used in wecs. In *Electric Machines and Power Systems*, 1997.
- [44] O.MOTOYOSHI M.YAMAMOTO. Active and reactive power control for doubly fed wound rotor induction generator. In *IEEE Transactions on Power Electronics*, volume 6, October, 1991.
- [45] N.A.ELSONBATY P.G.HOLMES. Cycloconverter-excited divided-winding doubly-fed machine as a wind power converter. In *IEE Proceedings, Electrical Power Applications*, volume 131, March,1984.
- [46] S. jennoune S.Guerah R.Toumi R. Mellah, F.Lahouazi. Pendulum'international conference on electrical engineering,electronics and automatics iceea 10. In *Transactions on systems*.
- [47] T.RANGANATHAN R.DATTA. A simple position sensorless algorithm for rotor side field oriented control of wound rotor induction machine. In *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, volume 48, August,2001.
- [48] T.RANGANATHAN R.DATTA. Variable speed wind power generation using doubly fed wound rotor induction machine, a comparison with alternative scheme. In *IEEE Transactions on Energy Conversion*, volume 17, February,2002.
- [49] M.POLOUJADOFF R.GHEYSENS, L.BOUAZIZ. Control and current regulation in rapid logic of double supplied synchronous generator. In *Proc. PEMC*, 1990.
- [50] R.GHOSN. *Contrôle Vectoriel de la Machine Asynchrone à Rotor Bobiné à Double Alimentation*. 2001.
- [51] G.M.ASHER R.S.PENA, J.C.CLARE. Vector control of a variable speed doubly-fed induction machine for wind generation systems. In *EPE Journal*, volume 6, Decembre,1996.
- [52] G.M.ASHER R.S.PENA, J.C.CLARE. Doubly fed induction generator using back-to-back pwm converters and its applications to variable-speed wind-energy generation. In *IEE Proceedings, Electrical Power Applications*, volume 143, May, 1996.
- [53] G.M.ASHER R.S.PENA, J.C.CLARE. Doubly fed induction generator using back-to-back pwm converters and its applications to variable-speed wind-energy generation. In *IEE Proceedings, Electrical Power Applications*, volume 143, September,1996.
- [54] A.TONIELLI S.PERESADA, A.TILLI. Robust output feedback control of a doubly fed induction machine. In *Proc. IEEE International Symposium on Industrial Electronics ISIE'99*, 1999.
- [55] A.TONIELLI S.PERESADA, A.TILLI. Indirect stator flux-oriented output feedback control of a doubly fed induction machine. In *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, volume 11, November 2003.

-
- [56] Y.Djeriri. *Commande par réseaux de neurones d'une MADA intégrée à un système éolien*. Mémoire pour l'obtention du diplôme de Magister en Électrotechnique , Université de Sidi bel-Abbes.
- [57] Y.ELbia. *Commande Floue Optimisée d'une Machine Asynchrone a Double Alimentation à Flux Orienté*. Mémoire présenté pour obtenir le titre de Magister ,Université de Batna, 2009.
- [58] Y.Nakoula. *Apprentissage des modèles linguistiques flous, par jeu de règles pondérées*. Juillet,1997.
- [59] L.XU Y.TANG. A flexible active and reactive power control strategy for a variable speed constant frequency generating system. In *IEEE Transactions on Power Electronics*, volume 10, July 1995.

Annexe A : Calcul du régulateur classique

Synthèse des régulateurs PI (boucle en puissance) :

Comme le régulateur PI offre de bonnes performances pour réduire les erreurs statiques et ne nécessite pas beaucoup de calculs approfondis pour sa mise en œuvre



Boucle de régulateur intégrant un régulateur PI

La fonction transfère en boucle ouvert (FTBO) donnée par l'expression suivante :

$$FTBO = \frac{s + \frac{K_i}{K_p}}{\frac{s}{K_p}} \cdot \frac{\frac{M \cdot V_s}{L_s(L_r - \frac{M^2}{L_s})}}{s + \frac{L_s \cdot R_r}{L_s(L_r - \frac{M^2}{L_s})}}$$

D'après la méthode de compensation des pôles, on élimine le zéro de la fonction de transfère et on obtient l'expression suivante :

$$\frac{K_i}{K_p} = \frac{L_s \cdot R_r}{L_s(L_r - \frac{M^2}{L_s})}$$

Après compensation :

$$FTBO = \frac{K_p \frac{M \cdot V_s}{L_s(L_r - \frac{M^2}{L_s})}}{s}$$

$$FTBO = \frac{M \cdot V_s (K_p \cdot s + K_i)}{s[L_s \cdot R_r + s \cdot L_s(L_r - \frac{M^2}{L_s})]}$$

et ce qui donne on boucle fermée l'expression suivante :

$$FTBF = \frac{1}{s + \tau_r}$$

$$FTBF = \frac{(K_p \cdot s + K_i)M \cdot V_s}{2 \cdot L_s \left(L_r - \frac{M^2}{L_s} \right) + s(L_s \cdot R_s + M \cdot V_s \cdot K_p) + M \cdot V_s \cdot K_i}$$

Avec :

$$\tau_r = \frac{1}{K_p} \cdot \frac{L_s \left(L_r - \frac{M^2}{L_s} \right)}{M \cdot V_s}$$

Par identification :

$$2\varepsilon w_n = \frac{(L_s R_r + M V_s K_p)}{L_s \left(L_r - \frac{M^2}{L_s} \right)} \Rightarrow 2\varepsilon w_n \cdot L_s \left(L_r - \frac{M^2}{L_s} \right) = (L_s R_r + M V_s K_p)$$

$$K_p = \frac{2\varepsilon w_n \cdot L_s \left(L_r - \frac{M^2}{L_s} \right) - L_s R_r}{M V_s}$$

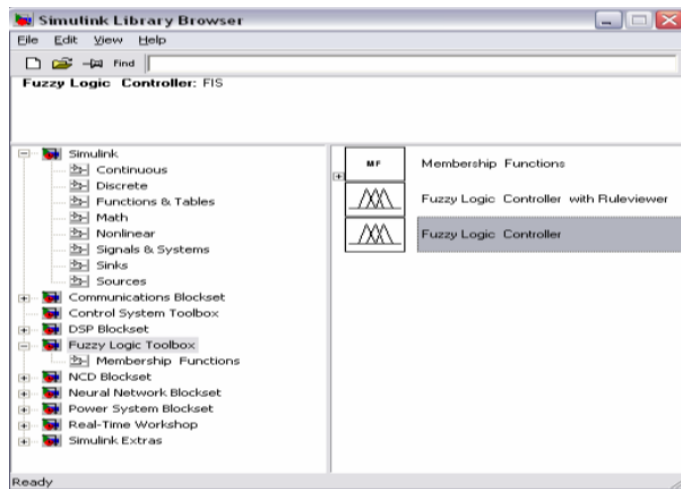
$$w_n^2 = \frac{M V_s K_i}{L_s \left(L_r - \frac{M^2}{L_s} \right)}$$

$$K_i = \frac{w_n^2 L_s \left(L_r - \frac{M^2}{L_s} \right)}{M V_s}$$

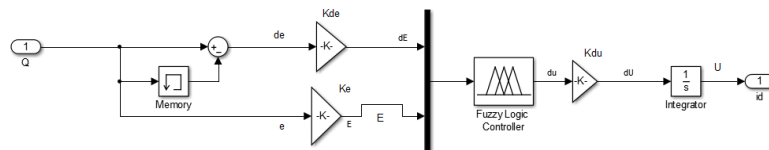
Annexe B : Synthèse du régulateur flou

Utilisation de la logique floue : contrôleur en Simulink

On a intégré le contrôleur flou à partir du Simulink on possède la boîte à outils Fuzzy Logic de Matlab.



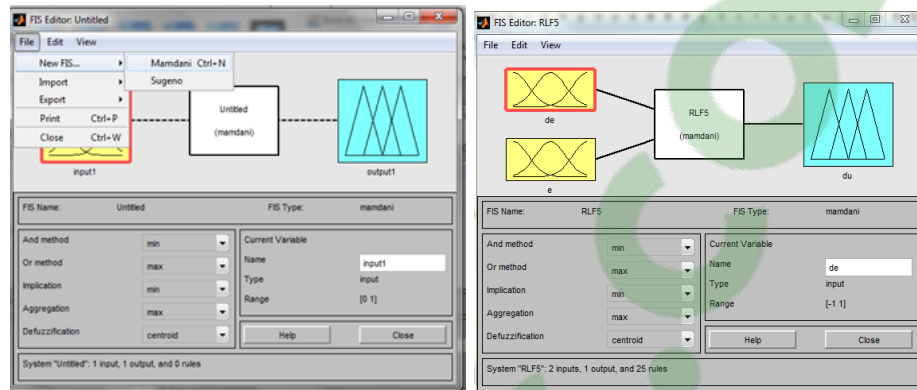
Detail des fonctions fuzzy flou RLF5



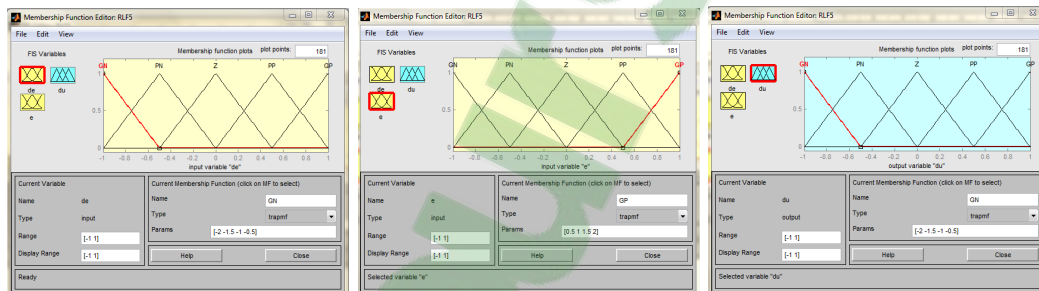
Name='RLF5'
Type='mamdani'
Version=2.0
NumInputs=2
NumOutputs=1
NumRules=25
AndMethod='min'
OrMethod='max'

ImpMethod='min'
 AggMethod='max'
 DefuzzMethod='centroid'

Distribution des fonctions d'appartenances de RLF5 sur l'univers de discours



La distribution des fonctions pour les entrées 'e', 'de' et la sortie 'dU'

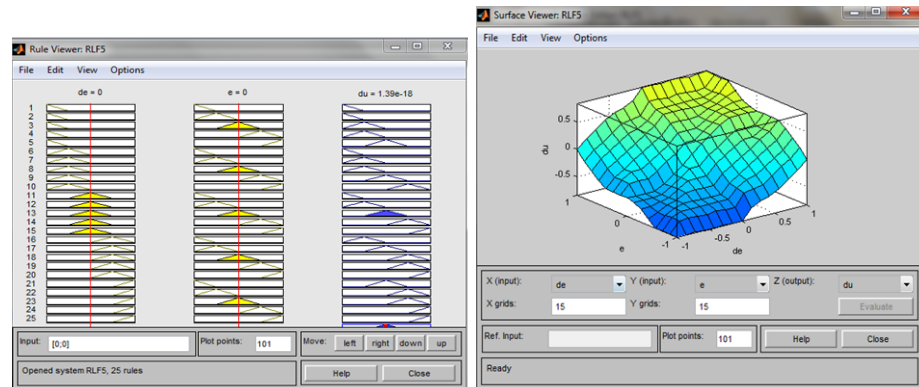


on intègre Les (25) règles de bloc d'inférence (25 variation de la commande en fonction de deux entrés)

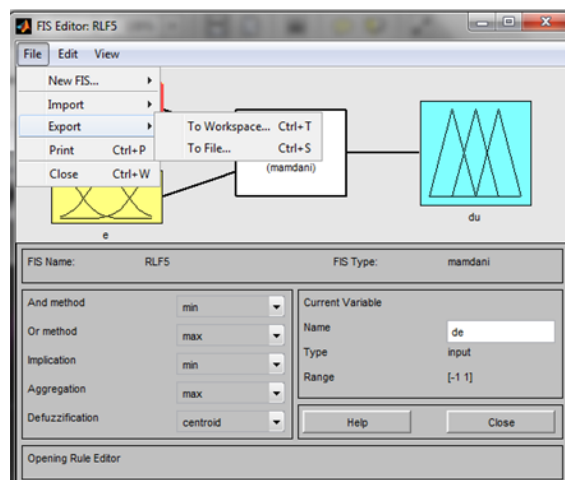
1. If (de is GN) and (e is GN) then (du is GN) (1)
2. If (de is GN) and (e is PN) then (du is GN) (1)
3. If (de is GN) and (e is Z) then (du is PN) (1)
4. If (de is GN) and (e is PP) then (du is PN) (1)
5. If (de is GN) and (e is GP) then (du is Z) (1)
6. If (de is PN) and (e is GN) then (du is GN) (1)
7. If (de is PN) and (e is PN) then (du is PN) (1)
8. If (de is PN) and (e is Z) then (du is PN) (1)
9. If (de is PN) and (e is PP) then (du is Z) (1)
10. If (de is PN) and (e is GP) then (du is PP) (1)
11. If (de is Z) and (e is GN) then (du is GN) (1)
12. If (de is Z) and (e is PN) then (du is PN) (1)
13. If (de is Z) and (e is Z) then (du is Z) (1)
14. If (de is Z) and (e is PP) then (du is PP) (1)

15. If (de is Z) and (e is GP) then (du is GP) (1)
16. If (de is PP) and (e is GN) then (du is PN) (1)
17. If (de is PP) and (e is PN) then (du is Z) (1)
18. If (de is PP) and (e is Z) then (du is PP) (1)
19. If (de is PP) and (e is PP) then (du is PP) (1)
20. If (de is PP) and (e is GP) then (du is GP) (1)
21. If (de is GP) and (e is GN) then (du is Z) (1)
22. If (de is GP) and (e is PN) then (du is PP) (1)
23. If (de is GP) and (e is Z) then (du is PP) (1)
24. If (de is GP) and (e is PP) then (du is GP) (1)
25. If (de is GP) and (e is GP) then (du is GP) (1)

Voilà le bloc des règles et la surface obtenu de notre système : Enfin, en



envoi les résultat de notre Fuzzy RLF5 au workspace pour que le régulateur PI-floue fonctionne.



Annexe C : Le régulateur neuronale

La synthétisation d' un PI Neuronal

1. Relever une base de données : (fichier.mat)

Choix des entrées et des sorties significatives :

$e(k) = \Omega(k) \Omega * (k) \Rightarrow$ erreur à l'instant k
de $(k) = e(k) - e(k-1) \Rightarrow$ variation de l'erreur entre les instants k et $k - 1$
 $U(k-1) \Rightarrow U$ l'instant $k-1$

Pour chaque régulateur on crée une base de donnée (BDN1 àBDN2 pour les 2 régulateurs de commande et le BDH pour l'hystérésis)

2. Créer un réseau de neurones (fichier.m)

Type de RNA : Perceptron multicouche (1 couche cachée) 3 neurones dans la couche cachée (fonctions sigmoïdes)

1 neurone (fonction linéaire) dans la couche de sortie. Algorithme d'apprentissage : Algorithme de gradient .

Structure : récurrente.

PROGRAMME D'APPRENTISSAGE POUR L'IDENTIFICATION DU REGULATEUR

```
load('BDH.mat')
```

```
numpts=1401;
```

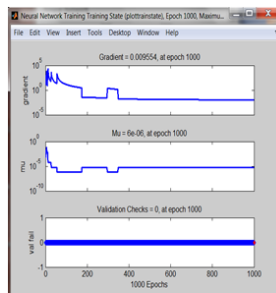
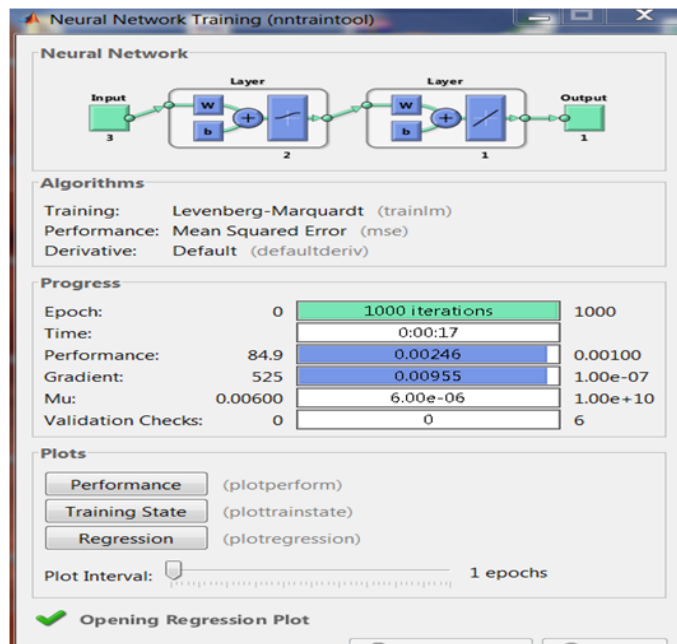
```
datain=[e de U1];
```

```
dataout=[U];
```

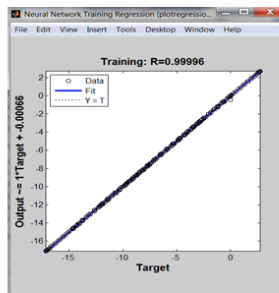
```
net=newff(PR',[3 1], 'logsig' 'purelin', 'traingd');
```

```
Nombre d'itération : net.trainParam.epochs=1000;
```

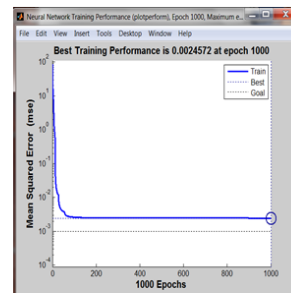
```
Lancer l'apprentissage : net=train(net,H',Q');
```



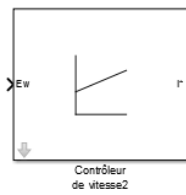
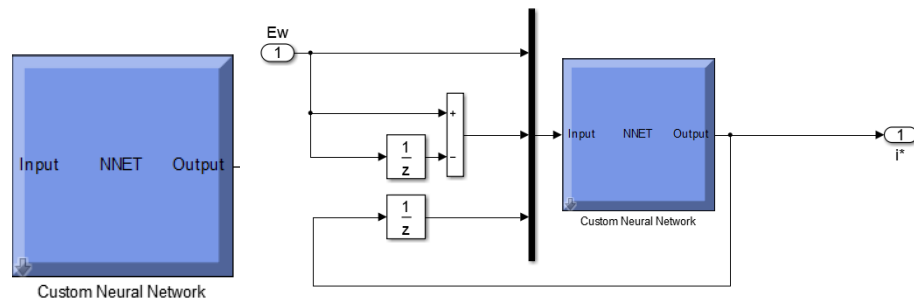
Regression



Training



Performance

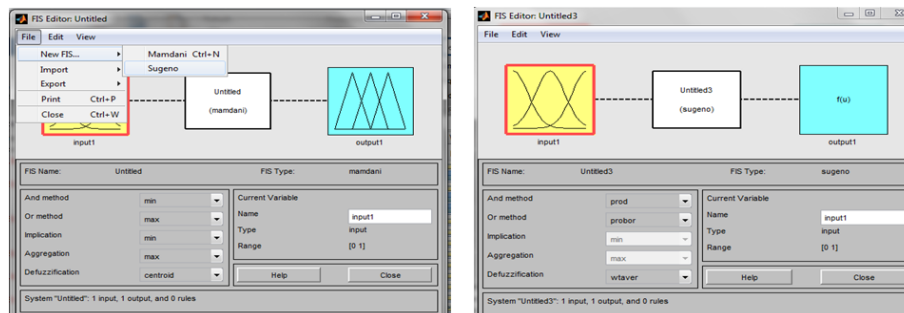


Annexe D : procédure du régulateur neuro-floue

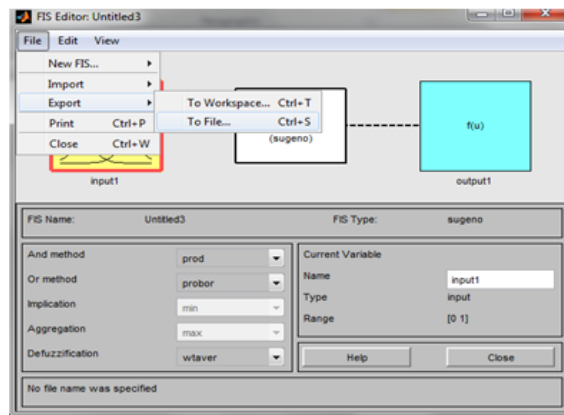
L'implantation du contrôleur neuro floue

Name='RNF5'
Type='sugeno'
Version=2.0
NumInputs=2
NumOutputs=1
NumRules=0
AndMethod='prod'
OrMethod='probor'
ImpMethod='prod'
AggMethod='sum'
DefuzzMethod='wtaver'

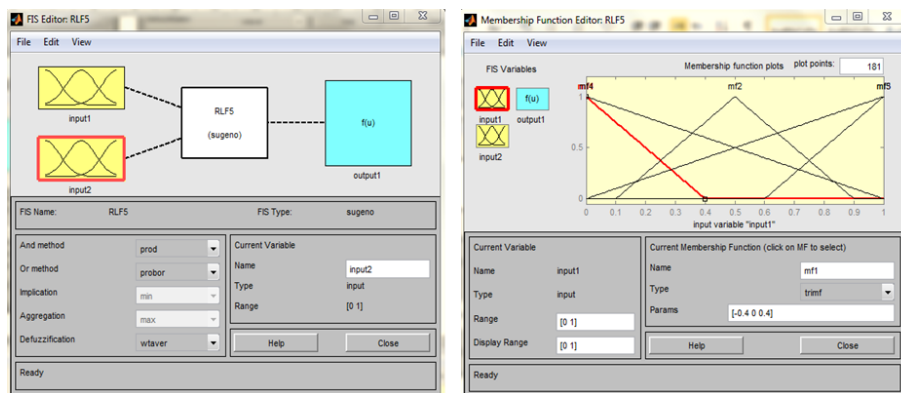
pour le régulateur neuro-floue on utilise le Fuzzy de type sugeno :



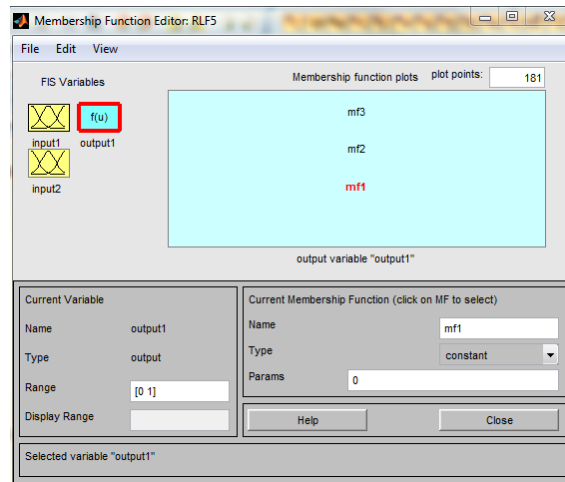
en le enregistrer sous le nom RNF5 pour qu'on l'intègre après sur le bloc FUzzy sous MATLAB SIMULINK



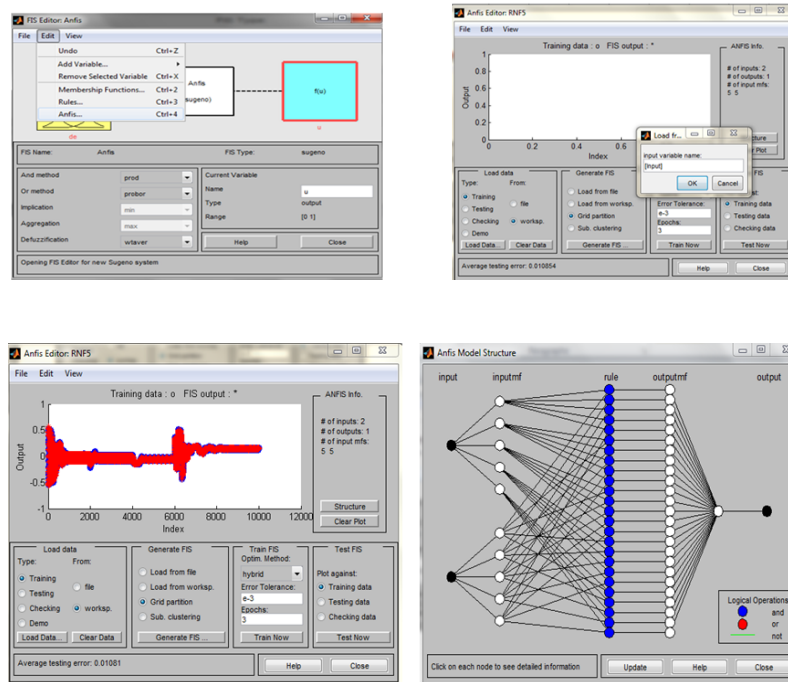
on a 2 entrées 'e' , 'de' et une sortie 'dU'



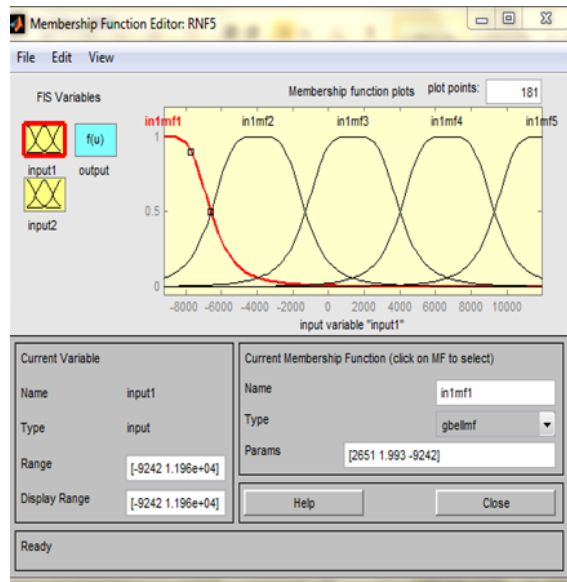
L'un des Différence entre ce régulateur et le flou que celui la fait tous seul le calcul de la sortie.



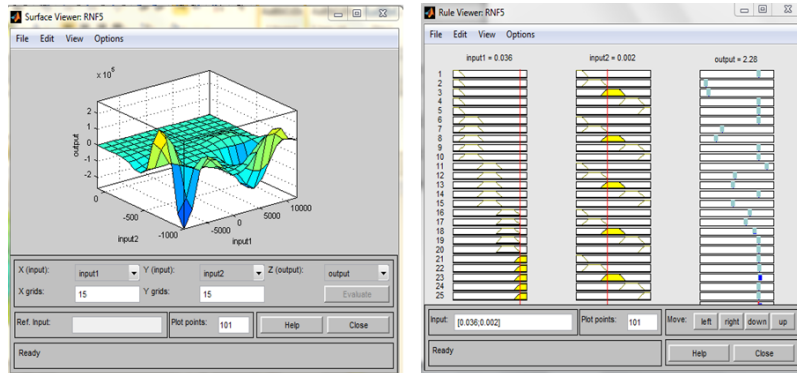
après on fait l'apprentissage en entrant notre données prise par le chapitre précédent



Après cette étape le régulateur calcule automatiquement les fonctions d'activations :



La surface et les règles obtenus sont :



ان تقنية تغيير سرعة المحركات اللازامية تطورت خلال السنوات الاخيرة بصورة كبيرة و هذا من خلال تطور التقنيات الذكية و تطبيقها في الميدان الصناعي على غرار التقنيات العادية نذكر منها التحكم التوافقي التكاملي بالإضافة الى تقنيات اخرى نخص بالذكر تقنية المنطق الغامض و تقنية الشبكات العصبية. العمل المنجز في هذه المدكرة يتضمن وضع نقاط الاساس على هذه التقنيات بالمقارنة مع التقنيات العادية. ان كل تقنيات التحكم في السرعة منجزة مع طريقة التدفق الموجه كل النتائج المحصل عليها تدل على ان التقنيات المنجزة تتجاوب مع الشروط المفروضة عليها.

كلمات مفتاحية :

تقنية المنطق الغامض, تقنية الشبكات, *commande vectorielle*, المحرك اللازامي تغذية مضاعفة, *neuro-flou*

APPLYING INTELLIGENT CONTROL TECHNIQUES FOR THE CONTROL OF ASYNCHRONOUS DOUBLY FED

Abstract

This work aimed at improving the performance of asynchronous doubly fed by several classical and intelligent control . The modeling of the machine and its diet based on an inverter and rectifier Vector PWM , then the principle of direct vector control oriented stator flux is présenté. On has validated the model with PI classique. Ensuite we presented the theory fuzzy logic and development of its regulator to improve the performance of our machine, same principle for control by neural networks and neuro- fuzzy control .

Keywords

DFED , *vectoriel control* , *fuzzy logic*, *artificial neural networks*, *neuro- fuzzy*.

APPLICATION DES TECHNIQUES DE COMMANDES INTELLIGENTES POUR LE CONTRÔLE D'UNE MACHINE ASYNCHRONE À DOUBLE ALIMENTATION

Résumé

Ce travail à pour objectif l'amélioration des performances d'une machine asynchrone à double alimentation par plusieurs commande classique et intelligentes. La modélisation de la machine et de son alimentation basée sur un onduleur et un redresseur à MLI vectorielle, puis le principe du contrôle vectorielle directe à flux statorique orienté est présenté. On a une validation du modèle avec PI classique. Ensuite nous avons présenté la théorie de la logique floue et le développement de son régulateur pour l'amélioration des performances de notre machine, même principe pour la commande par réseaux de neurone et la commande neuro-floue.

Mots clés

MADA - *Commandes vectorielle* - *logique floue* - *Neurone* - *neuro_floue*