

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITE DJILLALI LIABES DE SIDI-BEL-ABBES
Faculté de technologie
Département d'Electrotechnique

Thèse présentée par :

MELIANI Bouziane

Pour l'obtention du diplôme de :

Doctorat en Sciences

Spécialité : Electrotechnique

Option : Commande Electrique

Intitulé de la thèse :

**Application des techniques intelligentes
à la commande d'une machine
asynchrone double étoile associée à un
convertisseur matriciel**

Présentée devant le jury composé de :

MASSOUM Ahmed
MEROUFEL Abdelkader
MAZARI Benyounés
BOURAHLA Mohamed
BEKKOUCHE Benaïssa
BELABBES Baghdad

Pr (U.D.L. Sidi Bel-Abbès)
Pr (U.D.L. Sidi Bel-Abbès)
Pr (U.S.T. Oran)
Pr (U.S.T. Oran)
Pr (C.U. Relizane)
MC A (U.D.L. Sidi Bel-Abbès)

Président
Rapporteur
Examineur
Examineur
Examineur
Examineur

Soutenue le : / /2014

Laboratoire de Recherche : Intelligent Control & Electrical Power Systems (ICEPS)

AVANT PROPOS

Ce travail a été réalisé au sein du laboratoire ICEPS (Intelligent Control and Electrical Power Systems) Université Djilali Liabès de Sidi Bel Abbès sous la direction de Monsieur MEROUFEL Abdelkader Professeur à l'Université de Djilali Liabès de Sidi Bel Abbès .Je tiens a lui exprimer ma profonde reconnaissance, mes sincères remerciements pour son aide, ses continuités conseils précieux.

J'adresse mes sincères remerciements à monsieur MASSOUM Ahmed professeur à l'Université de Djilali Liabès de Sidi Bel Abbès, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de présider le jury de soutenance de cette thèse.

Mes vifs remerciements vont également aux membres de jury de soutenance compose de messieurs : MAZARI Benyounés professeur à l'USTO-MB, BOURAHLA Mohamed Professeur à l'USTO-MB, BEKKOUCHE Benaissa professeur, centre universitaire de relizane, BELABBES Baghdad maitre de conférences a l'Université de Djilali Liabès de Sidi Bel Abbès, pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'examiner ce travail.

Enfin, je dédie ce travail à toute ma famille, mes collègues et mes amis.

MELIANI BOUziane

TABLE DES MATIERES

Introduction général.....	01
Chapitre I	
Modélisation et simulation du convertisseur matriciel	
I.1. Introduction.....	07
I.2. Structure d'un convertisseur matriciel.....	09
I.3. Réalisation	09
I.3.1. Topologie à transistor connecté à un pont a diode.....	11
I.3.2. Topologie a transistors et diodes en anti-parallèle.....	12
I.3.3. Interrupteurs composés de RIGBT.....	13
I.4. Théorie de fonctionnement du convertisseur matriciel triphasé.....	13
I.5. Modulation et stratégie de commande d'un convertisseur matriciel	17
I.5.1. Algorithme de modulation de Venturini	18
I.5.2. Méthode scalaire de Roy & April	24
I.5.3. Stratégie de modulation a trois intervalles.....	27
I.6. Résultats de simulation	29
I.7. Conclusion.....	37
Chapitre II	
Modélisation et commande vectorielle de la machine asynchrone double étoile	
II.1. Introduction	39
II.2 Modélisation de la machine asynchrone à double étoile.....	39
II.2.1 Hypothèses simplificatrices.....	41
II.2.2. Equations électriques de la machine.....	41
II.3. Modèle de PARK pour la machine asynchrone à double étoile.....	43
II.3.1. transformation de PARK.....	43
II.3.2. Modélisation de la machine asynchrone dans le repère de Park.....	43
II.3.2.1. Conventions.....	43
II.3.2.2. Application de la transformation de PARK à la machine asynchrone double étoile.....	44

II.3.2.2.1- Equations des tensions.....	44
II.3.2.2.2. Equations des flux.....	45
II.3.2.2.3 Equation mécanique.....	46
II.4. Principe de la commande vectorielle.....	46
II.5. Différents modèles mathématiques d'orientation du flux.....	47
II.6. Commande vectorielle avec orientation du flux rotorique.....	48
II.6.1. Modèle de la machine.....	48
II.6.2. stratégies de commande.....	52
II.6.2.1. Méthode indirecte.....	52
II.6.2.2. Méthode directe.....	52
II.7. découplage par compensation.....	52
II.8. Commande à orientation du flux rotorique.....	55
II.8.1.Calcul des régulateurs.....	56
II.8.1.1.Réglage en cascade du flux rotorique.....	56
II.8.1.2.Réglage en cascade de la vitesse.....	59
II.9. Résultats de simulation.....	60
II.9.1. Interprétation.....	61
II.9.2. Robustesse vis-à-vis de la variation paramétrique.....	62
II.9.2.1. Performances vis-à-vis de la variation de la résistance rotorique.....	62
II.9.2.1. Performances vis-à-vis de la variation de la résistance rotorique.....	64
II.10. Conclusion.....	66

Chapitre III

Réglage PI flou adaptatif de vitesse d'une MASDE

III.1 Introduction.....	68
III.2. Notions fondamentales de la Logique floue	69
III.2.1. Principe et définitions.....	69
III.2.2. Les opérateurs des ensembles flous.....	71
III.2.2.1. Opérateur OU.....	71
III.2.2.2. Opérateur ET.....	72

III.3. Inférence	74
III.3.1. Introduction.....	74
III.3.2. Méthode d'inférence max-min.....	75
III.3.3. Méthode d'inférence max-produit.....	78
III.3.4. Méthode d'inférence somme-produit.....	80
III.4. Défuzzification	80
III.4.1. Introduction.....	80
III.4.2. Défuzzification par centre de gravité.....	80
III.4.3. Défuzzification par la méthode des hauteurs pondérées.....	82
III.4.4. Défuzzification par la méthode de moyenne des maximums.....	82
III.5. Réglage par la logique floue.....	83
III.6. Commande de vitesse de la MASDE par logique floue.....	84
III.7. Simulation et interprétation des résultats.....	87
III.8. Tests de robustesse	91
III.9. Conclusion.....	92

Chapitre IV

Contrôleur à réseaux de neurone de vitesse d'une MASDE

IV.1. Introduction.....	94
IV.2. Théorie fondamentale des réseaux de neurones.....	94
IV.2.1. Le Perceptron.....	94
IV.2.2. Perceptron multicouches.....	96
IV.2.3. Apprentissage des réseaux de neurones.....	97
IV.2.4. L'algorithme de rétro propagation.....	98
IV.2.5. Améliorations de l'algorithme de rétropropagation.....	100
IV.2.6. L'algorithme de Levenberg-Marquardt.....	101
IV.2.7. Les avantages du perceptron à une couche cachée.....	102
IV. 3. Synthèse d'une commande neuronale.....	103
IV. 3.1. La Méthode Directe.....	103
IV. 3.2. Utilisation d'un modèle de référence a référence.....	104

IV. 3.3. Commande avec modèle interne.....	106
IV. 4. Application des RNA au réglage de la vitesse.....	107
IV. 4.1. Méthodologie.....	108
IV.4.2. Résultats de simulation.....	109
IV.4.3. Interprétation des résultats.....	110
IV.4.4. Étude de la robustesse.....	111
IV.5. Conclusion.....	114

Chapitre IV

Commande par neuro-flou et observateur a réseaux de neurone de la masde

V.1. Systèmes neuro- floue.....	116
V.2. Définition et principe de fonctionnement.....	116
V.3. Méthodes des combinaisons neuro-floues.....	117
V.4. Architectures neuro- floues.....	118
V.5. ANFIS (Adaptive network based fuzzy inference system).....	121
V.6. Algorithme d'apprentissage.....	125
V.7. Le Contrôleur ANFIS pour la régulation de vitesse.....	126
V.8. Applications des réseaux de neurones à l'entraînement sans capteurs de la MASDE.	129
V.8. 1. L'observateur à réseau de neurone proposé.....	129
V.8. 2. La Méthodologie.....	130
V.9. Résultats de simulation.....	131
V.10. Etude comparative.....	136
V.10. Conclusion.....	138
Conclusion générale et perspectives.....	140
Annexe.....	143

BIBLIOGRAPHIE

LISTE DES FIGURES

Figure

I.1	Convertisseur matriciel triphasé-triphasé idéal	09
I.2	Caractéristique statique/dynamique idéale.	10
I.3	Caractéristiques statiques d'interrupteurs unidirectionnels	10
I.4	Assemblage d'interrupteurs trois quadrants	10
I.5	Assemblages pour la réalisation d'interrupteurs bidirectionnels	11
I.6	Structure d'interrupteur utilisant un seul semi-conducteur commandé	12
I.7	Structure d'interrupteurs à deux diodes et deux IGBT	12
I.8	Schéma de l'interrupteur quatre quadrant à RB-IGBT	13
I.9	Durées de conduction des interrupteurs pendant une période de commutation	15
I.10	Différents algorithmes de commande du convertisseur matriciel	17
I.11	Convertisseur matriciel trois phases à une phase	19
I.12	Synthèse de la tension de sortie, pour une séquence k , à partir des tensions d'entrées	20
I.13	Illustration du ratio de transformation en tension limite à 0,5	23
I.14	Illustration du ratio de transformation en tension limite à 0,867	23
I.15	Exemple d'établissement des signaux de commande avec une modulation simple	28
I.16	Variation du fondamental et du taux d'harmoniques en fonction de r_k ($f_s=50\text{Hz}$), $m=21$)	29
I.17	Schéma fonctionnel de la charge R-L	30
I.18	Modèle <i>Simulink</i> de l'onduleur matricielle (méthode de Venturini)	30
I.19	Modèle <i>Simulink</i> de l'onduleur matricielle (méthode de Roy's)	30
I.20	Formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant i_{ch} et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Venturini pour $f_o=25$ Hz	31
I.21	Formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant i_{ch} et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Venturini pour $f_o=50$ Hz	32
I.22	Formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant i_{ch} et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Venturini pour $f_o=100$ Hz	33
I.23	Formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant i_{ch} et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Roy pour $f_o=25$ Hz	34
I.24	Formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant i_{ch} et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Roy pour $f_o=50$ Hz	35
I.25	Formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant i_{ch} et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Roy pour $f_o=100$ Hz	36

II.1	Représentation des enroulements de la machine asynchrone double étoile	40
II.2	Représentation angulaire des systèmes d'axes dans l'espace électrique	43
II.3	Représentation des enroulements sur le système de PARK	44
II.4	Principe de la commande vectorielle	47
II.5	Position du référentiel par rapport au flux rotorique.	48
II.6	Reconstitutions des tensions v_{sd1} , v_{sd2} , v_{sq1} et v_{sq2}	53
II.7	Commande découplé – expression de i_{sd1} , i_{sq1} , i_{sd2} et i_{sq2}	54
II.8	Schéma bloc de la commande vectorielle	55
II.9	Schéma fonctionnel des régulateurs des courants i_{sd1} et i_{sd2}	56
II.10	Schéma fonctionnel de régulation du flux φ_r	58
II.11	Schéma fonctionnel de régulation de la vitesse ω_r	60
II.12	simulation de la commande vectorielle de MASDE	63
II.13	Performances de la MASDE vis-à-vis de la variation de la résistance rotorique	64
II.14	Réglage de vitesse par PI contrôleur pour une variation de J de +50%, avec application de couple résistant $C_r=14N.m$ entre les instants $t_1=2s$ et $t_2=3s$	65
II.15	Réglage de vitesse par PI contrôleur pour une variation de J de -50%, avec application de couple résistant $C_r=14N.m$ entre les instants $t_1=2s$ et $t_2=3s$	65
III.1	Exemple d'ensembles considérés en logique booléenne	69
III.2	Exemple d'ensembles considérés en logique floue	70
III.3	Représentation d'un ensemble flou par sa fonction d'appartenance	70
III.4	Cas de l'ensemble flou « tiède » de la variable température	71
III.5	Opérateurs logiques des (a) Ensembles flous (b) Ensembles booléennes	73
III.6	Méthode d'inférence Max-Min (Mamdani)	76
III.7	Méthode d'inférence Max-Produit (Larsen)	79
III.8	Défuzzification de la sortie utilisant deux règles	81
III.9	Schéma synoptique général d'un contrôleur flou	83
III.10	Principe d'adaptation du PI par la logique floue	84
III.11	Distribution des sous ensembles flous relatifs à e et Δe	86
III.12	Fonction d'appartenance pour k_p , k_i ,	87
III.13	Schéma bloc de la commande par la logique flou de la MASDE	88
III.14	Forme d'adaptation de gain K_p	89
III.15	Forme d'adaptation de gain K_i	89
III.16	Résultats de simulation lors d'un démarrage à vide suivi d'une application de charge et inversion de sens de rotation	90

III.17	Influence de la variation de la résistance rotorique($R_r=R_r+10\%R_r$) à partir de $t=1s$), démarrage à vide suivi de l'application d'une charge($C_r=14N.m$)à $t=2s$	91
III.18	Influence de la variation du moment d'inertie ($J=J+10\%J$) avec l'application d'une charge ($C_r=14N.m$) à $t=2s$	92
IV.1	Modèle non linéaire d'un neurone	95
IV.2	Fonctions d'activation usuelle	95
IV.3	Exemple de MLP à une couche cachée	96
IV.4	Principe de l'apprentissage (a) et de l'utilisation (b) d'une commande neuronale en boucle fermée par inversion du modèle	103
IV.5	Apprentissage d'un contrôleur avec modèle de référence	105
IV.6	linéarisation du système commandé par apprentissage des changements de variables	105
IV.7	commande avec modèle interne	106
IV.8	Schéma bloc de l'apprentissage	107
IV.9	Erreur d'apprentissage	108
IV.10	Architecture neuronal proposée pour l'implémentation du contrôleur	109
IV.11	Schéma bloc sous simulink de l'association commande vectorielle de la MASDE et régulateur neuronal	110
IV.12	Simulation d'une commande vectorielle d'un MASDE avec un contrôleur neuronal lors d'inversion du sens de rotation	112
IV.13	Résultats de .Simulation lors de la variation de la résistance rotorique	113
IV.14	Réglage de vitesse par réseaux de neurone pour une variation de J de +50%, avec application de couple résistant $C_r=14N.m$ entre les instants $t_1=2s$ et $t_2=3s$	113
IV.15	Réglage de vitesse par réseaux de neurone pour une variation de J de -50%, avec application de couple résistant $C_r=14N.m$ entre les instants $t_1=2s$ et $t_2=3s$	114
V.1	Principe du système neuro- flou	117
V.2	Principe de fonctionnement d'un réseau neuro-flou	118
V.3	Architecture des systèmes neuro-flous	119
V.4	Les trois différents types de SANFIS	121
V.5	L'Architecture de l'ANFIS	123
V.6	Commande directe-inverse adaptative par réseau neuro-flou adaptatif	127
V.7	Structure neuronale du modèle proposé sous MATLAB	128
V.8	Surface caractéristique d'un régulateur neuro flou	128
V.9	Modèle Simulink de l'estimateur de vitesse à réseau de neurones	130
V.10	Schéma bloc de l'association observateur neuronal commande neuro floue	131
V.11	Erreur d'estimation de la vitesse	132

- V.12 Simulation d'une commande vectorielle sans capteur de vitesse d'un moteur 133
asynchrone double stator avec un observateur neuronal lors d'inversion du sens
de rotation en charge
- V.13 Influence de la variation de la résistance rotorique ($R_r=R_r+10\%R_r$) à partir de 134
=1s), démarrage à vide suivi par l'application d'une charge ($C_r=14\text{N.m}$) à $t=2\text{s}$.
- V.14 Réglage de vitesse par le contrôleur neuro flou pour une variation de J de +10%, 135
avec application de couple résistant $C_r=14\text{N.m}$ entre les instants $t_1=2\text{s}$ et $t_2=3\text{s}$
- V.15 Réglage de vitesse par le contrôleur neuro flou pour une variation de J de -10%, 136
avec application de couple résistant $C_r=14\text{N.m}$ entre les instants $t_1=2\text{s}$ et $t_2=3\text{s}$

LISTE DES NOTATIONS

Symbole	Signification
MASDE	machine asynchrone double étoile
CM	Convertisseur matriciel
a, b, c	Indices correspondants aux trois phases a, b, c.
r	Grandeur rotor ou de repère rotor (R)
s	Grandeur stator ou de repère stator (S)
d - q	Axe direct (en quadrature).
$f_{\text{éch}}$	Fréquence d'échantillonnage.
f_i	Fréquence du port d'entrée.
f_o	Fréquence du port de sortie.
φ_i	Déphasage entre la tension d'entrée et le courant d'entrée.
φ_o	Déphasage entre la tension de sortie et le courant de sortie.
h_{ij}	Fonction d'existence de l'interrupteur reliant la phase de sortie « i » à la phase d'entrée « j ».
I_A, I_B, I_C	Courants du port d'entrée
I_a, I_b, I_c	Courants du port de sortie
S_{ij}	Interrupteur reliant la phase de sortie « i » à la phase d'entrée « j »
T_{ech}	Période d'échantillonnage
V_A, V_B, V_C	Tensions de phase du port d'entrée.
V_a, V_b, V_c	Tensions de phase du port de sortie.
V_K, V_L, V_M	Tensions du système scalaire
V_{ref}	Tension de référence.
V_o	Tension de sortie

V_i	Tension d'entrée
ω_i	Fréquence angulaire du port d'entrée
ω_o	Fréquence angulaire du port de sortie
θ_i	Phase initiale de la tension du port d'entrée
θ_o	Phase initiale de la tension du port de sortie
t_K, t_L, t_M	Temps de fermetures des interrupteurs associée aux tensions VK, VL, VM.
q	Ratio de tension Sortie sur entrée.
r_{S1}, r_{S2}, r_r	Résistances des enroulements statoriques 1 et 2 et rotorique par phases
L_{S1}, L_{S2}, L_r	Inductances propres de fuites statorique 1 et 2 et rotorique de phase
L_m	Inductance mutuelle cyclique entre stator 1 et 2 et le rotor
$l_{S1,r}, l_{S2,r}$	Inductance mutuelle entre phases statoriques et rotoriques
$l_{S1,S2}$	Inductance mutuelle entre phases du stator 1 et 2
$\varphi_{S1}, \varphi_{S2}, \varphi_r$	Flux statoriques, rotoriques
φ_{rd} ou phrd	Flux rotorique suivant l'axe d
φ_{rq} ou phrq	Flux rotorique suivant l'axe q
T_r	Constante de temps rotorique
p	Nombre de paire de pôles
Cem	Couple électromagnétique
J	Moment d'inertie
K_f	Coefficient de frottement
Cr	couple résistant
ω_s, ω_r	Pulsations électriques statoriques et rotoriques
ω_{gl}	Glissement de vitesse angulaire électrique
Ω	Vitesse mécanique du rotor
δ	Angle de déphasage entre les deux systèmes de tension d'alimentation du stator

γ	Angle de décalage physique entre les deux systèmes de bobines du stator
ω_r^*	Vitesse de référence
φ_r^*	Flux rotorique de référence
C_{em}^*	Couple électromagnétique de référence
i_{sdk}^*	courant direct du stator k de référence suivant l'axe d (k=1 ou 2)
i_{sqk}^*	courant en quadrature du stator k de référence suivant l'axe q (k=1 ou 2)
K_p	Paramètre de l'action proportionnelle
K_i	Paramètre de l'action intégrale
m	Indice de modulation
r	Taux de modulation

Introduction générale

Les entraînements à vitesse variable ont pris une importance considérable dans l'industrie et dans la recherche cette dernière décennie, et nécessitent des connaissances multidisciplinaires dans le domaine de génie électrique, tels que les machines électriques, l'électronique de puissance, l'informatique et les technologies programmables enfin celui de la théorie de la commande des systèmes dynamiques. Les récents développements dans ces disciplines ont permis de développer des systèmes de commande de très hautes performances. Donc un entraînement à vitesse variable est composé d'une source d'énergie électrique, d'un convertisseur d'électronique de puissance, d'une machine et d'un système de commande.

Dans le domaine des machines électriques les machines triphasées sont largement diffusées : leurs problématiques de conception et d'alimentation sont aujourd'hui bien maîtrisées. Néanmoins, les machines polyphasées (c'est-à-dire dont le nombre de phases est supérieur à trois) présentent en comparaison des caractéristiques particulièrement attractives.

Les machines polyphasées offrent une alternative intéressante à la réduction des contraintes appliquées aux interrupteurs comme aux bobinages. En effet, la multiplication du nombre de phases permet un fractionnement de la puissance et de ce fait une réduction des tensions commutées à courant donné. De plus, ces machines permettent de réduire l'amplitude et d'augmenter la fréquence des ondulations de couple, permettant ainsi à la charge mécanique de les filtrer plus facilement. Enfin, la multiplication du nombre de phases offre une fiabilité accrue en permettant de fonctionner, une ou plusieurs phases en défaut. De ce fait, on commence aujourd'hui à noter un intérêt grandissant des communautés scientifique et industrielle à propos de l'augmentation du nombre de phases des machines électriques. Ce phénomène est essentiellement observé pour trois types d'applications spécifiques : la propulsion électrique dans la Marine [50]-[55], l'Aéronautique [56]-[60], et plus récemment l'automobile [61]-[62], avec les nouvelles technologies de véhicule électriques ou hybrides. On peut en effet assez facilement justifier pour ces types d'applications, qui réclament des performances de plus en plus élevées, sous le poids de contraintes très fortes, que le nombre de phases devienne un véritable paramètre de conception. Les bénéfices que peut apporter une structure polyphasée par rapport à une structure triphasée équivalente sont variés

Depuis les années 80, la modélisation et la commande des machines polyphasées s'est accompagnée d'étapes décisives quelque soit l'application envisagée ou l'objectif poursuivi. Tout d'abord, l'augmentation de la dynamique des systèmes a nécessité d'alimenter la machine par des onduleurs de tension pleine onde en lieu de place des onduleurs de courant. Dans ce cas, les harmoniques de tension génèrent des courants « parasites » qui ne produisent pas de couple. Ces harmoniques sont mis en évidence en utilisant les composantes symétriques « polyphasées » appliquées à des tensions périodiques non sinusoïdales (Klingshirn, 1983). L'étude montre aussi que les courants parasites sont organisés par groupes d'harmoniques que l'auteur élimine à l'aide de filtres placés en série avec les enroulements (Klingshirn, 1985). Mais cette recherche de solution ne peut être effectuée qu'en régime permanent.

Dans les années 90, les machines polyphasées font l'objet d'un intérêt croissant et la réflexion se porte sur la conception de machines visant à améliorer leurs performances lorsqu'elles sont alimentées par des onduleurs de tension pleine onde (Toliyat *et al.*, 1991). Dans ce cas, l'usage d'enroulements concentrés est plus adapté à la forme rectangulaire des tensions. C'est aussi l'occasion d'établir le modèle de la machine aussi bien en régime permanent qu'en régime transitoire. Deux groupes de machines sont ainsi mis en évidence : celles de type 1 (3, 6 phases) et celles de type 2 (5, 7 et 9 phases). Avec une machine à 5 phases, Toliyat exploite l'harmonique de rang 3 de la f.e.m. pour assurer un accroissement de couple de 10%. À ce stade, la mise en équation des machines polyphasées en vue de réaliser leur commande utilise un lot d'équations différentielles fortement couplées auxquelles sont appliquées des transformations mathématiques propres aux machines étudiées. La formalisation par vecteur d'espace (Zhao *et al.* 1995) apporte l'idée de décomposition des relations dans des espaces orthogonaux.

Au début des années 2000, (Semail, 2000) met en place le formalisme vectoriel généralisé pour décrire les machines et les convertisseurs. Il décompose les machines polyphasées dans des espaces orthogonaux. Chacun d'entre eux est associé à une machine fictive. Par ce biais, les machines polyphasées entrent dans le cadre des systèmes multimachines (SMM) (Semail *et al.* 2005). La représentation énergétique macroscopique (REM) complète cette vision des systèmes à l'aide d'un outil visuel et synthétique (Bouscayrol, 2000).

Un des exemples les plus courants de machines multiphasées est la Machine Asynchrone Double Etoile (MASDE). Dans la configuration classique, deux enroulements triphasés identiques, les deux étoiles, se partagent le même stator et sont décalés d'un angle électrique de 30°. Ces enroulements ont le même nombre de pôles et sont alimentés à la même fréquence. La structure du

rotor reste identique à celle d'une machine triphasée, il peut donc être soit à cage d'écureuil, soit bobiné pour former un enroulement triphasé. Le principal avantage de ce type de moteur est l'élimination du couple harmonique de rang six, que l'on retrouve habituellement dans les moteurs triphasés alimentés par onduleur [2].

Dans le domaine de l'électronique de puissance la conversion indirecte de fréquence en utilisant une cascade redresseur-lien continu-onduleur soit une technique bien établie, la conversion directe est toujours peu connue, même si dans beaucoup d'applications d'entraînements à courant alternatif, il est souhaitable de remplacer le convertisseur de tension conventionnel AC/DC/AC par un convertisseur plus compact, tout en gardant de bonnes formes d'ondes entrée/sortie et la possibilité de réglage du facteur de puissance à l'entrée. En effet, les récentes avancées en électronique de puissance ont permis l'émergence du convertisseur matriciel (MC) permettant une conversion directe AC/AC.

En revanche, le convertisseur matriciel présente plusieurs avantages par rapport aux convertisseurs conventionnels. Etant donné qu'il s'agit d'un convertisseur alternatif-alternatif direct sans circuit intermédiaire continu. Les éléments passifs de stockage de l'énergie qui forment le circuit intermédiaire continu (généralement des condensateurs) sont éliminés. Il est donc possible de réduire considérablement le volume du convertisseur. Plusieurs articles ont traité des problèmes du convertisseur matriciel et diverses solutions ont été proposées : Wheeler et Grant [12], Neft et Schauder [13], Beasant et al. [14], Burany [15], Hey et al. [16], Kwon et al. [17], Casadei et al. [18], Casadei et al. [19], Enjeti et Wang [20], Nielsen et al. [21], Oyama et al. [22], Zhang et al. [23]. L'objectif principal de l'étude de ce convertisseur est le remplacement des convertisseurs conventionnels à circuits intermédiaires continu par des convertisseurs réalisant la conversion directe alternatif-alternatif.

Les entraînements électriques sont des systèmes non linéaires, multi-entrées, multi-sorties, avec des paramètres variables. La commande des différentes variables (couple, vitesse ou position) se fait à partir des signaux de retour du système (tension, courant, vitesse du rotor, etc.). On distingue les commandes scalaire et vectorielle. Dans le cas de la commande scalaire, l'amplitude de la variable de commande est réglée, tandis que dans le cas de la commande vectorielle, l'amplitude et la phase de la variable de commande sont réglées. Dans le domaine de l'électronique industrielle et de la commande des machines électriques, la notion d'intelligence artificielle (IA) est le plus souvent liée à l'utilisation des systèmes experts, de la logique floue et/ou des réseaux de neurones artificiels [3]. La conception des entraînements électriques est généralement effectuée par des ingénieurs

hautement qualifiés (experts du domaine) qui ont acquis au fil des années beaucoup de connaissances et d'expertises (savoir-faire), sur lesquelles ils se basent pour résoudre des problèmes et prendre des décisions appropriées. Par l'acquisition et l'implantation de ces connaissances sous la forme de programme informatique, on peut réaliser un outil intelligent d'aide à la conception (système expert) capable de prendre des décisions semblables à celles d'un expert humain. A partir des exigences et spécifications du cahier des charges, l'outil choisit les principaux éléments (moteur électrique, convertisseur statique de puissance, système de commande) nécessaires à la mise au point d'un système d'entraînement de machine électrique ayant les meilleures caractéristiques.

La commande de la machine asynchrone double étoile est semblable à la commande de la machine asynchrone triphasée, mais avec un nombre de grandeurs à régler plus grand. La commande vectorielle rend la commande d'une telle machine similaire à celle de la machine à courant continu à excitation séparée. Les premiers régulateurs utilisés sont les PID. Ils présentent l'intérêt de la simplicité de mise en œuvre et la facilité de la synthèse. Néanmoins, ils ont une robustesse médiocre vis-à-vis des variations paramétriques de la machine.

Les régulateurs ou les commandes basées sur les techniques de l'intelligence artificielle ont l'aptitude de remplacer les régulateurs PID, car ils sont des régulateurs non linéaires utilisant le raisonnement et le fonctionnement du cerveau humain. Les techniques de l'intelligence artificielle sont constituées par : la logique floue, les réseaux de neurones et les algorithmes génétiques. La présente étude a pour objectif de modéliser, d'alimenter et de réguler la vitesse de la machine asynchrone double étoile à cage d'écurie par les techniques de commande classiques ainsi que par les techniques de l'intelligence artificielle. L'alimentation sera assurée à travers deux convertisseurs matriciels). Pour ce faire, le travail de thèse est reparti en cinq chapitres.

Dans Le premier chapitre, et après une description des différentes configurations possibles des commutateurs bidirectionnels, nous allons présenter la modélisation du convertisseur matriciel ainsi que deux techniques de commande du convertisseur matriciel, à savoir, l'algorithme de Venturini et la l'algorithme scalaire de roy, l'étude par simulation est effectuée sous l'environnement Simulink du Matlab. Dans cette thèse une application attractive du convertisseur matriciel à la conduite de la machine asynchrone double stator

Dans le deuxième chapitre, nous abordons la modélisation classique de la machine asynchrone en utilisant les transformations de Park. La commande vectorielle directe par orientation du flux rotorique est établie et des résultats de simulation de cette approche ainsi que le régulateur PI pour la régulation de vitesse de la MASDE sont présentés dans ce même chapitre.

Pour remédier au problème de robustesse de la commande en vitesse d'une MASDE, nous avons présenté dans le troisième chapitre une approche floue pour ajuster en ligne les paramètres du régulateur PI. L'intérêt principal de cette adaptation est de réguler en ligne les deux gains, pour maintenir les performances statiques et dynamiques désirées du variateur de vitesse lors de perturbations internes (dérives paramétriques) et externe (charge, bruit, ...), l'idée de la conception d'un tel régulateur flou est issue d'une expertise établie à partir de plusieurs tests de robustesse

Le quatrième chapitre présente la commande par réseaux de neurone de la MASDE. Dans ce cadre, nous présentons en premier lieu un rappel théorique sur les réseaux de neurone. Nous abordons ensuite la conception de l'algorithme de commande neuronal avec ses différentes étapes. Nous entamons après l'application de la commande sur la MASDE. Nous montrons enfin les avantages apportés par ce type de réglage, tout en exposant les résultats de simulation.

La combinaison de la logique floue et de réseaux de neurones donne lieu la naissance des systèmes neuro-flous. Ces derniers permettent donc d'exploiter les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones d'une part et les capacités de raisonnement de la logique floue d'autre part. Ainsi les architectures les plus connues et les plus utilisés dans l'industrie et dans les domaines de classification sont présentés dans le cinquième chapitre. Nous nous sommes aussi intéressés dans ce chapitre à la conception d'une commande vectorielle directe associée à l'une des techniques intelligentes (réseaux de neurone) de détermination de vitesse mécanique pour réaliser une commande sans capteur mécanique de la machine asynchrone double stator.

I.1. Introduction

Le convertisseur matriciel a été d'abord présenté en 1979 par Peter Wood Basé sur le travail de B.Pelly et de L. Gyugyi. Plus tard, Alesina et Venturini ont employé cette topologie pour développer le premier convertisseur alternatif/ alternatif à commutation forcée. Aux alentours de 1988 venturini a présenté des résultats d'une première réalisation d'un convertisseur matriciel. C'est un convertisseur direct, totalement réversible. La dénomination "direct" découle du fait que ce convertisseur ne possède aucun étage de stockage intermédiaire dans la chaîne de conversion. Il convertit un réseau triphasé en un autre réseau triphasé de fréquence et d'amplitude variables. Il est apte à connecter chaque phase d'entrée à chaque phase de sortie par l'intermédiaire de neuf interrupteurs quatre segments à commutation forcée. Ces convertisseurs s'inscrivent donc dans la tendance actuelle de la recherche en électronique de puissance : plus de silicium, moins des composants passifs [1]. Cette tendance est appuyée par la baisse continue du prix des semi conducteurs. Les ondes de sortie, qui varient en fréquence et en amplitude, sont construites selon un principe d'échantillonnage des signaux d'entrées.

La structure du convertisseur matriciel présente des certaines propriétés par rapport à des structures classiques utilisant un bus continu [2] [3] [4]:

L'encombrement du circuit : L'encombrement du circuit de puissance peut être significativement réduit grâce au fait que le condensateur à électrolyte (ou tout autre élément de stockage d'énergie) est éliminé.

Les interrupteurs : Les interrupteurs d'un convertisseur matriciel peuvent être disposés sur des bus bars en arc de cercle ou en triangle. Le convertisseur peut alors être placé directement sur le stator de la machine commandée réalisant ainsi un système très compact.

Nombre de composants : Deux onduleurs triphasés dos à dos utilisent 12 semi-conducteurs commandés et 12 diodes. Un convertisseur matriciel triphasé-triphasé (constitué d'interrupteurs détaillés par suite) utilise 18 semi-conducteurs commandés et 18 diodes. Pour la même charge, les composants utilisés sont de même calibre.

Pertes : On peut montrer que les pertes dans les composants sont équivalentes pour les deux structures puisque dans les deux cas le nombre de composants traversés par le courant entre la source et la charge est le même.

Fiabilité : La suppression du condensateur à électrolyte pour le stockage d'énergie apporte un gain de fiabilité pour le convertisseur. Dans le convertisseur matriciel, la tension efficace aux bornes d'un composant est plus faible, la probabilité de défaillance du composant est donc réduite.

Filtre d'entrée : Les commutations du convertisseur génèrent des tensions de sortie discontinues à partir de tensions d'entrée sinusoïdales (dans le cas idéal). Réciproquement, les commutations génèrent des courants d'entrée discontinus alors que les courants de sortie sont sans discontinuité (grâce au comportement inductif de la charge). Un filtre est donc nécessaire du côté de la source tension pour réduire les harmoniques des courants absorbés.

Fonctionnement à haute température : Lorsqu'un fonctionnement à haute température est désiré, cette structure est prometteuse puisqu'un condensateur chimique ne peut pas fonctionner dans ces conditions alors que des semi-conducteurs adaptés à des températures ambiantes supérieures à 200 C° sont d'ores et déjà disponibles sur le marché.

Amplitude maximale des tensions de sortie : on peut noter que la valeur maximale de la tension efficace de sortie est de seulement 86%

Le convertisseur matriciel possède plusieurs qualités opérationnelles dont quelques unes sont mises en évidence. Le courant de charge est sinusoïdal et le courant de source ne contient que des harmoniques d'ordre élevé, multiples de la fréquence d'échantillonnage [2][3][4]. Il permet le réglage du facteur de déplacement du courant de source, ce qui revient à réduire la consommation de puissance réactive et par conséquent à optimiser la dimension et la puissance des équipements installés. L'utilisation d'interrupteurs bidirectionnels permet au flux de puissance de circuler de la source vers la charge et inversement de la charge vers la source

L'inconvénient principal est qu'il génère de larges courants harmoniques à l'entrée ainsi que des tensions harmoniques à la sortie qui ne peuvent être éliminées facilement par des filtres. Ce problème a été résolu par Mr Venturini en 1980 qui a proposé un nouvel algorithme à commande MLI, cet algorithme permet d'avoir des courants à l'entrée et des tensions de sortie sinusoïdales. L'inconvénient de cet algorithme est que le rapport de tension est seulement 0.86. En 1989 Venturini a publié une démonstration mathématique concernant l'amélioration du rapport de tension après avoir modifié l'algorithme original de Venturini.

I.2. Structure D'un Convertisseur Matriciel

La plupart des convertisseurs matriciels sont triphasés-triphasés, ils associent généralement le réseau triphasé (source de tension) à un moteur (source de courant). Ils sont alors constitués de neuf interrupteurs bidirectionnels en courant et en tension connectés de manière à ce que n'importe quelle phase de la source puisse être connectée à n'importe quelle phase de la charge. La Figure .I.1 donne la représentation d'un convertisseur matriciel associant trois sources de tensions à trois sources de courants à l'aide d'interrupteurs idéaux. La structure étant parfaitement symétrique et le fonctionnement complètement réversible, il n'y a pas, à proprement parler, d'entrée et de sortie pour ce convertisseur. Ces termes pourront cependant être utilisés pour désigner respectivement le côté réseau (source de tension) et le côté charge (source de courant – moteur) [6][7].

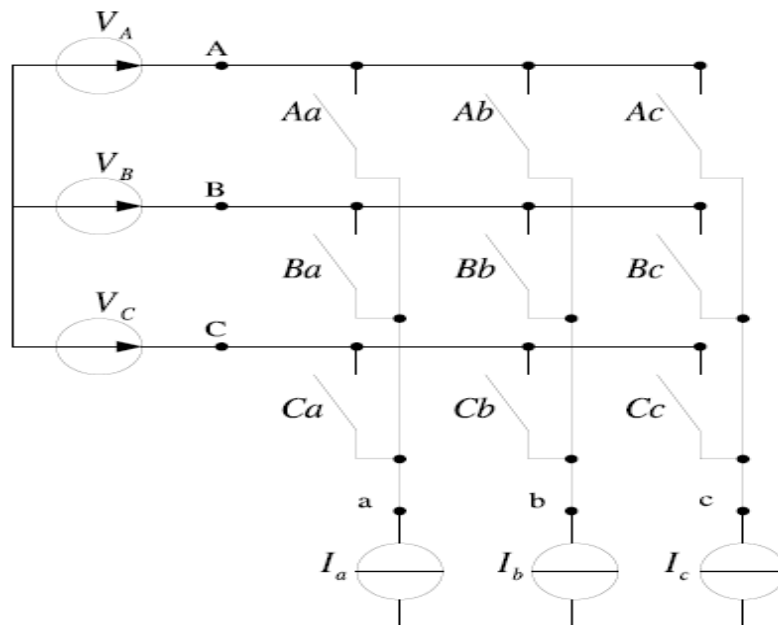


Figure. I.1. Convertisseur matriciel triphasé-triphasé idéal

I.3. Réalisation

Le convertisseur matriciel nécessite l'utilisation de neuf interrupteurs quatre segments, dont la caractéristique statique est représentée à la Figure I.2. Ces interrupteurs sont commandables aussi bien à l'amorçage qu'au blocage et nécessitent d'avoir la capacité de bloquer une tension ainsi que de conduire un courant quel que soit son signe [2][4] [7] [8].

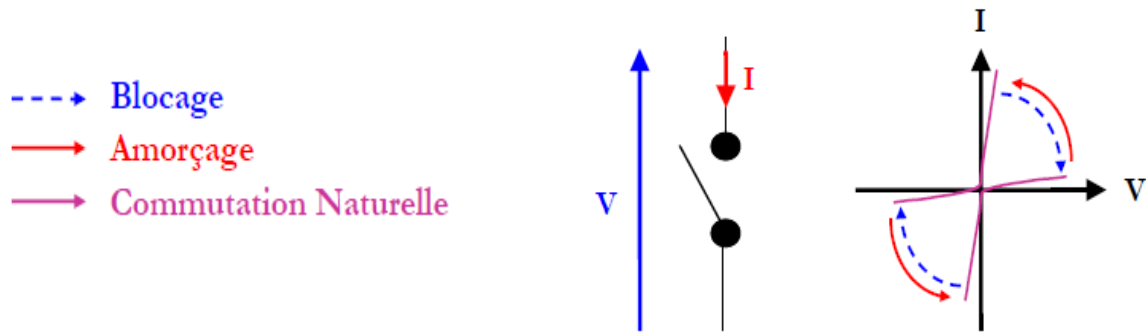
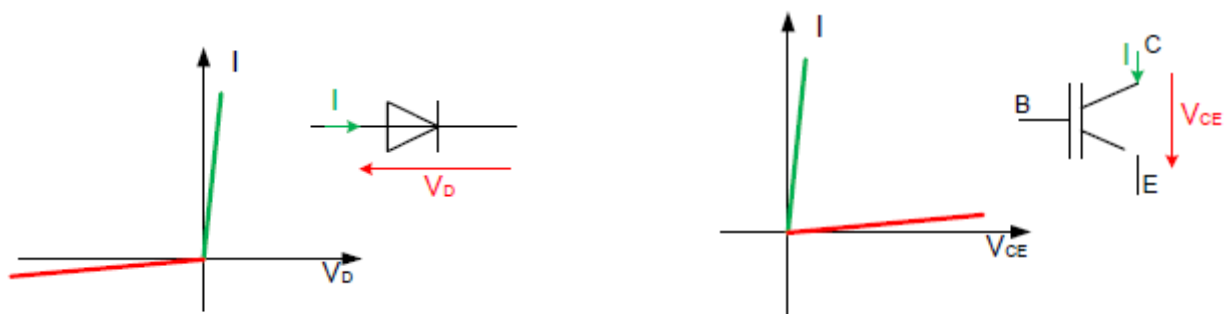


Figure I.2. Caractéristique statique/dynamique idéale.

Il n'existe pas d'interrupteurs bidirectionnels stricto sensu; ils sont réalisés en assemblant des interrupteurs unidirectionnels, essentiellement des diodes et des transistors. La Figure I.3 montre les caractéristiques statiques de ces semi-conducteurs



Caractéristique statique d'une diode

Caractéristique statique d'un transistor

Figure I.3. Caractéristiques statiques d'interrupteurs unidirectionnels

Suivant la manière d'assembler ces deux éléments, il est possible de construire un interrupteur à trois quadrants tel qu'illustré à la Figure I.4 :

- Interrupteur réversible en tension s'ils sont mis en série
- Interrupteur réversible en courant s'ils sont mis en parallèle.

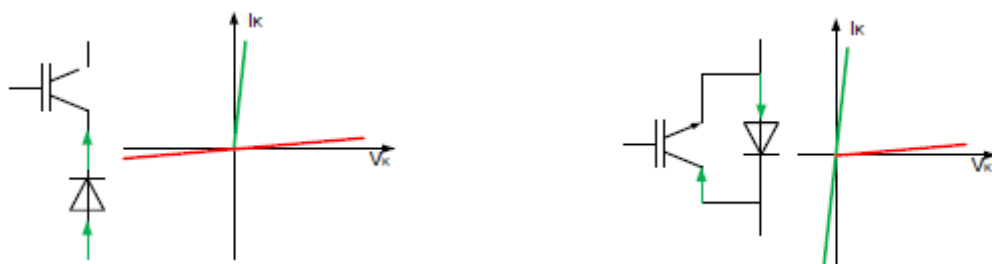


Figure I.4: Assemblage d'interrupteurs trois quadrants

Finalement, en combinant deux interrupteurs trois quadrants, on construit un interrupteur quatre quadrants, dont les variantes d'assemblage sont présentées à la Figure I.5.

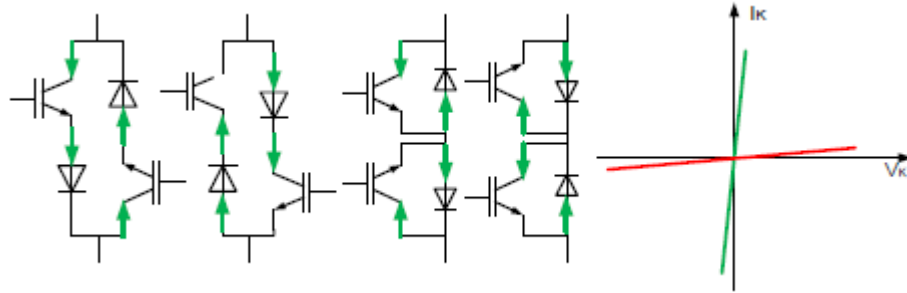


Figure I.5. Assemblages pour la réalisation d'interrupteurs bidirectionnels

Cette section décrit les assemblages possibles pour reproduire le comportement des interrupteurs quatre quadrant à partir d'éléments de base classiquement utilisés en électronique de puissance, c'est-à-dire le transistor et la diode.

I.3. 1 Topologie a transistor connecté à un pont à diode

La première topologie proposée est l'association la plus simple possible. Elle est constituée d'un transistor connecté au centre d'un pont à diode comme illustré à la Figure I.6, ces diodes sont incluses afin de fournir la capacité de blocage en tension inverse manquant au transistor. L'avantage principal de cette topologie est de ne posséder qu'un seul et unique composant commandable. Cette particularité permet de réduire d'une part le coût de l'association mais aussi la complexité de la commande ainsi que le nombre d'alimentation isolée nécessaire à l'alimentation des circuits drivers, qui fournissent les signaux de commande de grille (une alimentation isolée par interrupteur quatre segment). En revanche, le défaut majeur de cet interrupteur est que trois composants (deux diodes et un transistor) sont mis en conduction lors de son activation produisant une chute de tension importante à ses bornes. Cette chute de tension engendre donc des pertes par conduction importantes limitant le rendement du convertisseur, cette topologie sera donc écartée de l'étude.

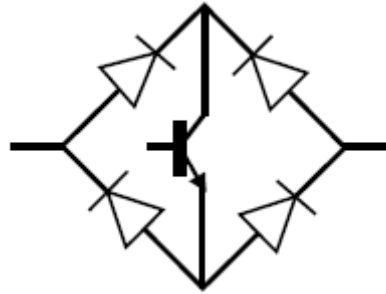


Figure I.6. Structure d'interrupteur utilisant un seul semi-conducteur commandé

I.3. 2. Topologie a transistors et diodes en anti-parallèle

Dans la littérature, il y a deux variantes d'interrupteur à commutation rapide à base de deux diodes et deux IGBT qui ont été typiquement utilisées pour composer l'interrupteur bidirectionnel (Figure I.7) [4] [8]:

- L'interrupteur bidirectionnel avec émetteur commun (Figure I.7.a) : consiste à utiliser deux diodes et deux IGBT connectées en antiparallèle. De telle sorte que, les diodes sont introduites dont l'objectif d'assurer un blocage inverse. Le contrôle indépendant de la direction du courant et les pertes de conduction réduites causées par le courant qui passe seulement par deux composants (1 diode et 1 IGBT) pour chaque direction, constituent les principaux avantages de cet interrupteur.
- L'interrupteur bidirectionnel avec collecteur commun (Figure I.7.b) : cet interrupteur est identique à celui de la Figure I.7.a sauf qu'il n'est pas faisable dans la pratique et ceci dû à la présence de l'inductance parasite entre les cellules de commutation qui pose des problèmes gênants. Par conséquent, la configuration avec émetteur commun est généralement préférable pour créer les interrupteurs bidirectionnels constituant le convertisseur matriciel.

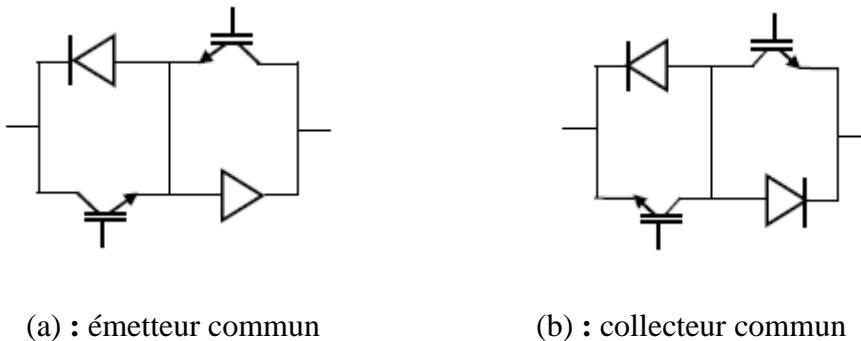


Figure I.7 Structure d'interrupteurs à deux diodes et deux IGBT

I.3. 3. Interrupteurs composés de RIGBT

Une dernière structure possible est réalisée en utilisant deux Reverse Blocking IGBT (Figure I.8). Ces composants qui ne sont pas encore largement commercialisés sont unidirectionnels en courants, mais ont la même capacité de blocage en direct et en inverse. Deux de ces composants connectés en antiparallèle sont donc fonctionnellement équivalents au montage I.7(b). Les durées de commutation de ces composants ainsi que les pertes par conduction et par commutation sont légèrement supérieures à celles des IGBT [9]. Cependant, à un instant donné, un seul composant est traversé par le courant, les pertes par conduction sont donc inférieures à celle d'un IGBT mis en série avec une diode [10]. Les pertes du convertisseur sont donc significativement diminuées (environ 30% par rapport à un convertisseur matriciel composé d'IGBT et de diodes et 45% par rapport à deux onduleurs dos à dos).

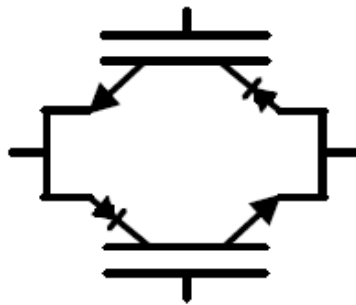


Figure I.8. Schéma de l'interrupteur quatre quadrant à RB-IGBT

I.4. Théorie de fonctionnement du convertisseur matriciel triphasé

Le schéma de principe d'un convertisseur matriciel triphasé/triphasé illustré par la figure I.1, consiste à utiliser 9 interrupteurs bidirectionnels en courant et en tension reliant les trois phases d'entrée à celles de la charge. Dans le convertisseur matriciel les (3*3) commutateurs bidirectionnels permettent de connecter n'importe quelle phase de sortie à n'importe quelle phase d'entrée, on a donc (29=512) différentes combinaisons possible d'états de commutateurs de la matrice à disposition. Conformément à la règle «il ne faut jamais fermer une source de tension ni ouvrir une source de courant », il en découle deux règles pratiques ou contraintes pratiques fondamentales concernant notre convertisseur [11][12].

- Il ne faut jamais fermer plus d'un seul commutateur par d'une phase de sortie, dans ce cas, deux tensions d'alimentations seraient court-circuitées et les courants y circulants détruiraient les commutateurs.
- Il n'est pas admissible non plus d'ouvrir à la fois tous les commutateurs d'un groupe d'une phase de sortie parce que dans ce cas là le courant serait interrompu dans cette phase à cause de la charge inductive, cependant la continuité du courant de sortie doit être assuré à chaque instant.

Pour déterminer les relations liant les grandeurs d'entrée et de sortie d'un convertisseur matriciel, on idéalise le réseau d'alimentation en considérant qu'à l'entrée on a une pure source de tension triphasée, ainsi qu'à la sortie on a une source de courant idéale. De même on considère que les interrupteurs sont idéaux : on néglige leurs courants de fuite à l'état bloqué et leurs chutes de tension à l'état de conduction et on suppose que les commutations sont instantanées. Par conséquent, le convertisseur apparaît comme un multiport de connexion non énergétique [13]. Dans ce cas, Les tensions d'entrées sont exprimées de la façon suivante :

$$V_i = \begin{bmatrix} V_A(t) \\ V_B(t) \\ V_C(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} |V_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t) \\ |V_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t - \frac{2\pi}{3}) \\ |V_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t - \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (\text{I.1})$$

On définit la fonction d'existence h_{ij} associée à chaque interrupteur S_{ij} reliant la phase de sortie « i » à la phase d'entrée « j » comme suit :

$$\begin{cases} h_{ij} = 1, & \text{si l'interrupteur } S_{ij} \text{ est fermé.} \\ h_{ij} = 0 & \text{si l'interrupteur } S_{ij} \text{ est ouvert} \end{cases} \quad (\text{I.2})$$

Les deux conditions de commutation peuvent alors être interprétées mathématiquement en utilisant la fonction d'existence par les équations suivantes :

$$\begin{cases} h_{11} + h_{12} + h_{13} = 1 \\ h_{21} + h_{22} + h_{23} = 1 \\ h_{31} + h_{32} + h_{33} = 1 \end{cases} \quad (\text{I.3})$$

Leur interprétation permet de conclure qu'il faut assurer la fermeture d'un seul interrupteur et un seul à la fois, en référence à chaque phase de sortie. La Figure I.9 présente un exemple de chronogramme du fonctionnement des neuf interrupteurs d'un convertisseur matriciel triphasé.

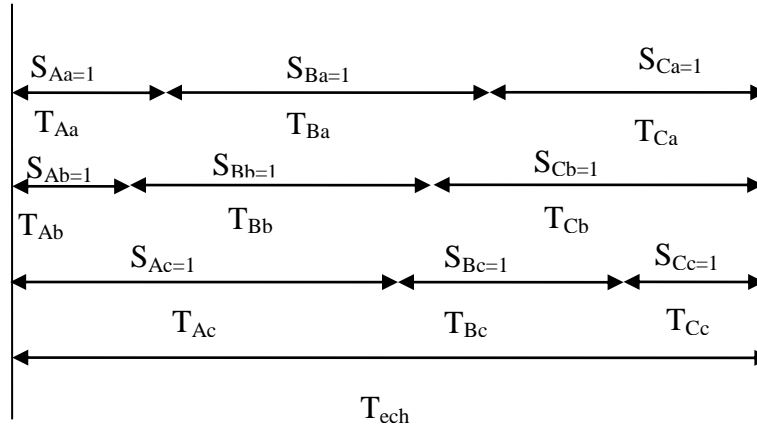


Figure.I.9. Durées de conduction des interrupteurs pendant une période de commutation.

Sur chaque période d'échantillonnage T_{ech} , trois interrupteurs, associés à une phase de sortie, commutent en séquence. En appliquant les lois de Kirchoff, on construit les systèmes d'équations donnant les valeurs des tensions de sortie (I.4) et des courants d'entrées (I.5) en fonction de h_{ij} .

$$\begin{bmatrix} V_a \\ V_b \\ V_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_A \\ V_B \\ V_C \end{bmatrix} = [H] \begin{bmatrix} V_A \\ V_B \\ V_C \end{bmatrix} \quad (I.4)$$

$$\begin{bmatrix} I_A \\ I_B \\ I_{Cc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{21} & h_{31} \\ h_{12} & h_{22} & h_{32} \\ h_{13} & h_{23} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_a \\ I_b \\ I_c \end{bmatrix} = [H]^T \begin{bmatrix} I_a \\ I_b \\ I_c \end{bmatrix} \quad (I.5)$$

On admet, pour un fonctionnement adéquat du convertisseur, une fréquence d'échantillonnage très élevée comparativement à la fréquence des signaux d'entrée et de sortie.

$$T_{ech} = \frac{1}{f_{ech}} \ll T \quad (I.6)$$

Il devient possible, sur une période d'échantillonnage suffisamment courte, de considérer les tensions d'entrée comme constantes; la valeur moyenne de la tension de sortie construite sur une période d'échantillonnage est donné par l'équation (I.7).

À chaque pas de commutation, des portions des trois signaux d'entrée sont prélevées et connectées à la charge, si bien qu'en moyenne l'onde construite correspond à l'onde de tension de référence.

$$V_{O,T_{ech}} = \frac{1}{T_{ech}} \cdot (t_A \cdot V_A + t_B \cdot V_B + t_C \cdot V_C) \quad (\text{I.7})$$

où :

- t_A : temps de fermeture de l'interrupteur reliant la phase d'entrée « A » à la phase de sortie que l'on désire construire (t_{11}, t_{21}, t_{31}).
- t_B : temps de fermeture de l'interrupteur reliant la phase d'entrée « B » à la phase de sortie que l'on désire construire (t_{12}, t_{22}, t_{32}).
- t_C : temps de fermeture de l'interrupteur reliant la phase d'entrée « C » à la phase de sortie que l'on désire construire (t_{13}, t_{23}, t_{33}).

Les rapports cycliques de chaque interrupteur S_{ij} sont définis comme suit :

$$m_{ij} = \frac{t_{ij}}{T_{ech}} \quad 0 < m_{ij} < 1 \quad (\text{I.8})$$

L'équation (I.8) utilisée pour les phases de sorties a, b et c permet, en introduisant la définition précédente, de construire deux nouveaux systèmes d'équations :

Les tensions de sortie moyennées sur une période d'échantillonnage sont définies par le système (I.9)

$$\begin{bmatrix} V_{a,T_{ech}} \\ V_{b,T_{ech}} \\ V_{c,T_{ech}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} V_A \\ V_B \\ V_C \end{bmatrix} = [M] \cdot \begin{bmatrix} V_A \\ V_B \\ V_C \end{bmatrix} \quad (\text{I.9})$$

Les courants d'entrée sont, quant à eux, définis par le système (I.10) :

$$\begin{bmatrix} I_{A,T_{ech}} \\ I_{B,T_{ech}} \\ I_{C,T_{ech}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{21} & m_{31} \\ m_{12} & m_{22} & m_{32} \\ m_{13} & m_{23} & m_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} I_a \\ I_b \\ I_c \end{bmatrix} = [M]^T \cdot \begin{bmatrix} I_a \\ I_b \\ I_c \end{bmatrix} \quad (\text{I.10})$$

La commande du convertisseur matriciel doit calculer en temps réel les éléments de la matrice M , c'est-à-dire, les rapports cycliques des neuf interrupteurs.

Les éléments de la matrice M , présents dans les équations (I.9) et (I.10) servent à moduler les vecteurs tension d'entrée afin d'obtenir les vecteurs tension de sortie ayant un contenu basse fréquence identique à la référence que l'on désire reproduire[1][14][15].

I.5. Modulation et stratégie de commande d'un convertisseur matriciel

La détermination d'une commande revient à déterminer les éléments de la matrice M décrite à l'équation (I.8), elle permet de moduler le vecteur de tension d'entrée afin d'obtenir le vecteur de tension de sortie dont le fondamental de tension répond étroitement à une consigne de référence. Plusieurs algorithmes de modulation sont élaborés pour commander les différents interrupteurs bidirectionnel du convertisseur matriciel de type direct. Les stratégies de commande la plus pertinente et méthodes de modulation développée jusqu'à maintenant, pour la MC, sont présentés dans la figure. I.10.[16]

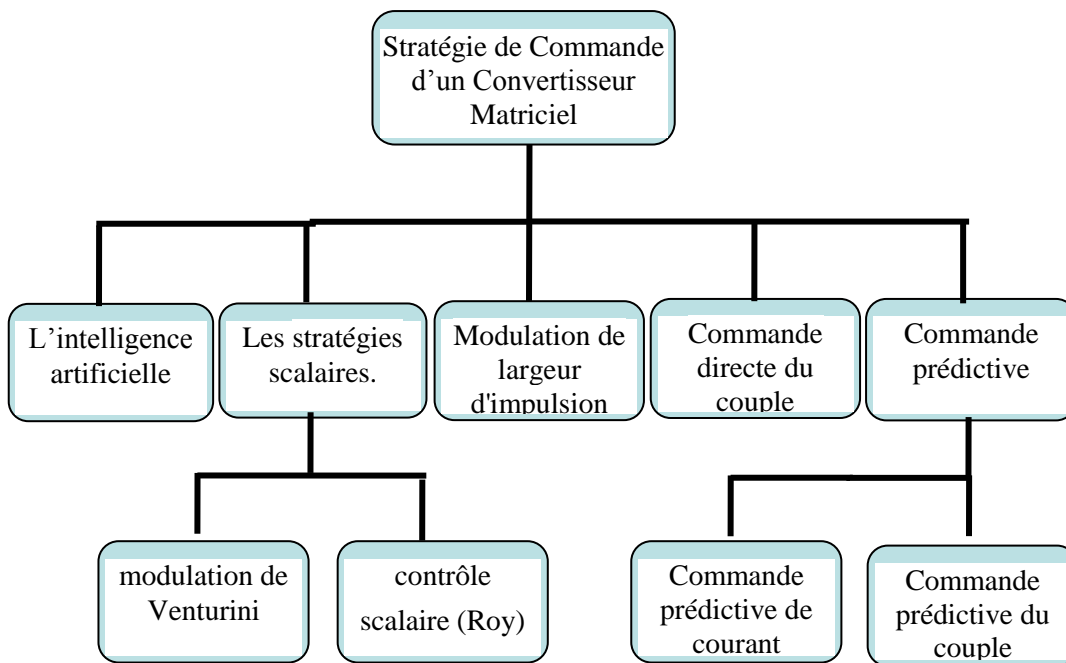


Figure. I.10. Différents algorithmes de commande du convertisseur matriciel

Dans la suite de ce document, on étudiera deux méthodes de modulation qui permettront de réaliser la commande par pulsation des commutateurs du convertisseur matriciel. La première portera sur l'algorithme de Venturini et la deuxième sur l'algorithme de contrôle scalaire Roy.

I.5.1. Algorithme de modulation de venturini

Venturini a proposé une stratégie de commutation à haute fréquence généralisée pour les convertisseurs matriciels. Cette méthode a été modifiée par la suite dont l'objectif d'augmenter le rapport de transformation entre la tension de sortie et celle de l'entrée de 0.5 à 0.866. De même elle permet produire des courants sinusoïdaux à l'entrée du convertisseur avec un facteur de puissance unitaire indépendant de la charge.

Le principe de cette méthode consiste à synthétiser la tension triphasée désirée de sortie à partir de celle d'entrée pour chaque période de commutation par des segments des trois courants de sortie. La méthode, également connue sous le nom d'« approche de fonction de transfert direct », consiste à multiplier le vecteur des tensions d'entrée par la matrice M de modulation afin d'obtenir un vecteur des tensions de sortie, répondant à une consigne de synthèse. Pour expliquer la méthode, on considère une entrée triphasée équilibrée V_i de pulsation ω_i et une sortie triphasée équilibrée V_o de pulsation ω_o telles que décrites aux équations (I.11) et (I.12) respectivement [17][18].

$$V_i = \begin{bmatrix} V_A(t) \\ V_B(t) \\ V_C(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} |V_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t) \\ |V_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t - \frac{2\pi}{3}) \\ |V_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t - \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (\text{I.11})$$

$$V_o = \begin{bmatrix} V_a(t) \\ V_b(t) \\ V_c(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} |V_o| \cdot \cos(\omega_o \cdot t + \theta_o) \\ |V_o| \cdot \cos(\omega_o \cdot t - \frac{2\pi}{3} + \theta_o) \\ |V_o| \cdot \cos(\omega_o \cdot t - \frac{4\pi}{3} + \theta_o) \end{bmatrix} \quad (\text{I.12})$$

Les courants d'entrée et de sortie sont décrits ci-dessous :

$$I_i = \begin{bmatrix} I_A(t) \\ I_B(t) \\ I_C(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} |I_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t + \varphi_i) \\ |I_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t - \frac{2\pi}{3} + \varphi_i) \\ |I_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t - \frac{4\pi}{3} + \varphi_i) \end{bmatrix} \quad (\text{I.13})$$

$$I_O = \begin{bmatrix} I_a(t) \\ I_b(t) \\ I_c(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} |I_O| \cdot \cos(\omega_O \cdot t + \theta_O + \varphi_O) \\ |I_O| \cdot \cos(\omega_O \cdot t - \frac{2\pi}{3} + \theta_O + \varphi_O) \\ |I_O| \cdot \cos(\omega_O \cdot t - \frac{4\pi}{3} + \theta_O + \varphi_O) \end{bmatrix} \quad (I.14)$$

Le calcul des temps d'activation des neuf interrupteurs est d'abord effectué pour une seule phase de sortie.

L'analyse sur une seule branche de sortie du convertisseur matriciel permet de simplifier l'étude. La généralisation aux deux autres phases de sortie suit une démarche identique en autant que la référence de chacune est simplement déphasée de $-2/\pi 3$ et $+2/\pi 3$ par rapport à la première. Comme montré à la Figure I.1, la branche de sortie « a » est reliée aux entrées « A », « B » et « C » à travers les interrupteurs S_{11} , S_{12} et S_{13} respectivement [2][5][20].

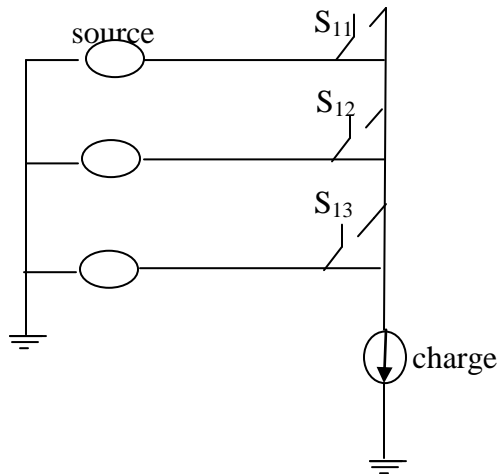


Figure I.11. Convertisseur matriciel trois phases à une phase

La tension de sortie est construite à partir des tensions de l'entrée en choisissant les temps d'activation adéquats sur une période de commutation T_{ech} . Les interrupteurs sont fermés cycliquement de sorte qu'à la séquence k on a :

$$V_O^K = V_A \cdot t_1^K + V_B \cdot t_2^K + V_C \cdot t_3^K \quad (I.15)$$

La Figure I.12 illustre un système de tension de source triphasé et équilibré et la construction de la tension de référence $V_{o, ref}$ à un instant donné.

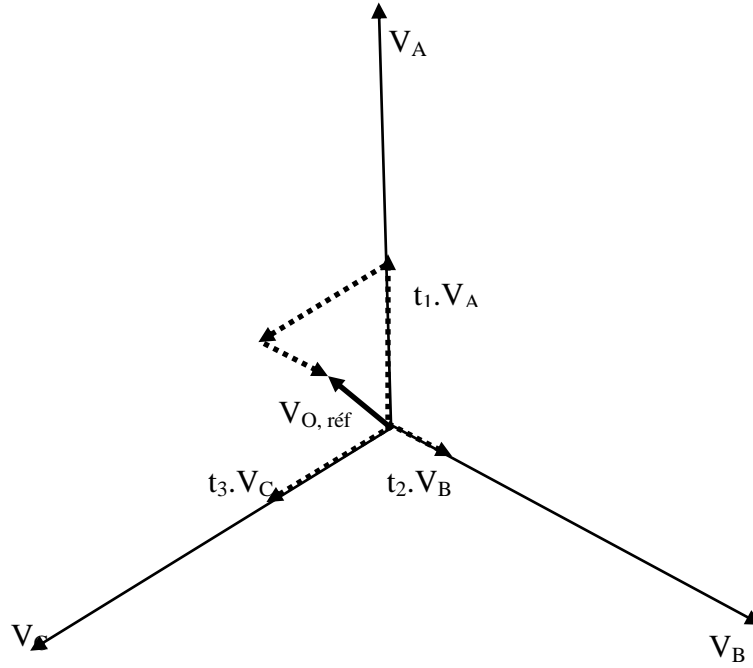


Figure I.12: synthèse de la tension de sortie, pour une séquence k, à partir des tensions d'entrées

La tension $V_{O, \text{réf}}$ résultante à la séquence k est la somme exprimée par l'équation (I.15). Sachant que :

$$\begin{cases} V_A = |V_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t) + j \cdot |V_i| \cdot \sin(\omega_i \cdot t) \\ V_B = |V_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t - \frac{2\pi}{3}) + j \cdot |V_i| \cdot \sin(\omega_i \cdot t - \frac{2\pi}{3}) \\ V_C = |V_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t - \frac{4\pi}{3}) + j \cdot |V_i| \cdot \sin(\omega_i \cdot t - \frac{4\pi}{3}) \end{cases} \quad (\text{I.16})$$

On aura :

$$V_O = \text{Re}\{V_O\} + j \cdot \text{Im}\{V_O\} \quad (\text{I.17})$$

Avec

$$\begin{aligned} \text{Re}\{V_O\} &= t_1 \cdot |V_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t) + t_2 \cdot |V_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t - \frac{2\pi}{3}) + t_3 \cdot |V_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t - \frac{4\pi}{3}) \\ \text{Im}\{V_O\} &= t_1 \cdot |V_i| \cdot \sin(\omega_i \cdot t) + t_2 \cdot |V_i| \cdot \sin(\omega_i \cdot t - \frac{2\pi}{3}) + t_3 \cdot |V_i| \cdot \sin(\omega_i \cdot t - \frac{4\pi}{3}) \end{aligned} \quad (\text{I.18})$$

En posant : $q = V_O / V_i$ gain en tension du convertisseur, on peut écrire :

$$\begin{aligned} \operatorname{Re}\{V_O\} &= t_1|V_1| \cdot \cos(\omega_i \cdot t) + t_2|V_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t - \frac{2\pi}{3}) + t_3|V_i| \cdot \cos(\omega_i \cdot t - \frac{4\pi}{3}) \\ \operatorname{Im}\{V_O\} &= t_1|V_1| \cdot \sin(\omega_i \cdot t) + t_2|V_i| \cdot \sin(\omega_i \cdot t - \frac{2\pi}{3}) + t_3|V_i| \cdot \sin(\omega_i \cdot t - \frac{4\pi}{3}) \end{aligned} \quad (\text{I.19})$$

De plus, la stratégie d'échantillonnage impose l'équation suivante:

$$t_1 + t_2 + t_3 = T_{ech} \quad (\text{I.20})$$

Finalement, la résolution de ce système à trois équations trois inconnues nous donne :

$$\begin{cases} t_1 = \frac{T_{ech}}{3} \cdot [1 + 2 \cdot \cos((\omega_O - \omega_i) \cdot t + \theta_0)] \\ t_2 = \frac{T_{ech}}{3} \cdot [1 + 2 \cdot q \cos((\omega_O - \omega_i) \cdot t + \theta_0 + \frac{2\pi}{3})] \\ t_3 = \frac{T_{ech}}{3} \cdot [1 + 2 \cdot q \cos((\omega_O - \omega_i) \cdot t + \theta_0 + \frac{4\pi}{3})] \end{cases} \quad (\text{I.21})$$

La généralisation aux trois branches a pour résultat :

$$\begin{aligned} &\begin{bmatrix} t_{Aa} & t_{Ba} & t_{Ca} \\ t_{Ab} & t_{Bb} & t_{Cb} \\ t_{Ac} & t_{Bc} & t_{Cc} \end{bmatrix} = T_{ech} \cdot M_1 \\ &= \frac{T_{ech}}{3} \begin{bmatrix} 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_0) & 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_0 + \frac{2\pi}{3}) & 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_0 + \frac{4\pi}{3}) \\ 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_0 + \frac{4\pi}{3}) & 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_0) & 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_0 + \frac{2\pi}{3}) \\ 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_0 + \frac{2\pi}{3}) & 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_0 + \frac{4\pi}{3}) & 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_0) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (\text{I.22})$$

Avec :

$$\omega_m = \omega_O - \omega_i \quad (\text{I.23})$$

La solution de la matrice M_1 présentée est obtenue en considérant une pulsation de sortie ω_o positive. Ce résultat est celui du mode symétrique pour lequel le courant d'entrée a un déphasage Φ_i égal au déphasage de sortie Φ_o [21][22].

Si on considère une pulsation de sortie négative, la matrice de commande M , montrée ci-dessous, donne un courant d'entrée dont le déphasage Φ_i est égal à l'inverse du déphasage de sortie $-\Phi_o$.

$$\begin{bmatrix} t_{Aa} & t_{Ba} & t_{Ca} \\ t_{Ab} & t_{Bb} & t_{Cb} \\ t_{Ac} & t_{Bc} & t_{Cc} \end{bmatrix} = T_{ech} \cdot M_2$$

$$= \frac{T_{ech}}{3} \begin{bmatrix} 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_o) & 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_o - \frac{2\pi}{3}) & 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_o - \frac{4\pi}{3}) \\ 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_o - \frac{4\pi}{3}) & 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_o) & 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_o - \frac{2\pi}{3}) \\ 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_o - \frac{2\pi}{3}) & 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t + \theta_o - \frac{4\pi}{3}) & 1 + 2 \cdot q \cdot \cos(\omega_m \cdot t - \theta_o) \end{bmatrix} \quad (I.24)$$

$$\omega_m = -\omega_o - \omega_i$$

Chaque solution génère un déphasage du courant d'entrée égal à celui des courants de la charge ou à son opposé. Il est donc possible de synthétiser tous les déphasages possibles en entrée compris, entre le courant de la charge et à son opposé, à l'aide de l'équation (1.43)

$$[M(t)] = \alpha_1 [M_1(t)] + \alpha_2 [M_2(t)] \quad \text{avec: } \alpha_1 + \alpha_2 = 1 \quad (I.25)$$

Le résultat, permettant d'obtenir un déphasage d'entrée nul ($\alpha_1 = \alpha_2 = 0.5$), est présenté en (1.26), avec j , phase d'entrée numérotée et k , la phase de sortie notée [1][4][16].

$$m_{jk} = \frac{1}{3} \left(1 + 2q \cdot \cos \left[\omega_i \cdot t - (j-1) \frac{2\pi}{3} \right] \cdot \cos \left[\omega_o \cdot t - (k-1) \frac{2\pi}{3} \right] \right) \quad (I.26)$$

L'inconvénient majeur de cette méthode de modulation est son ratio de transformation, q , limité à 0.5. Cette contrainte résulte du choix d'un terme homopolaire, égal à zéro. Ce choix conduit à toujours rester dans l'enveloppe des tensions simples d'entrée et centrée sur zéro, comme le présente la Figure I.13.

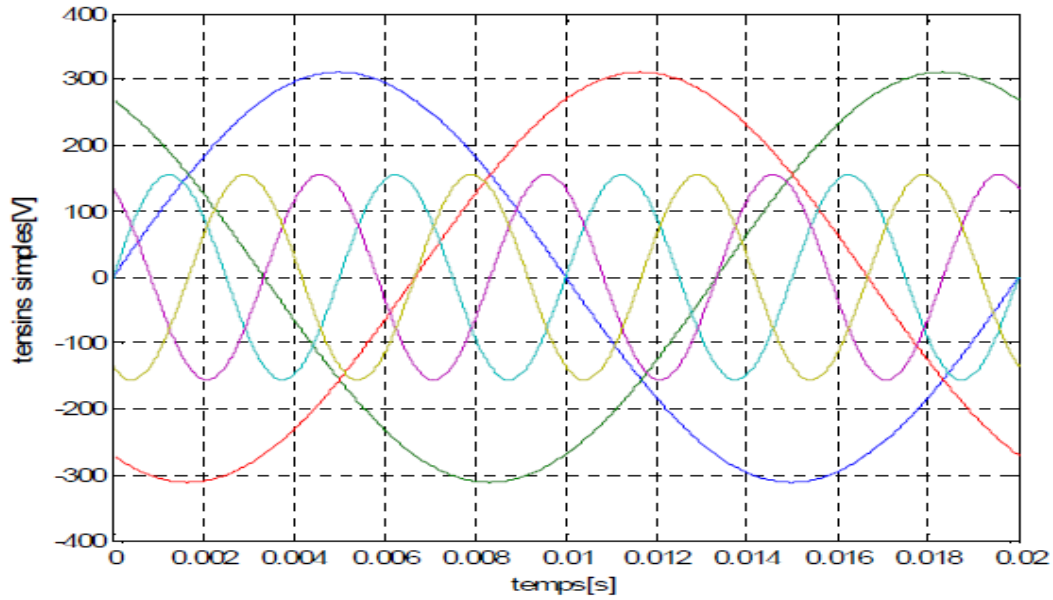


Figure.I.13. Illustration du ratio de transformation en tension limite à 0,5.

La méthode scalaire AV a été améliorée en 1989 [18] par l'introduction d'un terme homopolaire dans les tensions de référence afin d'atteindre 0.867 pour q , comme le montre la Figure I.14.

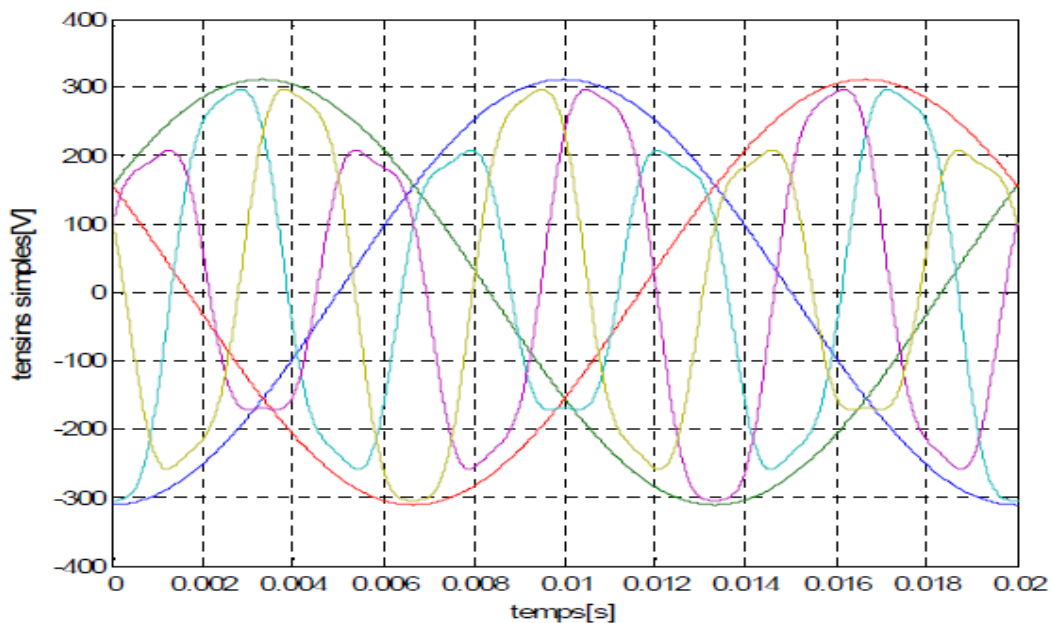


Figure 1.14 : Illustration du ratio de transformation en tension limite à 0,867.

La méthode, la plus pratique proposée, consiste à faire varier virtuellement le point neutre, par une modulation appropriée des signaux de référence. Pour cela, il faut théoriquement retrancher aux tensions de sortie un harmonique de rang triple de la fréquence f_o , de même pour les tensions d'entrée avec un harmonique à trois fois la fréquence f_i . Pratiquement, les formes d'onde en entrée sont imposées par le réseau. Donc, au lieu de retrancher un 3ème harmonique de f_i en entrée, il est ajouté aux références de sortie (I.27).

$$V_O = \begin{bmatrix} V_a(t) \\ V_b(t) \\ V_c(t) \end{bmatrix} = q \cdot |V_i| \cdot \begin{bmatrix} \cos(\omega_o \cdot t) - \frac{1}{6} \cdot \cos(3\omega_o t) + \frac{1}{2\sqrt{3}} \cdot \cos(3\omega_i t) \\ \cos(\omega_o \cdot t + \frac{4\pi}{3}) - \frac{1}{6} \cdot \cos(3\omega_o t) + \frac{1}{2\sqrt{3}} \cdot \cos(3\omega_i t) \\ \cos(\omega_o \cdot t + \frac{2\pi}{3}) - \frac{1}{6} \cdot \cos(3\omega_o t) + \frac{1}{2\sqrt{3}} \cdot \cos(3\omega_i t) \end{bmatrix} \quad (\text{I.27})$$

Le résultat est présenté en (1.28), avec j , phase d'entrée numérotée $j = \{A, B, C\}$ et k la phase de sortie notée $k = \{a, b, c\}$

$$m_{jk} = \frac{1}{3} \left(1 + \frac{2v_k v_j}{V_i^2} + \frac{4q}{3\sqrt{3}} \sin(\omega_i t + \beta_k) \sin(3\omega_i t) \right) \quad (\text{I.28})$$

Avec $\beta_{k=0}; 2\pi/3; 4\pi/3$, déphasage respectif de la phase donnée.

1.5.2. Méthode scalaire de roy & april

En 1987, G. ROY a proposé une autre stratégie de modulation scalaire [23]. L'algorithme de modulation est basé sur le rapport instantané des tensions de phase d'entrée mesuré pour calculer la matrice de conversion du convertisseur matriciel comme proposé dans [24].

L'algorithme scalaire nécessite la mesure des tensions instantanées à l'entrée du convertisseur afin de déterminer les temps d'activation des interrupteurs, car on considère ici les valeurs instantanées disponibles à chaque période d'échantillonnage. On définit les trois nouvelles tensions V_M , V_L et V_K qui vont prendre les valeurs des trois tensions d'entrées. Cet algorithme impose de respecter trois règles [25] :

- ✓ L'indice M est affecté à la phase d'entrée ayant une polarité différente des deux autres phases d'entrée.
- ✓ L'indice K est attribué à la plus petite des deux autres tensions d'entrée en valeur absolue.
- ✓ L'indice L est affecté à la dernière tension d'entrée.

Comme pour la méthode de Venturini, les équations restent valides :

$$t_1 + t_2 + t_3 = T_{ech} \quad (I.29)$$

$$V_O = \frac{1}{T_{ech}} \cdot (V_m t_m + V_L t_L + V_K t_K) \quad (I.30)$$

Où V_O est la tension de sortie pour une phase sur une période d'échantillonnage.

On introduit en plus une nouvelle équation ; les temps t_L et t_K sont choisis en respectant le critère suivant :

$$\frac{t_K}{t_L} = \frac{V_K}{V_L} = \sigma_{KL} \quad (I.31)$$

Pour $V_K \cdot V_L \geq 0$ Telque : $0 \leq \sigma_{KL} \leq 1$

ρ_{KL} définit le rapport des temps des temps d'activation des deux tensions d'entrées ayant la même polarité instantanée.

À partir des équations (I.29), (I.30) et (I.31), on détermine les temps d'activation des interrupteurs référés au système de tensions V_K , V_L et V_M [25] :

$$\left\{ \begin{array}{l} t_L = T_{sw} \cdot \frac{V_O - V_M}{\rho_{KL} \cdot V_K + V_L - (1 + \rho_{KL}) \cdot V_M} \\ t_K = \rho_{KL} \cdot t_L \\ t_M = T_{ech} - t_L - t_K \end{array} \right. \quad (I.32)$$

Il faut évaluer continuellement les tensions V_K , V_L et V_M afin de les connecter à la sortie durant des temps t_K , t_L et t_M d'une séquence T_{ech} .

Les rapports cycliques m_{ij} des interrupteurs sont appliqués sur le système d'entrée réel constitué des tensions V_A , V_B et V_C . Selon la section où l'on se situe à un instant donné. Les rapports cycliques sont évalués comme suit [5][25] :

$$\bullet \text{ Section 1 : } \begin{cases} v_K = v_B \text{ alors: } m_{12} = \frac{t_K}{T_{ech}} \\ v_L = v_A \text{ alors: } m_{11} = \frac{t_L}{T_{Tech}} \\ v_m = v_C \text{ alors: } m_{13} = \frac{t_M}{T_{ech}} \end{cases} \quad (\text{I.33})$$

$$\bullet \text{ Section 2 : } \begin{cases} v_K = v_A \text{ alors: } m_{11} = \frac{t_K}{T_{ech}} \\ v_L = v_B \text{ alors: } m_{12} = \frac{t_L}{T_{Tech}} \\ v_m = v_C \text{ alors: } m_{13} = \frac{t_M}{T_{ech}} \end{cases} \quad (\text{I.34})$$

$$\bullet \text{ Section 3: } \begin{cases} v_K = v_A \text{ alors: } m_{11} = \frac{t_K}{T_{ech}} \\ v_L = v_C \text{ alors: } m_{13} = \frac{t_L}{T_{Tech}} \\ v_m = v_B \text{ alors: } m_{12} = \frac{t_M}{T_{ech}} \end{cases} \quad (\text{I.35})$$

$$\bullet \text{ Section4: } \begin{cases} v_K = v_A \text{ alors: } m_{13} = \frac{t_K}{T_{ech}} \\ v_L = v_C \text{ alors: } m_{11} = \frac{t_L}{T_{Tech}} \\ v_m = v_B \text{ alors: } m_{12} = \frac{t_M}{T_{ech}} \end{cases} \quad (\text{I.36})$$

$$\bullet \text{ Section 5: } \begin{cases} v_K = v_C \text{ alors: } m_{13} = \frac{t_K}{T_{ech}} \\ v_L = v_B \text{ alors: } m_{12} = \frac{t_L}{T_{Tech}} \\ v_m = v_A \text{ alors: } m_{11} = \frac{t_M}{T_{ech}} \end{cases} \quad (\text{I.37})$$

$$\bullet \text{ Section 6: } \begin{cases} v_K = v_B \text{ alors: } m_{12} = \frac{t_K}{T_{ech}} \\ v_L = v_C \text{ alors: } m_{13} = \frac{t_L}{T_{Tech}} \\ v_m = v_A \text{ alors: } m_{11} = \frac{t_M}{T_{ech}} \end{cases} \quad (\text{I.38})$$

1.5.3. Stratégie de modulation a trois intervalles

Le principe de cette stratégie de commande consiste à diviser la période de pulsation en trois intervalles, pour cela, il est judicieux d'employer une technique similaire à celle des modulateurs PWM conventionnels. Le signal triangulaire de référence sera comparé à deux signaux de commande. On obtiendra deux signaux binaires de sortie par phase, indiquant les états des commutateurs de puissance, la figure (I.15) montre la succession temporelle dans une période de pulsation [27][28].

Cette stratégie de commande est caractérisée par deux paramètres :

L'indice de modulation m : c'est le rapport de la fréquence f_s de la porteuse à la fréquence f_i de la tension de référence. ($m = f_s/f_i$).

Le taux de modulation r_k : c'est le rapport de l'amplitude maximale de la tension de référence U_{ref} à l'amplitude maximale de la tension d'entrée U_i . ($r_k = U_{ref}/U_i$).

r_{fk} : C'est le rapport de l'amplitude maximale du fondamentale de la tension de sortie du convertisseur matriciel sur l'amplitude maximale de la tension de l'entrée U_i

L'intérêt de la stratégie de modulation à trois intervalles est que :

Elle repousse les harmoniques de la tension de sortie du convertisseur vers les fréquences élevées afin de faciliter leur filtrage.

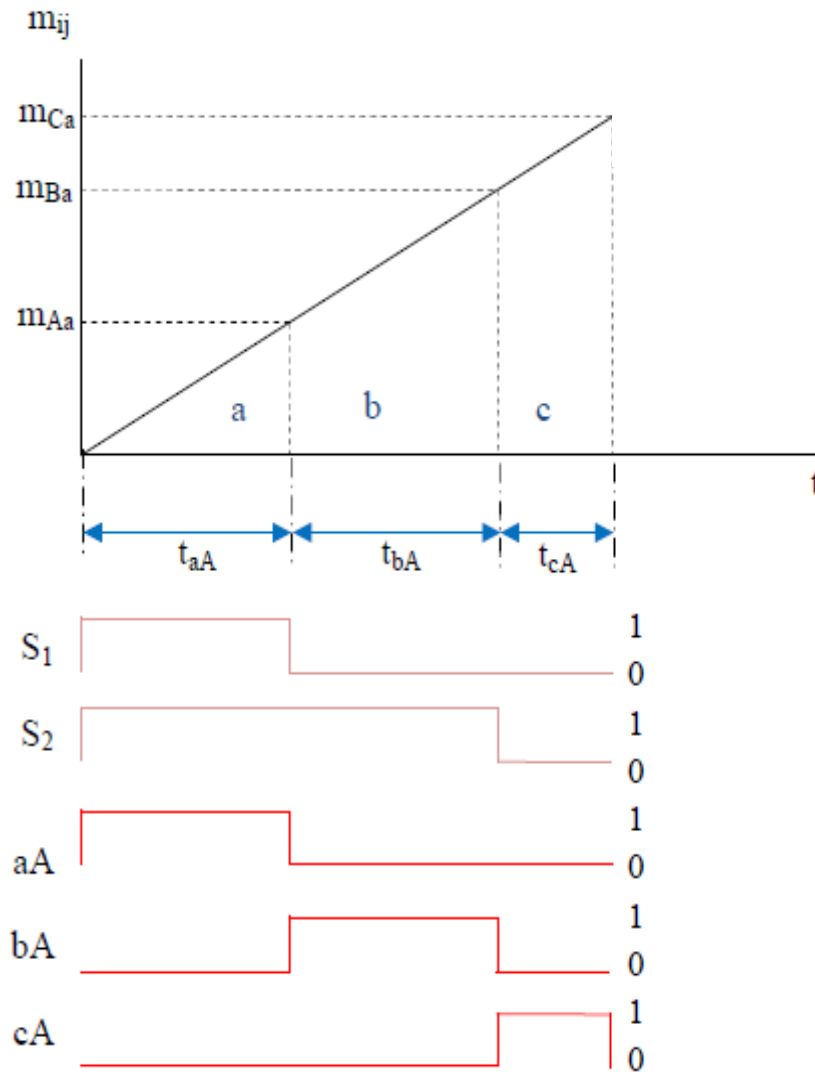


Figure.I.15 Exemple d'établissement des signaux de commande avec une modulation simple

Elle permet de faire varier l'amplitude du fondamental de la tension de sortie.

La caractéristique de réglage de l'amplitude du fondamental est linéaire de $r_k = 0$ à 0,8 et le taux d'harmoniques décroît lorsque r_k augmente (Figure.I.16).

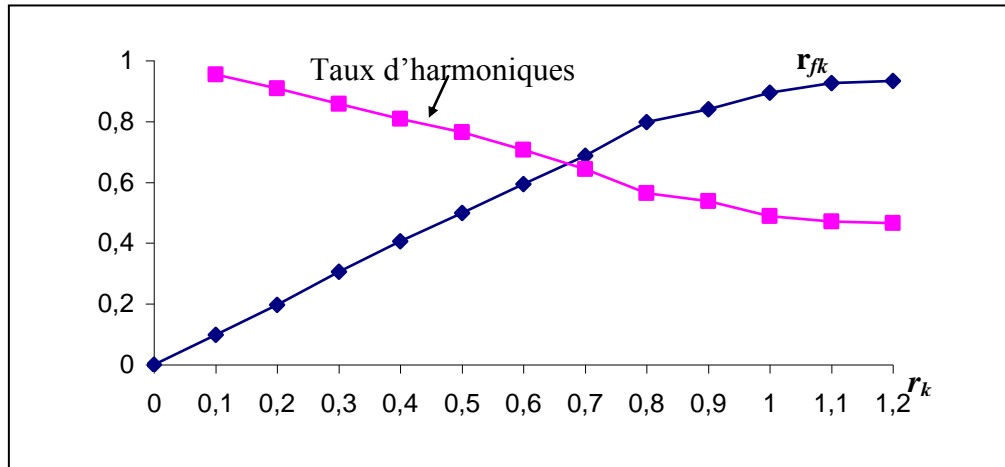


Figure.I.16. Variation du fondamental et du taux d'harmoniques en fonction de r_k ($f_s=50\text{Hz}$)

I.6. Résultats de simulation

Afin de s'assurer du bon fonctionnement du convertisseur matriciel de type direct avec les deux stratégies de modulation, on a effectué une série de simulation numérique. Pour cela, on a choisi de simuler le convertisseur matriciel sur une charge RL avec $R = 10 \Omega$ et $L = 20$ pour différentes fréquences de sortie. Les figures (I.20, I.21, I.22) représentent la simulation du convertisseur alimenté par un réseau triphasé 220V, 50 Hz pour trois fréquences de sortie du convertisseur matriciel ($f_o=25\text{Hz}$, $f_o=50\text{Hz}$ et $f_o=100\text{Hz}$), la fréquence de commutation est égale à 1KHz. La première stratégie de modulation de Venturini est employée pour la commande des interrupteurs de puissance. On montre, pour chaque cas, l'allure de La tension de sortie du convertisseur référencée par rapport au point neutre de la première phase V_{as} [V], La tension de linge de la première phase V_{ab} [V], Le courant de charge de la première phase i_{cha} [A], Et les spectres des harmoniques de courant et des tensions du convertisseur matriciel. Les figures (I.23, I.24, I.25) àreprésentent la simulation du convertisseur matriciel de type direct avec la deuxième stratégie de modulation (roy).

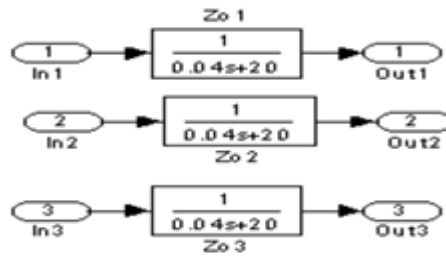


Figure I.17. Schéma fonctionnel de la charge R-L

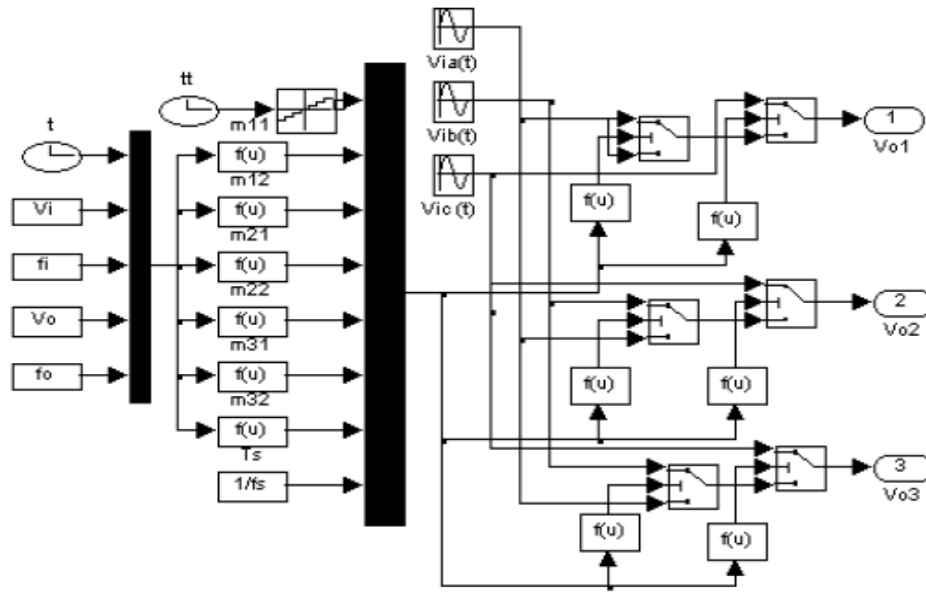


Figure I.18. Modèle *Simulink* de l'onduleur matricielle (méthode de Venturini)

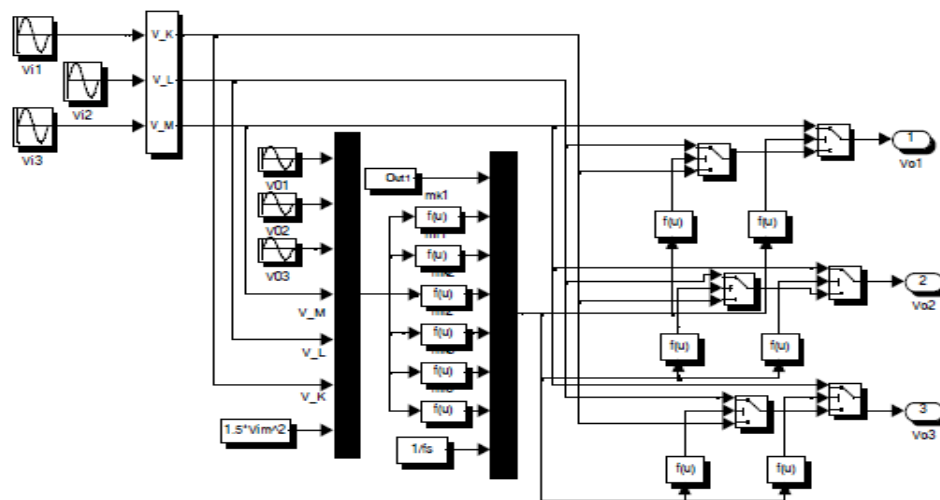


Figure I.19. Modèle *Simulink* de l'onduleur matricielle (méthode de Roy's)

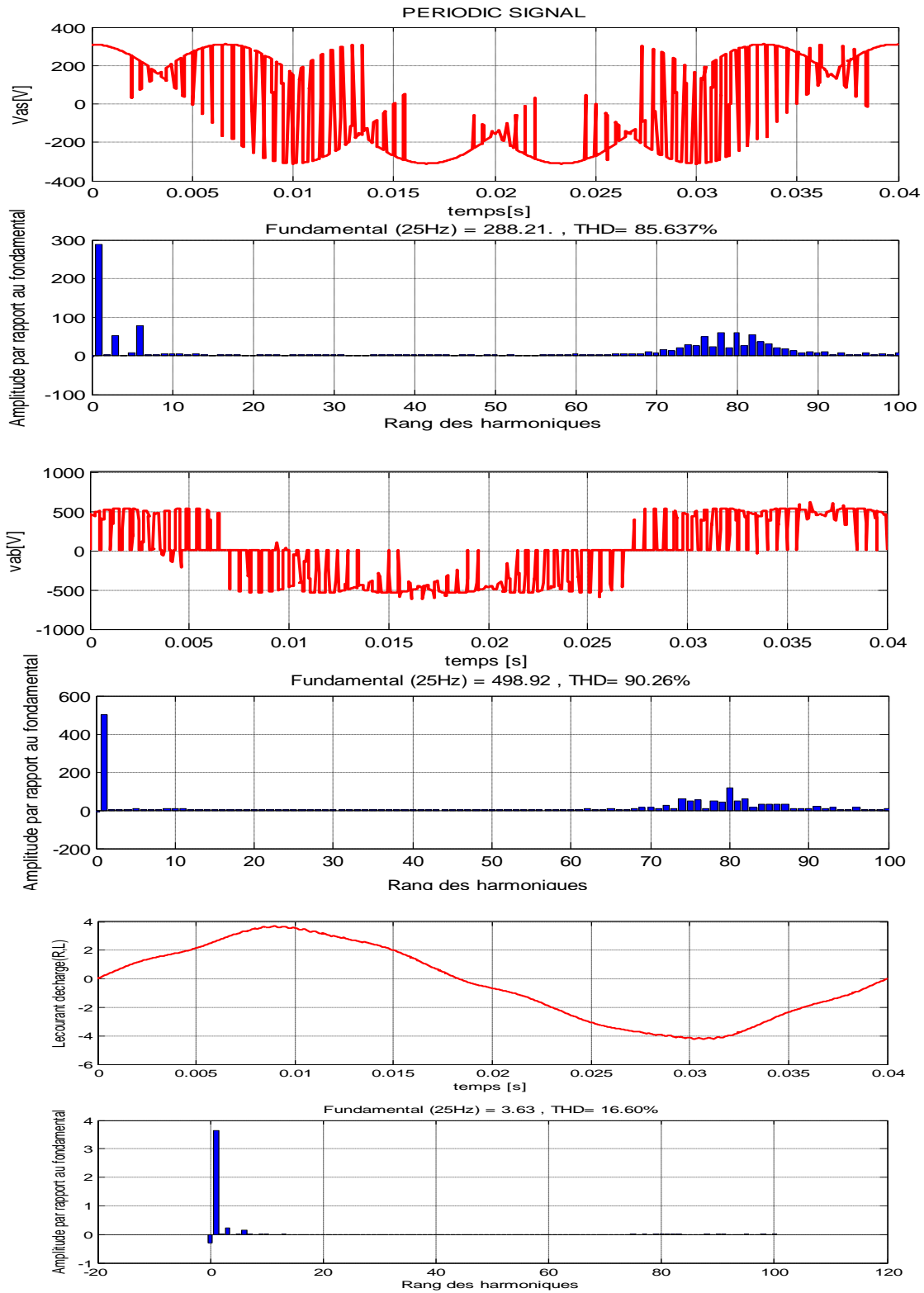


Figure I.20. Formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant i_{ch} et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Venturini pour $f_0=25$ Hz

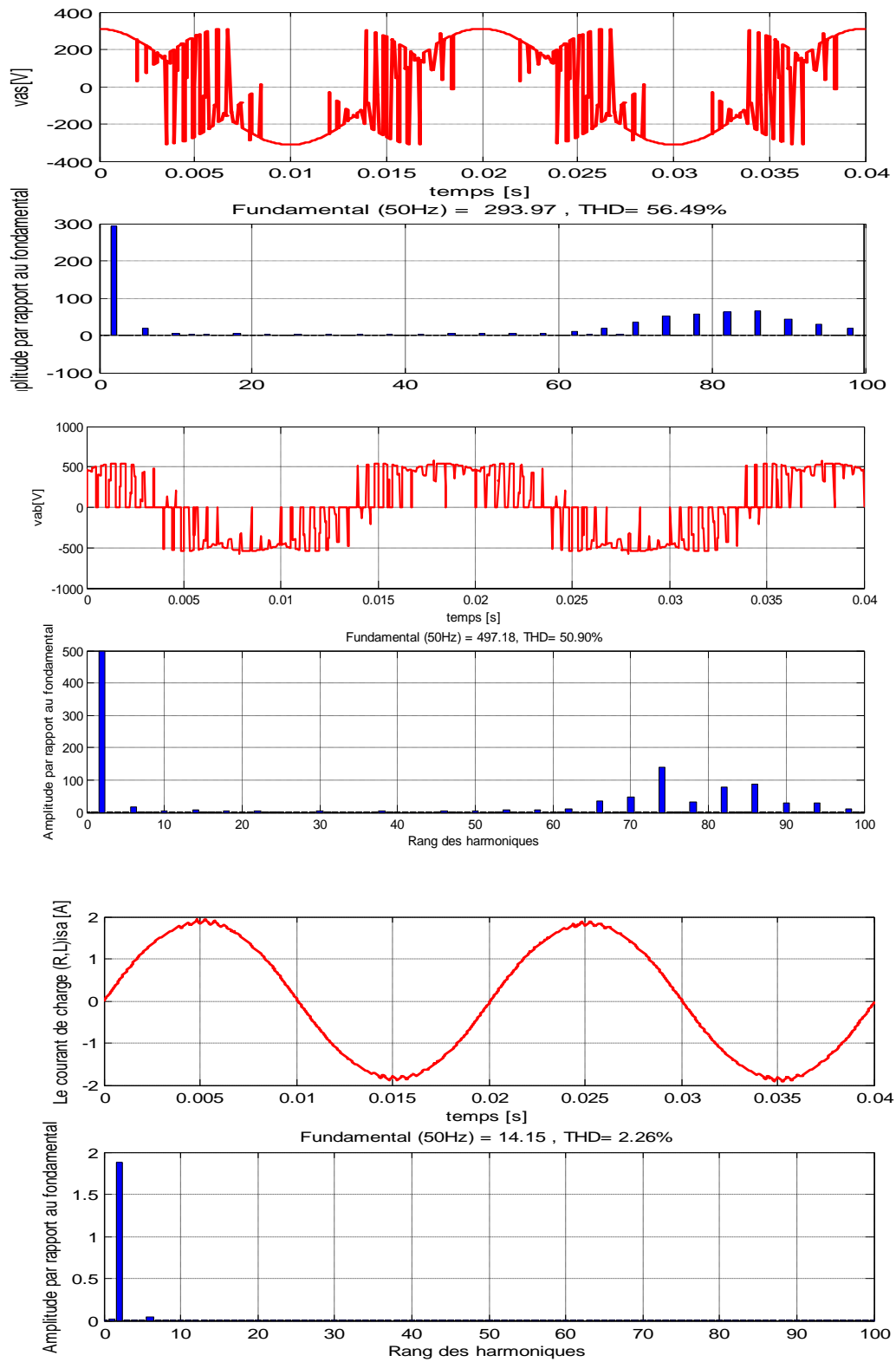


Figure I.21. Formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant i_{ch} et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Venturini pour $f_0=50$ Hz

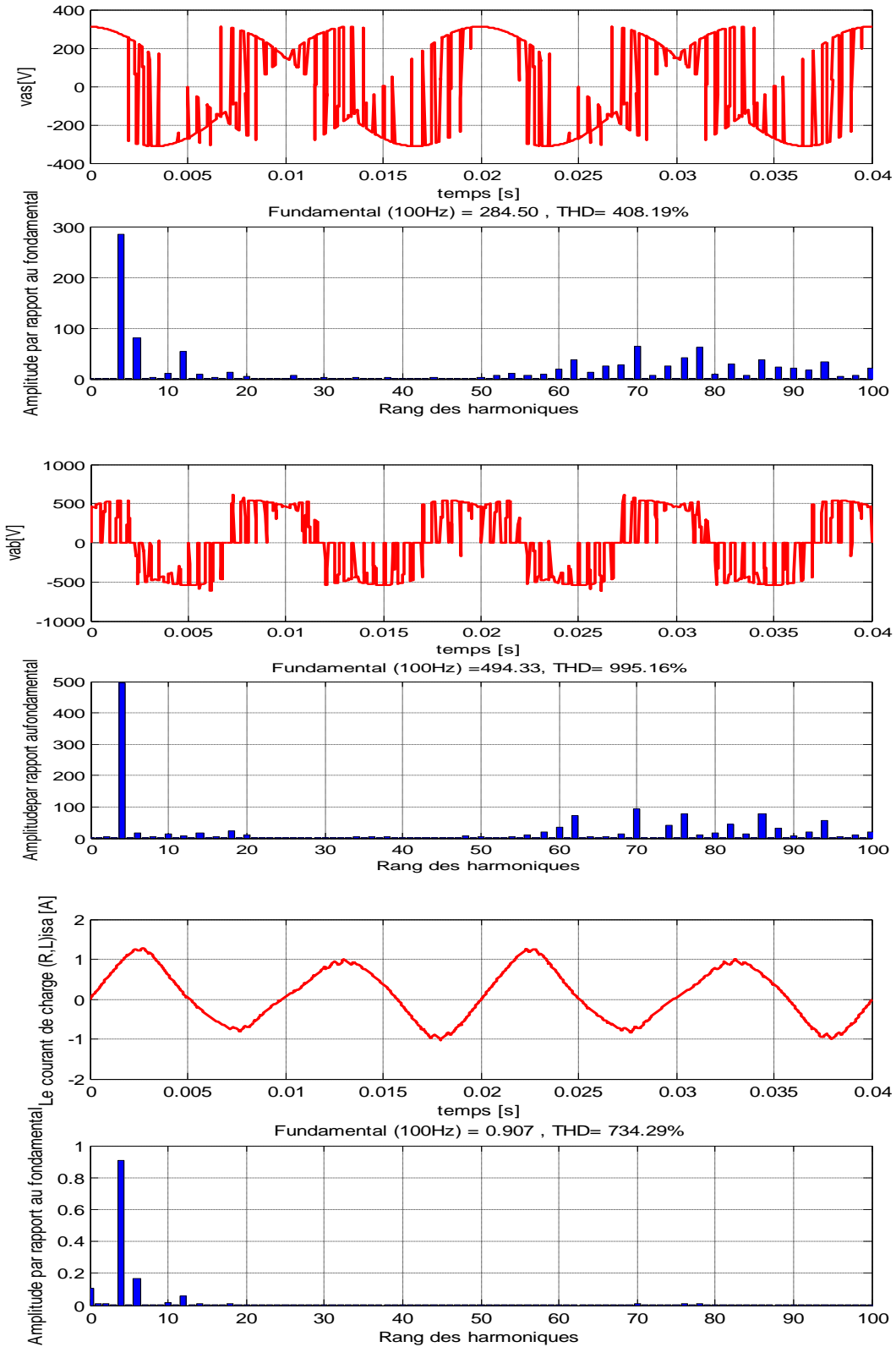


Figure I.22. Formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant i_{ch} et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Venturini pour $f_o=100$ Hz

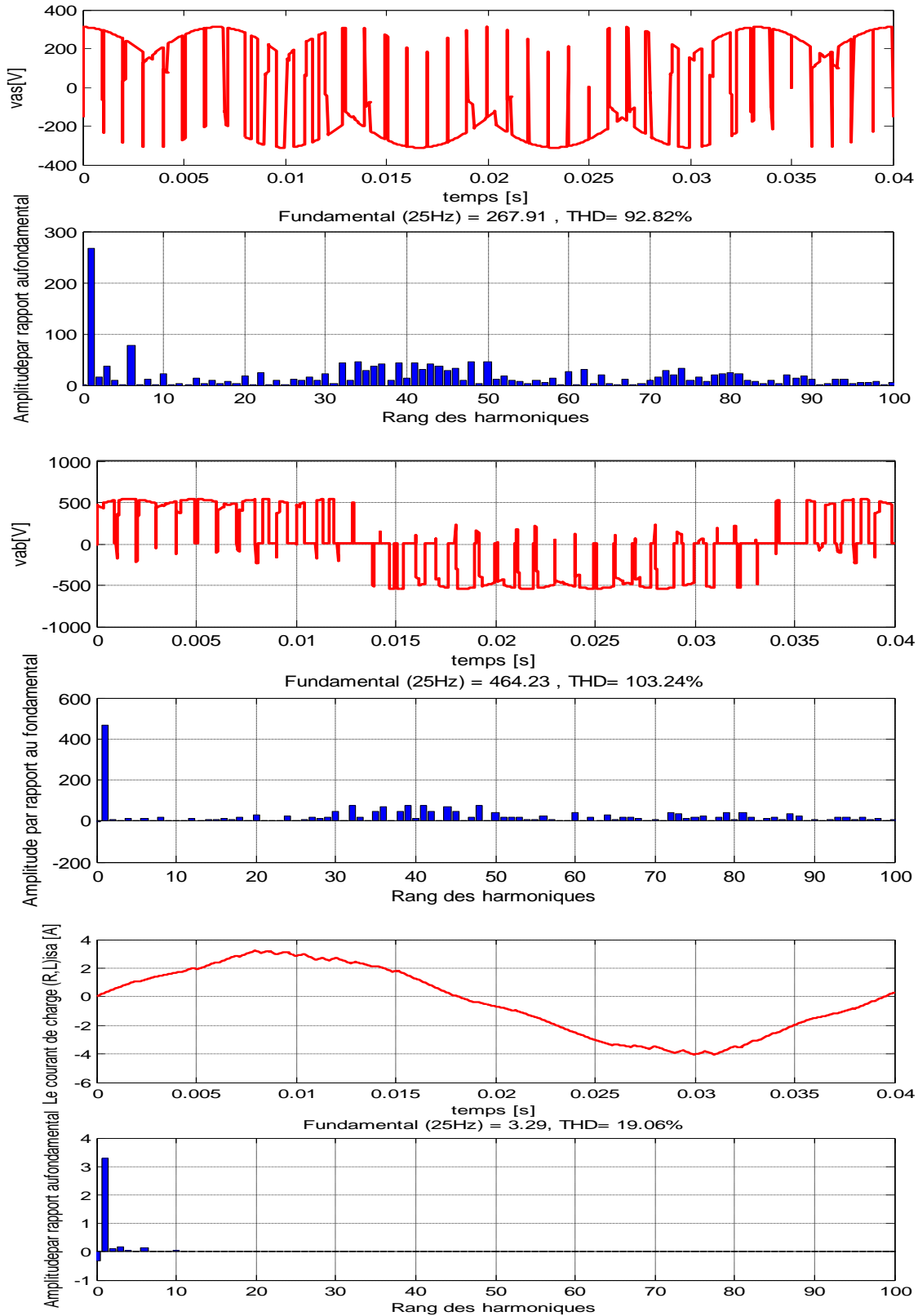


Figure I.23. Formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant i_{ch} et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Roy pour $f_0=25$ Hz

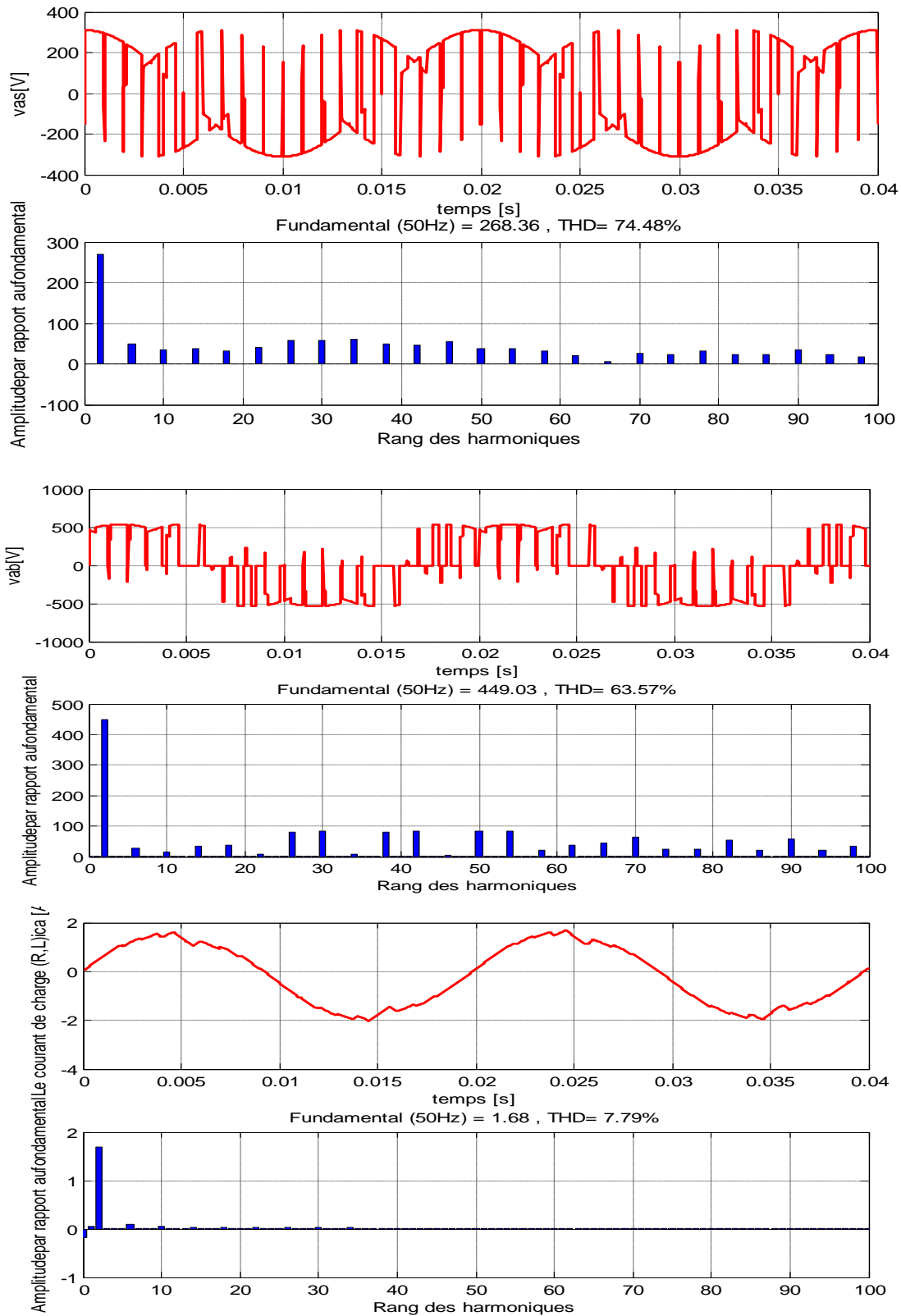


Figure I.24. Formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant i_{ch} et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Roy pour $f_0=50$ Hz

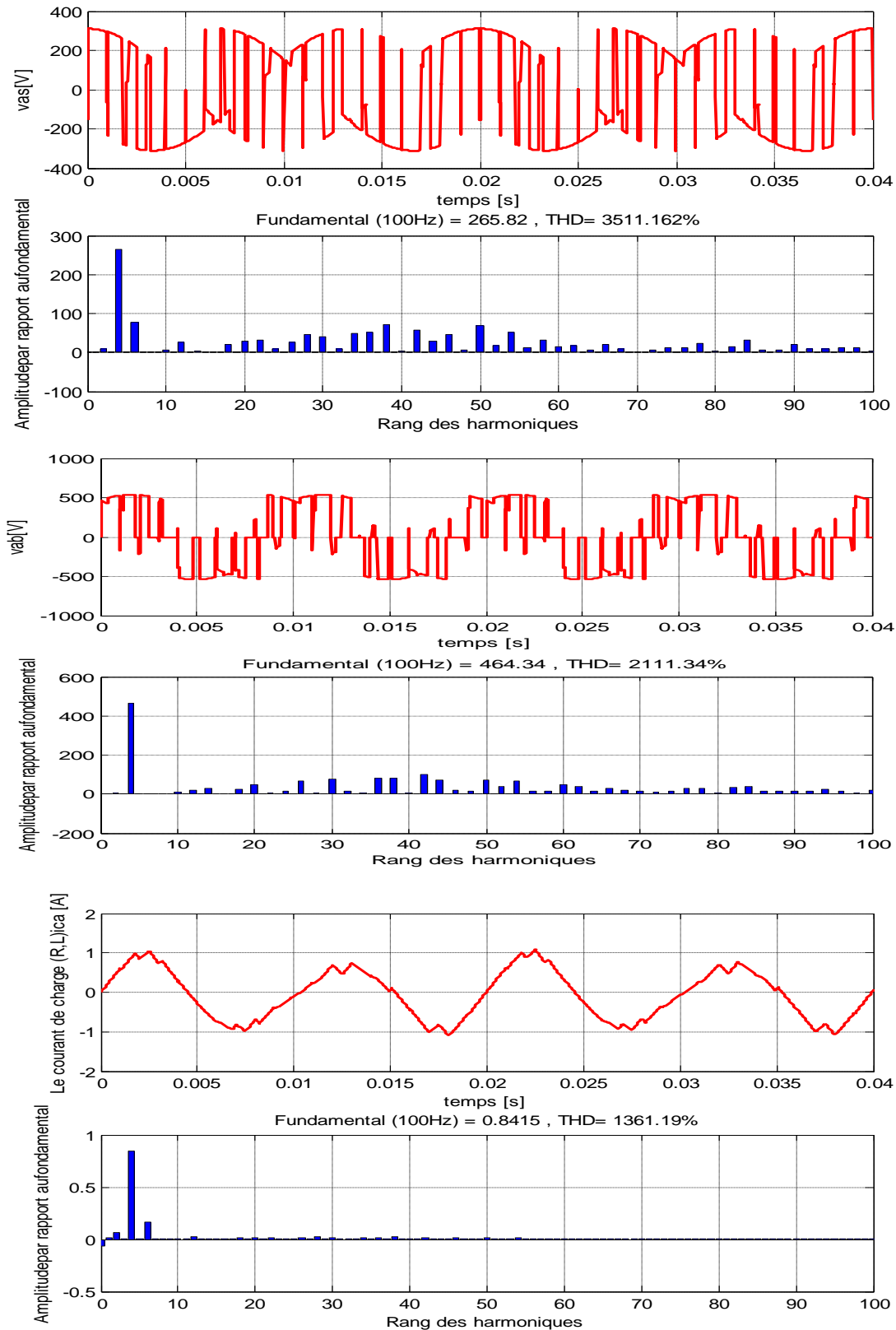


Figure I.25. Formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant i_{ch} et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Roy pour $f_o=100$ Hz

On constate d'après les résultats de simulation obtenus par les deux méthodes que la tension de chaque phase à la sortie du convertisseur matriciel est formée par une succession de créneaux de largeurs inversement proportionnelles à la fréquence de la tension de référence f_0 , vue que l'augmentation de la fréquence de référence provoque une diminution de largeurs de ces créneaux ; On note également que

- Le taux de modulation r_k permet un réglage linéaire de l'amplitude du fondamental de $r=0$ à $r=0,8$ (figure I.16).
- Les harmoniques sont repoussées et regroupées autour de la fréquence de pulsation et ces multiples.
- Le taux d'harmonique diminue quand le taux de modulation r augmente.
- le courant est en phase avec la tension et ce, même si la charge est de nature inductive : le facteur de puissance est donc unitaire.

On a constaté aussi d'après ces figures que on a l'avantage d'augmenter la tension de sortie par la méthode de modulation du neutre jusqu'à 0.866 de la tension d'entrée. Donc l'injection de la troisième harmonique d'entrée et de la troisième harmonique de sortie influe positivement sur les formes d'ondes ainsi que sur la valeur de la fondamentale (elle se rapproche plus de la valeur de la tension désirée).

I.7. Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté la modélisation du convertisseur matriciel ainsi que deux techniques de commande du convertisseur matriciel, à savoir, l'algorithme de Venturini et l'algorithme de Roy, puis on a effectué des tests de simulation pour vérifier et comparer nos résultats avec les travaux déjà publiés. On signale que l'absence d'un véritable commutateur bidirectionnel est un des obstacles principaux à l'essor du convertisseur matriciel. En raison de l'absence de lien c.a. il n'y a aucun découplage entre l'entrée et la sortie du convertisseur et ceci pourrait entraîner des problèmes de stabilité. En outre, la protection du convertisseur matriciel dans une situation de défaut présente un problème. Enfin, une application attractive du convertisseur matriciel à la conduite de la machine asynchrone double stator sera présentée dans ce qui suit.

II.1 Introduction

Si le développement de semi-conducteur a permis à la machine asynchrone de concurrencer le moteur à courant continu. Ce dernier reste, par excellence, le meilleur variateur de vitesse grâce au découplage naturel de ces deux grandeurs couple et le flux. Toute fois, sa structure, par la présence du collecteur nécessite une maintenance souvent trop coûteuse pour les performances requises. En conséquence, les recherches se sont orientées vers l'étude de nouveaux variateurs équipant les machines asynchrones alimentées par des onduleurs à « M.L.I. ». La fréquence de commutation est élevée de telle sorte qu'on considérera le convertisseur de puissance comme un simple amplificateur qui n'interviendra que sous la forme d'un gain pur dans la modélisation du système pour lequel les commandes sont développées. La faisabilité et la robustesse d'un variateur utilisant une machine asynchrone lui ont permis de bien s'adapter à tous les secteurs d'activité comme le transport, la robotique, la mécanique, etc.... [29].

Au cours de ces dernières années, des méthodes ont été mise au point, permettant d'assurer le découplage entre les commandes du flux et du couple de la machine asynchrone. Ceci concilie les avantages des propriétés du moteur à courant continu et de l'absence du collecteur mécanique. Pour réaliser un contrôle similaire à celui des machines à courant continu à excitation séparée, il est nécessaire d'orienter le flux en quadrature avec le couple d'où le nom de « méthode du flux orienté ». Dans ce chapitre, nous nous intéressent à la modélisation de la machine asynchrone à double stator en utilisant un certain nombre d'hypothèses simplificatrices afin d'obtenir un modèle simple pour la simulation numérique, ensuite nous passerons à la commande vectorielle à flux rotorique orienté de la MASDE ainsi que les différents procédés d'orientation du flux, on se proposera par la suite des différentes méthodes de commande (à savoir méthode directe et indirecte).

II.2 Modélisation de la machine asynchrone à double étoile

La modélisation d'un système quelconque est indispensable lorsque nous voulons le commander. La machine asynchrone double étoile (MASDE) n'est pas un système simple, car de nombreux phénomènes compliqués interviennent dans son fonctionnement, comme la saturation, l'effet de peau... etc.

Cependant, nous n'allons pas tenir compte de ces phénomènes, car d'une part, leur formulation mathématique est difficile, d'autre part, leur incidence sur le comportement de la machine est

considérée comme négligeable dans certaines conditions. Ceci nous permet d'obtenir des équations simples, qui traduisent le fonctionnement de la machine.

Le modèle électromagnétique de la machine asynchrone à double étoile est un système de neuf équations différentielles dont les coefficients sont des fonctions périodiques du temps. La résolution d'un tel système est difficile même avec l'utilisation de l'outil informatique.

L'objet de cette partie est de présenter les différentes étapes permettant d'aboutir au modèle diphasé de la machine asynchrone à double étoile.

La machine asynchrone à double étoile étudiée dans ce projet est une machine qui comporte deux systèmes d'enroulements triphasés couplés en étoile fixes au stator et déphasés entre eux d'un angle γ ($\gamma = 30^\circ$) et un rotor mobile similaire à celui d'une machine asynchrone classique [35][36]

Les deux systèmes de phases du stator sont alimentés par deux sources de tension à fréquence et amplitude égales mais déphasées entre elles d'un angle δ ($\delta = \gamma = 30^\circ$).

La machine étudiée (Figure.II.1) est représentée par deux systèmes enroulements statoriques : (A_{s1} , B_{s1} , C_{s1}) et (A_{s2} , B_{s2} , C_{s2}) qui sont déphasés de $\gamma = 30^\circ$ entre eux, et trois phases rotoriques : a_r, b_r, c_r .

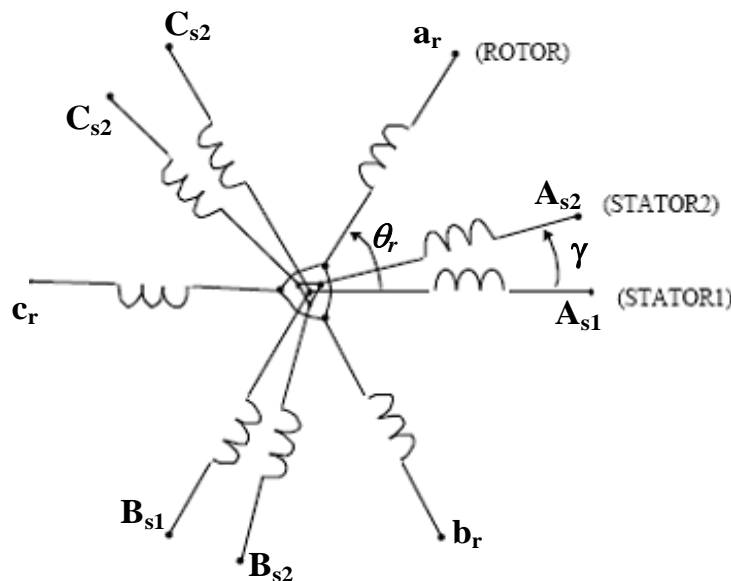


Figure .II.1. Représentation des enroulements de la machine asynchrone double étoile

II.2.1 Hypothèses simplificatrices

La machine asynchrone à double étoile (MASDE), avec la répartition de ses enroulements et sa propre géométrie est très complexe pour se prêter à une analyse tenant compte de sa configuration exacte, et comme nous l'avons déjà soulevé, il est alors nécessaire d'adopter certaines hypothèses simplificatrices :

La force magnétomotrice créée par chacune des phases des deux armatures est à répartition sinusoïdale.

L'entrefer uniforme (effets d'encoçages négligés)

La machine est de constitution symétrique ;

La saturation du circuit magnétique, l'hystérésis et les courants de Foucault sont tous négligés.

II.2.2. Equations électriques de la machine

En tenant compte de la représentation de la Figure.II.1 et des hypothèses simplificatrices citées ci dessus, les équations de la machine s'écrivent comme suit [10] :

$$[v_{s,abc1}] = [R_{s1}][i_{s,abc1}] + \frac{d}{dt} [\varphi_{s,abc1}] \quad (\text{II-1})$$

$$[v_{s,abc2}] = [R_{s2}][i_{s,abc2}] + \frac{d}{dt} [\varphi_{s,abc2}] \quad (\text{II-2})$$

$$[v_{r,abc}] = [R_r][i_{r,abc}] + \frac{d}{dt} [\varphi_{rs,abc}] \quad (\text{II-3})$$

$$[R_{s1}] = \begin{bmatrix} r_{s1} & 0 & 0 \\ 0 & r_{s1} & 0 \\ 0 & 0 & r_{s1} \end{bmatrix}, \quad [R_{s2}] = \begin{bmatrix} r_{s2} & 0 & 0 \\ 0 & r_{s2} & 0 \\ 0 & 0 & r_{s2} \end{bmatrix}, \quad [R_r] = \begin{bmatrix} r_r & 0 & 0 \\ 0 & r_r & 0 \\ 0 & 0 & r_r \end{bmatrix}$$

Sachant que:

$$\begin{bmatrix} \varphi_{s,abc1} \\ \varphi_{s,abc2} \\ \varphi_{r,abc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{s1, s1} & L_{s1, s2} & L_{s1, r} \\ L_{s2, s1} & L_{s2, s2} & L_{s2, r} \\ L_{r, s1} & L_{r, s2} & L_{r, r} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_{s, abc1} \\ i_{s, abc2} \\ i_{r, abc} \end{bmatrix}$$

$$[V_{s, abc1}] = \begin{bmatrix} V_{sa1} \\ V_{sb1} \\ V_{sc1} \end{bmatrix}, \quad [V_{s, abc2}] = \begin{bmatrix} V_{sa2} \\ V_{sb2} \\ V_{sc2} \end{bmatrix}$$

De même :

$$[i_{s,abc1}] = \begin{bmatrix} isa1 \\ isb1 \\ isc1 \end{bmatrix}, \quad [i_{s,abc2}] = \begin{bmatrix} isa2 \\ isb2 \\ isc2 \end{bmatrix}, \quad [i_{r,abc}] = \begin{bmatrix} ira \\ irb \\ irc \end{bmatrix}$$

$$[\varphi_{s,abc1}] = \begin{bmatrix} \varphi_{sa1} \\ \varphi_{sb1} \\ \varphi_{sc1} \end{bmatrix}, \quad [\varphi_{s,abc2}] = \begin{bmatrix} \varphi_{sa2} \\ \varphi_{sb2} \\ \varphi_{sc2} \end{bmatrix}, \quad [\varphi_{r,abc}] = \begin{bmatrix} \varphi_{ra} \\ \varphi_{rb} \\ \varphi_{rc} \end{bmatrix}$$

$$[L_{s1,s1}] = \begin{bmatrix} Ls1 + Lms & -\frac{1}{2}Lms & -\frac{1}{2}Lms \\ -\frac{1}{2}Lms & Ls1 + Lms & -\frac{1}{2}Lms \\ -\frac{1}{2}Lms & -\frac{1}{2}Lms & Ls1 + Lms \end{bmatrix}, \quad [L_{s2,s2}] = \begin{bmatrix} Ls2 + Lms & -\frac{1}{2}Lms & -\frac{1}{2}Lms \\ -\frac{1}{2}Lms & Ls2 + Lms & -\frac{1}{2}Lms \\ -\frac{1}{2}Lms & -\frac{1}{2}Lms & Ls2 + Lms \end{bmatrix}$$

$$[L_{r,r}] = \begin{bmatrix} Lr + Lmr & -\frac{1}{2}Lmr & -\frac{1}{2}Lmr \\ -\frac{1}{2}Lmr & Lr + Lmr & -\frac{1}{2}Lmr \\ -\frac{1}{2}Lmr & -\frac{1}{2}Lmr & Lr + Lmr \end{bmatrix}$$

$$[L_{s1,s2}] = [L_{s2,s1}] = \begin{bmatrix} Lms \cdot \cos(\gamma) & Lms \cdot \cos(\gamma + \frac{2\pi}{3}) & Lms \cdot \cos(\gamma + \frac{4\pi}{3}) \\ Lms \cdot \cos(\gamma + \frac{4\pi}{3}) & Lms \cdot \cos(\gamma) & Lms \cdot \cos(\gamma + \frac{2\pi}{3}) \\ Lms \cdot \cos(\gamma + \frac{2\pi}{3}) & Lms \cdot \cos(\gamma + \frac{4\pi}{3}) & Lms \cdot \cos(\gamma) \end{bmatrix}$$

$$[L_{s1,r}] = [L_{r,s1}] = \begin{bmatrix} Lsr \cdot \cos(\theta_r) & Lsr \cdot \cos(\theta_r + \frac{2\pi}{3}) & Lsr \cdot \cos(\theta_r - \frac{2\pi}{3}) \\ Lsr \cdot \cos(\theta_r - \frac{2\pi}{3}) & Lsr \cdot \cos(\theta_r) & Lsr \cdot \cos(\theta_r + \frac{2\pi}{3}) \\ Lsr \cdot \cos(\theta_r + \frac{2\pi}{3}) & Lsr \cdot \cos(\theta_r - \frac{2\pi}{3}) & Lsr \cdot \cos(\theta_r) \end{bmatrix}$$

$$[L_{s2,r}] = [L_{r,s2}] = \begin{bmatrix} Lsr \cdot \cos(\theta_r - \gamma) & Lsr \cdot \cos(\theta_r - \gamma + \frac{2\pi}{3}) & Lsr \cdot \cos(\theta_r - \gamma - \frac{2\pi}{3}) \\ Lsr \cdot \cos(\theta_r - \gamma - \frac{2\pi}{3}) & Lsr \cdot \cos(\theta_r - \gamma) & Lsr \cdot \cos(\theta_r - \gamma + \frac{2\pi}{3}) \\ Lsr \cdot \cos(\theta_r - \gamma + \frac{2\pi}{3}) & Lsr \cdot \cos(\theta_r - \gamma - \frac{2\pi}{3}) & Lsr \cdot \cos(\theta_r - \gamma) \end{bmatrix}$$

L_{s1}, L_{s2}, L_r : Inductances de fuite des enroulements statorique et rotorique.

L_{ms}, L_{sr}, L_{mr} : Valeur maximale des inductances mutuelles

II.3. Modèle de PARK pour la machine asynchrone à double étoile

Afin d'obtenir un modèle mathématique plus simple que le modèle physique du système on utilise des transformations orthogonales. On obtient donc des équations simples par des changements de variables appropriés. Parmi les transformations les plus utilisées, on a celle de park.

II.3.1. Transformation de PARK

La transformation de PARK est définie par sa matrice de transformation $[P(\theta_e)]$. Elle s'exprime comme suit :

$$[P(\theta_e)] = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \begin{bmatrix} \cos(\theta_e) & \cos(\theta_e - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_e + \frac{2\pi}{3}) \\ -\sin(\theta_e) & -\sin(\theta_e - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta_e + \frac{2\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$$

II.3.2. Modélisation de la machine asynchrone dans le repère de Park

II.3.2.1. Conventions

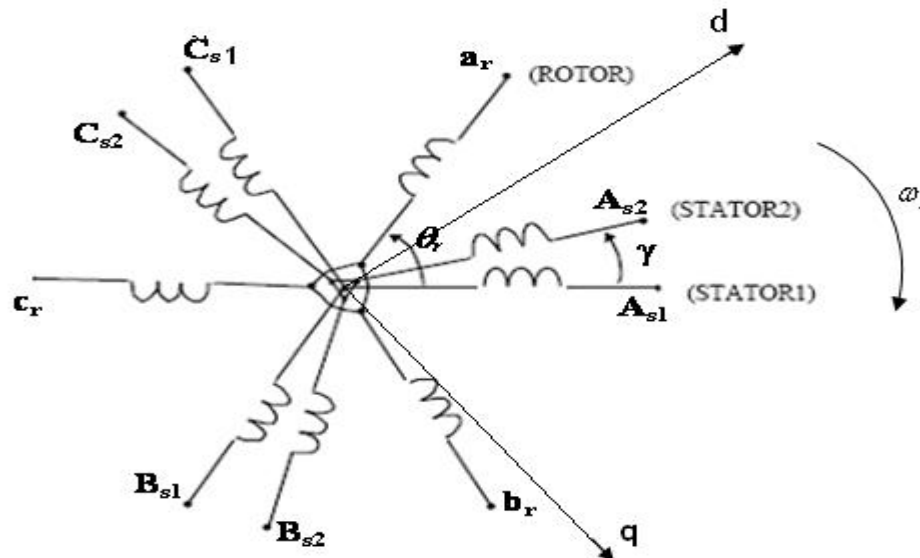


Fig.II.2. Représentation angulaire des systèmes d'axes dans l'espace électrique

Avec :

$(A_{s1}, B_{s1}, C_{s1}), et (A_{s2}, B_{s2}, C_{s2})$ Présentent les deux systèmes de tensions du stator.

a_r, b_r, c_r Présentent les trois phases du rotor

θ_e : Angle de transformation de Park au stator.

$$\omega_r = \frac{d\theta_r}{dt}, \quad \omega_s = \frac{d\theta_s}{dt}, \quad \omega_e = \frac{d\theta_e}{dt}$$

II.3.2.2. Application de La transformation de PARK à la machine asynchrone double étoile

La transformation de Park consiste à appliquer aux courants, aux tensions et au flux un changement de variable en faisant intervenir l'angle entre les axes des enroulements et les nouveaux axes d et q. Ceci peut être interprété comme la substitution, aux enroulements réels

$(A_{s1}, B_{s1}, C_{s1}), (A_{s2}, B_{s2}, C_{s2})$ et (a_r, b_r, c_r) des enroulements fictifs $(s_{d1}, s_{q1}), (s_{d2}, s_{q2})$ et (d_r, q_r) dont les axes magnétiques sont liés aux axes d et q (Figure. II.3).

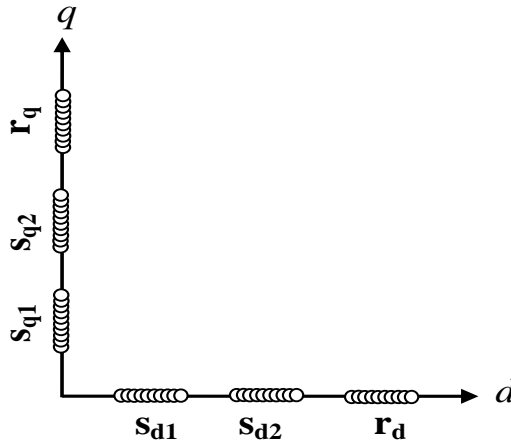


Figure. II.3. Représentation des enroulements sur le système de PARK

II.3.2.2.1- Equations des tensions

En appliquant la transformation de PARK aux équations (II.1), (II.2) et (II.3) et en choisissant le référentiel lié au champ tournant, nous obtenons le système d'équations suivant [38] :

$$\begin{cases}
v_{sd1} = r_{s1} \cdot i_{sd1} + \frac{d\varphi_{sd1}}{dt} - \omega_s \varphi_{sq1} \\
v_{sq1} = r_{s1} \cdot i_{sq1} + \frac{d\varphi_{sq1}}{dt} + \omega_s \varphi_{sd1} \\
v_{sd2} = r_{s2} \cdot i_{sd2} + \frac{d\varphi_{sd2}}{dt} - \omega_s \varphi_{sq2} \\
v_{sq2} = r_{s2} \cdot i_{sq2} + \frac{d\varphi_{sq2}}{dt} + \omega_s \varphi_{sd2} \\
0 = r_r \cdot i_{rd} + \frac{d\varphi_{rd}}{dt} - (\omega_s - \omega_r) \varphi_{rq} \\
0 = r_r \cdot i_{rq} + \frac{d\varphi_{rq}}{dt} + (\omega_s - \omega_r) \varphi_{rd}
\end{cases} \quad (\text{II.4})$$

II.3.2.2.2. Equations des flux

Les relations entre flux et courants sont données par :

$$\begin{cases}
\varphi_{sd1} = L_{s1} i_{sd1} + L_m (i_{sd1} + i_{sd2} + i_{rd}) \\
\varphi_{sq1} = L_{s1} i_{sq1} + L_m (i_{sq1} + i_{sq2} + i_{rq}) \\
\varphi_{sd2} = L_{s2} i_{sd2} + L_m (i_{sd1} + i_{sd2} + i_{rd}) \\
\varphi_{sq2} = L_{s2} i_{sq2} + L_m (i_{sq1} + i_{sq2} + i_{rq}) \\
\varphi_{rd} = L_r i_{rd} + L_m (i_{sd1} + i_{sd2} + i_{rd}) \\
\varphi_{rq} = L_r i_{rq} + L_m (i_{sq1} + i_{sq2} + i_{rq})
\end{cases} \quad (\text{II.5})$$

Sachant que : $L_m = \frac{3}{2} L_{sr} = \frac{3}{2} L_{rs}$: Inductance mutuelle cyclique entre rotor et stator1 ou stator 2.

$$\begin{cases}
L_{s1} = L_{s2} & : (\text{Stator 1 et stator 2 sont identique}) \\
r_{s1} = r_{s2}
\end{cases}$$

Nous posons :

$$\begin{cases}
\varphi_{md} = L_m (i_{sd1} + i_{sd2} + i_{rd}) \\
\varphi_{mq} = L_m (i_{sq1} + i_{sq2} + i_{rq})
\end{cases} \quad (\text{II.6})$$

En remplaçant (II.6) dans (II.5) et puis dans (II.4) on aura :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\varphi_{sd1}}{dt} = v_{sd1} - \frac{r_{s1}}{L_{s1}} (\varphi_{sd1} - \varphi_{md}) + \omega_s \varphi_{sq1} \\ \frac{d\varphi_{sq1}}{dt} = v_{sq1} - \frac{r_{s1}}{L_{s1}} (\varphi_{sq1} - \varphi_{mq}) - \omega_s \varphi_{sd1} \\ \frac{d\varphi_{sd2}}{dt} = v_{sd2} - \frac{r_{s2}}{L_{s2}} (\varphi_{sd2} - \varphi_{md}) + \omega_s \varphi_{sq2} \\ \frac{d\varphi_{sq2}}{dt} = v_{sq2} - \frac{r_{s2}}{L_{s2}} (\varphi_{sq2} - \varphi_{mq}) - \omega_s \varphi_{sd2} \\ \frac{d\varphi_{rd}}{dt} = v_{rd} - \frac{r_r}{L_r} (\varphi_{rd} - \varphi_{md}) + (\omega_s - \omega_r) \varphi_{rq} \\ \frac{d\varphi_{rq}}{dt} = v_{rq} - \frac{r_r}{L_r} (\varphi_{rq} - \varphi_{mq}) - (\omega_s - \omega_r) \varphi_{rd} \end{array} \right. \quad (\text{II.7})$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \varphi_{md} = \left(\frac{\varphi_{sd1}}{L_{s1}} + \frac{\varphi_{sd2}}{L_{s2}} + \frac{\varphi_{rd}}{L_r} \right) \cdot L_a \\ \varphi_{mq} = \left(\frac{\varphi_{sq1}}{L_{s1}} + \frac{\varphi_{sq2}}{L_{s2}} + \frac{\varphi_{rq}}{L_r} \right) \cdot L_a \end{array} \right. \quad (\text{II.8})$$

$$L_a = \frac{1}{\left(\frac{1}{L_m} + \frac{1}{L_{s1}} + \frac{1}{L_{s2}} + \frac{1}{L_r} \right)}$$

II.3.2.2.3- équation mécanique

L'équation mécanique de la machine s'écrit [9] :

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_r - K_f \cdot \Omega \quad (\text{II.9})$$

Le couple électromagnétique dans le repère de PARK est donné par [40] :

$$C_{em} = p \cdot [\varphi_{sd1} \cdot isq1 + \varphi_{sd2} \cdot isq2 - \varphi_{sq1} \cdot isd1 - \varphi_{sq2} \cdot isd2] \quad (\text{II.10})$$

II.4. Principe de la commande vectorielle

La difficulté pour commander une machine asynchrone à double étoile réside dans le fait qu'il existe un couplage complexe entre les variables interne de la machine comme le flux, le couple, la vitesse ou la position. En 1971, BLASCHKE a proposé une nouvelle théorie de commande par flux orienté qui permet d'assimiler la machine asynchrone à une machine à courant continu où le couple et le flux sont contrôlés indépendamment l'un par rapport à l'autre (Figure.II.4) [41] [42].

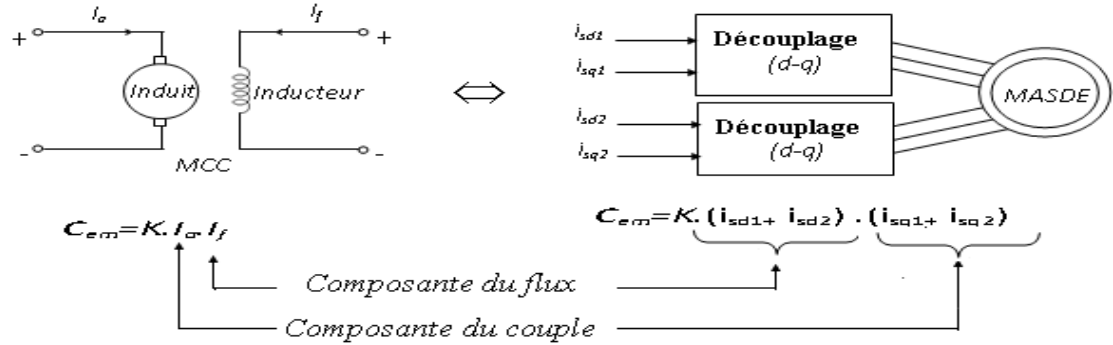


Figure. II.4 Principe de la commande vectorielle

La commande d'une machine à courant continu est effectuée simplement en pilotant deux courants continus. Par contre, le cas d'une machine asynchrone double étoile est beaucoup plus difficile car il faut piloter cinq grandeurs, quatre courants (direct et en quadrature) ou quatre tensions statoriques (direct et en quadrature) et la fréquence de ces signaux.

Lors de la modélisation de la machine asynchrone à double étoile dans un référentiel lié au champ tournant, le référentiel $d-q$ et les champs statorique, rotorique et d'entrefer de la machine tournent à la même vitesse. L'orientation d'un de ces trois champs suivant l'axe d du référentiel constitue le principe de base de la commande par orientation du flux (commande vectorielle). Cette orientation permet de transformer l'expression du couple électromagnétique à une forme similaire à celle de la machine à courant continu [7] [12] [13].

II.5. Différents modèles mathématiques d'orientation du flux

Dans le modèle de la machine asynchrone représenté par les équations biphasées, nous choisissons un référentiel lié au champ tournant tel que l'axe « d » coïncide avec la direction désiré du flux (rotorique, statorique ou magnétisant) [36][38].

- ☞ **Orientation du flux rotorique :** $\varphi_{rd} = \varphi_r, \varphi_{rq} = 0$
- ☞ **Orientation du flux statorique :** $\varphi_{sd1} + \varphi_{sd2} = \varphi_s, \varphi_{sq1} + \varphi_{sq2} = 0$
- ☞ **Orientation du flux magnétisant :** $\varphi_{md1} + \varphi_{md2} = \varphi_m, \varphi_{mq1} + \varphi_{mq2} = 0$

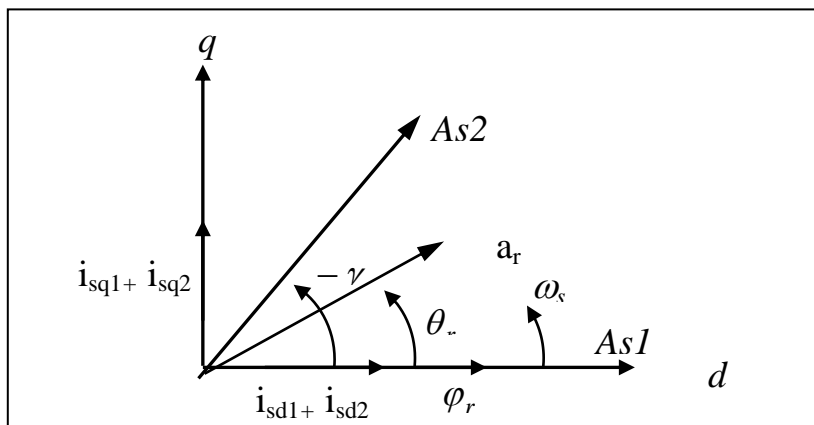


Figure. II.5. Position du référentiel par rapport au flux rotorique

Le flux représenté à la figure (II.5) peut être le flux rotorique, statorique ou magnétisant. Dans notre cas, on a choisi un référentiel d - q de telle sorte que l'axe direct d coïncide avec le vecteur du flux rotorique φ_r . On a alors :

$$\begin{cases} \varphi_{rd} = \varphi_r \\ \varphi_{rq} = 0 \end{cases} \quad (\text{II.11})$$

II.6. commande vectorielle avec orientation du flux rotorique

II.6.1. Modèle de la machine

En partant du système (II.1) et on posant ($\varphi_{rd} = \varphi_r$ et $\varphi_{rq} = 0$), on trouve :

$$\begin{cases} v_{sd1} = r_{s1}i_{sd1} + \frac{d\varphi_{sd1}}{dt} - \omega_s\varphi_{sq1} \\ v_{sq1} = r_{s1}i_{sq1} + \frac{d\varphi_{sq1}}{dt} + \omega_s\varphi_{sd1} \\ v_{sd2} = r_{s2}i_{sd2} + \frac{d\varphi_{sd2}}{dt} - \omega_s\varphi_{sq2} \\ v_{sq2} = r_{s2}i_{sq2} + \frac{d\varphi_{sq2}}{dt} + \omega_s\varphi_{sd2} \\ 0 = r_r i_{rd} + \frac{d\varphi_r}{dt} \\ 0 = r_r i_{rq} + (\omega_s - \omega_r)\varphi_r \\ J \frac{d\omega_r}{dt} = C_{em} - C_r - K_f \omega_r \\ C_{em} = \frac{L_m}{L_m + L_r} (\varphi_r (i_{sq1} + i_{sq2})) \end{cases} \quad (\text{II.12})$$

Avec :

$$\begin{cases} \varphi_{sd1} = L_{s1}i_{sd1} + L_m(i_{sd1} + i_{sd2} + i_{rd}) \\ \varphi_{sq1} = L_{s1}i_{sq1} + L_m(i_{sq1} + i_{sq2} + i_{rq}) \\ \varphi_{sd2} = L_{s1}i_{sd2} + L_m(i_{sd1} + i_{sd2} + i_{rd}) \\ \varphi_{sq2} = L_{s1}i_{sq2} + L_m(i_{sq1} + i_{sq2} + i_{rq}) \\ \varphi_r = L_r i_{rd} + L_m(i_{sd1} + i_{sd2} + i_{rd}) \\ 0 = L_r i_{rq} + L_m(i_{sq1} + i_{sq2} + i_{rq}) \end{cases} \quad (\text{II.13})$$

$$\Rightarrow \begin{cases} \varphi_{sd1} = \left(L_{s1} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \right) i_{sd1} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} i_{sd2} + \left(\frac{L_m}{L_m + L_r} \right) \varphi_r \\ \varphi_{sd2} = \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} i_{sd1} + \left(L_{s1} + \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \right) i_{sd2} + \left(\frac{L_m}{L_m + L_r} \right) \varphi_r \\ \varphi_{sq1} = \left(L_{s1} + \frac{L_m \cdot L_r}{L_m + L_r} \right) i_{sq1} + \frac{L_m \cdot L_r}{L_m + L_r} i_{sq2} \\ \varphi_{sq2} = \frac{L_m \cdot L_r}{L_m + L_r} i_{sq1} + \left(L_{s1} + \frac{L_m \cdot L_r}{L_m + L_r} \right) i_{sq2} \\ i_{rd} = \frac{\varphi_r - L_m(i_{sd1} + i_{sd2})}{(L_r + L_m)} \\ i_{rq} = \frac{-L_m(i_{sq1} + i_{sq2})}{(L_r + L_m)} \end{cases} \quad (\text{II.14})$$

En remplaçant dans le système (II.12), on aura :

$$\begin{cases} v_{sd1} = r_{s1}i_{sd1} + (L_{s1} + e) \frac{di_{sd1}}{dt} + d \cdot \frac{di_{sd2}}{dt} + \left(\frac{L_m}{L_m + L_r} \right) \frac{d\varphi_r}{dt} - \omega_s [(L_{s1} + e)i_{sq1} + d i_{sq2}] \\ v_{sq1} = r_{s1}i_{sq1} + (L_{s1} + e) \frac{di_{sq1}}{dt} + d \cdot \frac{di_{sq2}}{dt} + \omega_s [(L_{s1} + e)i_{sd1} + d i_{sd2} + \left(\frac{L_m}{L_m + L_r} \right) \varphi_r] \\ v_{sd2} = r_{s2}i_{sd2} + \left[d \cdot \frac{di_{sd1}}{dt} + (L_{s1} + e) \frac{di_{sd2}}{dt} + \left(\frac{L_m}{L_m + L_r} \right) \frac{d\varphi_r}{dt} \right] - \omega_s [d i_{sq1} + (L_{s1} + e)i_{sq2}] \\ v_{sq2} = r_{s2}i_{sq2} + \left[d \cdot \frac{di_{sq1}}{dt} + (L_{s1} + e) \cdot \frac{di_{sq2}}{dt} \right] + \omega_s [d i_{sd1} + (L_{s1} + e)i_{sd2} + \left(\frac{L_m}{L_m + L_r} \right) \varphi_r] \\ \frac{d\varphi_r}{dt} = + \frac{r_r L_m}{(L_r + L_m)} (i_{sd1} + i_{sd2}) - \frac{r_r}{(L_r + L_m)} \varphi_r \\ (\omega_s - \omega_r) = \frac{r_r L_m}{(L_r + L_m)} \frac{(i_{sq1} + i_{sq2})}{\varphi_r} \\ J \frac{d\omega_r}{dt} = C_{em} - C_r - K_f \omega_r \\ C_{em} = \frac{L_m}{L_r + L_m} (\varphi_r (i_{sq1} + i_{sq2})) \\ \text{avece} = \frac{L_m L_r}{L_m + L_r} \end{cases} \quad (\text{II.15})$$

Les équations (II.15) montrent qu'on peut agir indépendamment sur le flux rotorique φ_r et le couple électromagnétique C_{em} par l'intermédiaire respectivement des composantes $i_{sd1} + i_{sd2}$ et $i_{sq1} + i_{sq2}$ des courants statorique.

Afin d'assurer un contrôle du couple et de pouvoir fournir à tout instant un couple maximal, le flux φ_r est maintenu à sa valeur nominale. Par contre les équations des tensions $v_{sd1}, v_{sd2}, v_{sq1}$ et v_{sq2} montrent un découplage indésirable, ce qui nécessite l'utilisation d'un circuit de découplage lors de l'implantation de la commande.

Le flux rotorique φ_r est maintenu constant à sa valeur nominale φ_{rN} car on a pour des vitesses rotoriques inférieures ou égales à la vitesse nominale de la machine.

En tenant compte que φ_r est maintenu constant à sa valeur nominale φ_{rN} et à partir des systèmes (II.12) et (II.14) on aura :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\varphi_r}{L_m} - \left(\frac{L_r + L_m}{L_m} \right) i_{rd} - i_{sd2} = i_{sd1} \\ \frac{\varphi_r}{L_m} - \left(\frac{L_r + L_m}{L_m} \right) i_{rd} - i_{sd1} = i_{sd2} \\ - \left(\frac{L_r + L_m}{L_m} \right) i_{rq} - i_{sq2} = i_{sq1} \\ - \left(\frac{L_r + L_m}{L_m} \right) i_{rq} - i_{sq1} = i_{sq2} \\ i_{rd} = - \frac{d\varphi_r}{r_r} \\ i_{rq} = - \frac{(\omega_s - \omega_r)}{r_r} \varphi_r \end{array} \right. \quad (\text{II.16})$$

En dérivant ce système d'équation par rapport au temps on aura :

$$\left\{ \begin{array}{l}
\frac{1}{L_m} \frac{d\varphi_r}{dt} - \left(\frac{L_r + L_m}{L_m} \right) \frac{di_{rd}}{dt} - \frac{di_{sd2}}{dt} = \frac{di_{sd1}}{dt} \\
\frac{1}{L_m} \frac{d\varphi_r}{dt} - \left(\frac{L_r + L_m}{L_m} \right) \frac{di_{rd}}{dt} - \frac{di_{sd1}}{dt} = \frac{di_{sd2}}{dt} \\
-\left(\frac{L_r + L_m}{L_m} \right) \frac{di_{rq}}{dt} - \frac{di_{sq2}}{dt} = \frac{di_{sq1}}{dt} \\
-\left(\frac{L_r + L_m}{L_m} \right) \frac{di_{rq}}{dt} - \frac{di_{sq1}}{dt} = \frac{di_{sq2}}{dt} \\
\frac{di_{rd}}{dt} = -\frac{1}{r_r} \frac{d^2\varphi_r}{dt^2} \\
\frac{di_{rq}}{dt} = -\frac{(\omega_s - \omega_r)}{r_r} \frac{d\varphi_r}{dt}
\end{array} \right. \quad (\text{II.17})$$

Au régime établi nous avons : $\frac{d\varphi_r}{dt} = 0$ et $\frac{d^2\varphi_r}{dt^2} = 0$ car $\varphi_r = \varphi_m$ alors le système (II.17) devient

$$\left\{ \begin{array}{l}
-\frac{di_{sd2}}{dt} = \frac{di_{sd1}}{dt} \\
-\frac{di_{sd1}}{dt} = \frac{di_{sd2}}{dt} \\
-\frac{di_{sq2}}{dt} = \frac{di_{sq1}}{dt} \\
-\frac{di_{sq1}}{dt} = \frac{di_{sq2}}{dt}
\end{array} \right. \quad (\text{II.18})$$

A partir du système (II.18) le système (II.15) devient :

$$\left\{ \begin{array}{l}
v_{sd1} = r_{s1}i_{sd1} + L_s \frac{di_{sd1}}{dt} + \left(\frac{L_m}{L_m + L_r} \right) \frac{d\varphi_r}{dt} - \omega_s [(L_s + e)i_{sq1} + d.i_{sq2}] \\
v_{sq1} = r_{s1}i_{sq1} + L_s \frac{di_{sq1}}{dt} + \omega_s [(L_s + e)i_{sd1} + d.i_{sd2}] + \left(\frac{L_m}{L_m + L_r} \right) \varphi_r \\
v_{sd2} = r_{s2}i_{sd2} + L_s \frac{di_{sd2}}{dt} + \left(\frac{L_m}{L_m + L_r} \right) \frac{d\varphi_r}{dt} - \omega_s [d.i_{sq1} + (L_s + e)i_{sq2}] \\
v_{sq2} = r_{s2}i_{sq2} + L_s \frac{di_{sq2}}{dt} + \omega_s [d.i_{sd1} + (L_s + e)i_{sd2}] + \left(\frac{L_m}{L_m + L_r} \right) \varphi_r \\
\frac{d\varphi_r}{dt} = + \frac{r_r L_m}{(L_r + L_m)} (i_{sd1} + i_{sd2}) - \frac{r_r}{(L_r + L_m)} \varphi_r \\
(\omega_s - \omega_r) = \frac{r_r L_m}{(L_r + L_m)} \frac{(i_{sq1} + i_{sq2})}{\varphi_r} \\
J \frac{d\omega_r}{dt} = C_{em} - C_r - K_f \omega_r \\
C_{em} = \frac{L_m}{L_m + L_r} (\varphi_r (i_{sq1} + i_{sq2}))
\end{array} \right. \quad (\text{II.19})$$

Avec $L_s = L_{s1}$

II.6.2. Stratégies de commande

Pour la réalisation de la commande vectorielle, il existe deux méthodes : la méthode directe et la méthode indirecte. Le problème principal qui se pose dans cette réalisation est la détermination précise et en permanence de la position et du module du flux [41].

II.6.2.1. Méthode indirecte

Cette approche consiste à ne pas utiliser l'amplitude du flux rotorique mais seulement sa position [41] [42]. Elle élimine le besoin d'un capteur ou d'un estimateur ou d'un observateur de flux, mais nécessite l'utilisation d'un capteur de vitesse. La phase du flux est alors déterminée en utilisant un modèle mathématique qui peut être intégré dans la structure de commande.

II.6.2.2. Méthode directe

Cette méthode nécessite une bonne connaissance du module du flux et de sa phase, et celle-ci doit être vérifiée quel que soit le régime transitoire effectué, il faut donc procéder à une série de mesures au sein du processus.

Afin d'accéder au flux rotorique φ_r , deux procédés sont utilisés [43] :

- La mesure du flux dans l'entrefer de la machine à l'aide de capteurs, leurs inconvénients principaux réside dans le fait que ces capteurs du flux sont très fragiles et sensibles aux variations de température.
- L'estimation de flux à l'aide de modèles mathématiques. Le principe de cette méthode consiste à estimer la position du flux en se basant sur les équations qui régissent le fonctionnement de la machine asynchrone avec la commande vectorielle.

II.7. Découplage par compensation

L'objectif est, dans la mesure du possible, de limiter l'effet d'une entrée à une seule sortie. Nous pourrions alors modéliser le processus sous la forme d'un ensemble de systèmes monovariables évoluant en parallèle. Les commandes sont alors non interactives. Différentes techniques existent : découplage utilisant un régulateur, découplage par retour d'état, découplage par compensation. Nous présenterons ce dernier type de découplage [44][45].

Définissons quatre nouvelles variables de commande v_{sd1}^1 v_{sq1}^1 v_{sd2}^1 v_{sq2}^1 telles que :

$$\begin{cases} v_{sd1}^* = v_{sd1}^1 - e_{sd1} \\ v_{sq1}^* = v_{sq1}^1 - e_{sq1} \\ v_{sd2}^* = v_{sd2}^1 - e_{sd2} \\ v_{sq2}^* = v_{sq2}^1 - e_{sq2} \end{cases} \quad (\text{II.20})$$

Avec :

$$\begin{cases} e_{sd1} = -\omega_s [(L_s + d)i_{sq1} + d.i_{sq2}] \\ e_{sq1} = \omega_s \left[(L_s + d)i_{sd1} + d.i_{sd2} + \left(\frac{L_m}{L_m + L_r} \right) \varphi_r \right] \\ e_{sd2} = -\omega_s [d.i_{sq1} + (L_s + d)i_{sq2}] \\ e_{sq2} = \omega_s \left[d.i_{sd1} + (L_s + d)i_{sd2} + \left(\frac{L_m}{L_m + L_r} \right) \varphi_r \right] \end{cases} \quad (\text{II.21})$$

Les tensions v_{sd1}^* , v_{sd2}^* , v_{sq1}^* et v_{sq2}^* sont alors reconstituées à partir des tension v_{sd1}^1 , v_{sq1}^1 , v_{sd2}^1 et v_{sq2}^1 .

Nous définissons ainsi un nouveau système pour lequel :

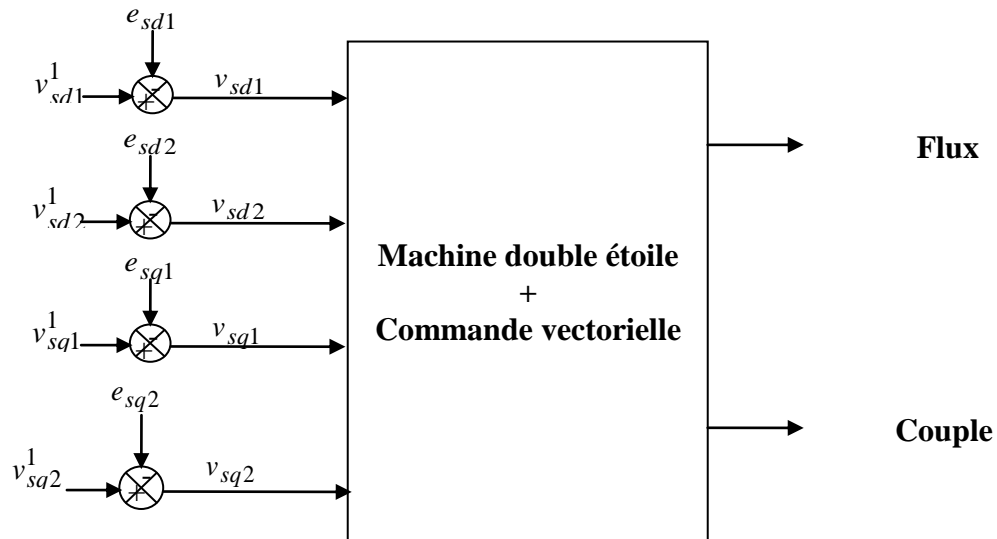


Figure.II.6. Reconstitutions des tensions v_{sd1} , v_{sd2} , v_{sq1} et v_{sq2}

Nous définissons ainsi un nouveau système pour lequel Les actions sur les axes d et q sont découplées

$$\begin{cases} v_{sd1}^1 = r_s i_{sd1}^* + L_s \frac{di_{sd1}^*}{dt} \\ v_{sq1}^1 = r_s i_{sq1}^* + L_s \frac{di_{sq1}^*}{dt} \\ v_{sd2}^1 = r_s i_{sd2}^* + L_s \frac{di_{sd2}^*}{dt} \\ v_{sq2}^1 = r_s i_{sq2}^* + L_s \frac{di_{sq2}^*}{dt} \end{cases} \quad (\text{II.22})$$

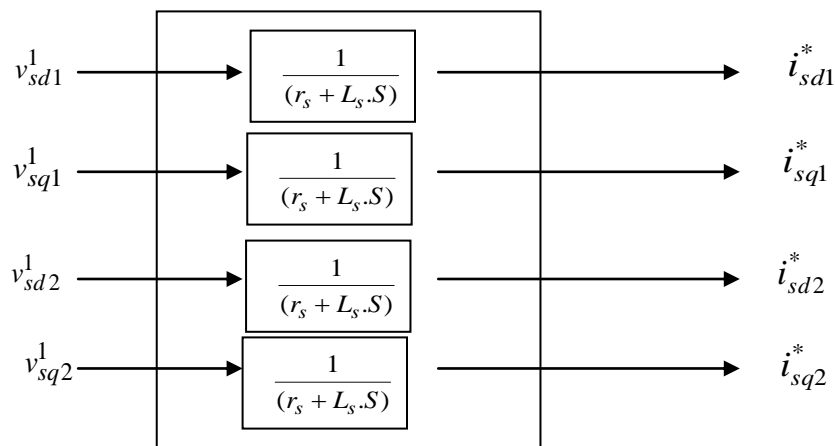


Figure.II.7. Commande découplé – expression de i_{sd1} , i_{sq1} , i_{sd2} et i_{sq2}

$$\Rightarrow \begin{cases} v_{sd1}^1 = [r_s + L_s \cdot S] i_{sd1}^* \\ v_{sq1}^1 = [r_s + L_s \cdot S] i_{sq1}^* \\ v_{sd2}^1 = [r_s + L_s \cdot S] i_{sd2}^* \\ v_{sq2}^1 = [r_s + L_s \cdot S] i_{sq2}^* \end{cases} \quad (\text{II.23})$$

Les deux enroulements statoriques sont identiques, donc les puissances fournies par les deux systèmes d'enroulements sont égales d'où :

$$\begin{cases} i_{sd1}^* = i_{sd2}^* = \frac{i_{sd}^*}{2} \\ i_{sq1}^* = i_{sq2}^* = \frac{i_{sq}^*}{2} \end{cases}$$

Donc :

$$\begin{cases} i_{sd1}^* = i_{sd2}^* = \frac{i_{sd}^*}{2} = \frac{1+T_r S}{2L_m} \varphi_r^* \\ i_{sq1}^* = i_{sq2}^* = \frac{i_{sq}^*}{2} = \frac{L_m + L_r}{2L_m \varphi_r^*} C_{em}^* \end{cases} \quad \text{Avec : } S = \frac{d}{dt} \text{ et } T_r = \frac{L_m + L_r}{r_r}$$

II.8. Commande à orientation du flux rotorique

Le schéma bloc de commande vectorielle directe avec orientation du flux rotorique est représenté par la figure.II.8

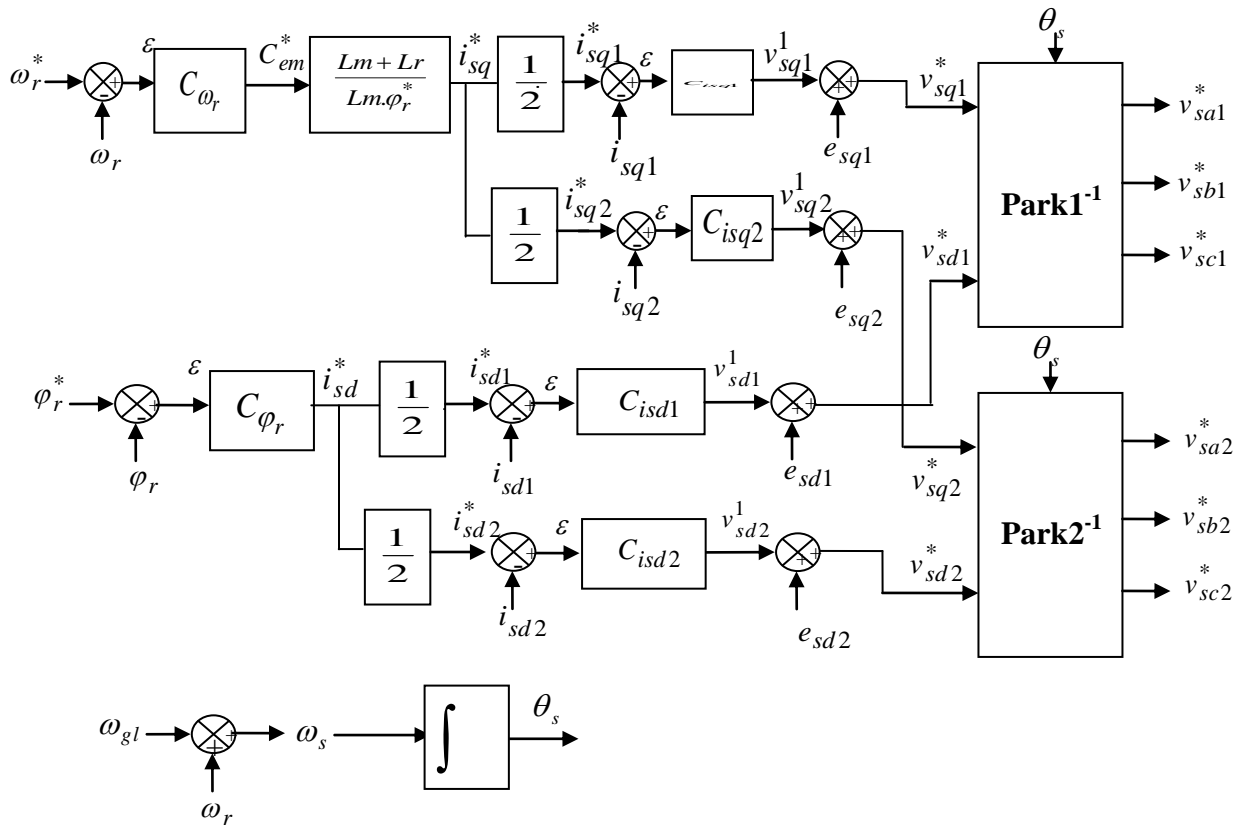


Figure. II.8. Schéma bloc de la commande vectorielle

II.8.1. Calcul des régulateurs

Nous avons vu que le découplage entre les axes d et q nous permet d'étudier séparément les boucles de régulation du flux et du couple. Le calcul des régulateurs est effectué à l'aide du principe d'imposition des pôles [36] [41][46][47].

II.8.1.1. Réglage en cascade du flux rotorique

- Réglage de la boucle interne des courant i_{sd1} et i_{sd2}

D'après le système (II.23), On a

$$\begin{cases} v_{sd1}^1 = (r_s + L_s S) i_{sd1} \\ v_{sd2}^1 = (r_s + L_s S) i_{sd2} \end{cases} \quad (\text{II.24})$$

Donc :

$$\begin{cases} i_{sd1}(S) = \frac{v_{sd1}^1}{r_s + L_s S} \\ i_{sd2}(S) = \frac{v_{sd2}^1}{r_s + L_s S} \end{cases} \quad (\text{II.25})$$

Les boucles de régulation des courants i_{sd1} et i_{sd2} sont représenté par la figure (Fig.II.9)

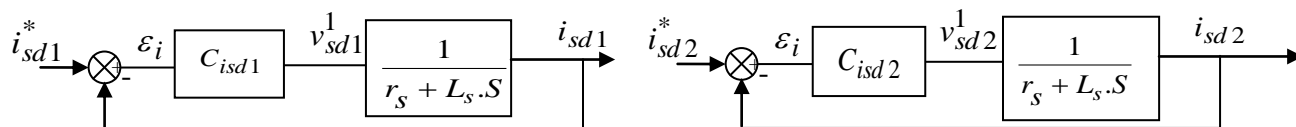


Figure.II.9. Schéma fonctionnel des régulateurs des courants i_{sd1} et i_{sd2}

L'expression mathématique du régulateur PI du correcteur C_{isd1} et C_{isd2} sont donné par les relations suivantes :

$$C_{isd1} = k_{pd1} + \frac{k_{id1}}{S}$$

$$C_{isd2} = k_{pd2} + \frac{k_{id2}}{S}$$

On a donc :

$$\begin{cases} v_{sd1}^1 = \left(k_{pd1} + \frac{k_{id1}}{S} \right) \cdot (i_{sd1}^* - i_{sd1}) \\ v_{sd2}^1 = \left(k_{pd2} + \frac{k_{id2}}{S} \right) \cdot (i_{sd2}^* - i_{sd2}) \end{cases} \quad (\text{II.26})$$

Les fonctions de transfert en boucle fermée sont :

$$\begin{cases} \frac{i_{sd1}}{i_{sd1}^*} = \frac{\frac{k_{pd1}S + k_{id1}}{L_s}}{S^2 + \frac{(r_s + k_{pd1})}{L_s}S + \frac{k_{id1}}{L_s}} \\ \frac{i_{sd2}}{i_{sd2}^*} = \frac{\frac{k_{pd2}S + k_{id2}}{L_s}}{S^2 + \frac{(r_s + k_{pd2})}{L_s}S + \frac{k_{id2}}{L_s}} \end{cases} \quad (\text{II.27})$$

Les polynômes caractéristiques pour les boucles de régulation sont :

$$\begin{cases} P1(S) = S^2 + \frac{(r_s + k_{pd1})}{L_s}S + \frac{k_{id1}}{L_s} = 0 \\ P2(S) = S^2 + \frac{(r_s + k_{pd2})}{L_s}S + \frac{k_{id2}}{L_s} = 0 \end{cases} \quad (\text{II.28})$$

En imposant pour chaque polynôme caractéristique en boucle fermée deux pôles complexes conjugués

$$S_{1,2} = \rho_c(-1 \pm j), \text{ on aura : } p(S) = S^2 + 2.\rho_c.S + 2.\rho_c^2 = 0$$

$$p(S) = S^2 + 2.\rho_c.S + 2.\rho_c^2 = 0 \quad (\text{II.29})$$

Par identification terme à terme des équations, on aura :

$$\begin{cases} k_{pd1} = 2\rho_c L_s - r_s \\ k_{id1} = 2\rho_c^2 L_s \\ k_{pd2} = 2\rho_c L_s - r_s \\ k_{id2} = 2\rho_c^2 L_s \end{cases} \quad (\text{II.30})$$

- Réglage de la boucle externe du flux

Afin d'assurer un bon contrôle du couple, il faut maintenir le flux constant lors des changements de consigne de vitesse, ainsi que lors des applications de la charge perturbatrice.

D'après le système (II.16), on a :

$$\varphi_r = \frac{L_m}{(1 + T_r S)} i_{sd} \quad (\text{II.31})$$

Le schéma-bloc de la régulation du flux est le suivant:

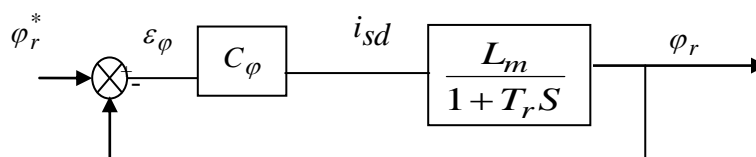


Figure.II.10. Schéma fonctionnel de régulation du flux φ_r

La fonction de transfert ouverte est:

$$\frac{\varphi_r(S)}{\varepsilon_\varphi(S)} = C_\varphi \frac{L_m}{1 + T_r S} = \left(k_{p\varphi} + \frac{k_{i\varphi}}{S} \right) \frac{L_m}{1 + T_r S} \quad (\text{II.32})$$

La fonction de transfert en boucle fermée est :

$$\frac{\varphi_r(S)}{\varphi_r^*(S)} = \frac{\left(k_{p\varphi} \cdot S + k_{i\varphi} \right) \frac{L_m}{T_r}}{S^2 + \frac{1}{T_r} (1 + L_m k_{p\varphi}) S + \frac{L_m \cdot k_{i\varphi}}{T_r}} \quad (\text{II.33})$$

L'équation caractéristique en boucle fermée est donnée par:

$$P(S) = S^2 + \frac{1}{T_r} (1 + L_m k_{p\varphi}) S + \frac{L_m k_{i\varphi}}{T_r} = 0 \quad (\text{II.34})$$

En imposant au polynôme caractéristique en boucle fermée deux pôles complexes conjugués

$S_{1,2} = \rho_\varphi (-1 \pm j)$, on aura :

$$P(S) = S^2 + 2\rho_\varphi S + 2\rho_\varphi^2 = 0 \quad (\text{II.35})$$

Par identification, on trouve :

$$\begin{cases} k_{i\phi} = 2 \cdot \frac{T_r}{L_m} \cdot \rho_\phi^2 \\ k_{p\phi} = \frac{1}{L_m} (2 \cdot T_r \cdot \rho_\phi - 1) \end{cases} \quad (\text{II.36})$$

II.8.1.2. Réglage en cascade de la vitesse

- Réglage des boucles internes des courants i_{sq1} et i_{sq2}

Les mêmes calculs sont effectués pour dimensionner les régulateurs des courants i_{sq1} et i_{sq2} que pour le dimensionnement des régulateurs des courants i_{sd1} et i_{sd2} .

Si on impose la même dynamique en boucle fermée, les coefficients k_{iq1} et k_{pq1} seront identiques à ceux des régulateurs des courants i_{sd1} et i_{sd2} .

- Réglage de la boucle externe de la vitesse

Boucle de la régulation de vitesse

Le régulateur de vitesse permet de déterminer le couple de référence afin de maintenir la vitesse correspondante.

Pour que la cascade soit justifiée, il faut que la boucle interne soit plus rapide par rapport à celle de la vitesse.

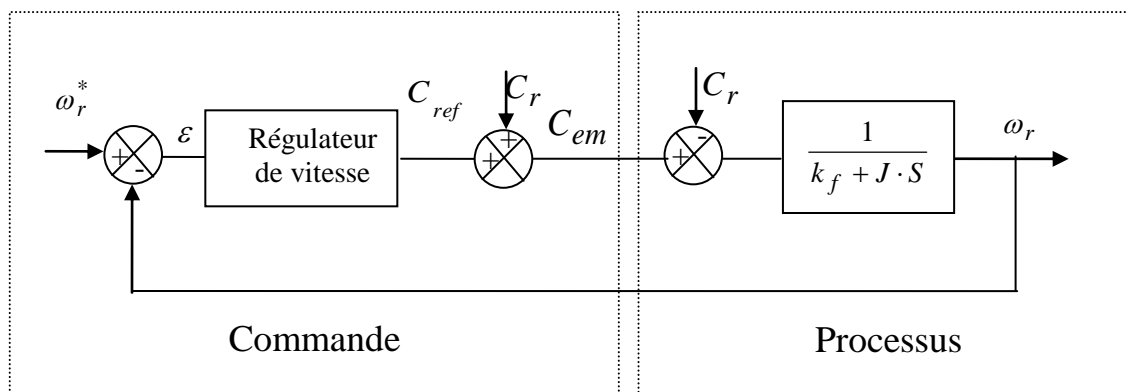
D'après l'équation mécanique de la machine asynchrone à double étoile, on a :

$$\omega_r = \frac{C_{ref}}{J.S + k_f} = \frac{C_{em} - C_r}{J.S + k_f} \quad (\text{II.37})$$

La chaîne de régulation de vitesse peut être représentée par le schéma fonctionnel suivant (Figure. II.11) :

L'expression mathématique du régulateur PI du correcteur C_{ω_r} est donnée par la relation suivante :

$$C_{\omega_r} = k_{p\omega} + \frac{k_{i\omega}}{S}$$

Figure.II. 11 .Schéma fonctionnel de régulation de la vitesse ω_r

La fonction de transfert en boucle fermée, calculée à partir du schéma précédent, est donnée par :

$$\frac{\omega_r}{\omega_r^*} = \frac{(k_{p\omega}S + k_{i\omega}) \frac{1}{J}}{P(S)} \quad (\text{II.38})$$

L'équation du polynôme caractéristique en boucle fermée $P(S)$ est :

$$P(S) = S^2 + \frac{k_f + k_{p\omega}}{J} S + \frac{k_{i\omega}}{J} \quad (\text{II.39})$$

En imposant au polynôme caractéristique en boucle fermée deux pôles complexes conjugués :

$S_{1,2} = \rho_v(-1 \pm j)$, on aura :

$$P(S) = S^2 + 2\rho_v S + 2\rho_v^2 = 0 \quad (\text{II.40})$$

Par identification, on trouve :

$$\begin{cases} k_{i\omega} = 2J\rho_v^2 \\ k_{p\omega} = 2J\rho_v - k_f \end{cases} \quad (\text{II.41})$$

II.9. Résultats de simulation

Les simulations présentées dans cette partie sont réalisées sur une machine asynchrone à double étoile alimentée par deux convertisseurs matriciels identiques commandés par la stratégie de modulation de ventiruni.

La machine commandée vectoriellement par orientation du flux rotorique, est mise en évidence par simulation numérique sous environnement *MATLAB/ SIMULINK*.

Les figures suivantes montrent les performances de réglage lors d'un démarrage à vide pour une consigne de référence $\Omega_{ref}=288\text{rad/s}$, suivi de l'application de la charges $C_r = 14\text{N.m}$ entre l'intervalle de temps $t = [1.5, 2.5]$ s, puis à l'inversion de la consigne de vitesse à $t = 3$ s. Un couple résistant de -14N.m est introduit à partir de $t = 5\text{s}$.

Les réponses obtenues sont:

- ☞ L'évolution de vitesse de rotation.
- ☞ L'évolution du couple développé par la machine asynchrone à double étoile.
- ☞ L'évolution des courants statoriques direct et en quadrature.
- ☞ L'évolution des flux rotoriques direct et en quadrature.

Les pôles choisis pour chaque boucle de régulation sont donnés par le tableau suivant :

Boucle de régulation	Pôles
Courants	$-2000 \pm j2000$
Flux	$-15 \pm j15$
Vitesse	$-3.1 \pm j3.1$

II.9.1. Interprétation

L'allure de la vitesse suit parfaitement sa référence qui est atteinte rapidement sans dépassement avec une petite perturbation lorsque on applique un couple résistant a $t = 1.5\text{s}$ et son élimination a $t = 2.5\text{s}$. Le temps de réponse est environ 1s . L'effet de la perturbation est rapidement éliminé et que le couple électromagnétique se stabilise à la valeur du couple de charge 14 N.m , une réaction négative est observée lors de l'inversion du sens de rotation et puis le couple rejoint son trajectoire de référence. Le régulateur rejette les perturbations de charge après un temps de 0.5s avec une chute maximale de vitesse de 10% .

Les deux flux rotoriques d'axe d et q suivent les valeurs imposées en régime totalement établi et indépendamment de la charge appliquée, on dit que le découplage est parfait.

Le courant de la première étoile i_{as1} a une valeur crête de 15A en régime transitoire ; en présence de la charge, le courant atteint une valeur crête de 5.6A , la valeur crête à vide est de 2.6A , il présente des harmoniques

Ces résultats montrent que le réglage avec les régulateurs PI donne des réponses satisfaisantes par rapport à la grandeur de perturbation.

II.9.2. Robustesse vis-à-vis de la variation paramétrique

La robustesse est une propriété importante des régulateurs, aussi donnons une définition de celle-ci : Un régulateur est dit robuste si le système en boucle fermé pour lequel il a été conçu est stable, non seulement pour ce système, mais également pour un système légèrement différent du système nominal

II.9.2.1. Performances vis-à-vis de la variation de la résistance rotorique

Dans le but de tester la robustesse de la commande par le régulateur PI, nous avons également étudié l'influence de la variation de la résistance rotorique sur le découplage entre le flux et le couple. Pour cela nous avons simulé le système pour une augmentation de 10% de la résistance rotorique (R_r) introduite à $t = 1.5s$, avec l'application de la charge $C_r = 14N.m$ à partir de $t = 2s$, D'après ces résultats (figure. II.13), on remarque de façon claire qu'aucune influence n'apparaît pendant la variation de la résistance rotorique en fonctionnement à vide $[0, 1.5] s$, par contre en fonctionnement en charge, Les composantes du flux rotorique prennent des valeurs supérieures sur leurs valeurs imposées ($1wb, 0wb$), Ce qui est marquant dans ces courbes, c'est que la variation de la résistance rotorique a un impact néfaste sur la commande vectorielle à flux rotorique orienté, car le découplage n'est plus maintenu, et le principe même de commande est détérioré, l'erreur statique de la composante du flux rotorique persiste ($\varphi_{rq} \neq 0$),

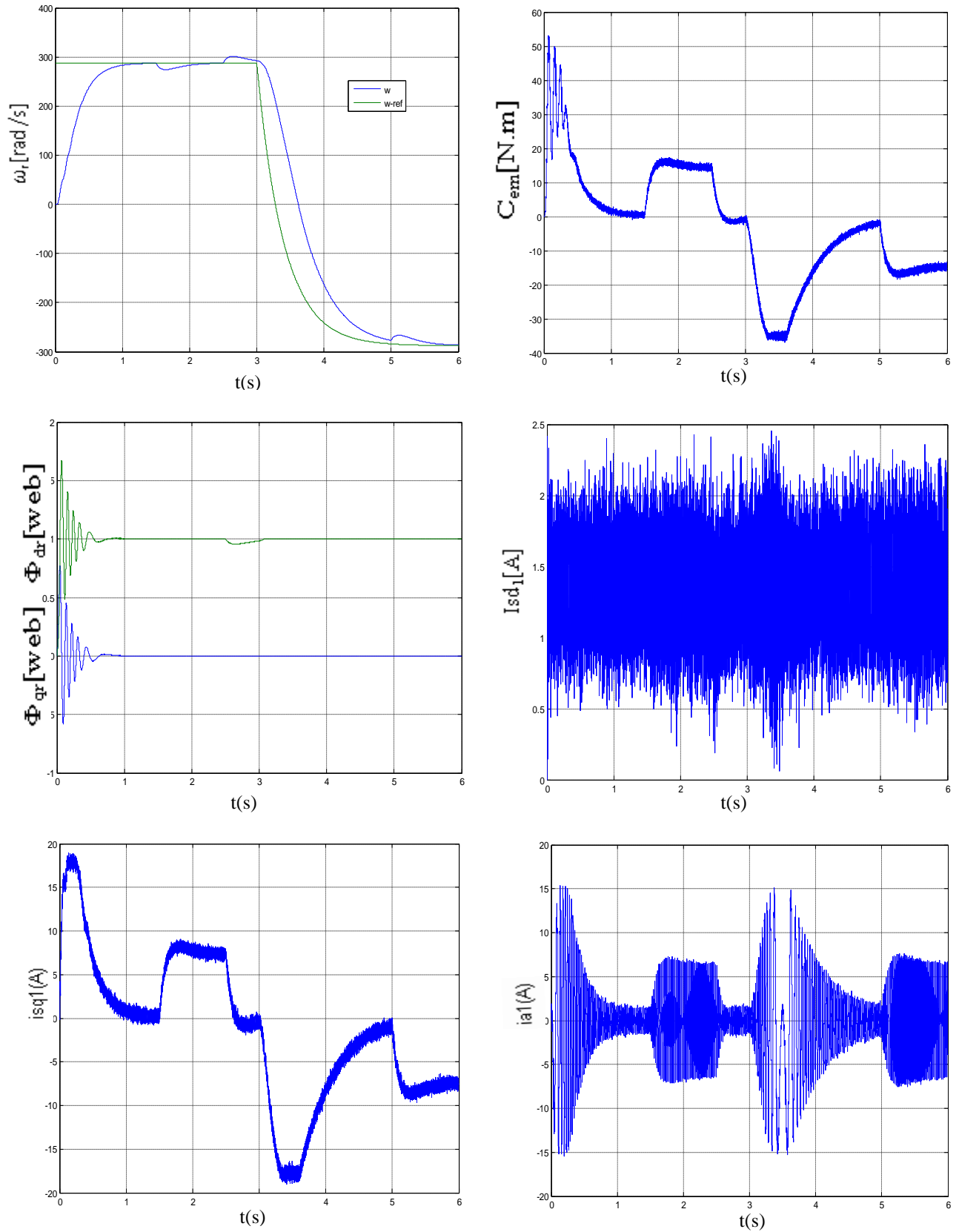


Figure II.12 simulation de la commande vectorielle de MASDE

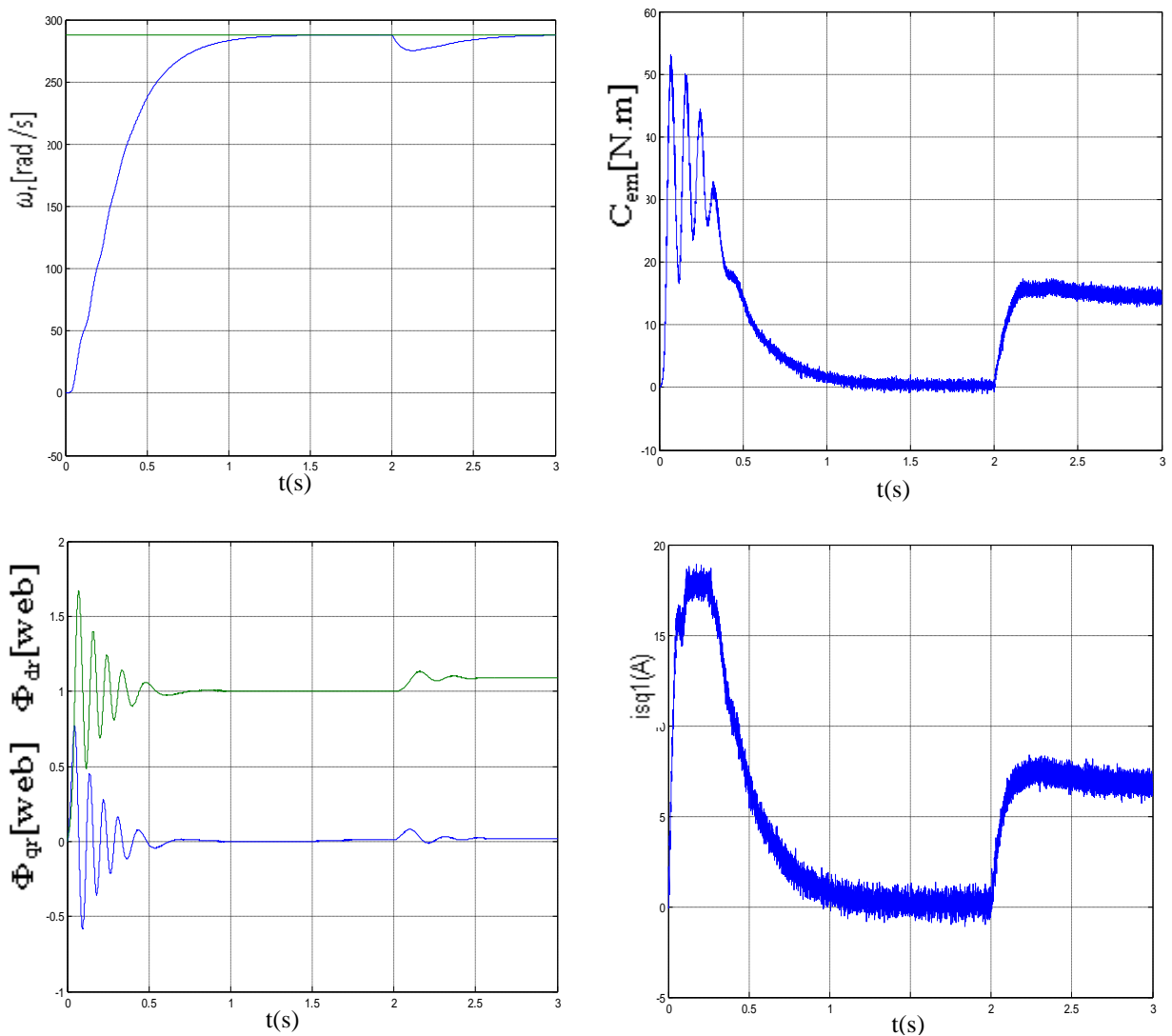


Figure. II.13 Performances de la MASDE vis-à-vis de la variation de la résistance rotorique

II.9.2.2. Robustesse vis-à-vis de la variation du moment d'inertie

La simulation donnée par les figures (II.14, II.15) montre la robustesse du régulateur dans le cas de la variation du moment d'inertie. Les résultats de simulation montrent que l'augmentation de J jusqu'à 10 % a pour effet d'augmentation en même temps le temps de pic (dépassement). La valeur du temps de pic et environ $0.7s$ et la valeur du dépassement passe de 35%. Le temps de réponse devenir $1.2s$. La diminution de l'inertie est accompagnée par une diminution du pic du couple qui devient $42 N.m$. Et pour les allures des composantes du flux rotorique, presque aucun changement n'apparaît.

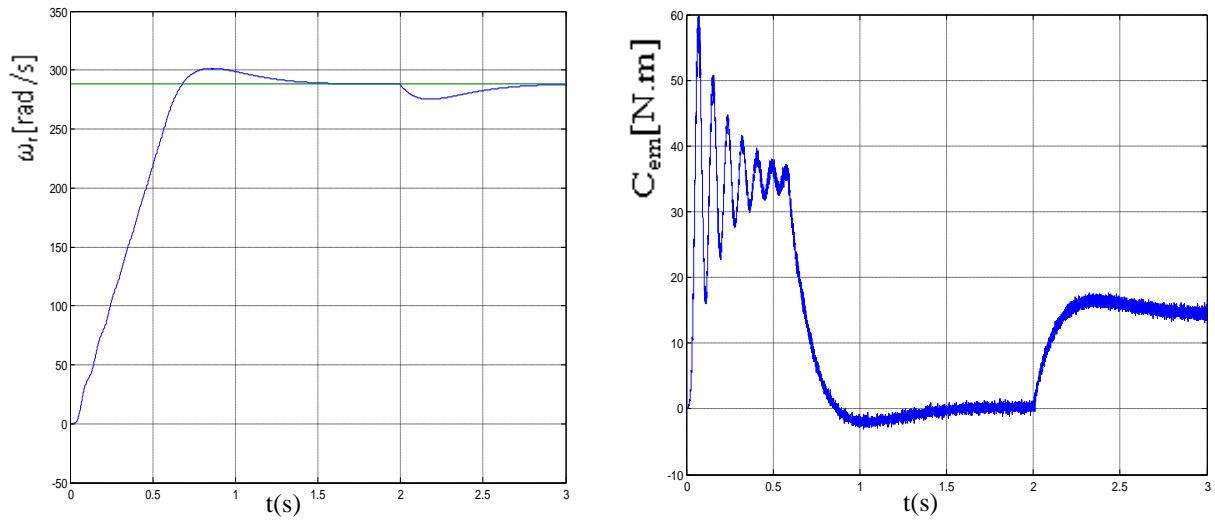


Figure. II.14. Réglage de vitesse par PI contrôleur pour une variation de J de +50%, avec application de couple résistant $C_r=14$ N.m entre les instants $t_1=2$ s et $t_2=3$ s

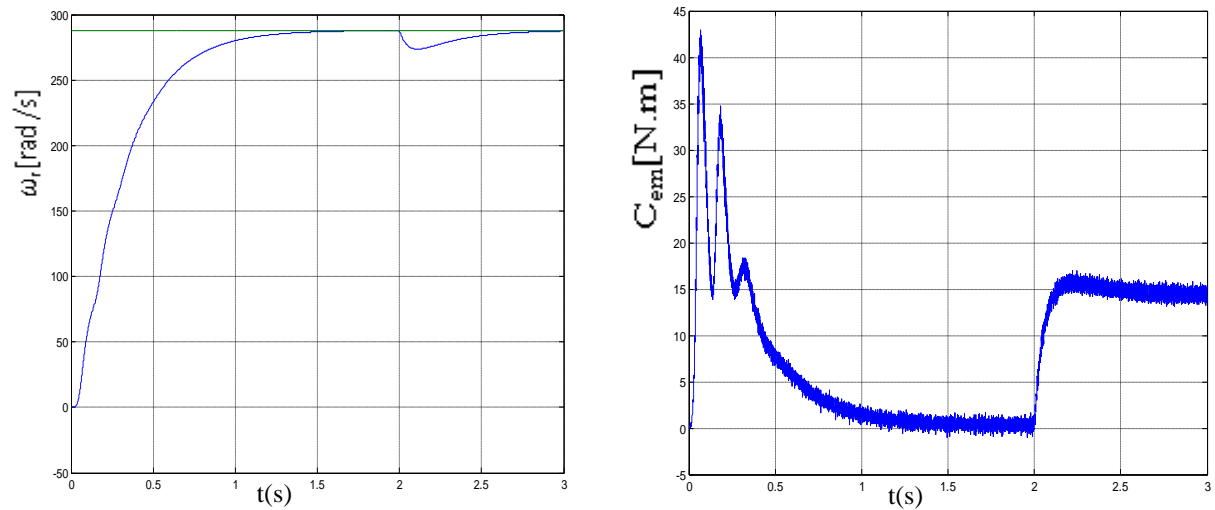


Figure. II .15. Réglage de vitesse par PI contrôleur pour une variation de J de -50%, avec application de couple résistant $C_r=14$ N.m entre les instants $t_1=2$ s et $t_2=3$ s

II.10. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la commande vectorielle directe de la machine asynchrone à double étoile (commande de vitesse). Nous constatons que cette commande nous permet non seulement de simplifier le modèle de la machine mais aussi de découpler la régulation du couple et celle du flux.

On remarque que les grandeurs électriques suivent bien leurs références.

Nous constatons que le réglage avec les régulateurs PI donne des résultats satisfaisants par rapport à la grandeur de perturbation, mais ils présentent des dépassements par rapport à la grandeur de consigne, dû au changement brusque de cette dernière.

Nous constatons aussi que dans le régime transitoire de la machine asynchrone à double étoile (le démarrage ou l'inversion de vitesse de rotation), il y a apparition des piques de courant très gênants pour le bon fonctionnement de la machine. Donc il faut ajouter un régulateur d'état équipé d'un limiteur de courant.

L'étude de l'influence de la variation sur les paramètres rotorique nous a permis de justifier la non robustesse de la commande vectorielle vis-à-vis des variations des paramètres de la machine.

Afin d'améliorer encore les performances de la machine asynchrone double stator, la commande par l'intelligence artificielle sera introduite aux prochains chapitres comme une éventuelle solution à cet inconvénient.

III.1. Introduction

Les régulateurs les plus utilisés dans les applications industrielle sont les correcteurs de type PID car ils possèdent des structures simples et de bonne performances dans certaines conditions. Dans la littérature les correcteurs PID peuvent être divisés en deux parties ,dans la première partie les paramètres du contrôleur sont fixés durant l'opération du contrôle .Ces paramètres sont choisis d'une façon optimale par des méthodes connue telle que l'imposition des pôles ,Zeigler et Nichols....ces correcteurs sont simples mais leur inconvénient est qu'ils sont linéaires et ne peuvent contrôler les systèmes ayant des changements de paramètres et une grande non linéarité .Dans la seconde partie les contrôleurs ont une structure identique aux correcteurs PID avec une adaptation en temps réel de leur paramètres. Ces régulateurs sont dits régulateurs PID adaptatifs.

Yougho Lee [48] présente un bref historique sur les différentes méthodes de calcul des coefficients (gains) K_P , K_I et K_D . Il a aussi proposé une nouvelle méthode de calcul basée sur le développement en série de Mc Laurin. En conséquence, beaucoup de techniques du réglage des paramètres basées sur différentes approches :

- ✓ Procédés empiriques, tel que méthodes Ziegler-Nichols [49].
- ✓ Méthodes analytiques, par exemple, le lieu géométrique des racines.
- ✓ Des méthodes d'optimisation, tel que Cian-Cone ou méthodes Lopez ... [50]. Ces techniques permettent d'obtenir les coefficients (gains) de différentes actions en se basant sur la minimisation d'un critère de performances désirées (IAE, ITAE...).

La logique floue est très populaire dans la commande des systèmes puisqu'elle offre des performances nettement supérieures aux méthodes classiques de commandes. Pour les entraînements des machines électriques, la logique floue enrichit beaucoup les solutions pour l'entraînement sans capteur, l'indentification, et la commande adaptative.

Dans le présent chapitre nous proposons un mécanisme d'adaptation (superviseur) des gains du PI, permettant d'enraciner le régulateur classique, en introduisant un certain degré d'intelligence dans la stratégie de régulation. En effet, cette approche associant le régulateur PI et le superviseur composé de règles floues, offre la possibilité d'utiliser la précision mathématique de l'algorithme du PI avec l'adaptabilité, la souplesse et la simplicité du formalisme linguistique flou.

III.2. Notions fondamentales de la logique floue

III.2.1. Principe et définitions

La logique floue repose sur la théorie des ensembles flous développée par [51]. A côté d'un formalisme mathématique fort développé, nous préférons aborder la présentation de manière intuitive. Les notions de température moyenne ou de courant faible sont relativement difficiles à spécifier d'une manière précise. On peut fixer des seuils et considérer que l'on attribue tel ou tel qualificatif en fonction de la valeur de la variable par rapport à ces seuils. Ceci ne peut exprimer qu'un avis très tranché du qualificatif « température froide » par exemple. L'aspect « vague » de ce qualificatif n'est pas représenté, figure III.1.

On peut définir le degré d'appartenance de la variable température à l'ensemble « froid » comme le « degré de vérité » de la proposition « la température est froide ».

En logique booléenne, le degré d'appartenance (μ) ne peut prendre que deux valeurs (0 ou 1). La température peut être :

- Froide : $\mu_{froide}(T) = 1, \mu_{tiède}(T) = 0, \mu_{chaude}(T) = 0$
- Tiède : $\mu_{froide}(T) = 0, \mu_{tiède}(T) = 1, \mu_{chaude}(T) = 0$
- Chaude : $\mu_{froide}(T) = 0, \mu_{tiède}(T) = 0, \mu_{chaude}(T) = 1$

Elle ne peut pas prendre deux qualificatifs à la fois.

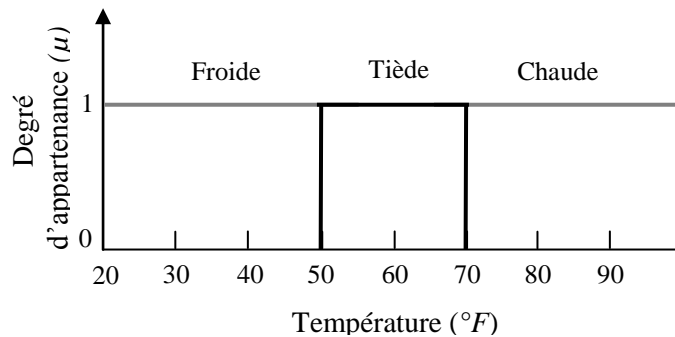


Fig. III.1 : Exemple d'ensembles considérés en logique booléenne

En logique floue, le degré d'appartenance devient une fonction qui peut prendre une valeur réelle comprise entre 0 et 1 inclus. Par exemple, $\mu_{tiède}(T)$ permet de quantifier le fait que la température

puisse être considérée comme tiède. Dans ce cas, la température peut être considérée, à la fois, comme froide avec un degré d'appartenance de 0.2 et comme tiède avec un degré d'appartenance de 0.8, figure III.2.

$$\mu_{\text{froide}}(45) = 0.8, \mu_{\text{tiède}}(45) = 0.2, \mu_{\text{chaude}}(45) = 0$$

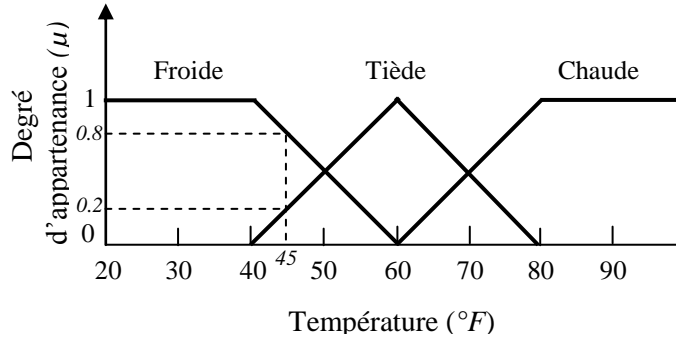


Figure III.2 : Exemple d'ensembles considérés en logique floue

Pour la variable floue x , on définit un ensemble flou A sur un univers de discours X par une fonction degré d'appartenance :

$$\mu_A : X \rightarrow [0,1]$$

$$x \rightarrow \mu_A(x)$$

L'univers de discours est l'ensemble des valeurs réelles que peut prendre la variable floue x et $\mu_A(x)$ est le degré d'appartenance de l'élément x à l'ensemble flou A , figure III.3. Plus généralement, le domaine de définition de $\mu_A(x)$ peut être réduit à un sous-ensemble de X , [51]. On peut ainsi avoir plusieurs fonctions d'appartenance, chacune caractérisant un sous-ensemble flou. C'est par l'association de tous les sous-ensembles flous de l'univers de discours, que l'on obtient l'ensemble flou A .

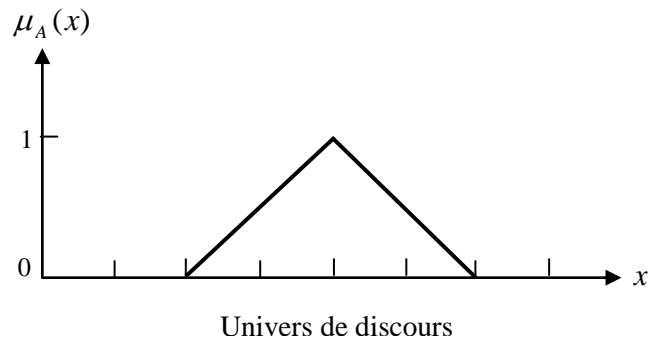


Figure III.3 : Représentation d'un ensemble flou par sa fonction d'appartenance

Dans notre exemple, la variable floue est la température, l'univers de discours est l'ensemble des réels de l'intervalle $[0\ 70]$, figure III.4. On attribue à ces variables trois sous-ensembles flous : froide, tiède et chaude. Chacun est caractérisé par sa fonction degré d'appartenance : $\mu_{froide}(T), \mu_{tiède}(T), \mu_{chaude}(T)$.

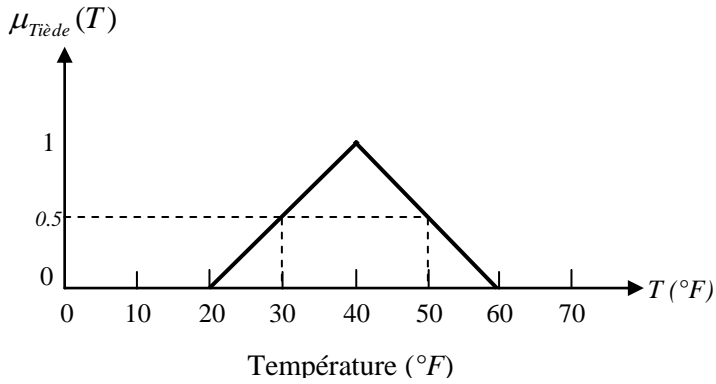


Fig. III.4 : Cas de l'ensemble flou « tiède » de la variable température

Il existe différentes formes de fonctions d'appartenance [52]. Le plus souvent on utilise des formes trapézoïdales ou triangulaires pour des raisons de simplicité. Ces deux formes sont suffisantes pour délimiter des ensembles flous.

III.2.2. Les opérateurs des ensembles flous

Comme dans la théorie des ensembles classiques, on définit l'intersection, l'union des ensembles flous ainsi que le complémentaire d'un ensemble flou [53]. Ces relations sont traduites par les opérateurs « et », « ou » et « non ».

La figure III.5 représente la réalisation des opérateurs et, ou et non des ensembles flous A et B utilisant des fonctions d'appartenance triangulaires et sont comparés aux opérateurs booléens correspondants. Soit $\mu_A(x), \mu_B(x)$ les degrés d'appartenance de l'élément x dans l'univers de discours X (dénommé par $x \in X$).

III.2.2.1. Opérateur OU

L'opérateur OU correspond à l'union de deux ensembles flous A et B définis dans l'univers de discours X . L'union $(A \cup B)$ est aussi un ensemble flou de X , avec une fonction d'appartenance donnée par :

$$\begin{aligned}\mu_{A \cup B}(x) &= \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \\ &= \mu_A(x) \cup \mu_B(x)\end{aligned}\tag{III.1}$$

Où le symbole « \cup » est l'opérateur maximum. Il est équivalent à la logique booléenne OR.

III.2.2.2. Opérateur ET

L'opérateur ET correspond à l'intersection de deux ensembles flous A et B définis dans l'univers de discours X . L'intersection $(A \cap B)$ est aussi un ensemble flou de X , avec une fonction d'appartenance donnée par :

$$\begin{aligned}\mu_{A \cap B}(x) &= \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \\ &= \mu_A(x) \cap \mu_B(x)\end{aligned}\tag{III.2}$$

Où le symbole « \cap » est l'opérateur minimum.

IV.2.2.3. Opérateur NON

Le complément d'un ensemble flou A dans un univers de discours X est dénommé \bar{A} et a la fonction d'appartenance suivante :

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)\tag{III.3}$$

Il est équivalent à la logique booléenne NOT.

Dans la logique floue, on peut définir d'autres opérateurs tels que :

$$\text{La fonction arithmétique « Somme » : } \mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) + \mu_B(x)\tag{III.4}$$

$$\text{La fonction arithmétique « Produit » : } \mu_{A \cap B}(x) = (\mu_A(x) \cdot \mu_B(x))\tag{III.5}$$

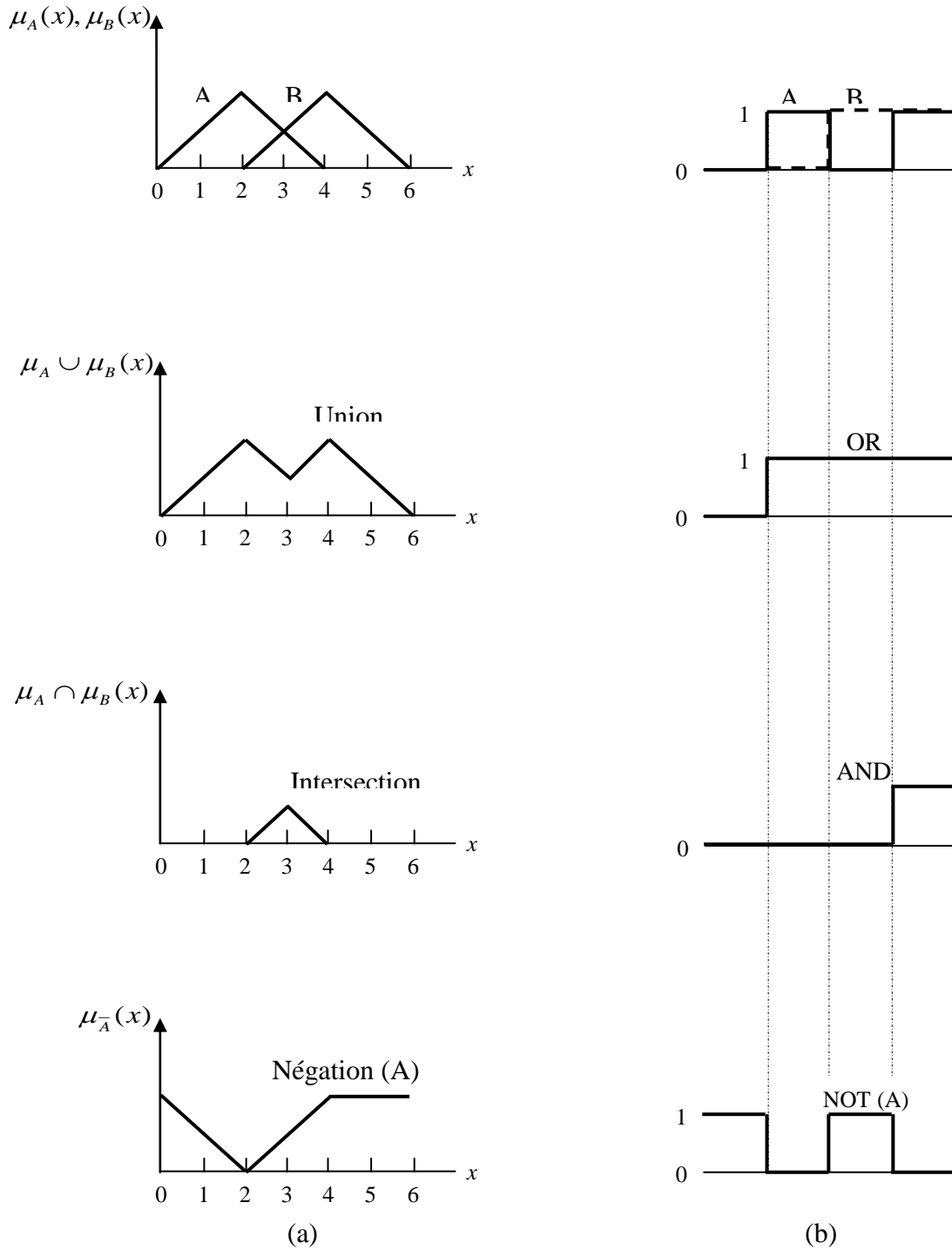


Figure III.5 : Opérateurs logiques des (a) Ensembles flous (b) Ensembles booléennes

III.3. Inférence

III.3.1. Introduction

La stratégie de réglage dépend essentiellement des inférences adoptées. Elle lie les variables d'entrées (x , y) à la variable de sortie z , toutes exprimées en variables linguistiques (après fuzzification). Il s'agit souvent d'inférence avec plusieurs règles qui peuvent être activées en même temps. Ces règles doivent tenir compte du comportement du système à régler, ainsi que des buts du réglage envisagé. L'expérience et les connaissances professionnelles jouent donc un rôle important pour la détermination des règles.

Pour la présentation des différentes possibilités d'exprimer les inférences, on choisit un exemple de système à régler avec deux variables floues x et y qui forment les variables d'entrées de l'inférence, et une variable de sortie z exprimée elle aussi comme variable floue.

Les règles d'inférences peuvent être décrites de plusieurs façons [54].

a. Linguistiquement

On sait que pour le réglage par logique floue, il s'agit souvent d'inférence avec plusieurs règles. Chaque règle est de la forme Si condition Alors action (conclusion).

La description linguistique des inférences peut être écrite comme suit :

Si (x est négatif grand **ET** y est environ zéro) **Alors** (z est négatif grand),

OU

Si (x est négatif moyen **ET** y est positif moyen) **Alors** (z est environ zéro)

La condition d'une règle peut aussi contenir des opérateurs OU et NON, et les règles sont déterminées selon la stratégie de réglage adoptée.

b. Symboliquement

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

Si (x NG **ET** y EZ) **Alors** $z :=$ NG, **OU**

Si (x NM **ET** y PM) **Alors** $z :=$ EZ, ainsi de suite.

c. Par matrice d'inférence

Elle rassemble toutes les règles d'inférences sous forme de tableau. Dans le cas d'un tableau à deux dimensions, les entrées du tableau III.1 représentent les ensembles flous des variables d'entrées (x et y). L'intersection d'une colonne et d'une ligne donne l'ensemble flou de la variable de sortie (z) définie par la règle. Il y a autant de cases que de règles.

Tableau III.1 : Matrice d'inférences complètes.

		x				
		NG	NM	EZ	PM	PG
y	NG	NG	NG	NG	NP	EZ
	EZ	NG	NM	EZ	PM	PG
	PG	EZ	PP	PG	PG	PG

Si toutes les cases de la matrice sont remplies, on parle alors de règles d'inférence complètes.

Dans le cas contraire on parle de règles d'inférence incomplètes.

Il s'agit maintenant de définir les degrés d'appartenance de la variable de sortie à ses sous-ensembles flous. Nous allons présenter les méthodes d'inférence qui permettent d'y arriver.

Ces méthodes se différencient essentiellement par la manière dont vont être réalisées les opérateurs ET et OU utilisés dans les règles d'inférence.

Nous présentons les trois méthodes les plus usuelles ; Max-Min, Max-Produit et Somme-Produit, [52].

III.3.2. Méthode d'inférence Max-Min

Cette méthode réalise l'opérateur ET par la fonction Min, la conclusion ALORS de chaque règle par la fonction Min et la liaison entre toutes les règles (opérateur OU) par la fonction Max. La dénomination de cette méthode, dite Max-Min ou « implication de Mamdani », est due à la façon de réaliser les opérateurs ALORS et OU de l'inférence.

Afin de mettre en évidence le traitement numérique de cette méthode, on fera appel à deux variables d'entrée (x , y) et une variable de sortie z qui sont représentées par des fonctions d'appartenance sous forme triangle, figure III.6.

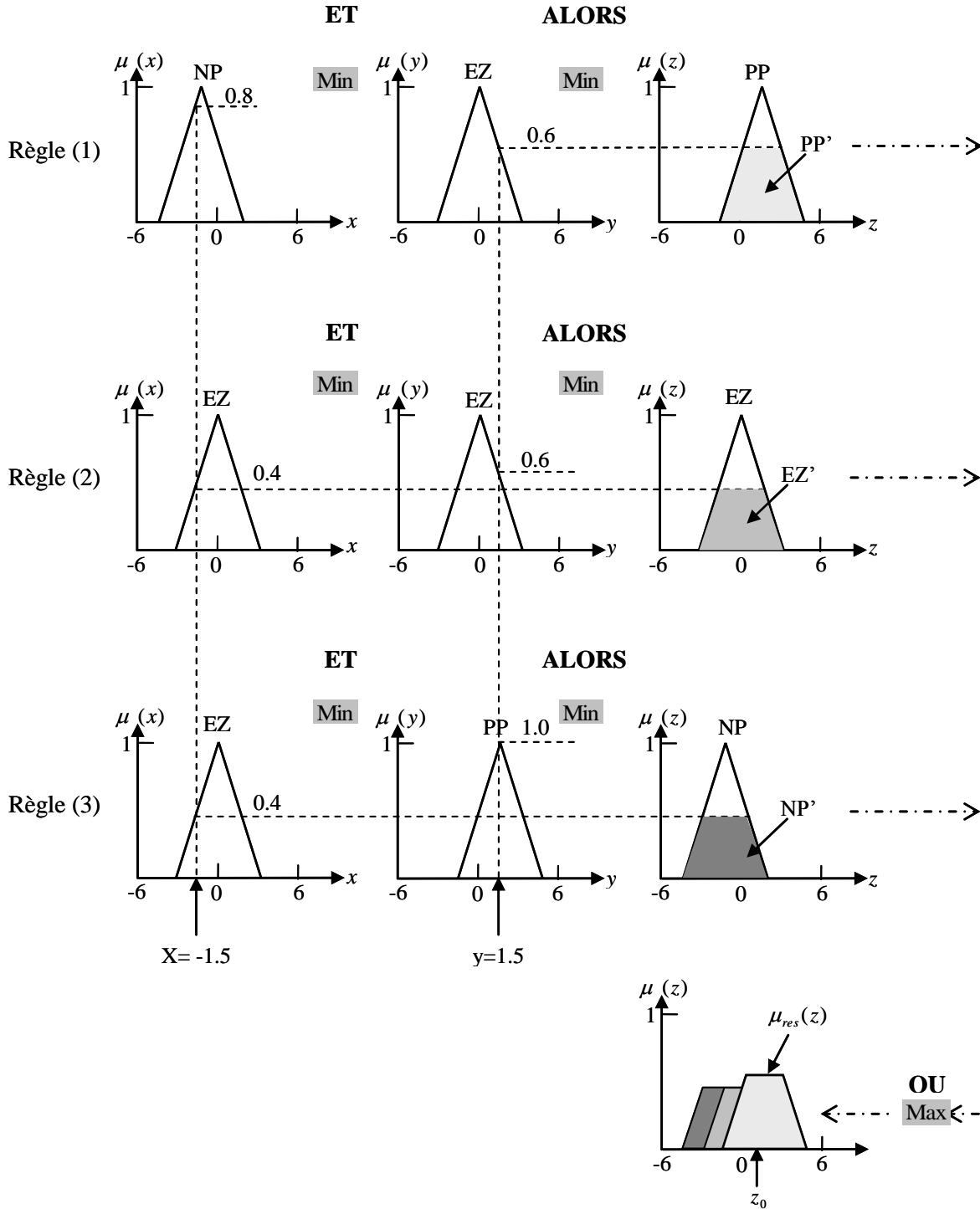


Fig. III.6 : Méthode d'inférence Max-Min (Mamdani)

Trois règles sont prises en considération pour illustrer cette méthode (Max-Min) et qui sont données par la forme générale :

Règle (1): **SI** x est négatif petit (NP) **ET** y est environ zéro (EZ)

ALORS z est positif petit (PP)

Règle (2): **SI** x est environ zéro (EZ) **ET** y est environ zéro (EZ)

ALORS z est environ zéro (EZ)

Règle (3): **SI** x est environ zéro (EZ) **ET** y est positif petit (PP)

ALORS z est négatif petit (NP)

Où NP, EZ et PP sont des sous-ensembles flous.

Figure IV.6 explique l'inférence floue du système avec la méthode Mamdani pour des entrées $x = -1.5$ et $y = 1.5$. Remarquer que toutes les règles ont un opérateur ET.

Dans cette figure, la condition (x NP ET y EZ) de la première règle donne pour $x = -1.5$ et $y = 1.5$ les degrés d'appartenance $\mu_{NP}(x) = 0.8$ et $\mu_{EZ}(y) = 0.6$, ce qui implique que la condition prend le degré d'appartenance 0.6 (minimum des deux valeurs à cause de l'opérateur ET).

$$\mu_{NP}(x) \wedge \mu_{EZ}(y) = 0.8 \wedge 0.6 = 0.6 \quad (\text{III.6})$$

Où \wedge = opérateur minimum et $\mu_{NP}(x)$, $\mu_{EZ}(y)$ sont des fonctions d'appartenance de x et y , respectivement.

On obtient ainsi une « fonction d'appartenance partielle » $\mu_{PP}(z)$, comme indiquée à la figure précédente (III.6).

De manière similaire, on peut écrire pour les deux règles 2 et 3 :

$$\mu_{EZ}(x) \wedge \mu_{EZ}(y) = 0.4 \wedge 0.4 = 0.4 \quad (\text{III.7})$$

$$\mu_{EZ}(x) \wedge \mu_{PP}(y) = 0.4 \wedge 1.0 = 0.4 \quad (\text{III.8})$$

Les fonctions d'appartenance partielles correspondantes sont EZ' et NP' , respectivement, comme indiquée à la figure III.6.

La fonction d'appartenance résultante de sortie correspond au maximum des trois fonctions d'appartenance partielles puisque les règles sont liées par l'opérateur OU,

$$\mu_{res}(z) = \mu_{PP'}(z) \vee \mu_{EZ'}(z) \vee \mu_{NP'}(z) \quad (\text{III.9})$$

qui est montrée en bas à droite de la figure III.6. La défuzzification (Z_0) qui sert à transformer la valeur floue en une valeur bien déterminée sera discutée ultérieurement.

III.3.3. Méthode d'inférence Max-Produit

La différence par rapport à la méthode précédente réside dans la manière de réaliser la conclusion ALORS. Dans ce cas, on utilise le produit comme illustré par la figure III.7.

On remarque que les fonctions d'appartenance partielles ont la même forme que la fonction d'appartenance dont elles sont issues multipliées par un facteur d'échelle vertical qui correspond au degré d'appartenance obtenu à travers l'opérateur « ET ». On l'appelle également « implication de Larsen ».

Cette méthode réalise, au niveau de la condition, l'opérateur ET par la formation du minimum. Par contre, la conclusion dans chaque règle, introduite par ALORS, qui lie le facteur d'appartenance de la condition avec la fonction d'appartenance de la variable de sortie z , est réalisée par la formation du produit. L'opérateur OU qui lie les différentes règles est réalisé par la formation du maximum. Ainsi, la première condition de la première règle prend le degré d'appartenance 0.6 minimum des deux valeurs à cause de l'opérateur ET. La fonction d'appartenance partielle $\mu_{PP'}(z)$ pour la variable de sortie est multipliée par ce facteur (à cause du produit lié à ALORS). Cette fonction d'appartenance a une valeur maximale égale 0.6, figure III.7. De manière similaire, les deux règles 2 et 3 donnent des fonctions d'appartenance partielles EZ' et NP' respectivement avec une valeur maximale de 0.4 comme indiquée à la figure III.7. La fonction d'appartenance résultante de sortie est donnée par l'équation III.9 qui correspond au maximum des trois fonctions d'appartenance partielles puisque les règles sont liées par l'opérateur OU. La surface de sortie ainsi obtenue est un peu différente de celle de la méthode Mamdani, et la valeur physique (Z_0) après défuzzification le sera également.

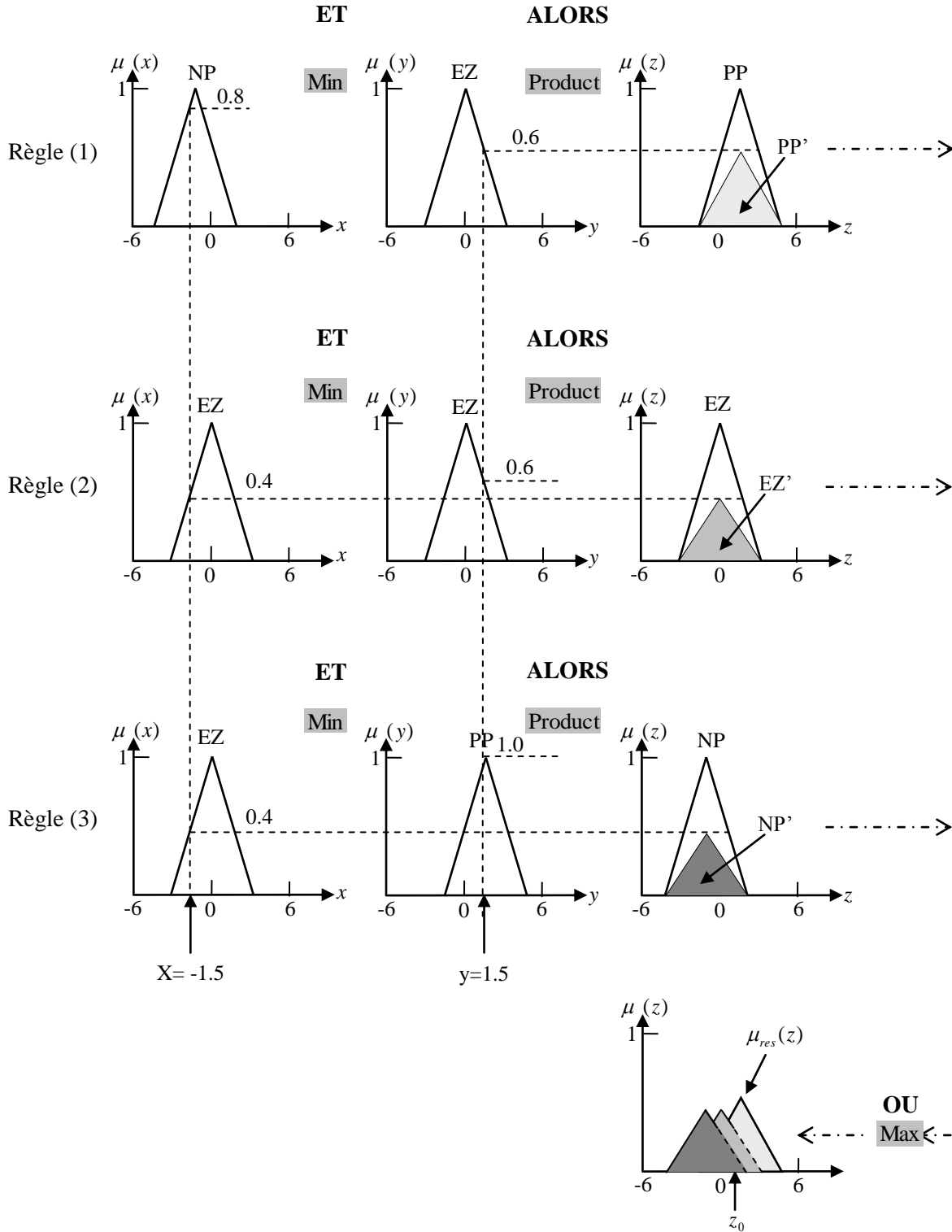


Figure III.7 : Méthode d'inférence Max-Produit (Larsen)

III.3.4. Méthode d'inférence somme-produit

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

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

III.4. Défuzzification

III.4.1. Introduction

Les méthodes d'inférence fournissent une fonction d'appartenance résultante $\mu_{res}(z)$ pour la variable de sortie z , il s'agit donc d'une information floue. Par cette étape, se fait alors le retour aux grandeurs de sortie réelles. Il s'agit à cet effet, de calculer à partir des degrés d'appartenance à tous les ensembles flous de la variable de sortie, l'abscisse qui correspond à la valeur de cette sortie. Cette transformation est appelée défuzzification. Plusieurs stratégies de défuzzification existent, les plus utilisées sont :

- Méthode du centre de gravité
- Méthode des hauteurs pondérées
- Méthode de la moyenne des maximums

III.4.2. Défuzzification par centre de gravité

La méthode de défuzzification la plus utilisée et celle de la détermination du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante $\mu_{res}(z)$ [55].

L'abscisse du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante $\mu_{res}(z)$ est donnée par la relation générale suivante :

$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^n z_i \mu_{res}(z_i)}{\sum_{i=1}^n \mu_{res}(z_i)} \tag{III.10}$$

Avec

z_i : élément i de la base de $\mu_{res}(z_i)$ ($i=1..n$).

Cette méthode de défuzzification exige un temps de calcul assez important, surtout pour l'exécution en temps réel. Il apparaît que plus la fonction d'appartenance résultante est compliquée, plus le processus de défuzzification devient long et coûteux.

Un exemple est donné pour illustrer l'application de cette formule, figure III.8.

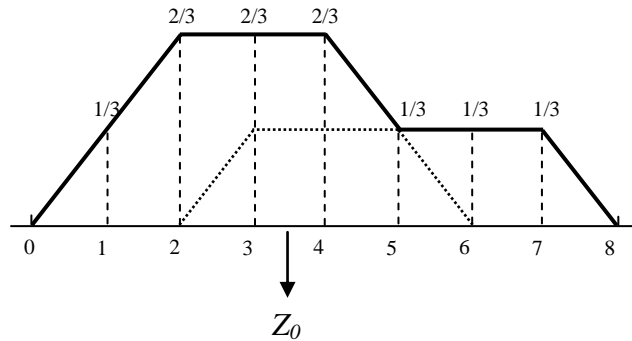


Figure III.8 : Défuzzification de la sortie utilisant deux règles

$$z_0 = \frac{1 \cdot \frac{1}{3} + 2 \cdot \frac{2}{3} + 3 \cdot \frac{2}{3} + 4 \cdot \frac{2}{3} + 5 \cdot \frac{1}{3} + 6 \cdot \frac{1}{3} + 7 \cdot \frac{1}{3}}{\frac{1}{3} + \frac{2}{3} + \frac{2}{3} + \frac{2}{3} + \frac{1}{3} + \frac{1}{3} + \frac{1}{3}} = 3.7 \tag{III.11}$$

Noter que si la contribution de deux règles ou plus donne des surfaces qui se superposent, la surface superposée est comptée seulement une fois, figure III.8.

III.4.3. Défuzzification par la méthode des hauteurs pondérées

La méthode des hauteurs pondérées n'est rien d'autre qu'un cas particulier de celle du centre de gravité simplifiée, en considérant uniquement le milieu de la base de chaque fonction d'appartenance contributive.

L'abscisse du centre de gravité z_0 se calcule alors à l'aide de la relation :

$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \bar{z}_i \mu_{res}(\bar{z}_i)}{\sum_{i=1}^n \mu_{res}(\bar{z}_i)} \quad (\text{III.12})$$

Où :

\bar{z}_i : Milieu de la base de la fonction d'appartenance partielle i .

Par exemple de la figure III.8, z_0 est calculé comme suit :

$$z_0 = \frac{3 \cdot \frac{2}{3} + 5 \cdot \frac{1}{3}}{\frac{2}{3} + \frac{1}{3}} = 3.67 \quad (\text{III.13})$$

Ce qui est légèrement moins que la valeur 3.7 obtenue par la méthode du centre de gravité.

III.4.4. Défuzzification par la méthode de moyenne des maximums

La méthode des hauteurs pondérées est davantage simplifiée dans la méthode de moyenne des maximums. Elle prend le milieu de la base. S'il y a plusieurs maximums, z_0 prend la valeur moyenne des milieux des bases des fonctions d'appartenance partielles maximales. La formule est donnée par :

$$z_0 = \sum_{m=1}^M \frac{z_m}{M} \quad (\text{III.14})$$

M est le nombre de maximums, z_m est le milieu de la base de la fonction d'appartenance maximale m . Donc, de la figure III.8, $z_0 = 3$.

III.5. Réglage par la logique floue

En commande floue, l'objectif est construire une loi de commande à partir d'une description linguistique du comportement du système par une base de règles floues.

Ainsi la structure générale d'un système de commande linguistique flou peut être présentée sous la forme suivante [55][56][57]:

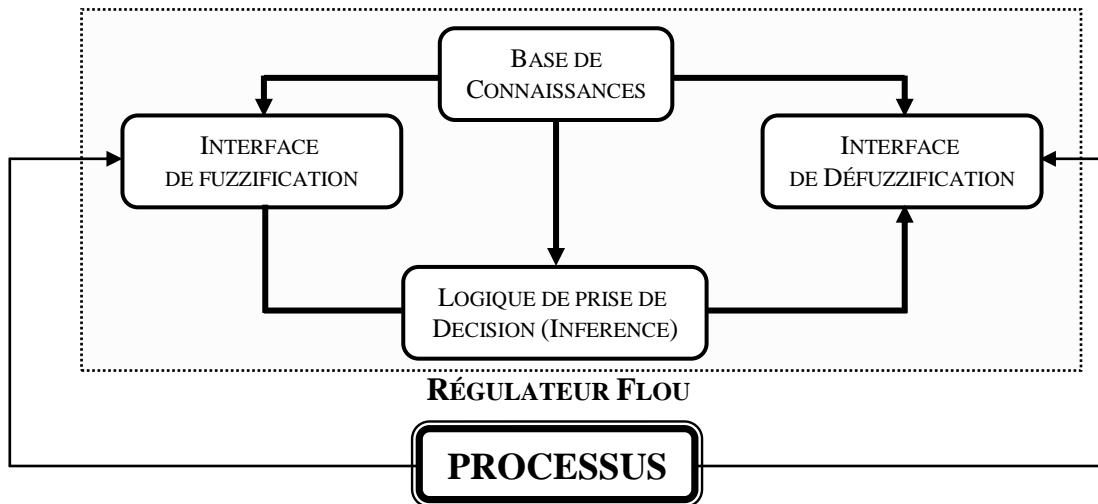


Figure III.9 : Schéma synoptique général d'un contrôleur flou

Où :

- L'interface de fuzzification : consiste à transformer les entrées en variables floues (linguistiques) avec la définition des fonctions d'appartenance.
- La base de connaissances : une base de données dont laquelle se trouve les définitions nécessaires utilisées pour définir les règles de contrôle linguistiques et la manipulation des données floues dans le régulateur.
- La logique de prise de décision : c'est le noyau du régulateur, elle est capable de simuler la prise de décision de l'être humain.

- L'interface de défuzzification : leur rôle est de convertir les variables de l'action de commande floue en variables de commande réelle.

III.6. Commande de vitesse de la MASDE par logique floue

Le schéma de principe de cette technique est illustré dans "Figure. III.10,". Le contrôleur flou règle les paramètres du PI et lui génère de nouveaux paramètres afin qu'il s'adapte à toutes les conditions de fonctionnements, en se basant sur l'erreur et sa dérivée [58][59][60].

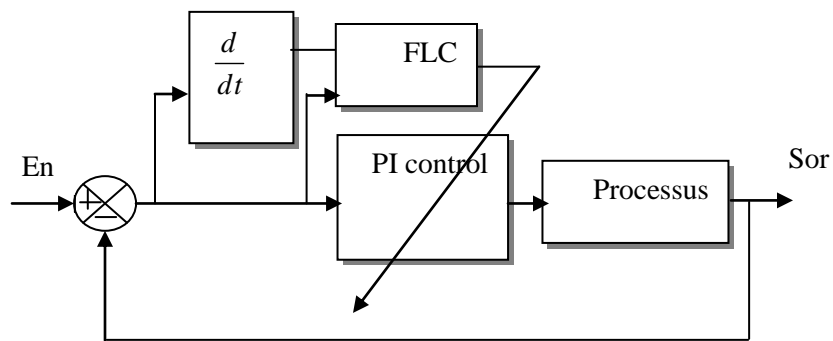


Figure. III.10. Principe d'adaptation du PI par la logique floue

Les entrées du superviseur sont l'erreur de sortie et sa variation. Les adaptations faites sur les gains du PI visent à corriger au fur et à mesure l'évolution du système en agissant sur la loi de régulation. L'erreur instantanée sert à agir sur le réglage du régulateur à l'instant d'échantillonnage suivant. Lors du fonctionnement en ligne du régulateur, une matrice floue permet d'adapter les gains de façon à optimiser les caractéristiques de la réponse temporelle.

Une base de règles sert à établir une unique table de décision en fonction de la valeur e et de . Les changements sur les deux paramètres du PI sont calculés en multipliant un élément de la table par les paramètres du régulateur qui sont déterminés par une méthode analytique.

Les paramètres du contrôleur PI utilisés sont pris normalisés dans l'intervalle $[0, 1]$, en utilisant les transformations linéaire suivantes :

$$\begin{aligned} K'_p &= (K_p - K_{p\min}) / (K_{p\max} - K_{p\min}) \\ K'_i &= (K_i - K_{i\min}) / (K_{i\max} - K_{i\min}) \end{aligned} \quad (\text{III.14})$$

Le nombre des ensembles flous a été fixé à 6, c'est pour respecter la contrainte du temps de traitement

- GN : grand négatif.
- MN: moyen négatif.
- Z : zéro.
- GP : grand positif
- PP : petit positif.
- MP : moyen positif.

Les sous-ensembles flous des variables de sortie sont définis comme suit :

- G : Grand.
- P : Petit.

Pour pouvoir déterminer le contenu de la base de règles, il est nécessaire de s'appuyer sur des considérations concernant les liens entre l'évolution des paramètres du PI et les performances désirées [62]:

- ✓ Le gain intégral K_i est augmenté, pour améliorer le temps de montée pendant le régime transitoire ; K_i est diminué dès que la consigne dépasse la zone tolérée afin de minimiser le dépassement.
- ✓ Le gain proportionnel K_p est augmenté, pour réduire le temps de montée, mais cette action augmente les oscillations. Les bases de règles pour calculer les paramètres de k'_p et k'_i sont représentées aux tableaux III.2 et III.3 respectivement

TABLEAU III.2. BASE DE REGLES POUR LA SORTIE k'_p

e eΔ	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB	B	B	B	B	B	B	B
NM	B	B	B	B	B	B	S
NS	S	S	B	B	B	S	S
ZE	S	S	S	B	S	S	S
PS	S	S	B	B	B	S	S
PM	S	B	B	B	B	B	S
PB	B	B	B	B	B	B	B

TABLEAU. III.3 BASE DE REGLES POUR LA SORTIE $k' i$

e	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
Δe							
NB	B	B	B	B	B	B	B
NM	B	S	S	S	S	S	B
NS	B	B	S	S	S	B	B
ZE	B	B	B	S	B	B	B
PS	B	B	S	S	S	B	B
PM	B	S	S	S	S	S	B
PB	B	B	B	B	B	B	B

Les fonctions d'appartenance de l'erreur (e) et de sa variation (Δe) sont choisies identiques de formes triangulaires et sont définies sur l'intervalle $[-1, 1]$ comme le montre la figure III.11 , Les fonctions d'appartenance pour $k'p$, $k'i$, sont choisies de formes singleton sur l'intervalle $[0, 1]$ (figure III.12).

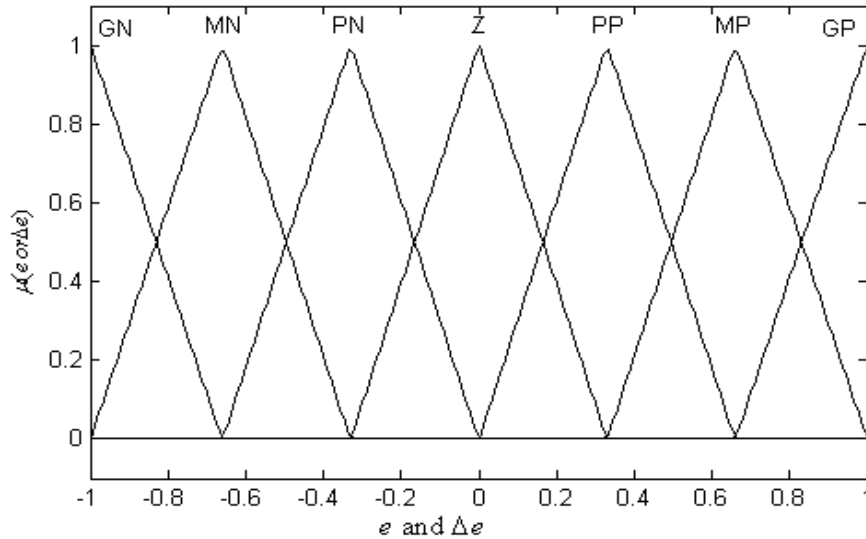


Figure. III.11 Distribution des sous ensembles flous relatifs à e et Δe .

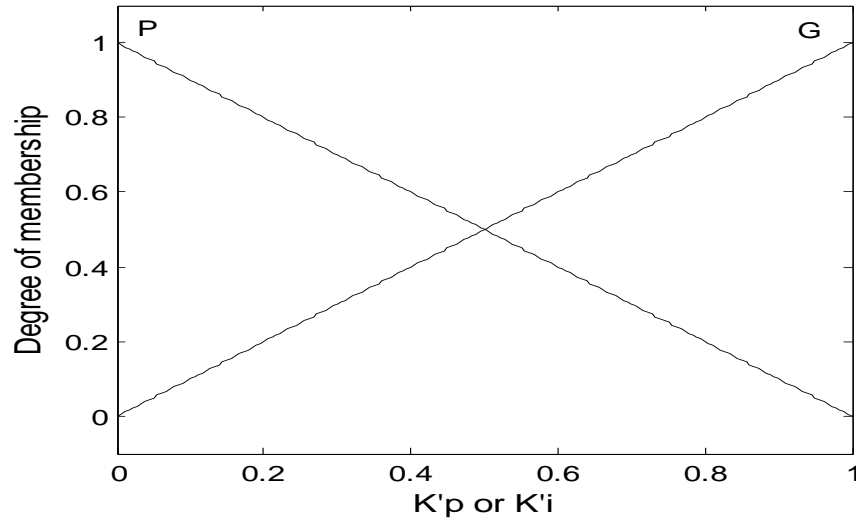


Figure. III.12 Fonction d'appartenance pour k_p , k_i ,

Une fois les valeurs k'_p et k'_i obtenues les nouveaux paramètres du régulateur PI sont calculés par les équations :

$$\begin{aligned} k_i &= (k_{i\max} - k_{i\min})k'_i + k_{i\min} \\ k_p &= (k_{p\max} - k_{p\min})k'_p + k_{p\min} \end{aligned} \quad (\text{III.15})$$

III.7. Simulation et interprétation des résultats

Dans cette partie, nous allons détailler les résultats en simulation, le modèle utilisé est celui de la machine à induction double stator commandée par l'orientation de flux rotorique représentée par la figure.III.13, où le régulateur PI est remplacé par un autre PI à paramètres adaptables.

Pour illustrer les performances de réglage par logique floue, nous avons simulé un démarrage à vide avec une inversion de sens de la rotation à $t = 3$ s de la consigne ± 288 rad/s.

La charge est appliquée en deux périodes :

- 1) $\omega_{\text{ref}} = +288$ rad/s, la charge ($Cr = 14$ Nm) est appliquée à l'instant $t = 1.5$ s et son élimination à $t = 2.5$ s
- 2) $\omega_{\text{ref}} = -288$ rad/s, la charge ($Cr = -14$ Nm) est appliquée à l'instant $t = 5$ s

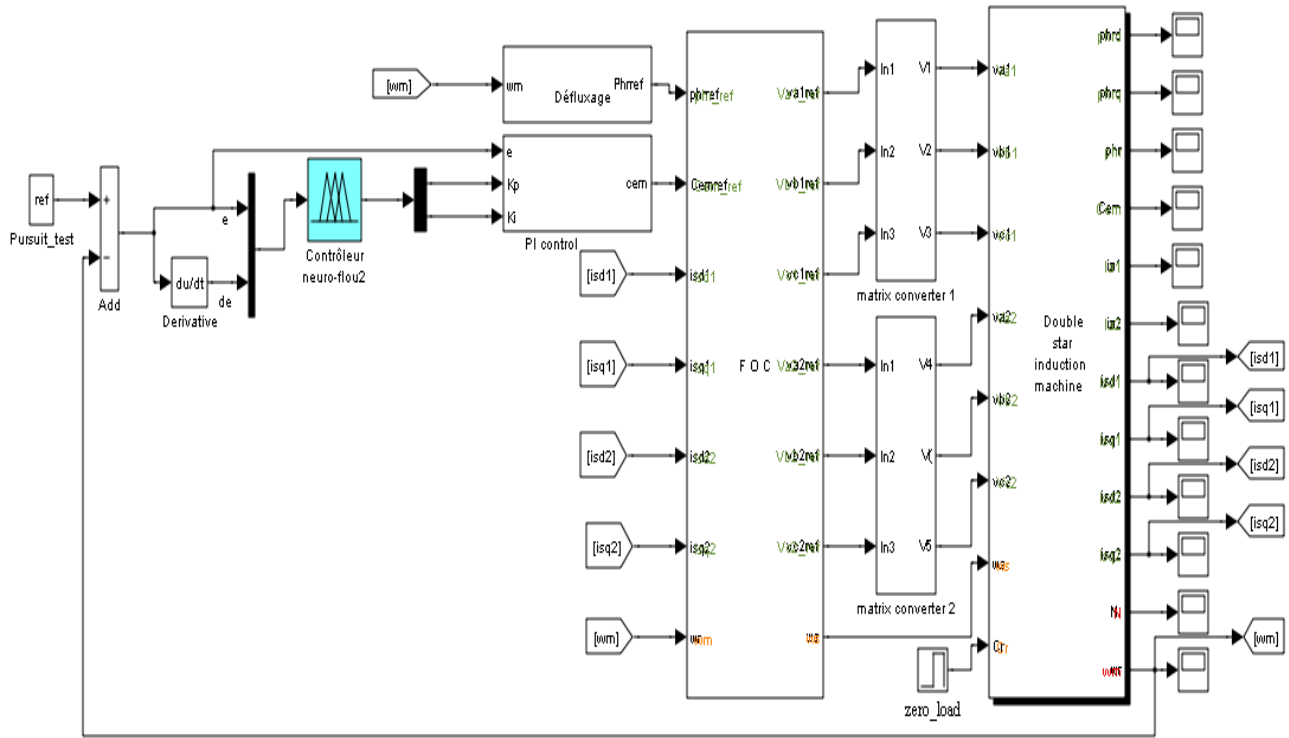


Figure.III.13 Schéma bloc de la commande par la logique floue de la MASDE

Les figures (III.14, III.15) montrent la forme de la variation des coefficients d'adaptation. Le superviseur repère bien les zones où l'adaptation des gains est nécessaire. De même, l'adaptation se fait bien comme prévue : augmenter le K_i si, on est loin de la valeur de référence pour réduire le temps de réponse et de le diminuer si on est près de la valeur de référence pour minimiser l'erreur statique. Le paramètre K_p doit être augmenté, si l'évolution de la réponse du système est loin de la valeur de référence pour diminuer le temps de réponse et de le diminuer si on est près de la valeur de référence pour atténuer les oscillations de la réponse. Pour le découplage entre les grandeurs de commande

Les figures ci-dessous représentent l'évolution de quelques variables fondamentales de la machine asynchrone, à savoir les composantes directes et en quadratures du courant et du flux rotorique, le couple électromagnétique et la vitesse.

Au démarrage et pendant le régime transitoire, la vitesse augmente presque linéairement en fonction de temps et elle rejoint sa valeur de référence, sans dépassement, à $t = 0.8s$. La régulation de vitesse est parfaite et présente une très bonne performance vis-à-vis la variation de la charge et surtout lors de l'inversion du sens de rotation comme la montre la figure (III.16) ce qui confirme la robustesse de

la commande appliquée, le temps de la mise en vitesse diminue par rapport à la PI classique. De même pour le couple électromagnétique, les ondulations de celui-ci ont remarquablement diminuées. On remarque que ce dernière atteint 55 N.m au démarrage et dépasse 30N.m lors de l'inversion de sens de rotation.

Les flux rotoriques selon (d,q) présentent au démarrage des pics pendant une fraction de seconde oscillant aux alentours de leurs consignes, ensuite ils se stabilisent à $t = 0.5s$ et poursuivent leurs parcours selon leurs références. Les figures montrent bien que la variation du courant inverse n'influe pas sur le courant direct. Donc, ces deux grandeurs sont parfaitement découplées et cela grâce à la bonne orientation de flux rotorique.

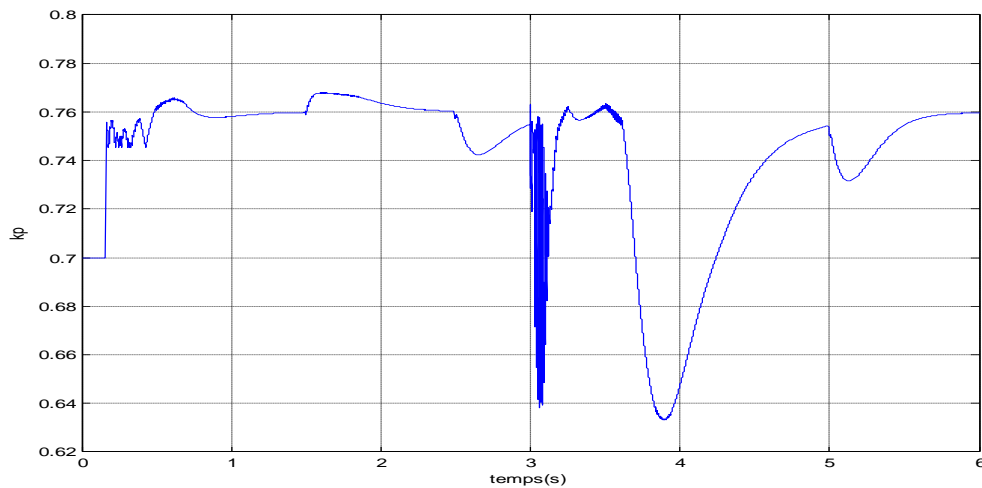


Figure III.14 Forme d'adaptation de gain K_p

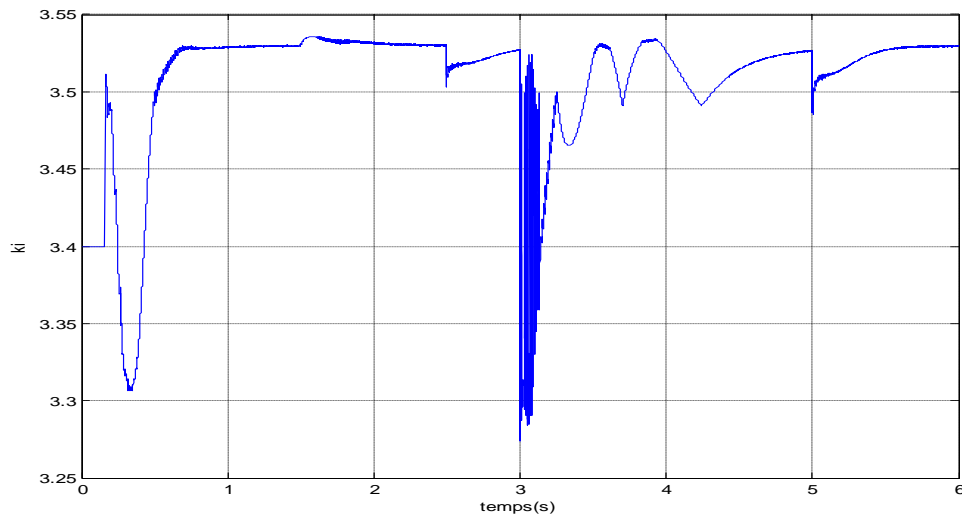


Figure. III.15 Forme d'adaptation de gain K_i

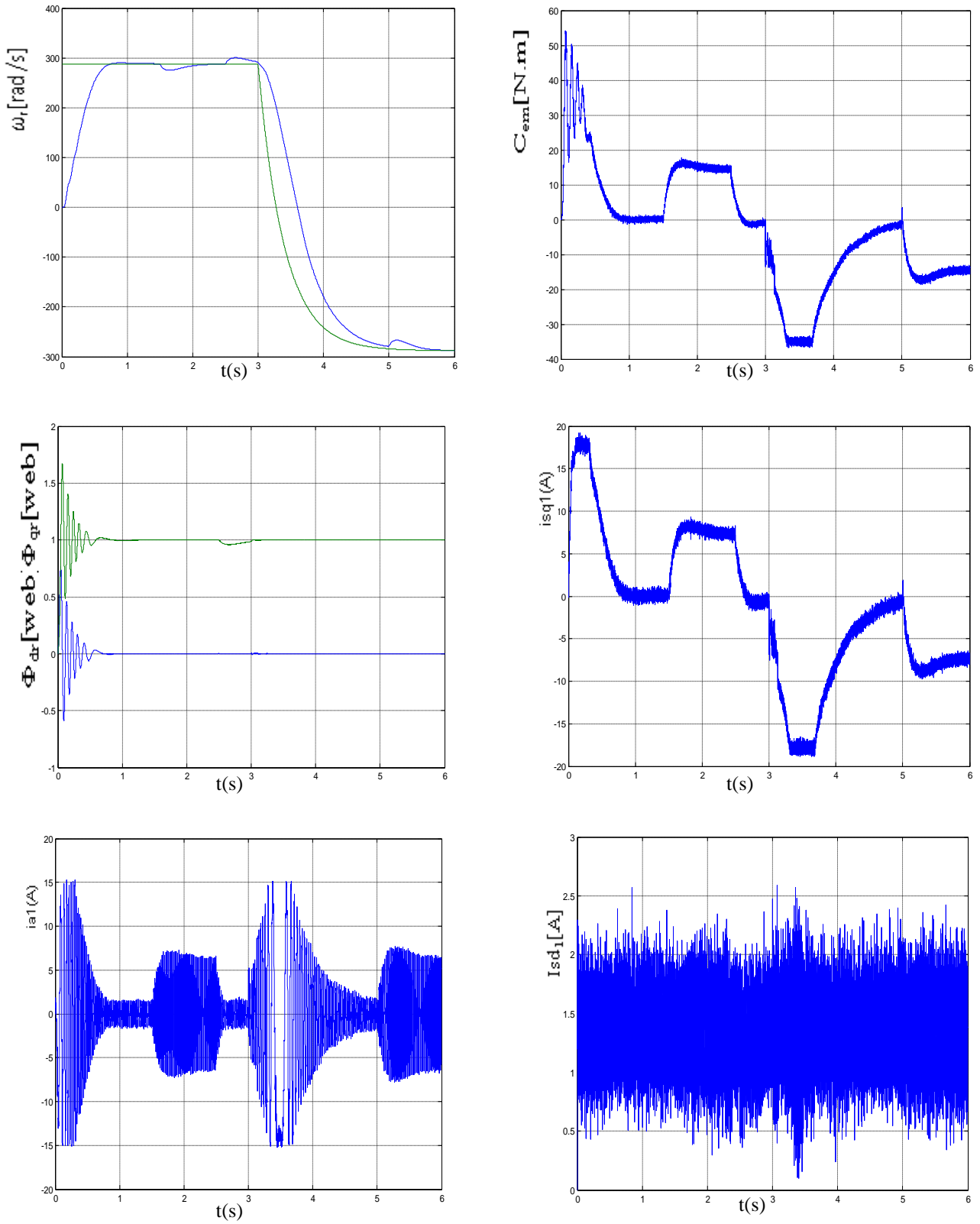


Figure III.16 Résultats de simulation lors d'un démarrage à vide suivi d'une application de charge et inversion de sens de rotation

III.8. Tests de robustesse

L'objectif de ces tests est de comparer les performances du contrôleur PI adaptatif lors de variation des paramètres dus à la dérive de ses grandeurs ou encore à une mauvaise identification. Différents tests ont été réalisés avec application d'une variation paramétrique de la machine et ceci allant jusqu'à 10 % pour les résistances R_r , et 10 % pour le moment d'inertie J . L'observation des résultats obtenus, nous autorise à faire les constations suivantes : l'impact de la variation de la résistance rotorique est insignifiant sur la réponse de la vitesse (Figure III.17), de plus il n'engendre pas le dépassement ni d'erreur statique, Nous pouvons aussi observer (Figure III.18) que la réponse de vitesse pour $J = J + 10\%J$, n'écarte pas beaucoup de la consigne de vitesse et de la "réponse de référence", même lorsqu'une perturbation du couple de charge arrive.

L'observation des changements de comportement du contrôleur PI adaptatif montre que ceux-ci ne sont pas importants et que malgré les variations, son comportement en régulation et en poursuite reste très remarquable. En effet l'erreur de poursuite reste très faible et les perturbations sont rejetées très rapidement. On peut donc affirmer que le contrôleur PI adaptatif est robuste.

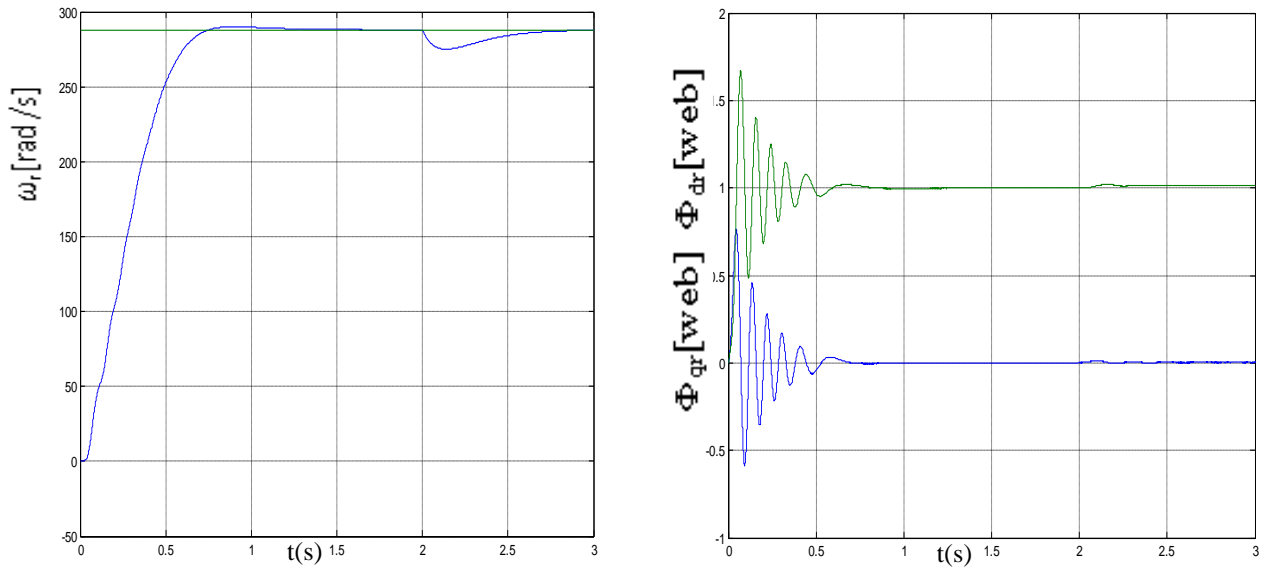


Figure III.17- Influence de la variation de la résistance rotorique ($R_r = R_r + 10\%R_r$) à partir de $t = 1s$), démarrage à vide suivi de l'application d'une charge ($C_r = 14N.m$) à $t = 2s$

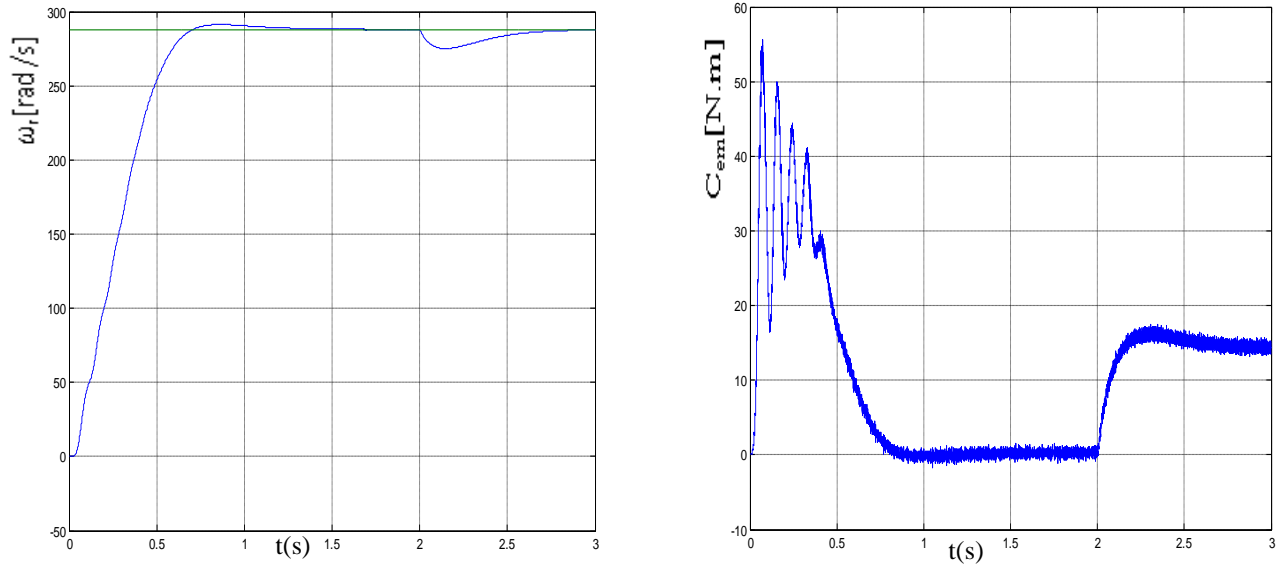


Figure. III.18- Influence de la variation du moment d'inertie ($J=J+10\%J$) avec l'application d'une charge ($C_r=14\text{N.m}$) à $t=2\text{s}$

III.9. Conclusion

Les résultats de simulation, montre clairement l'efficacité PI adapté par rapport au régulateur classique avec un temps de montée très rapide, un excellent rejet de perturbation et face aux variations de consigne ; cela explique que la procédure du choix des gains du régulateur PI avec une adaptation à l'aide de la logique floue donne de bonnes performances. Il en résulte ainsi que la supervision suit normalement la dynamique du système.

On peut donc affirmer, qu'un contrôleur flou peut avoir un comportement, en régulation et en poursuite, similaire à celui d'un contrôleur de type PI. De plus, il est possible d'améliorer sa dynamique et sa faculté à repousser les perturbations par un choix adéquat de la partition de son univers de discours et de la distribution des ses fonctions d'appartenance.

IV.1. Introduction

Grâce aux résultats théoriques et pratiques obtenus au cours des dernières années, les réseaux de neurones sont devenus un outil de plus en plus utilisé dans divers domaines (industrie, banque, services). Ils demeurent toutefois un sujet d'un grand intérêt pour les chercheurs qui désirent améliorer les performances de ces réseaux et étendre leur champ d'applications. La propriété fondamentale des réseaux de neurones, l'approximation universelle parcimonieuse, fait de ceux-ci une représentation mathématique très avantageuse pour la modélisation statique et dynamique non linéaire de processus. L'utilisation de neurones sigmoïdaux était initialement justifiée par une analogie biologique, mais celle-ci est devenue caduque pour la conception de systèmes de traitement de signaux ou de modélisation de processus. Il est donc légitime d'explorer les possibilités d'utilisation d'autres types de neurones. Cet effort de recherche d'une alternative aux réseaux de neurones "classiques" s'est tout d'abord dirigé vers les réseaux de fonctions radiales, en particulier gaussiennes. Ils ont notamment été mis en œuvre en automatique non linéaire : modélisation de processus et commande [64]. Les techniques de construction de ces réseaux aboutissent généralement à des modèles peu parcimonieux. En revanche, ils possèdent des propriétés plus intéressantes que les réseaux de neurones pour la synthèse de lois de commandes stables.

IV.2 Théorie fondamentale des réseaux de neurones

IV.2.1. Le Perceptron

Présenté originellement par Rosenblatt, en 1958, le perceptron est la forme la plus simple de réseau de neurones, et permet de classifier correctement des objets appartenant à deux classes linéairement séparables. Il consiste en un seul neurone qui possède un seuil ainsi qu'un vecteur de poids synaptiques ajustables, tout comme le modèle de neurone de McCulloch & Pitts (figure .IV.1). Soit un neurone k , on lui présente en entrée les signaux $x_1, x_2 \dots x_p$. Ils sont respectivement multipliés par des coefficients, appelés poids synaptiques, $w_{k1}, w_{k2} \dots w_{kp}$.

On définit alors le champ induit local v_k comme suit [65][66]:

$$v_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} x_j \quad (\text{IV.1})$$

Ce champ est additionné d'une constante, appelée biais, b_k puis traité par une fonction d'activation ' pour donner la sortie du neurone:

$$y_k = \varphi(v_k + b_k) \quad (\text{IV.2})$$

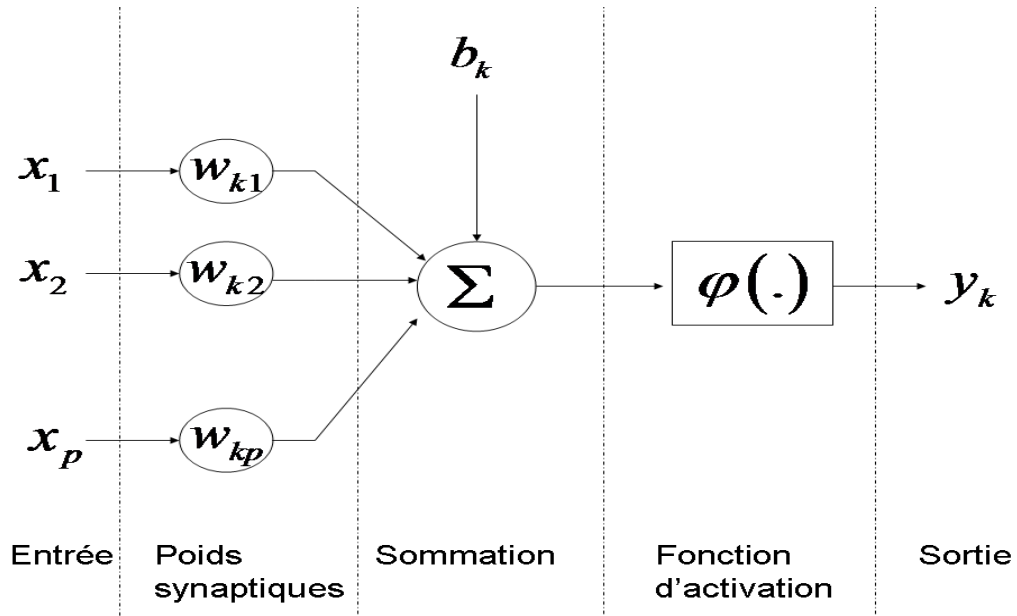


Figure .IV.1. Modèle non linéaire d'un neurone

La fonction d'activation peut être linéaire ou non, la figure IV.2 illustre les types les plus répandus. Le choix des fonctions à utiliser est intimement lié au problème à résoudre.

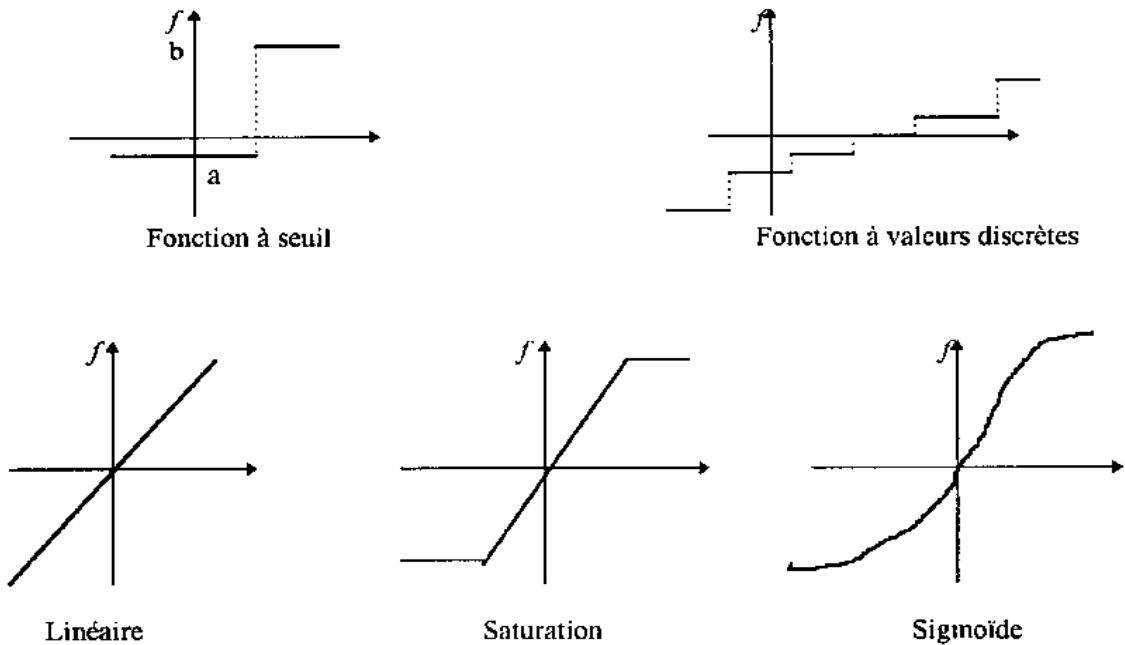


Figure. IV.2 Fonctions d'activation usuelle

IV.2.2. Perceptron multicouches

La mise en cascade de perceptrons conduit à ce qu'on appelle le perceptron multicouches (figure IV.3). Les perceptrons employés ici diffèrent cependant de celui de Rosenblatt, par le fait que la non-linéarité utilisée est à présent une fonction continue, d'allure sigmoïdale par exemple, et non plus la fonction de signe. Lorsque le vecteur de caractéristiques d'un objet est présenté à l'entrée du réseau, il est communiqué à tous les neurones de la première couche. Les sorties des neurones de cette couche sont alors communiquées aux neurones de la couche suivante, et ainsi de suite. La dernière couche du réseau est appelée couche de sortie, les autres étant désignées sous le terme de couches cachées car les valeurs de sortie de leurs neurones ne sont pas accessibles de l'extérieur.

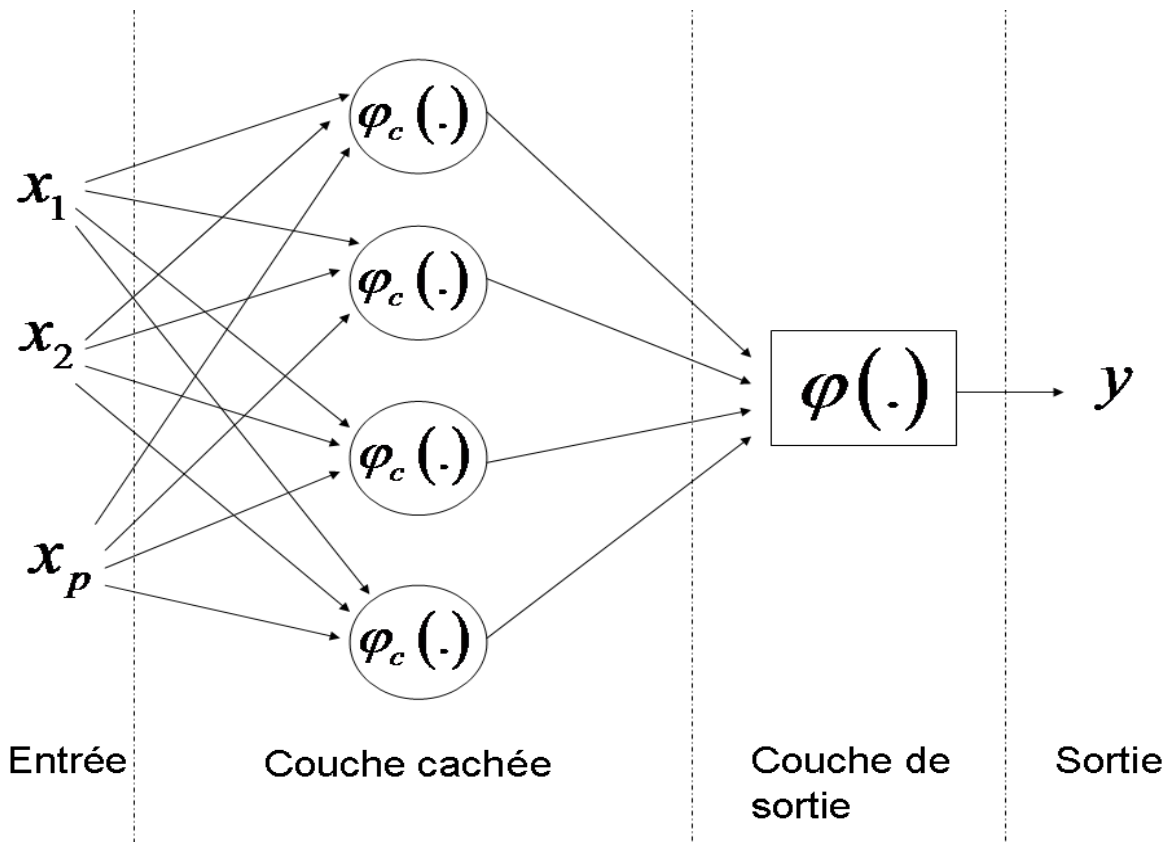


Figure IV.3 Exemple de MLP à une couche cachée

En général, on utilise une structure feedforward à couches, avec chaque couche entièrement connectée à la suivante. On se limite à deux couches de poids en général, et cela est suffisant pour que la famille de fonctions soit un approximateur universel (en faisant tendre le nombre de neurones vers

l'infini). En pratique, on gagne à ajouter une troisième couche de poids lorsque le réseau commence à être grand (30- 50 neurones peut-être). Et parfois, les algorithmes génétiques deviennent alors la meilleure solution. Si l'on garde la rétropropagation, il est recommandée d'ajouter une perturbation aléatoire aux modifications des poids [65][66][67]

$$v_k^i = \sum_{j=1}^p w_{kj}^i x_j^i \quad (\text{IV.3})$$

Ou les x_j^i sont les entrées de la couche i provenant de la couche j est les w_{kj}^i les poids associés de cette même couche.

Les sorties de chaque couche sont alors :

$$y_k^i = \varphi(v_k^i + b_k) \quad (\text{IV.4})$$

Dans le cadre de notre étude, nous nous sommes limités aux réseaux à couches. On notera toutefois qu'il existe d'autres types de réseaux, optimisés pour des tâches particulières. On citera par exemple le réseau de Hopfield, réseau récurrent totalement connecté, qui de part son aptitude à converger vers des états stables (appelés 'attracteurs') est souvent utilisé pour des tâches de mémoire associative.

IV.2.3. Apprentissage des réseaux de neurones

La phase d'apprentissage dépend beaucoup de la structure du réseau. Son but est de fixer les poids des connexions. Dans la majorité des réseaux que nous allons étudier ici, l'apprentissage sera dit supervisé, car on impose une entrée fixe et l'on cherche à récupérer une sortie connue. On effectue alors la modification des poids pour retrouver cette sortie imposée. Malgré tout il existe des réseaux à apprentissage non-supervisé, comme par exemple les cartes topologiques de Kohonen. Enfin, certains réseaux associent les deux types d'apprentissage, c'est le cas par exemple du réseau de Boltzmann.

L'apprentissage consiste en un entraînement du réseau, on présente au réseau des entrées et on lui demande de modifier sa pondération de telle sorte que l'on retrouve la sortie correspondante. L'algorithme consiste dans un premier temps à propager vers l'avant les entrées jusqu'à obtenir une entrée calculée par le réseau. La seconde étape compare la sortie calculée à la sortie réelle connue. On modifie alors les poids de telle sorte qu'à la prochaine itération, l'erreur commise entre la sortie

calculée et connue soit minimisée. Malgré tout, il ne faut pas oublier que l'on a des couches cachées. On rétro-propage alors l'erreur commise vers l'arrière jusqu'à la couche d'entrée tout en modifiant la pondération. On répète ce processus sur tous les exemples jusqu'à temps que l'on obtienne une erreur de sortie considérée comme négligeable [68].

Dans un cadre plus général, l'apprentissage d'un réseau de neurones est basé sur la minimisation de l'erreur entre la sortie réelle de celui-ci et une réponse désirée, qu'elle soit donnée dans le cas supervisé ou générée dans le cas non supervisé. Cette minimisation est obtenue grâce à l'application d'un algorithme, le plus répandu étant l'algorithme de rétropropagation.

IV.2.4. L'algorithme de rétro propagation

L'algorithme de rétropropagation (backpropagation) a été développé en particulier par Rumelhart et Parken et le Cun en 1985. Dès cette découverte, nous avons la possibilité de réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau en décomposant cette fonction en une suite d'étapes linéairement séparables. Cet algorithme repose sur la minimisation de l'erreur quadratique entre les sorties calculées (réelle) et celles souhaitées (désirée). Le terme rétropropagation du gradient provient du fait que l'erreur calculée en sortie est transmise en sens inverse vers l'entrée.

Le signal d'erreur à la sortie du neurone k à l'instant d'itération n est :

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad (\text{IV.5})$$

Où y_k est la sortie à l'instant n du neurone k et d_k la réponse désirée.

On définit alors l'énergie instantanée de l'erreur à l'instant n par :

$$\zeta(n) = \frac{1}{2} \sum_{k \in C} e_k^2(n) \quad (\text{IV.6})$$

Où C est l'ensemble des neurones de la couche de sortie du réseau.

L'énergie d'erreur moyenne peut alors être calculée :

$$\zeta_{moy} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \zeta(n) \quad (\text{IV.7})$$

Pour minimiser ζ_{moy} , on calcule son gradient par rapport à chaque poids w , puis on modifie les poids dans le sens inverse du gradient

Celle-ci peut être interprétée comme une fonction de coût qui traduit la performance de l'apprentissage. En effet l'objectif de l'apprentissage est d'ajuster les paramètres libres du réseau, à savoir poids synaptiques et biais, afin de minimiser η_{moy} . L'algorithme de rétropropagation est basé sur une approximation similaire à celle de l'algorithme des moindres carrés. En effet on estime que la correction à appliquer aux poids synaptiques w_{kj} de la couche i est proportionnelle à la dérivée partielle de l'énergie instantanée par rapport au poids synaptique :

$$\Delta w_{kj}^i = -\eta \frac{\partial \zeta(n)}{\partial w_{kj}^i} \quad (\text{IV.8})$$

η est le taux d'apprentissage de l'algorithme de rétro-propagation.

L'associativité des dérivées partielles permet d'obtenir la loi suivante :

$$\Delta w_{kj}^i = \eta \delta_k^i(n) y_k^i(n) \quad (\text{IV.9})$$

Ou δ_k^i est le gradient local de la couche i et est défini par :

$$\delta_k^i(n) = -\frac{\partial \zeta(n)}{\partial v_{kj}^i} = e_k^i(n) \phi_k^i(v_k^i(n)) \quad (\text{IV.10})$$

Si i est une couche de sortie, l'erreur se calcule directement d'après la relation 2.5. Sinon on peut montrer [69] que :

$$e_k^i(n) = \sum_j \delta_j^{i+1}(n) w_{jk}^{i+1}(n) \quad (\text{IV.11})$$

L'application de l'algorithme de rétropropagation pour l'entraînement d'un réseau de neurones est résumée dans le tableau IV.1. La fonction d'activation choisie pour les couches cachées est généralement la fonction sigmoïde ou tangente hyperbolique (voir figure IV.2). Les fonctions d'activation de la couche de sortie sont choisies linéaires pour une tâche de régression

Tableau IV.1 Algorithme de rétropropagation

1. Initialisation du réseau

Choisir aléatoirement les poids synaptiques et les biais dans une distribution uniforme de moyenne nulle et de variance telle que les champs induits des neurones se trouvent dans la partie non saturée des fonctions d'activation sigmoïdales.

2. **Présenter les entrées** $\vec{x}(n)$ au réseau, calculer les sorties correspondantes et $\vec{e}(n)$ le vecteur d'erreur de la couche de sortie.

3. La propagation :

calculer le champ induit local de chaque neurone k de chaque couche i :

$$v_k^i(n) = \sum_{j=0}^{m_k} w_{kj}^i(n) y_j^{i-1}(n)$$

4. La rétro-propagation :

calculer les gradients locaux de chaque neurone $\delta_k^i(n)$:

$$\partial_k^i(n) = -\frac{\partial \zeta(n)}{\partial v_{kj}^i} = e_k^i(n) \phi_k^i(v_k^i(n)) \quad \text{si } i \text{ est une couche de sortie}$$

$$\partial_k^i(n) = \phi_k^i(v_k^i(n)) \sum_{j=0}^{m_k} w_{kj}^i(n) y_j^{i-1}(n) \quad \text{sinon}$$

Puis mise à jour des poids synaptiques :

$$w_{kj}^i(n+1) = w_{kj}^i(n) + \eta \delta_k^i(n) y_j^{i-1}(n)$$

Où η est le taux d'apprentissage

5. **Itération** des étapes 2 à 4 jusqu'à avoir rencontré un critère d'arrêt (par exemple fonction coût ζ inférieure à ε)

IV.2.5. Améliorations de l'algorithme de rétropropagation

Les méthodes d'amélioration de l'algorithme de rétropropagation sont basées sur le développement en série de Taylor de la fonction coût :

$$\zeta_{moy}(w(n) + \Delta w(n)) = \zeta_{moy}(w(n)) + g^T(n) \Delta w^T(n) H(n) \Delta w(n) + o(w) \quad (IV.12)$$

Où $g(n)$ est le gradient local et $H(n)$ la matrice Hessienne locale :

$$\begin{aligned}
g(n) &= \left. \frac{\partial \zeta_{moy}(w)}{\partial w} \right|_{w=w(n)} \\
H(n) &= \left. \frac{\partial^2 \zeta_{moy}(n)}{\partial w^2} \right|_{w=w(n)}
\end{aligned} \tag{IV.13}$$

Afin d'accélérer la convergence d'un MLP on utilise de l'information de plus haut degré que celle fournie par le gradient local. L'approximation de Newton permet de calculer l'optimum de la fonction cout :

$$\Delta w^*(n) = -H^{-1}(n)g(n) \tag{IV.14}$$

La convergence vers l'optimum se fait ainsi en une seule étape. Cependant elle implique l'existence de l'inverse du Hessien. D'autre part, même s'il existe, le calcul de celui-ci nécessite beaucoup de mémoire [68]. Une alternative consiste à approximer le Hessien plutôt que de le calculer. C'est ce qui est fait dans l'algorithme de Levenberg-Marquardt présenté ci-après.

IV.2.6. L'algorithme de Levenberg-Marquardt

Cette méthode est particulièrement astucieuse car elle s'adapte d'elle-même à la forme de la fonction de coût. Elle effectue un compromis entre la direction du gradient et la direction donnée par la méthode de Newton. En effet, si η_{k-1} est grand, on reconnaît la méthode du gradient (dans ce cas la valeur du pas est donnée par $1/\eta_{k-1}$) et si η_{k-1} est petit, la modification des paramètres correspond à celle de la méthode de Newton. Le tableau IV.2 illustre cet algorithme.

L'apprentissage d'un réseau de neurone par l'algorithme de Levenberg-Marquardt est très sensible à l'initialisation des poids des neurones. Une mauvaise initialisation du réseau peut conduire à ce que l'optimum trouvé ne soit qu'un optimum local. Dans le cadre d'un entraînement hors ligne, cette situation peut être évitée par l'application de la validation croisée entre différents modèles ayant des paramètres d'initialisation différents [68][69][70].

Tableau IV.2 Algorithme de Levenberg-Marquardt

1. Présenter les entrées $\vec{x}(n)$ au réseau, calculer les sorties correspondantes et le vecteur d'erreur $\vec{e}(n)$ Calculer la fonction de coût:

$$\zeta_n(\vec{w}) = \sum_{k=1}^N e_k^{(n)}(\vec{w})$$

2. Calculer la matrice jacobienne $J_n(\vec{w})$

3. Mettre à jour les poids :

$$\vec{w}_{n+1} = \vec{w}_n - \left(J_n^T(\vec{w}_n) J_n(\vec{w}_n) + \mu_n I \right)^{-1} J_n^T(\vec{w}_n) \zeta_n(\vec{w}_n)$$

4. Calculer $\zeta_n(\vec{w}_{n+1}) = \sum_{k=1}^N e_k^{(n)}(\vec{w}_{n+1})$

Si $\zeta_n(\vec{w}_{n+1}) < \zeta_n(\vec{w}_n)$ alors $\mu_{n+1} = \mu_n - \nu$, où ν est une constante, puis retourner à l'étape 1

Si $\zeta_n(\vec{w}_{n+1}) > \zeta_n(\vec{w}_n)$ alors $\mu_{n+1} = \mu_n + \nu$, et retourner à l'étape 3 pour recalculer \vec{w}_{n+1} avec la nouvelle valeur de μ_n

5. Itération des étapes 2 à 4 jusqu'à avoir rencontré un critère d'arrêt (par exemple fonction coût ζ inférieure à ε)

IV.2.7. Les avantages du perceptron à une couche cachée

Parmi les nombreux modèles non linéaires, neuronaux ou non, qui peuvent être utilisés pour estimer une relation non linéaire, le perceptron à une couche cachée présente des caractéristiques intéressantes, que l'on peut résumer en quelques mots. C'est un modèle boîte noire non linéaire, à capacité d'approximation universelle, flexible et parcimonieux.

Plusieurs travaux ont montré que le perceptron à une couche cachée est un approximateur universel [71], c'est-à-dire qu'il peut approximer toute fonction non linéaire continue, d'un espace de dimension finie dans un autre, avec une précision arbitrairement fixée. D'autres modèles, tels que les modèles polynomiaux, les séries trigonométriques, les développements en série de fonctions orthogonales, partagent cette propriété. Mais, pour résumer de façon un peu rapide, les perceptrons à une couche cachée, qui sont des développements en série de fonctions paramétrisées, c'est-à-dire

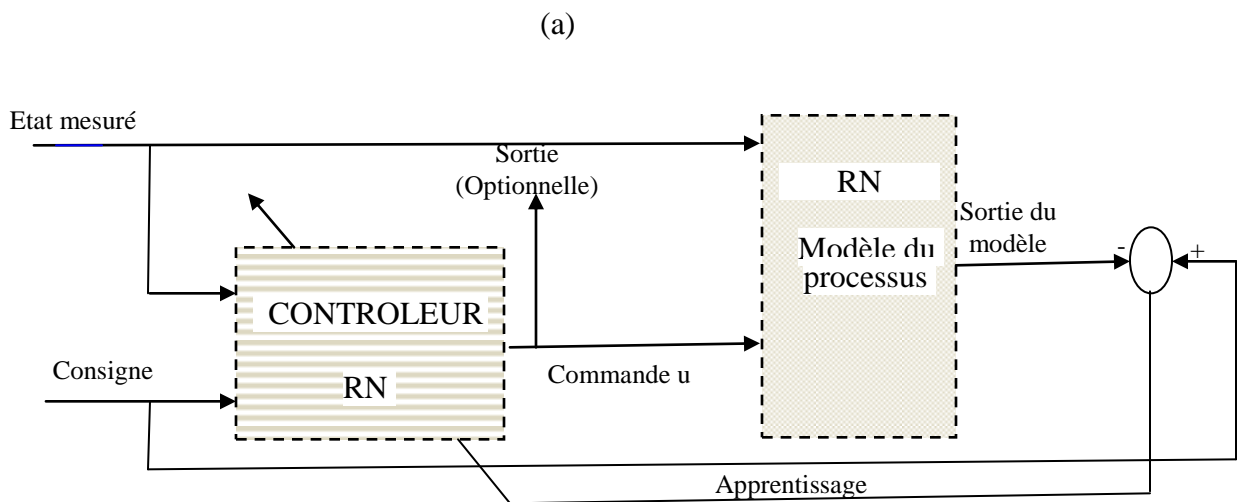
impliquant des paramètres ajustables à estimer, nécessitent moins de paramètres que les développements en série de fonctions fixes pour atteindre un même degré d'approximation [18]. En ce sens, ils sont parcimonieux. Le prix de l'utilisation de fonctions paramétrisées est l'existence de nombreux minima locaux dans la surface d'erreur.

De plus, ces modèles sont flexibles : plus la relation (non linéaire) à modéliser est complexe, plus nombreux seront les neurones et les paramètres dans le modèle neuronal correspondant. Cela signifie que leur complexité interne peut être facilement accrue, sans changer la forme globale du modèle. Ils appartiennent à la classe générale des modèles non-paramétriques qui ne font pas d'hypothèses sur la forme paramétrique de la fonction à modéliser. Ils constituent donc des outils de régression flexibles.

IV. 3. Synthèse d'une commande neuronale

IV. 3.1. La méthode directe

La méthode la plus simple pour construire un système de commande neuronal à partir d'un modèle du système dynamique commandé, identifié sous forme d'un réseau de neurone en boucle ouverte, est l'inversion directe du modèle, le système de commande est alors simplement l'inverse du modèle du processus. Si ce modèle est non linéaire, son inverse l'est généralement : il peut donc être constitué par un réseau de neurones, dont l'apprentissage et l'utilisation sont schématisés sur la figure .IV.4



(b)

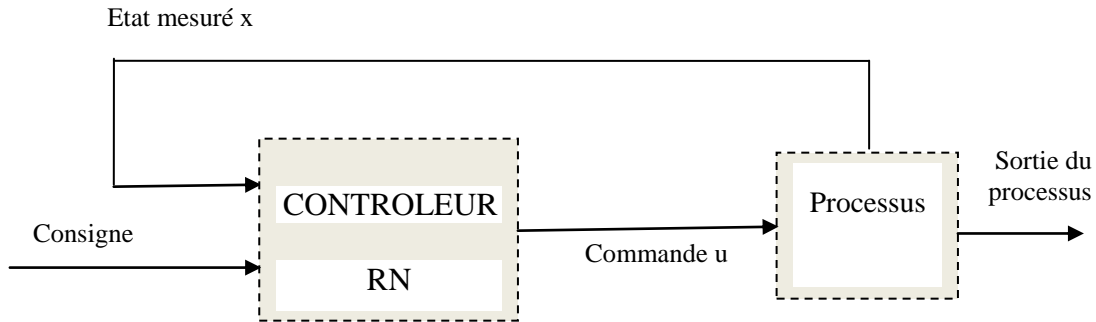


Figure .IV.4 : Principe de l'apprentissage (a) et de l'utilisation (b) d'une commande neuronale en boucle fermée par inversion du modèle

Dans cette figure, on a adjoint au réseau de neurones qui constitue le modèle du processus un réseau de neurones qui calcule la loi de commande. Ce réseau non bouclé qui a pour entrée l'état et d'une façon optionnelle la consigne désirée (état au temps suivant) dans le cas où l'on souhaite que cette consigne soit variable. Sinon le contrôleur admet pour entrée unique l'état du système au temps k . la sortie du contrôleur est la commande au temps k qui, lors de l'apprentissage est appliquée à l'entrée de commande du modèle, est appliquée à l'entrée du processus.

L'ensemble (contrôleur +modèle) constitue un réseau de neurones non bouclé qui admet pour sortie l'état au temps suivant. L'apprentissage s'effectue en minimisant la différence entre l'état désiré ou consigne et la sortie du réseau. Seuls les paramètres du contrôleur (poids et biais) sont variables et modifiés par le processus d'apprentissage. Les paramètres du modèle restent inchangés par le processus d'apprentissage, ce qui est traduit dans la figure par des hachures de style différent [72].

IV. 3.2. Utilisation d'un modèle de référence

L'utilisation d'un modèle de référence, notamment mais non exclusivement en commande adaptative (appelée méthode MRAC. Pour Model Référence Adaptive Control dans la littérature anglo-saxonne), permet de bénéficier plus rationnellement, quand c'est possible, de la connaissance a priori du système pour synthétiser la commande. Dans cette méthode, la fonction de coût instantanée n'est pas choisie pour se rapprocher le plus possible, à chaque pas de temps, de l'objectif souhaité, mais pour asservir le système commandé en boucle fermée à une trajectoire de référence, choisie en

fonction de la connaissance du système contrôlé et des capacités des actionneurs. La figure IV.5 présentée ci-après donne le schéma général de l'apprentissage d'un contrôleur neuronal avec un modèle de référence. La méthode du modèle de référence a fait ses preuves dans de nombreuses applications à des problèmes réels où elle est utilisée pour améliorer les performances de systèmes dynamiques commandés par des moyens classiques. Quand on la peut. On choisit pour trajectoire de référence celle d'un système linéaire avec un amortissement critique qui est calculé sur une constante de temps souhaitable [72][73].

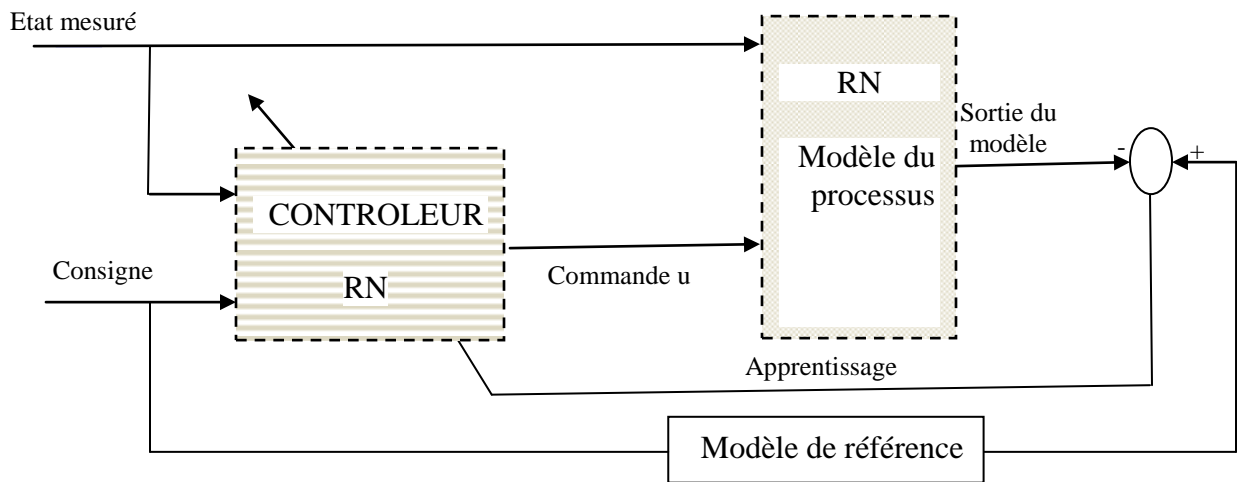


Figure IV.5. Apprentissage d'un contrôleur avec modèle de référence

Une autre méthode de synthèse de commande neuronale, proposée dans [74] et s'apparentant à la méthode du modèle de référence, consiste à choisir pour référence le système dynamique commandé, linéarisé au voisinage du point de stabilisation. L'apprentissage neuronal est alors utilisé pour calculer les changements de variables non linéaire sur l'état et la commande afin de ramener le système non linéaire à son linéarisé comme le montre le schéma de la Figure .IV.6

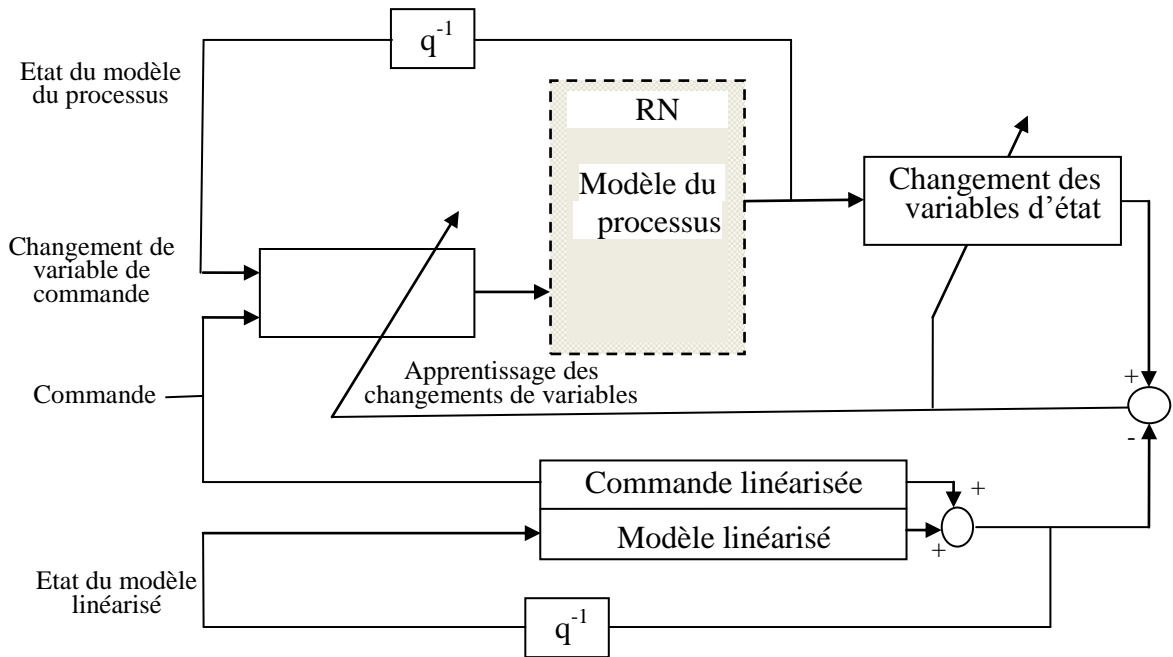


Figure .IV.6. Linéarisation du système commandé par apprentissage des changements de variables

IV. 3.3. Commande avec modèle interne

Comme nous l'avons mentionné, il est en général très fructueux de chercher à étendre, au domaine non linéaire, des méthodes connues et éprouvées dans le domaine linéaire, la commande neuronale avec modèle interne (et un modèle de référence explicite). Comme son nom l'indique. La commande avec modèle interne met en jeu outre un contrôleur, un modèle du processus, dit «modèle interne» : l'erreur de modélisation est utilisée pour modifier la consigne, si bien que le système est robuste aux erreurs de modélisation. Ce qui n'est pas le cas pour la commande par modèle inverse [70][75].

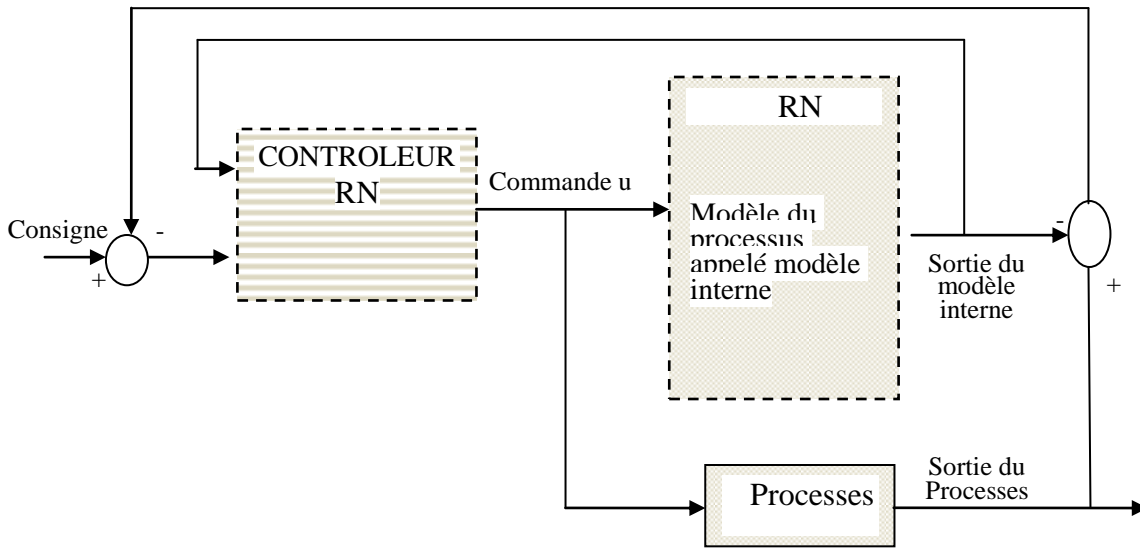


Figure. IV.7 : commande avec modèle interne

L'apprentissage du contrôleur se fait selon le schéma de figure IV.7, néanmoins, il faut remarquer que le contrôleur n'a pas pour entrée l'état du processus, mais celui du modèle interne. Il faut donc que l'apprentissage soit effectué à partir de séquences qui soient bien représentatives du domaine de variation des variables d'état de ce modèle. Cette stratégie de commande a permis de nombreuses applications pratiques. Dans le domaine linéaire la commande prédictive offre également une stratégie de commande puissante, très utilisée dans l'industrie des procédés comme la commande avec modèle interne, elle a une extension naturelle, qui a donné de très bons résultats en commande de procédés.

IV. 4. Application des RNA au réglage de la vitesse

La Figure IV.8 montre le schéma de principe de l'apprentissage du réseau de neurones multicouches à apprentissage hors ligne. La sortie du régulateur PI joue le rôle du superviseur et fournit l'information désirée. Cette information est comparée avec la sortie du modèle non-linéaire élaboré par le réseau de neurones. L'algorithme d'adaptation utilise l'erreur générée pour ajuster les poids du réseau de neurones [76][77][78][79]. Dans notre travail, Le réseau statique multicouche utilisé comme contrôleur neuronal possède une couche d'entrée de 3 neurones, une couche cachée de 7 neurones et une couche de sortie à 1 neurone. Les fonctions d'activation des deux premières

couches est la fonction sigmoïde, tandis que la fonction linéaire est utilisée pour la couche de sortie. Comme indique dans la Figure IV.8 le vecteur d'entrée du réseau de neurones peut être constitué de la suite : $e(k)$, $e(k-1)$, $i_{sq1}(k-1)$

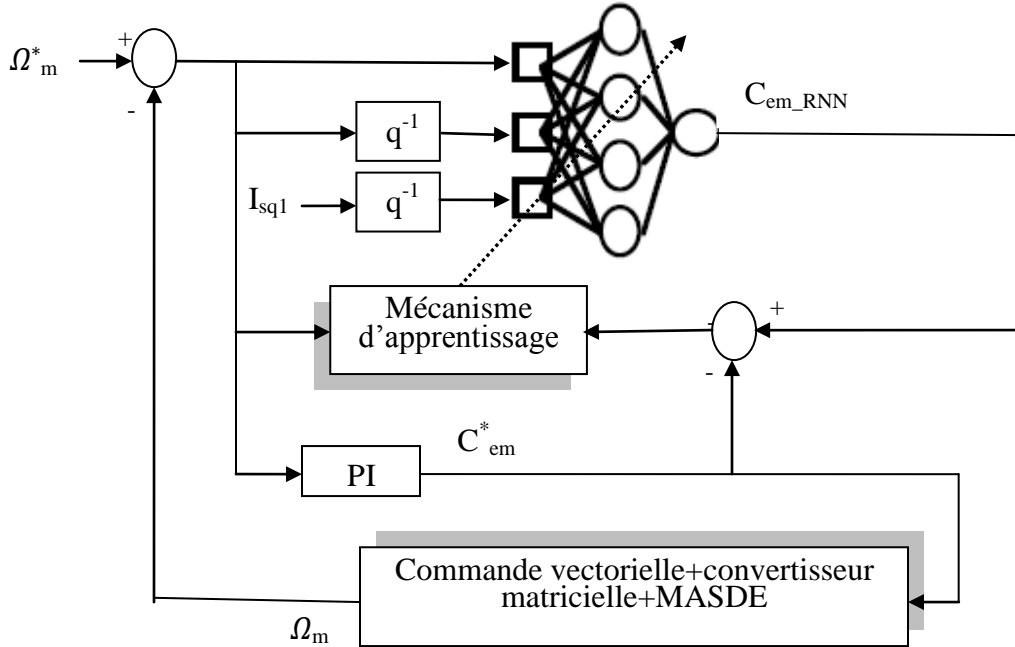


Figure. IV.8. Schéma bloc de l'apprentissage

IV. 4.1. Méthodologie

Pour réaliser la commande par modèle de réseaux de neurone on passe par trois étapes principales qui sont : D'abord, il fait le chargement de deux fichiers de données (.mat), l'un pour les valeurs d'entrées et l'autre pour les valeurs de sorties (désirées).

Après avoir chargé les entrées et les sorties, on crée un réseau de neurones à trois couches (couche d'entrée, couche de sortie et couche cachée), en utilisant la fonction Matlab 'newff'. Ainsi, on a choisi la fonction d'apprentissage 'trainlm', parmi plusieurs fonctions, car elle est la meilleure [80], du point de vue convergence, rapidité et précision. Ensuite, on initialise les fonctions d'activations de chaque couche, ainsi que les options d'apprentissage

Une fois que le réseau de neurone est construit et que leur apprentissage a atteint des performances satisfaisantes, en utilisant la fonction de Matlab 'train', et simulé les résultats on fait appel à la fonction 'sim' de Matlab, Après un apprentissage de 500 itérations du réseau de l'observateur neuronal, nous avons une erreur qui tend vers $2.53526e-006$ (Figure IV.9)

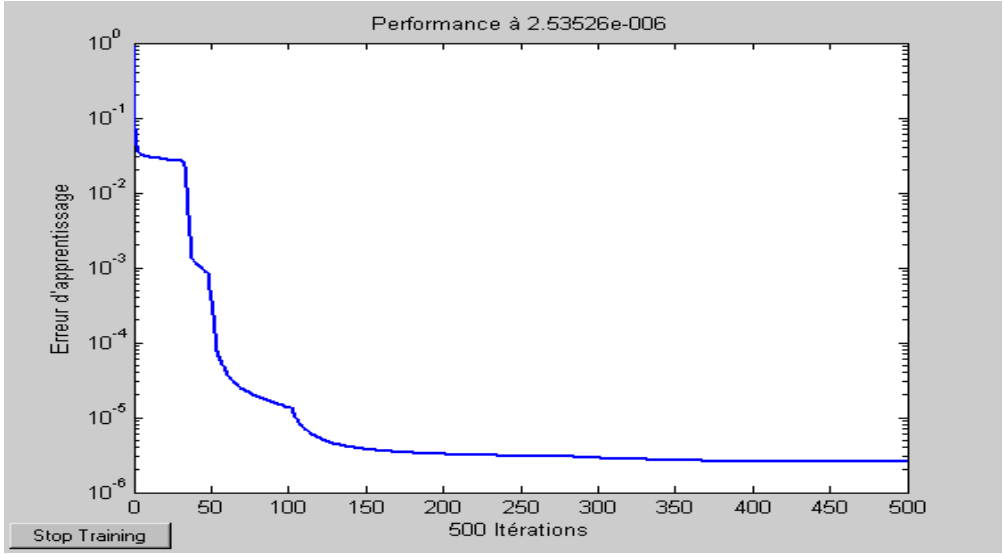


Figure .IV.9. Erreur d'apprentissage

La Figure.IV.10 présente la régulation de la vitesse de la Masde par RNA, La structure de la commande neuronale de vitesse d'une machine asynchrone pilotée vectoriellement est représentée par la figure IV.11

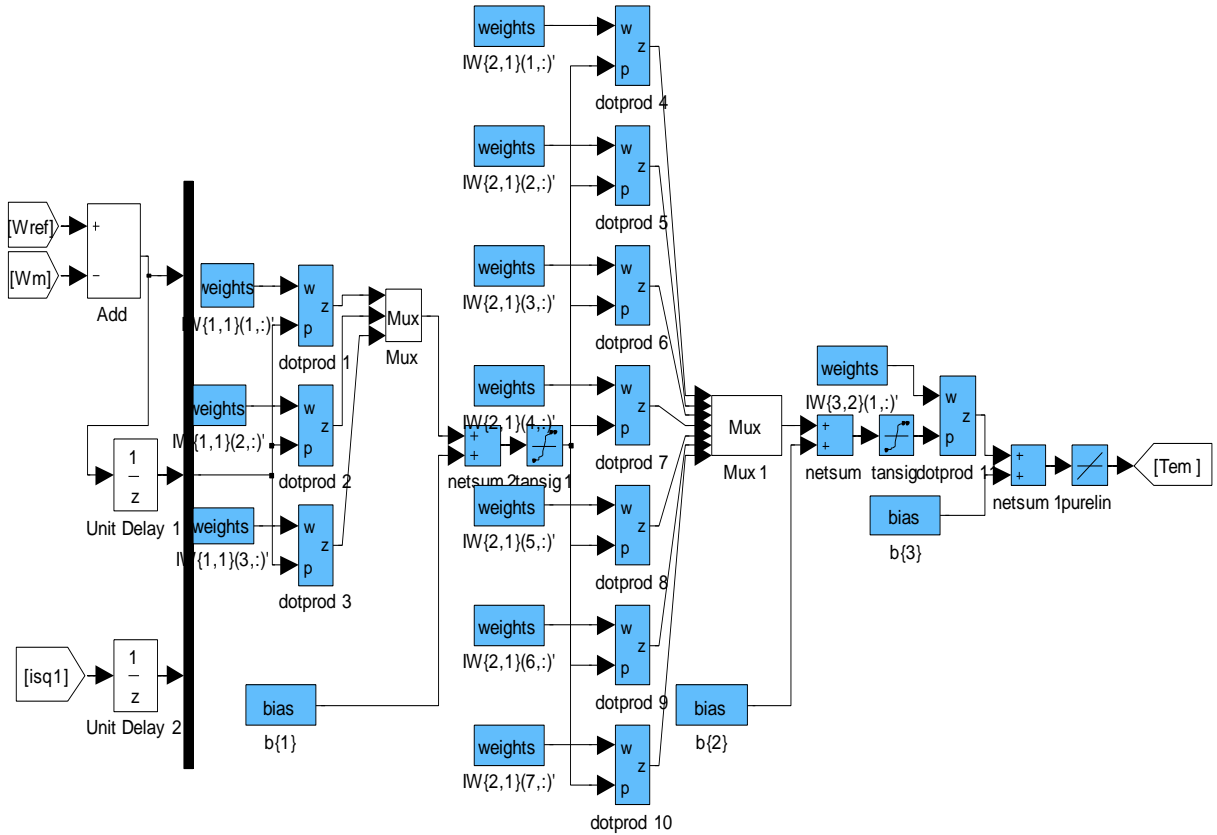


Figure. IV.10. Architecture neuronale proposée pour l'implémentation du contrôleur

IV.4.2. Résultats de simulation

Nous utilisons le schéma block de la figure IV.11, Pour illustrer les performances de réglage par réseaux de neurone, nous avons simulé un démarrage à vide avec une inversion de sens à $t = 2$ s de la consigne ± 288 rad/s. La charge est appliquée en deux périodes :

1) $\omega_{ref} = +288$ rad/s, la charge ($Cr = 14$ Nm) est appliquée à l'instant $t = 1$ s et son élimination à $t = 1.5$ s

2) $\omega_{ref} = -288$ rad/s, la charge ($Cr = -14$ Nm) est appliquée à l'instant $t = 3$ s et son élimination à $t = 3.5$ s.

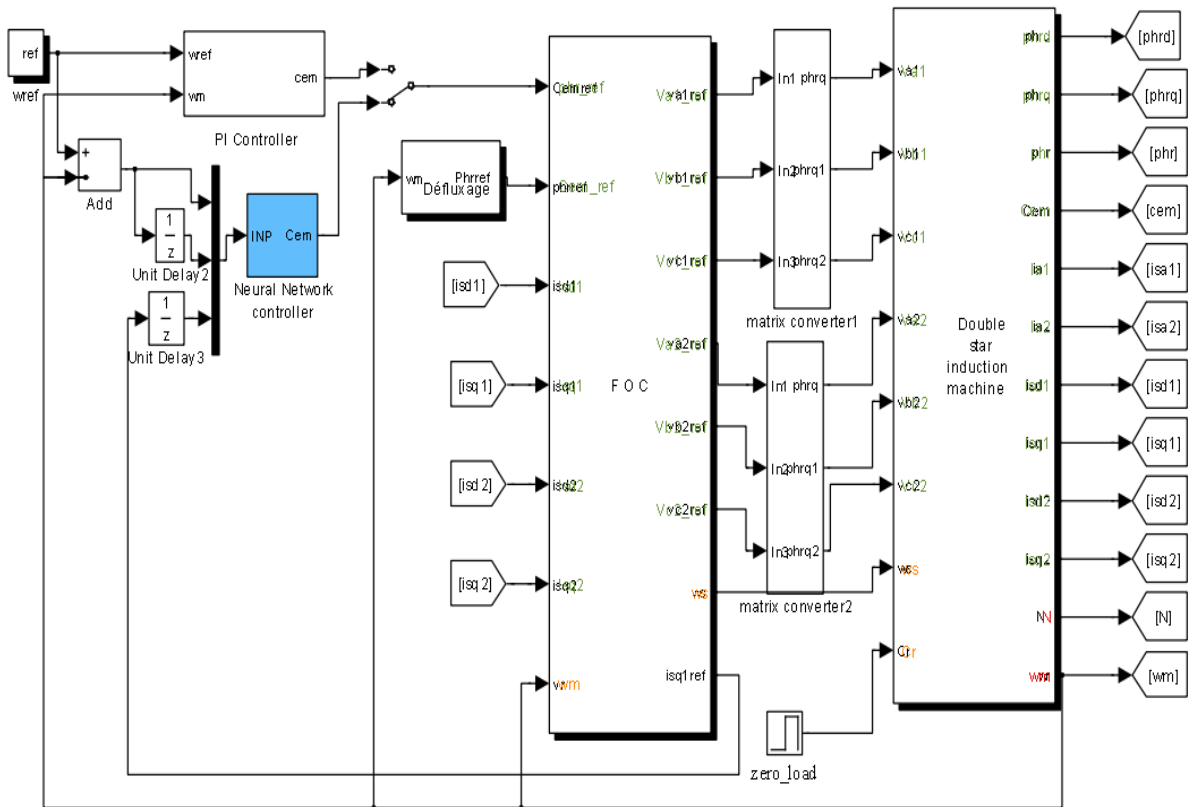


Figure IV.11 Schéma bloc sous simulink de l'association commande vectorielle de la masde et le régulateur neuronal

IV.4.3. Interprétation des résultats

Lors du démarrage, la vitesse atteint la valeur imposée avec un temps de réponse $T_{rep} = 0.8$ s. L'application d'un couple de 14N.m implique une perturbation de 5% à l'instant 1.5secondes la vitesse est réduite mais elle se rétablit à nouveau sans erreur statique.

Le couple maximal lors du démarrage est une pointe de valeur $C_{max} = 55$ N.m, En régime établi, le couple oscille autour de zéro à vide, L'inversion du sens de rotation conduit à un couple négatif d'environ 33N.m.

Les courants statoriques de deux étoiles i_{as1} et i_{as2} ont la même forme et les mêmes valeurs 15A (valeur crête au démarrage) , en présence de la charge, les courants atteignent une valeur crête de 6.5A. La valeur crête à vide est de 2.6A, L'inversion du sens de rotation conduit à un courant statorique similaire au démarrage. Le courant i_{qs1} a une même allure que celle du couple électromagnétique, il a une valeur négative d'environ -30A lors du changement du sens de rotation, Les flux rotoriques suivent les valeurs imposées en régime établi, ϕ_{qr} suit la valeur 1Wb, ϕ_{dr} suit la valeur 0Wb, une faible variation des flux à l'instant $t = 3$ s où la vitesse atteint la nouvelle consigne -288rad/s. Les résultats de simulation présentés dans les figures (IV.12) montrent que le régulateur neuronal offre une meilleure poursuite de la référence, comparativement au régulateur PI présenté au chapitre II.

IV.4.4. Étude de la robustesse

La variation de la résistance rotorique ainsi que l'application de couple résistant n'influent pas sur la commande de la MASDE par le régulateur de réseau de neurones, la vitesse reste stable (suive la vitesse de référence), le couple électromagnétique compense le couple extérieur appliqué sans aucun pic, un appel de courant apparait selon la charge appliquée pour développer le couple électromagnétique correspondant. L'orientation des flux rotoriques reste parfaite

Le test de la variation du moment d'inertie montre clairement un petit dépassement aux régimes transitoires mais avec de temps de réponse acceptable (0.6s), ceci montre une sensibilité du régulateur neuronal à la variation paramétrique légèrement grande par rapport au régulateur flou. Les résultats du test de robustesse montrent que le régulateur neuronal présente une amélioration satisfaisante concernant la robustesse, comparativement au régulateur PI.

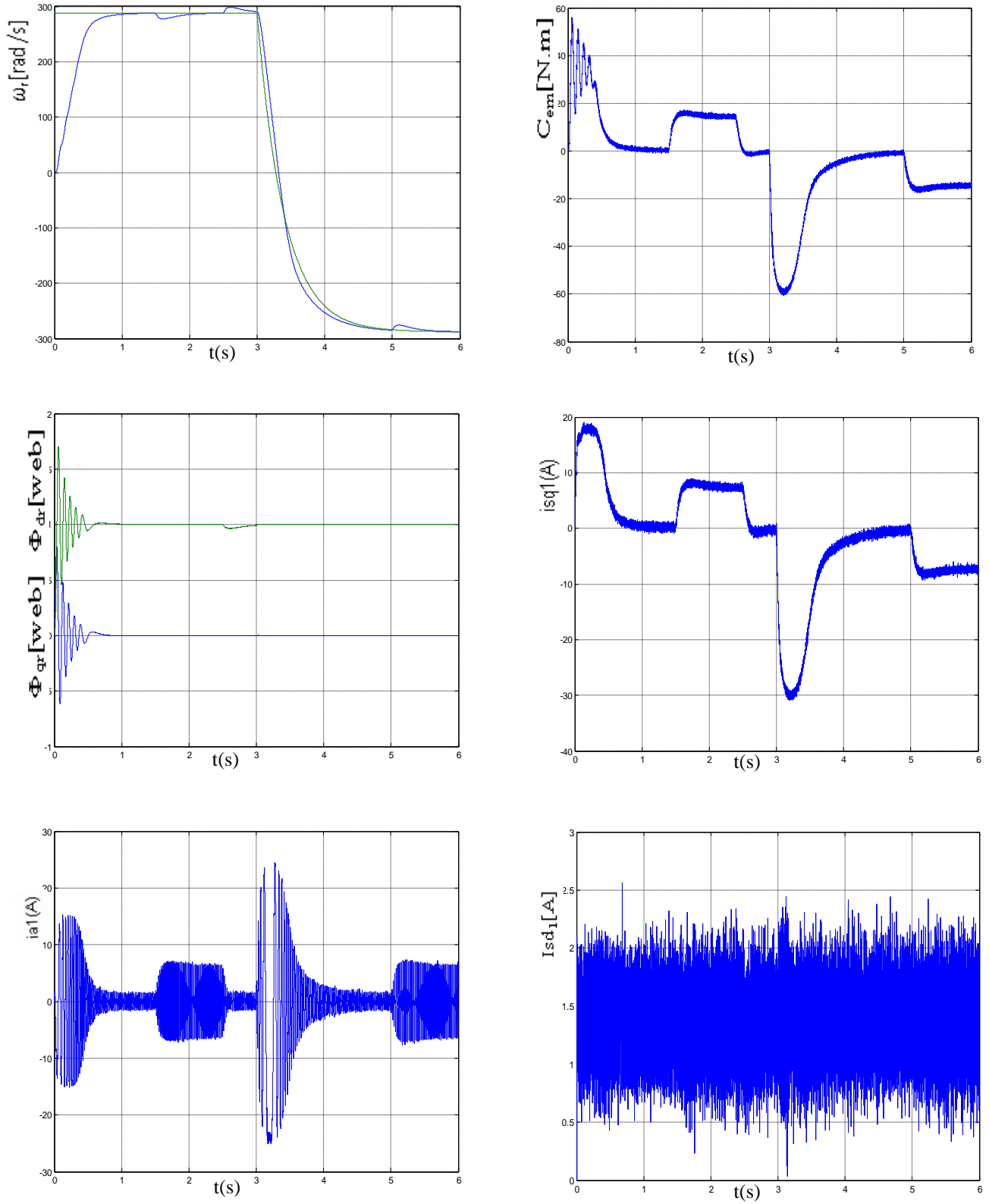


Figure VI.12. Simulation d'une commande vectorielle d'un MASDE avec un contrôleur neuronal lors d'inversion du sens de rotation

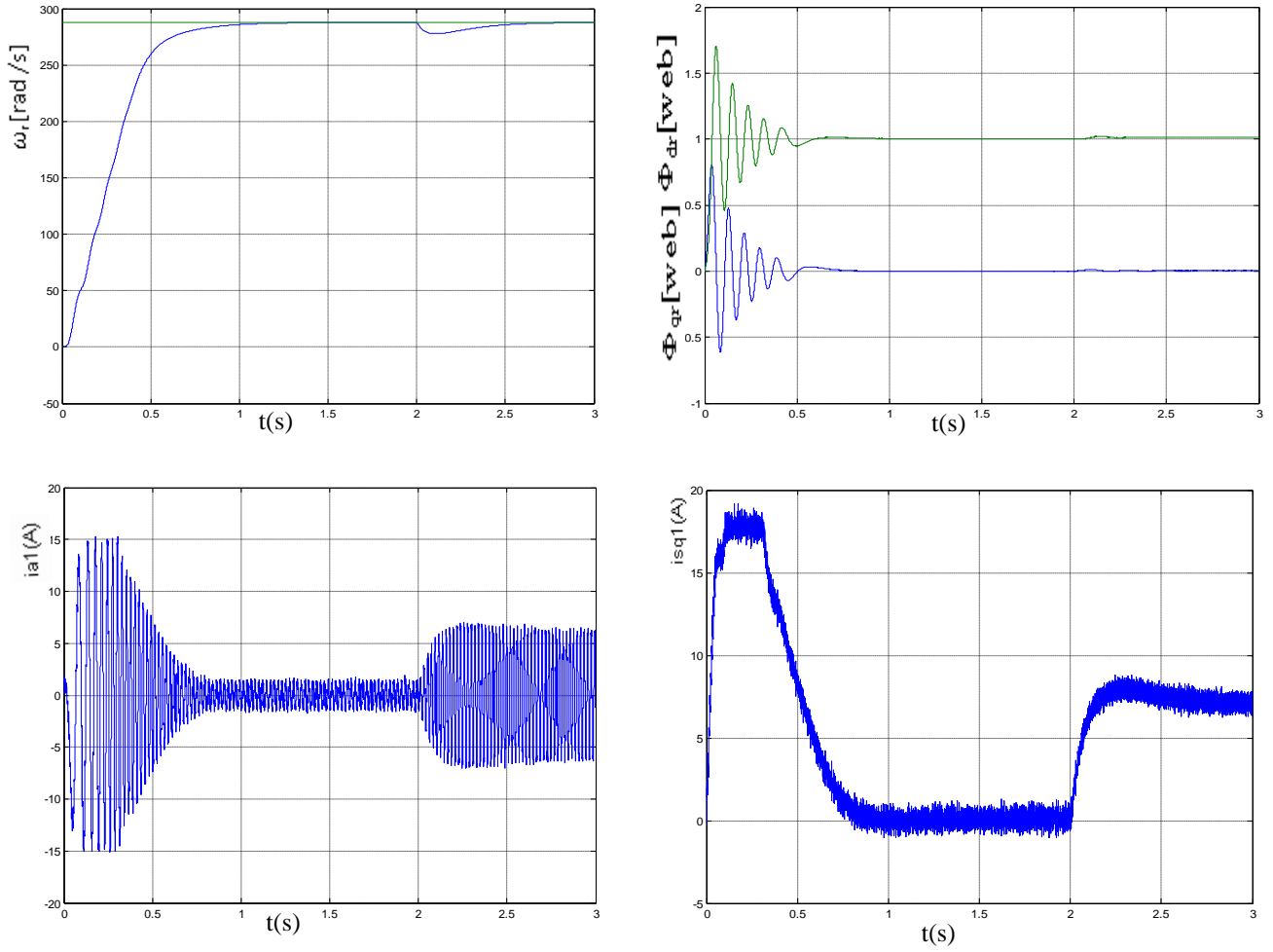


Figure VI.13. Résultats de .Simulation lors de la variation de la résistance rotorique

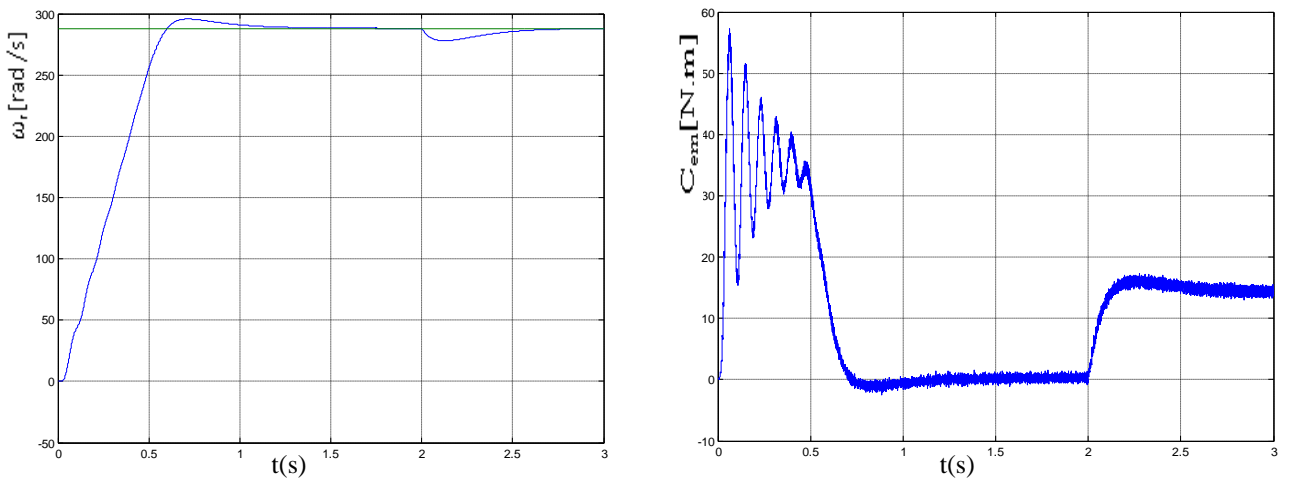


Figure. VI.14. Réglage de vitesse par réseaux de neurone pour une variation de J de +10%, avec application de couple résistant $C_r=14N.m$ entre les instants $t_1=2s$ et $t_2=3s$

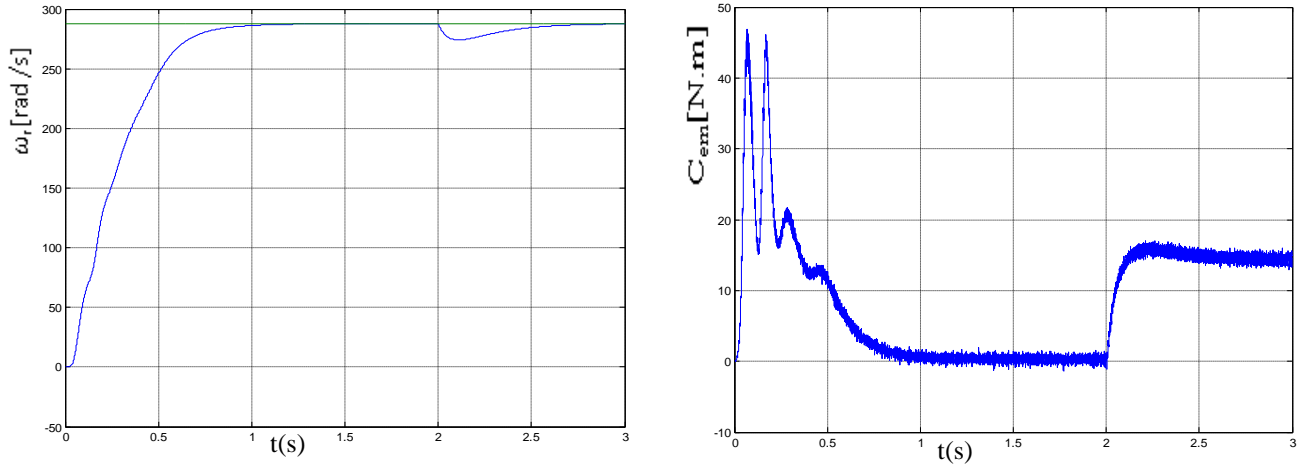


Figure. VI.15. Régulation de vitesse par réseaux de neurone pour une variation de J de -10%, avec application de couple résistant $C_r=14\text{N.m}$ entre les instants $t_1=2\text{s}$ et $t_2=3\text{s}$

IV.5. Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté en premier lieu les bases théoriques sur les réseaux de neurones à apprentissage supervisé spécialement les réseaux multicouches, après on a procédé à leurs applications dans la commande vectorielle de la machine asynchrone double étoile.

On a étudié ainsi la robustesse de cet contrôleur vis-à-vis des perturbations à travers des résultats de simulation. La régulation de la vitesse par réseau de neurone, quoi quelles soient les plages de fonctionnement étudiées, les réponses sont plus rapides à vide et plus robustes lors de la variation de la charge. Cependant, cette robustesse diminue si les variations paramétriques sont très importantes. Le réseau de neurones n'arrive pas à bien généraliser. Cela peut s'expliquer par le manque d'enrichissement de la base d'apprentissage du réseau.

V.1. Systèmes neuro- flou

Les réseaux de neurones (RN) multicouches constituent des approximateurs universels. L'atout principal de ces réseaux réside dans leur capacité d'apprentissage. Par contre, leur structure et leurs paramètres n'ont pas toujours des justifications physiques. De plus, la connaissance humaine ne peut pas être exploitée pour les construire. Les systèmes d'inférence flous sont également des approximateurs universels. Ces systèmes possèdent deux points forts par rapport aux RN. 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. Il est donc apparu naturel de construire des systèmes hybrides qui combinent les concepts des systèmes d'inférence flous et des RN. Ainsi l'approche *Neuro-floue* est apparue. [81]

Des structures Neuro-Floues pour la modélisation, la prédiction, le contrôle ou le diagnostic, peuvent être réalisées par une grande variété d'architectures, pour un même type de combinaison donné. On trouve par exemple dans [81], une utilisation d'un système Neuro-Flou RSANFIS (Recurrent Self-Adaptative Neuro-Fuzzy Inference System) pour la commande d'un véhicule sous-marin autonome. Une autre utilisation des Réseaux Neuro- Flous est présentée dans [82] où l'architecture NEFPROX (Neuro Fuzzy Function Approximator) est utilisée pour l'approximation de fonction.

Dans ce chapitre nous présentons les approches de conception d'un régulateur ANFIS (*Adaptative-Network Fuzzy Inference System*). Les notions de base nécessaire à la compréhension de régulation neuro-floue seront rappelées. Et enfin nous aborderons l'observateur à réseaux de neurone pour l'observation de vitesse de la MASDE avec des résultats de simulation numériques.

V.2. Définition et principe de fonctionnement

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

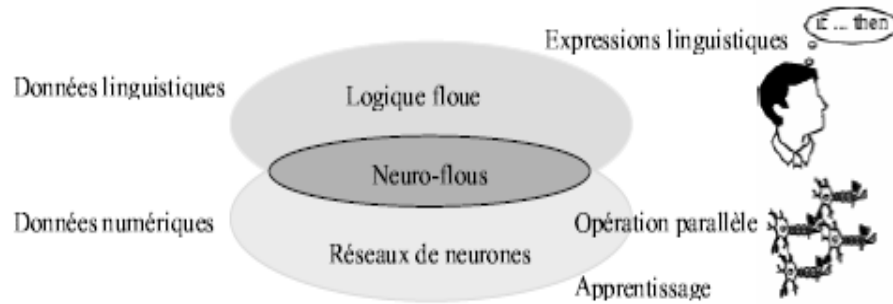


Figure V.1 Principe du système neuro- flous

La principale propriété des réseaux neuro-flous est leur capacité à traiter dans un même outil des connaissances numériques et symboliques d'un système. Ils permettent donc d'exploiter les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones d'une part et les capacités de raisonnement de la logique floue d'autre part.

Très généralement, les réseaux neuro-flous remplacent les différentes couches cachées des réseaux de neurones par des règles floues. Les réseaux neuro-flous hybrides apprennent des rapports et des modèles en utilisant un algorithme d'apprentissage supervisé qui examine les données dans un ensemble de la formation qui consiste en exemples d'entrées et leurs sorties associées. Pendant la phase d'apprentissage, un Réseau Neuro-Flou hybride modifie sa structure interne pour refléter le rapport entre les entrées et les sorties dans l'ensemble de la formation (base de connaissances)[83]. L'exactitude d'un Réseau Neuro-flou est vérifiée après que le cycle de d'apprentissage soit complet en utilisant un ensemble séparé d'entrées et sorties appeler l'ensemble de la validation (Figure V.2).

V.3. Méthodes des combinaisons neuro-floues

Différentes combinaisons de ces deux techniques d'intelligence artificielle existent et mettent en avant des propriétés différentes. On peut identifier les combinaisons comme: le Réseau flou neuronal, le Système neuronal/flou simultanément, les modèles neuro-flous coopératifs ou les modèles neuro-flous hybrides

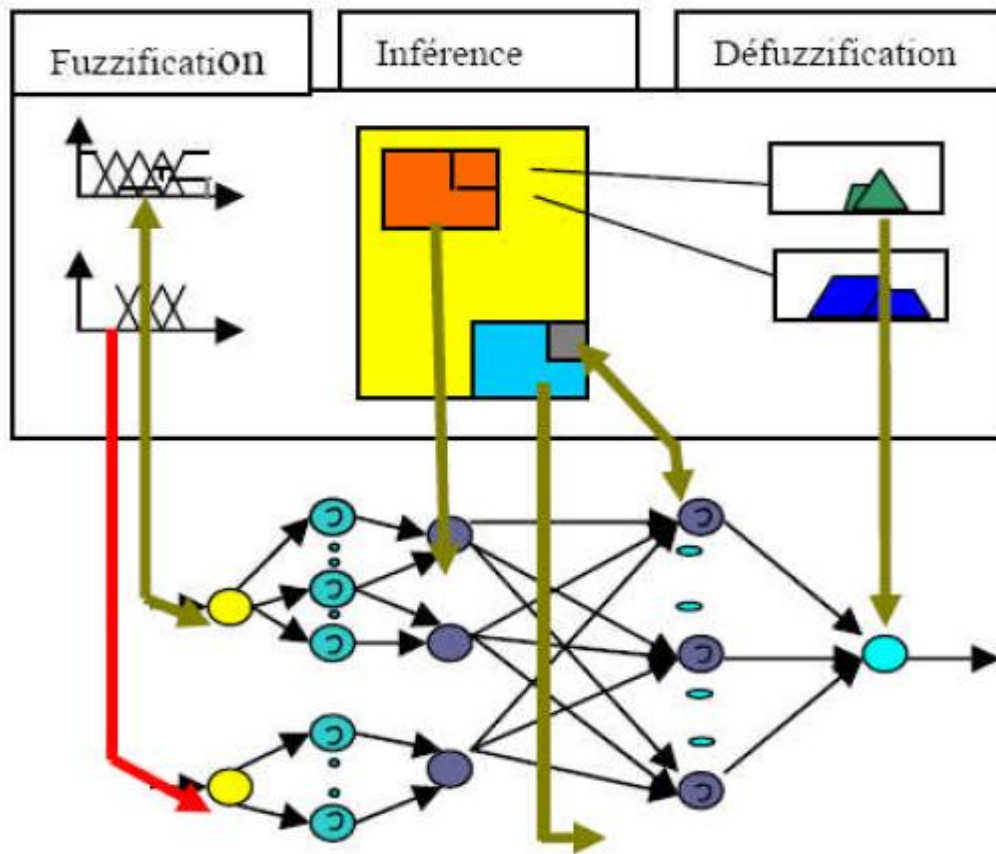


Figure V.2 Principe de fonctionnement d'un réseau neuro-flou.

V.4. Architectures neuro- floues

Diverses associations des méthodes et architectures neuro-floues ont été développées depuis 1988. En ce qui concerne ce sujet, nous faisons quelques précisions pour argumenter notre positionnement en termes d'outil de prédiction [84][85].

Racoceanu [86] a recensé plusieurs architectures de systèmes neuro-flous. La Figure V.3 montre les différentes architectures des systèmes neuro-flous. FALCON (a) et GARIC (b) interprètent la règle floue avec une structure à 5 couches, NEFCLASS (c) interprète la règle floue avec une structure à 3 couches et ANFIS (d) interprète la règle floue avec une structure à 6 couches.

FALCON et GARIC

Il s'agit de modèles à 5 couches, utilisant la fuzzyfication en entrée et la defuzzyfication en sortie. Ceci correspond à l'interprétation juste de la technique de Mamdani. La précision accrue des

résultats provoque une lenteur dans l'exécution du système. Ce modèle est rarement utilisé en pratique mais il reste le meilleur pour la commande. (Figure V.3 (a, b))

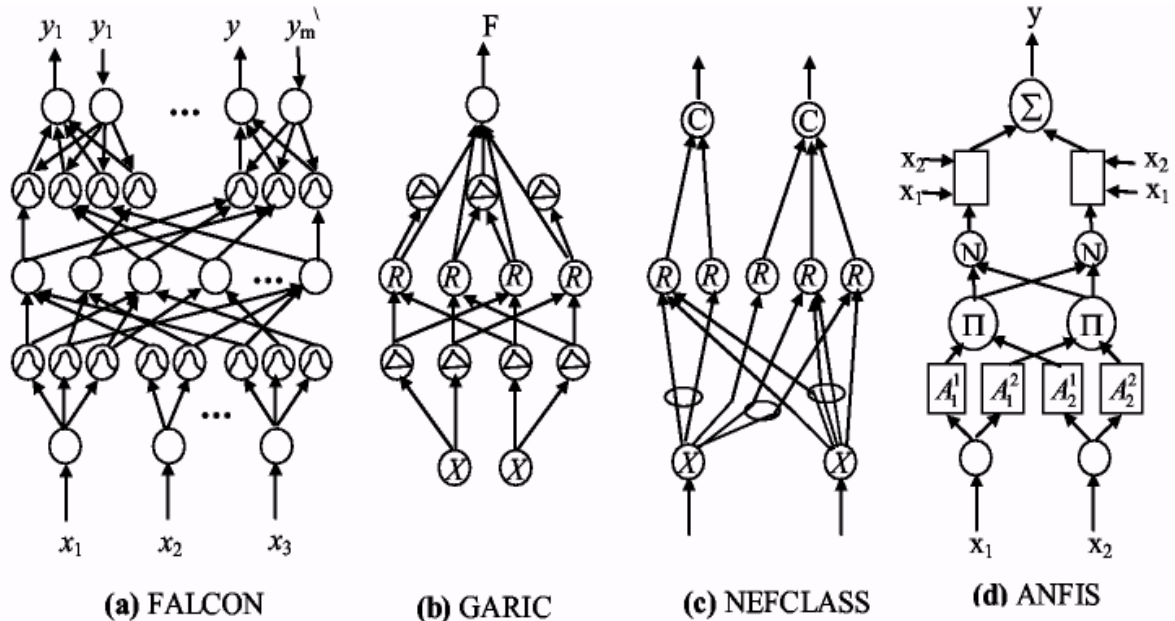


Figure V.3. Architectures des systèmes neuro-flous

NEFCLASS

Modèle utilisé généralement en classification, il est constitué de 3 couches : une couche d'entrée avec les fonctions d'appartenance, une couche cachée représentée par des règles et une couche de sortie définissant les classes [83] (Figure V.3 (c)). Ce modèle est facile à mettre en application, il évite l'étape de défuzzification, tout en étant précis dans le résultat final, avec une rapidité bien supérieure aux autres architectures.

NEFCON

Modèle formé de 3 couches. Une couche cachée formée par des règles, une couche d'entrée incluant les nœuds d'entrée avec les sous-ensembles flous d'antécédentes et une couche de sortie avec un nœud de sortie et les sous-ensembles des conséquent. L'élaboration des règles est similaire à l'architecture NEFCLASS, avec une différence en sortie. Cette architecture est généralement utilisée en approximation de fonctions et en contrôle flou.

NEFPROX (Neuro Fuzzy function apPROXimator)

Modèle obtenu par l'association des deux architectures NEFCLASS et NEFCON, il est utilisé dans différentes applications comme la classification et l'approximation de fonctions [83][87][88]. NEFCLASS utilise un algorithme supervisé pour définir les règles floues, le NEFCON utilise un algorithme d'apprentissage non supervisé avec le calcul de l'erreur de sortie. Les deux modèles emploient la rétropropagation afin de définir les sous-ensembles flous. Comparé au modèle ANFIS, NEFPROX est beaucoup plus rapide, mais ANFIS donne de meilleurs résultats en approximation. Le NEFPROX est le premier système interprétable et lisible, dédié à l'approximation de fonction. Néanmoins, ses résultats en classification restent moins bons que ceux donnés par le NEFCLASS.

SANFIS

Une autre structure connexionniste basée sur la fonction floue de base (FBF), a été développée dans [89]. Trois types de réseaux SANFIS peuvent être identifiés (Figure V.4.). Pour ces 3 les entrées sont les mêmes mais les sorties sont différentes. Ils sont utilisés selon le type d'applications. Le modèle de type I (modèle de Mamdani) est linguistiquement compréhensible, car il utilise les ensembles flous dans les antécédent et les conséquent des règles floues. Avec sa meilleure capacité de généralisation, ce modèle est plus approprié à la commande et aux systèmes experts. Le type II est une version simplifiée du premier. II réduit le nombre de paramètres et évite le processus de defuzzification, ce type est généralement utilisé en classification.

Le type III réduit encore le nombre de règles floues pour modéliser les systèmes évolués, il est utilisé dans les fonctions d'approximation non linéaires, la commande dynamique et le traitement du signal.

ANFIS (Adaptative-Network-based Fuzzy Inference System)

ANFIS représente un système à inférence floue mis en application dans le cadre des réseaux adaptatifs. II utilise la procédure d'apprentissage hybride Ce modèle donne de très bons résultats en poursuite de trajectoire, approximation non linéaire, commande dynamique et traitement du signal. Cette méthode sera détaillée dans ce qui suit

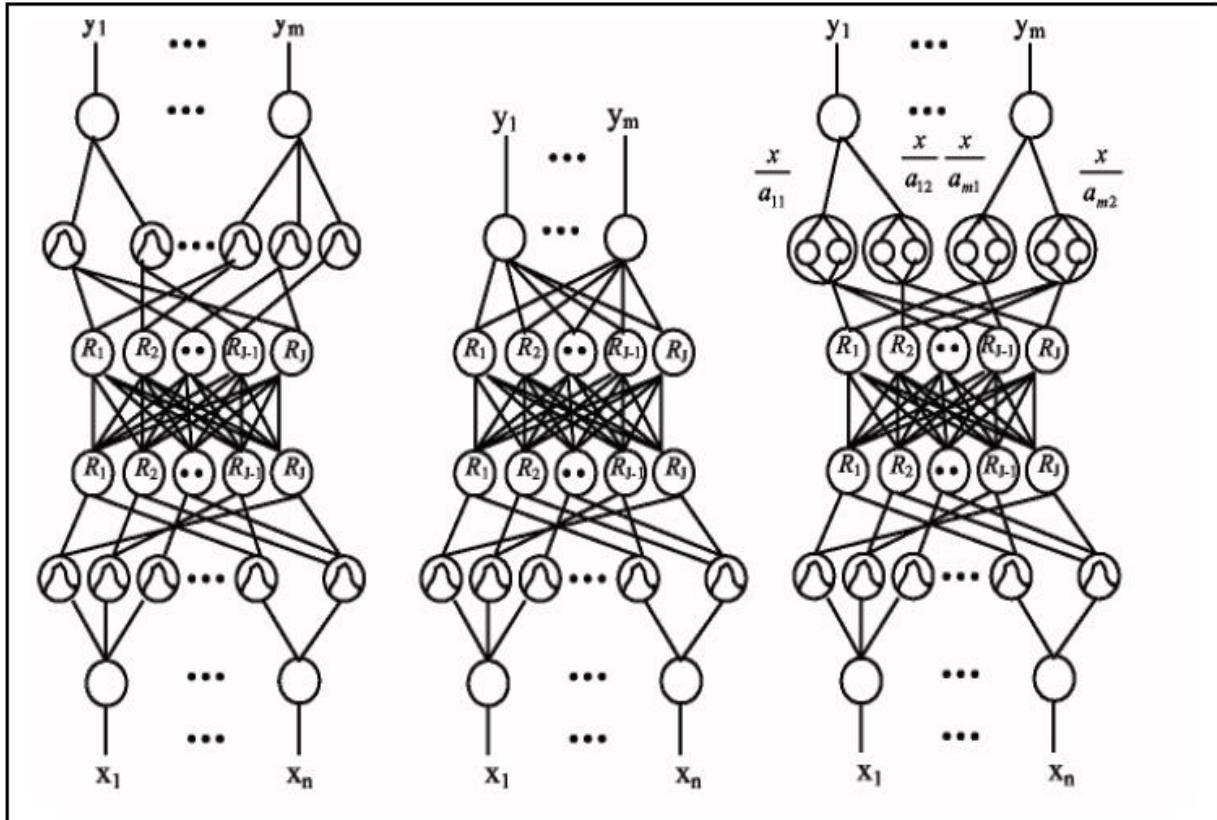


Figure V.4. Les trois différents types de SANFIS

V.5. ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System)

Les systèmes d'inférence neuro-flou adaptative (anfis), sont des systèmes hybrides utilisant l'inférence floue de Takagi Sugeno. La structure anfis est constituée de cinq couches comme montrées par la Figure V.5. La première couche cachée 'fuzzifie' les variables d'entrées et les opérateurs type T-norm calculent la partie prémisse des règles dans la deuxième couche cachée. La troisième couche cachée normalise les poids des règles suivit par la quatrième couche cachée où les paramètres des parties conclusion des règles sont déterminés. La couche de sortie calcule la somme de tous les signaux venant de la quatrième couche [90]. Les points forts de l'ANFIS consistent dans le mécanisme d'inférence distributif et l'algorithme d'apprentissage adaptif. Par contre les règles sont non interprétables et l'apprentissage se fait hors ligne.

Rui et al dans [91], a montré qu'il n'y a pas de structure du réseau idéal a priori. Celle-ci est à définir au cas par cas selon le problème. Concernant le réseau neuro-flou ANFIS, définir une

architecture consiste à choisir le nombre de fonctions d'appartenance, leur type (gaussienne, sigmoïde...) et le nombre de règles floues utilisées. Aussi, un compromis simplicité/ généralisation doit être trouvé : il n'est pas concevable de construire un système ANFIS trop complexe, la base d'apprentissage étant, elle, limitée.

Afin de montrer l'architecture de base du modèle Neuro-flou adaptatif ANFIS proposé par Jang, considérons un système d'inférence flou de type Sugeno du premier ordre, nous supposons qu'il y a deux variables linguistiques d'entrées x et y et une sortie z , et supposons que la base des règles contient deux règles de types :

Règle1 : *SI* x est **A1** et y est **B1** ALORS $z1 = p1 x + q1 y + r1$

Règle2 : *SI* x est **A2** et y est **B2** ALORS $z2 = p2 x + q2 y + r2$

Où :

x et y sont les variables d'entrée,

$A1, A2, B1$ et $B2$ des ensembles flous,

yi les sorties de tous les neurones de défuzzification,

pi, qi et ri sont des paramètres du conséquent de la règle i déterminés pendant le processus d'apprentissage.

- Première couche (*Génération du degré d'appartenance*)

Chaque nœud de cette couche possède des paramètres ajustables. La fonction du nœud est identique à la fonction d'appartenance à un sous-ensemble flou de l'univers de discours des entrées. Dans le modèle de jang [90], les fonctions d'appartenance sont des gaussiennes.

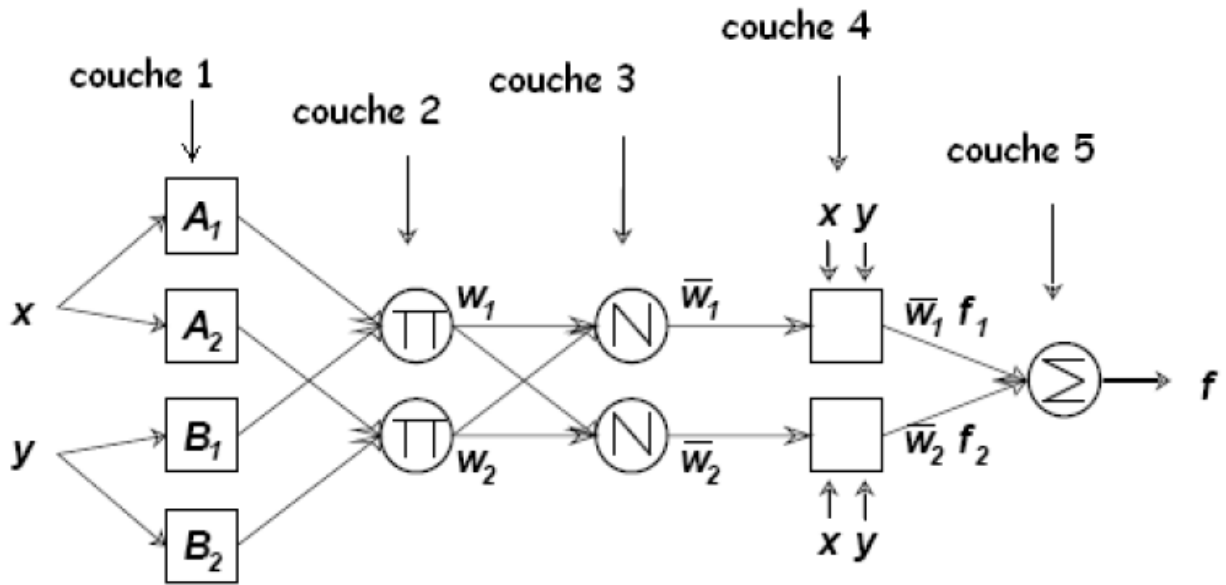


Figure V.5. L'Architecture de l'ANFIS.

La fonction d'appartenance Gaussienne est définie par:

$$\mu_{A_i}(x) = \exp\left[-\frac{1}{2} \frac{(x - \bar{x}_i)^2}{\sigma_{x_i}^2}\right] \quad (\text{V.1})$$

$$\mu_{B_j}(y) = \exp\left[-\frac{1}{2} \frac{(y - \bar{y}_j)^2}{\sigma_{y_j}^2}\right] \quad (\text{V.2})$$

Où \bar{x} est le centre et σ la largeur de la fonction d'appartenance.

Les sorties de la première couche sont :

$$x_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad \text{pour } i = 1,2 \quad (\text{V.3})$$

$$y_{1,j} = \mu_{B_j}(y) \quad \text{pour } j = 1,2 \quad (\text{V.4})$$

Alors, la valeur obtenue $\mu_{A_1}(x)$ représente le degré d'appartenance de la valeur x à l'ensemble A .

- La deuxième couche (Génération du poids de la règle i)

La deuxième couche est formée d'un noeud pour chaque règle floue et génère les poids synaptiques. Ces noeuds de type fixe sont notés II et chacun d'eux engendre en sortie le produit (opérateur ET de la logique floue) de ses entrées, qui ce qui correspond au degré d'appartenance de la règle considérée :

La fonction d'activation des neurones i de la première couche :

$$w_i = \min\{\mu_{A_i}(x), \mu_{B_j}(y)\}, i = 1,2, j = 1,2 \quad (V.5)$$

Ou

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_j}(y), i = 1,2, j = 1,2 \quad (V.6)$$

- La troisième couche (Normalisation des poids de la règle i)

Chaque nœud de cette couche est un nœud circulaire. Il calcule le degré d'activation normalisé d'une règle floue donnée. La valeur obtenue représente la contribution de la règle floue au résultat final.

$$\bar{w} = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^2 w_i} \quad (V.7)$$

L'ensemble des sorties de cette couche sont appelées : les poids normalisés.

- Quatrième couche *Conséquence (Calcul de la sortie des règles)*

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

$$f_i^4 = y_i = \bar{w}_i \times (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (V.8)$$

$$O_i^4 = y_i = \bar{w}_i \cdot f_i = \bar{w}_i \cdot (p_i \cdot x_1 + q_i \cdot x_2 + r_i) \quad (V.9)$$

Où \bar{w}_i est la sortie de la troisième couche, et p_i, q_i, r_i sont l'ensemble des paramètres désignés sous le nom : *conséquents*.

- La couche de sortie (*Faire la somme de toutes les entrées à partir de la couche 4*)

Comprend 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

$$y = \sum_{i=1}^2 y_i \quad (\text{V.10})$$

V.6. Algorithme d'apprentissage

L'apprentissage consiste en la correction des paramètres (prémises et conséquents) du réseau afin de généraliser une fonction de transfert entre les entrées et la sortie du réseau. À cette fin, une base d'apprentissage est nécessaire. Celle-ci est constituée d'un ensemble de couples "entrées /sortie "connus (relevé de données). Le déploiement des algorithmes d'apprentissage sur cette base de données permet de construire une fonction d'approximation de la sortie désirée à partir des nouveaux vecteurs d'entrée. Donc La règle d'apprentissage spécifie la méthode de modification des paramètres du réseau ANFIS, pour minimiser une erreur prédéterminée. Le changement des valeurs de ces paramètres entraîne le changement des fonctions de la sortie [92][93]. La procédure d'apprentissage se fait en deux étapes :

- a) en premier les entrées sont propagées, et les paramètres conséquents résultants optimaux sont estimés par la méthode des moindres carrés itérative, tandis que les paramètres locaux sont supposés être fixes pour chaque exemple, pour l'ensemble de l'action d'apprentissage.
- b) dans la seconde étape les entrées sont toujours propagées, la rétropropagation est utilisée pour modifier les paramètres locaux, tandis que les paramètres conséquents restent fixes. Cette procédure est alors itérée jusqu'à ce que le critère d'erreur soit satisfait [94].

Pour l'ensemble des paramètres de prémises (non linéaires), nous pouvons utiliser les données d'apprentissage, nous obtenons donc un système d'équation:

$$A\Theta = y \quad (\text{V.11})$$

Avec Θ matrice contenant les paramètres inconnus dans l'ensemble des paramètres conséquents.

C'est un problème linéaire, la solution pour Θ est réduite au minimum

$$\Theta^* = (A^T A)^{-1} A^T y \quad (V.12)$$

Nous pouvons utiliser également la méthode des moindres carrés récurrents dans le cas d'apprentissage en ligne. Les signaux d'erreurs propagent vers l'arrière. Les paramètres des prémisses sont adaptés par la méthode de descente.

$$J(\Theta) = \frac{1}{2} \sum_{N=1}^N [y(k) - \hat{y}(k, \Theta)]^2 \quad (V.13)$$

d'une façon récursive, en respectant Θ . L'adaptation des paramètres dans le $i^{\text{ème}}$ noeud de la couche L s'écrit comme:

$$\widehat{\Theta}_i(k) = \widehat{\Theta}_i^L(k-1) + \eta \frac{\partial^{+E}(k)}{\partial \widehat{\Theta}_i^L(k)} \quad (V.14)$$

avec η le rapport d'apprentissage et le vecteur gradient.

$$\frac{\partial^{+E}}{\partial \widehat{\Theta}_i^L} = \varepsilon_{L,i} \frac{\partial \hat{z}_{L,i}}{\partial \widehat{\Theta}_i^L} \quad (V.15)$$

$\partial_{\hat{z}_{L,i}}^{\wedge}$ est la sortie du noeud et $\varepsilon_{L,i}$ est l'erreur de la back-propagation.

Cette approche converge beaucoup plus vite puisqu'elle réduit par la variation des paramètres conséquents les dimensions d'espace de la méthode de rétro-propagation originale.

V.7. Le Contrôleur ANFIS Pour La régulation de vitesse

Avant de procéder au calcul des paramètres des fonctions d'appartenances par apprentissage, il faut générer les données nécessaires. Pour cela, nous procédons à une simulation du réseau sous test en utilisant un contrôleur de type PI adaptatif représentée dans le troisième chapitre (Figure V.6.). On va considérer l'ensemble MASDE- Commande vectorielle comme un seul système, Les données nécessaires seront enregistrées sous forme d'un vecteur à 3 colonnes qui représente les entrées (l'erreur de la vitesse et sa variation temporelle) sur les deux premières colonnes et la sortie sur la troisième colonne. Le calcul des paramètres par apprentissage est une procédure répétitive. Il a fallu plusieurs reprise pour atteindre un écart minimal entre la sortie présentée en premier lieu et celle obtenue après apprentissage du contrôleur neuro-flou [95][96] [97][98]. .

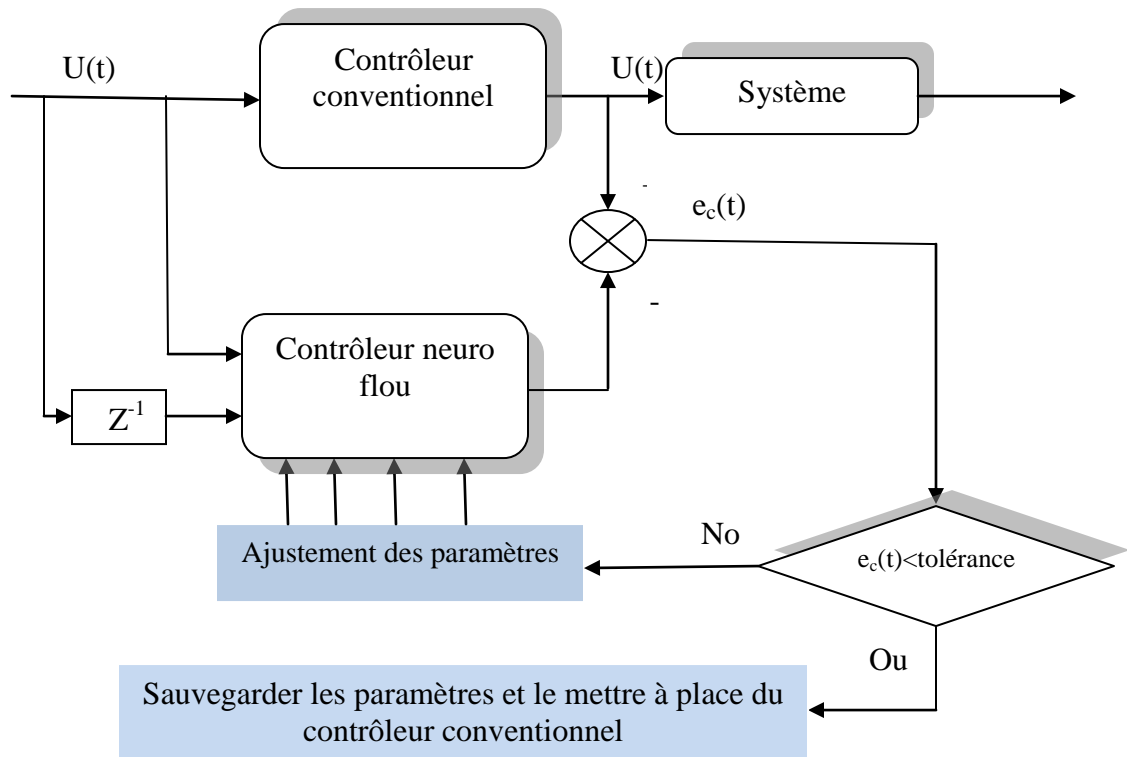


Figure V.6. Commande directe-inverse adaptative par réseau neuro-flou adaptatif

Les paramètres du réseau neuro-flou (ANFIS) sont :

- 2 entrées : l'erreur normalisée $E(k) = \Omega^*(k) - \Omega(k)$, entre la vitesse de référence et la vitesse de rotation du moteur, la variation de cette erreur $dE(k)$;
- 1 sortie : l'incrément normalisé du couple de référence (commande) $U(k) = C_{em}^*(k)$
- 25 règles floues.
- Apprentissage hybride (back propagation de l'erreur et les moindres carrés).
- Tolérance ($\varepsilon = 0.001$) et le nombre des itérations (it = 100)

La structure neuronale équivalente proposée sous matlab est représentée à la Figure V.7.

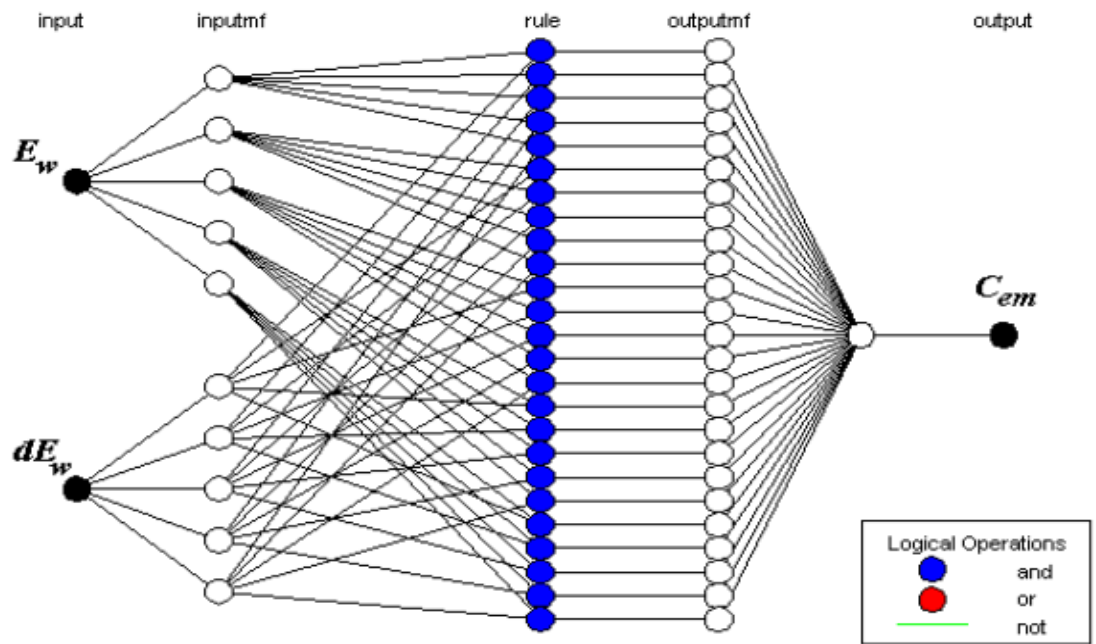


Figure V.7. Structure neuronale du modèle proposé sous MATLAB

Le régulateur neuro flou à deux entrées est représenté par sa surface caractéristique (Figure V.8.). Cette dernière exprime les variations de la valeur réelle de la sortie du régulateur en fonction des entrées quand ces dernières parcourent l'univers de discours.

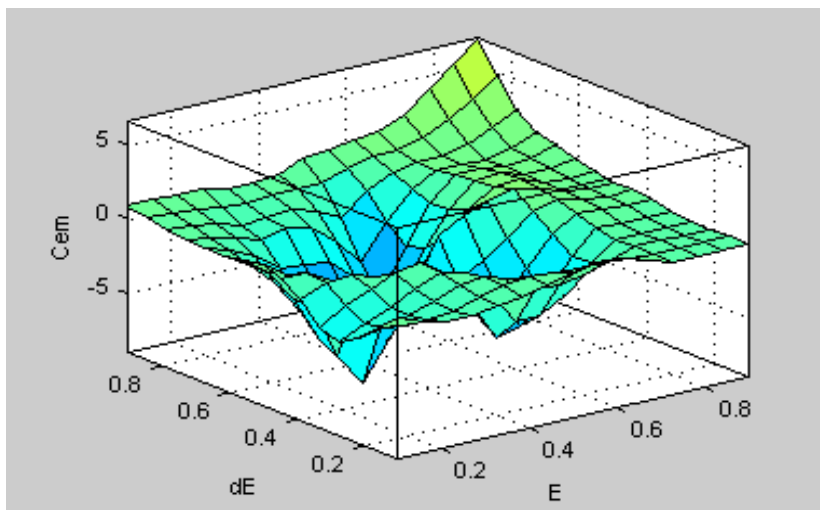


Figure V.8. Surface caractéristique d'un régulateur neuro flou

V.8. Applications des réseaux de neurones à l'entraînement sans capteurs de la MASDE

Dans cette section, on présente l'estimation de la vitesse de rotation d'une machine asynchrone à l'aide de réseaux de neurones artificiels RNA bouclés.

Actuellement, on trouve dans les articles deux méthodes. La première utilise des réseaux de neurones non bouclés. L'apprentissage des ces réseaux, pour déterminer les coefficients, est effectué hors ligne à l'aide de banques de données mesurées ou estimés [99][100][101]. La deuxième se base sur le principe des systèmes adaptatifs avec modèle de référence [102] [103]. On y trouve deux modèles. L'un est utilisé comme modèle de référence. Il représente une équation indépendante de la vitesse. L'autre, représente une équation dépendante de la vitesse. Il est utilisé comme un modèle ajustable et implanté par un réseau de neurones. La vitesse est proportionnelle à un des poids synaptiques. L'apprentissage se fait en ligne. On note, dans cette deuxième méthode, que le modèle mathématique de ces réseaux utilise les équations électriques statoriques ou rotoriques et/ou l'équation mécanique de la machine. D'une part, ces équations contiennent des intégrateurs et des différenciateurs. A cause de problèmes de saturation, des conditions initiales et de dérive, les intégrateurs ont été remplacés par des filtres passe-bas ou des filtres en cascade programmables. Cependant, ces filtres imposent certaines limites aux performances surtout aux basses vitesses. De plus, quelques expressions possèdent des singularités qui engendrent des divergences dans la vitesse estimée [103]. D'autre part, les coefficients des estimateurs élaborés dépendent des paramètres électromagnétiques et mécaniques de la machine. Durant le fonctionnement, ces paramètres varient avec la température ou la saturation magnétique. Cela a un effet important sur la stabilité et la robustesse du variateur surtout aux faibles vitesses

V.8. 1. L'observateur à réseau de neurone proposée

On considère la vitesse comme un système, à priori non linéaire aux différences finies, car à un instant donné, la prédiction de la vitesse fait appel aux courants statoriques à l'instant t , et la vitesse et le glissement à l'instant précédent [104]. Et par conséquent, le vecteur d'entrée du réseau de neurones peut être constitué de la suite: $\omega_m(k-1), \omega_g(k-1), i_{sd1}(k), i_{sq1}(k), i_{sd2}(k), i_{sq2}(k)$, avec une architecture de taille (9-1).

Ces variables peuvent donc être utilisés par un réseau de neurones multicouche dynamique pour prédire la vitesse $\omega_m(k)$. Il faut noter que la nouvelle version de Neural Network possède une fonction appelée «gensim» qui permet de générer automatiquement l'architecture du réseau

V.8. 2. La Méthodologie

Elle consiste à faire l'entraînement du réseau par une banque de données assez riche et suffisamment représentative du système. Pour ce la, nous avons effectué dans l'environnement MATLAB/SIMULINK, des simulations d'une commande vectorielle à flux rotorique orienté. Les simulations ont été effectuées en imposant un profil de vitesse dans les quatre quadrants (deux sens de rotation avec une accélération et une décélération) et des variations dans les résistances statorique et rotorique. Nous avons aussi ajouté, à cette base de données, un bruit blanc pour tenir compte des perturbations sur la mesure. Une banque de données riche et assez représentative a été ainsi établie dans le but d'assurer un apprentissage correct.

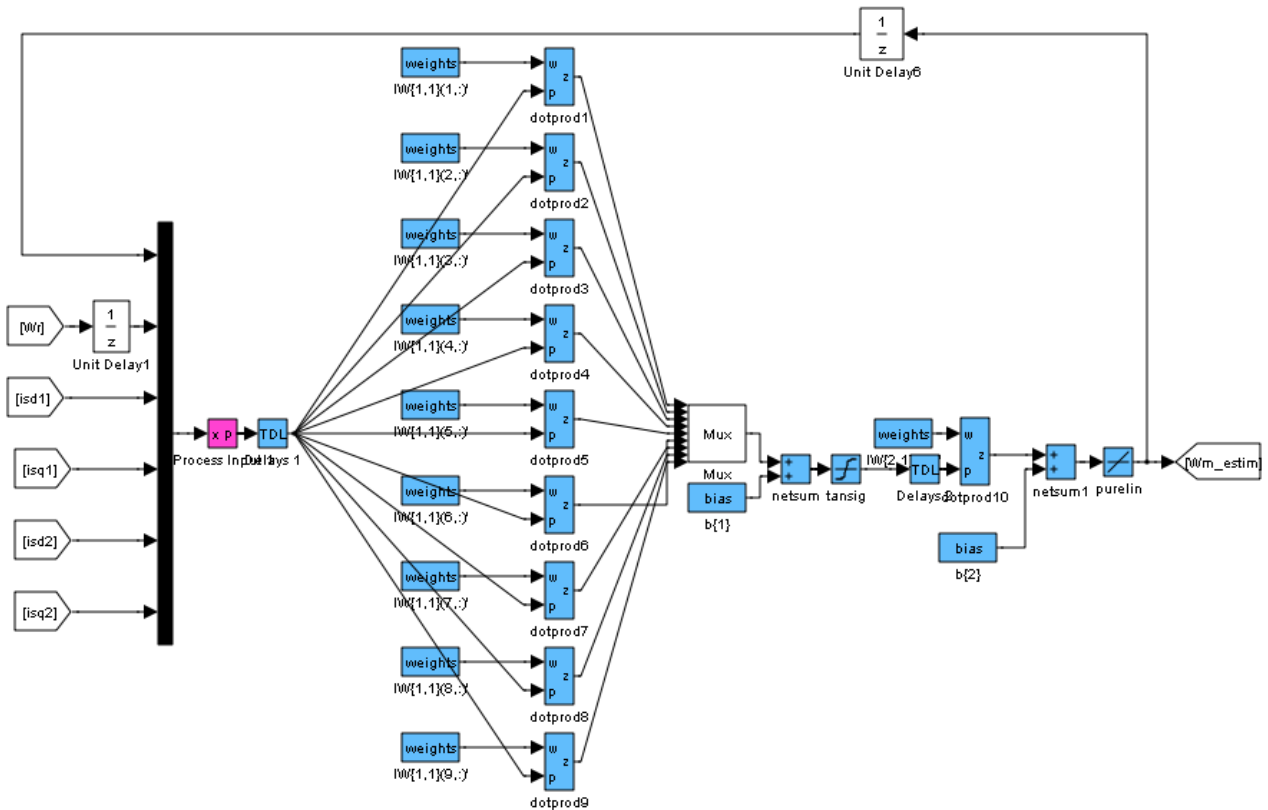


Figure V.9. Modèle Simulink de l'estimateur de vitesse à réseau de neurones

Une fois cette banque préparée et normalisée, 75% des données ont été utilisés pour l'apprentissage supervisé du réseau, et 25% ont été retenues pour tester la validation. On dispose, pour le patron d'apprentissage de 30000 échantillons par variable pris au hasard dans un intervalle [0,1.5] seconde, L'apprentissage du réseau à été réalisé toujours à l'aide de l'algorithme trainlm de Levenberg-Marquard de la boîte à outils nnet de MATLAB.

Aussi nous avons utilisé des réseaux avec des fonctions d'activation sigmoïdes tangentielles pour les neurones des couches cachées, et des fonctions d'activation linéaires de la couche de sortie. Une fois que le réseau qui converge et généralise convenablement est déterminé, on l'insert dans le variateur de vitesse [45,46]. La Figure V.10. montre le modèle Simulink de la commande vectorielle directe à flux rotorique orienté basée sur un estimateur à réseau de neurones. On y trouve les différents blocs de Simulink. Le régulateur PI est remplacé par un régulateur neuro-flou. La simulation est réalisée en mode discret avec une période d'échantillonnage $T_{éch} = 0.001s$

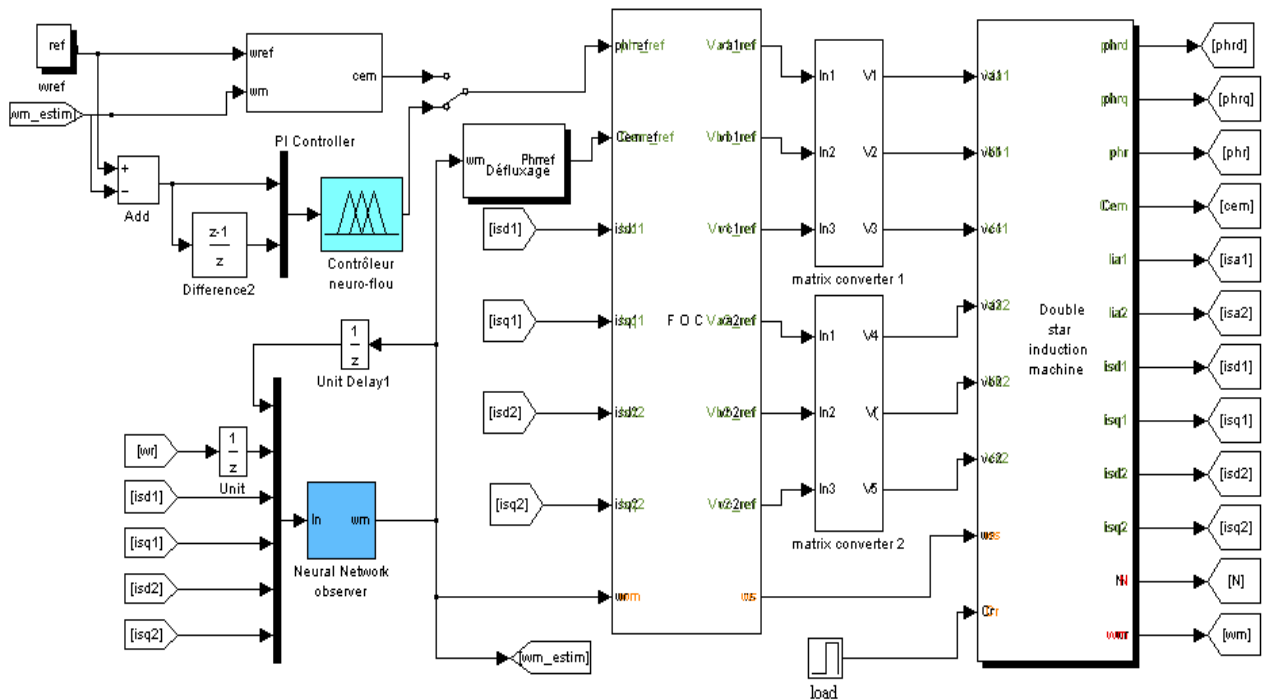


Figure V.10. Schéma bloc de l'association observateur neuronal commande neuro floue

V.9. Résultats de simulation

Pour illustrer le comportement de l'association observateur neuronal commande neuro floue appliquée à la contrôle vectorielle d'un moteur a induction double étoile, on présente dans ce qui suit

des résultats de simulation, Les mêmes essais de simulation effectués précédemment (les chapitres II, III, IV) ont été repris pour le contrôleur Neuro-flou, pour pouvoir mettre en évidence son intérêt vis-à-vis la commande sans capteur de vitesse de la MASDE.

Donc on effectue un démarrage à vide de la MASDE puis on applique un échelon de couple de charge de valeur $C_r = 14 N.m$ à l'instant $t = 1.5s$. A $t = 2.5s$ la charge est éliminée. La consigne de vitesse est de 288 rad/s jusqu'à l'instant $t = 3s$, puis le sens de rotation est inversé de $+288 \text{ rad/s}$ à -288 rad/s .

La Figure V.11. montre la courbe de l'erreur de vitesse (la différence entre la vitesse réelle et la vitesse estimée par le réseau). On note que l'erreur d'observation est plus importante au démarrage et lors du changement de sens de rotation. Cependant l'observateur converge rapidement.

Tandis que la figure V.12. montre les courbes des vitesses réelles et observées, les composantes du flux rotorique et le couple électromagnétique, et les courants statorique. On remarque que la vitesse suit sa référence, le couple admet un pic important à l'instant de l'inversion et également les composantes du courant $I_s(I_{ds}, I_{qs})$, les signaux suivent leurs références et enfin l'allure des flux qui montrent que le découplage maintient toujours.

Les résultats obtenus relatifs à l'application de la commande neuro floue, montrent une nette amélioration des performances. Cette amélioration se manifeste au niveau de la qualité du signal de vitesse (largeur de bande plus réduite), ainsi qu'au niveau du rejet quasi-total de la perturbation (couple de charge)

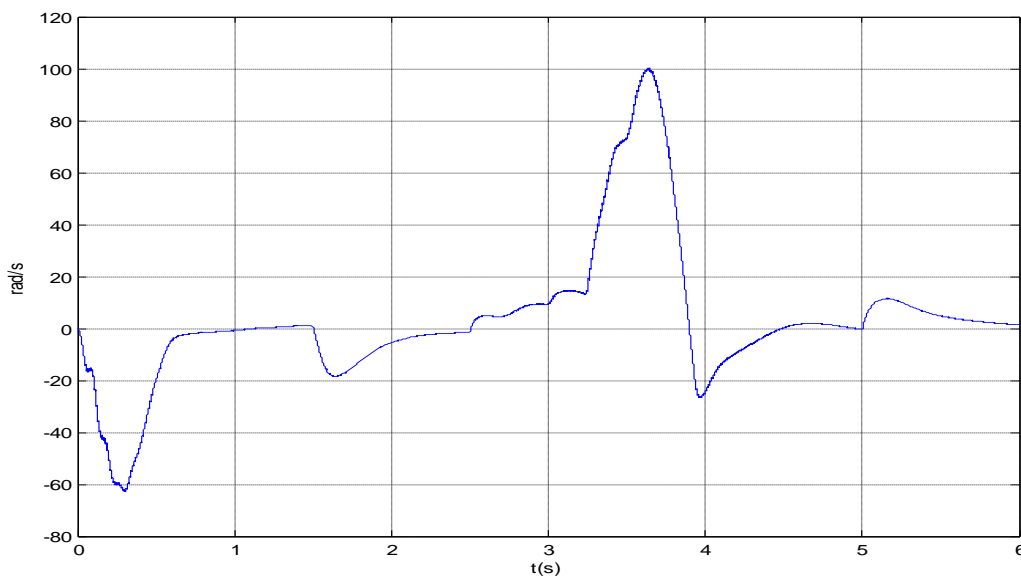


Figure V.11. Erreur d'estimation de la vitesse

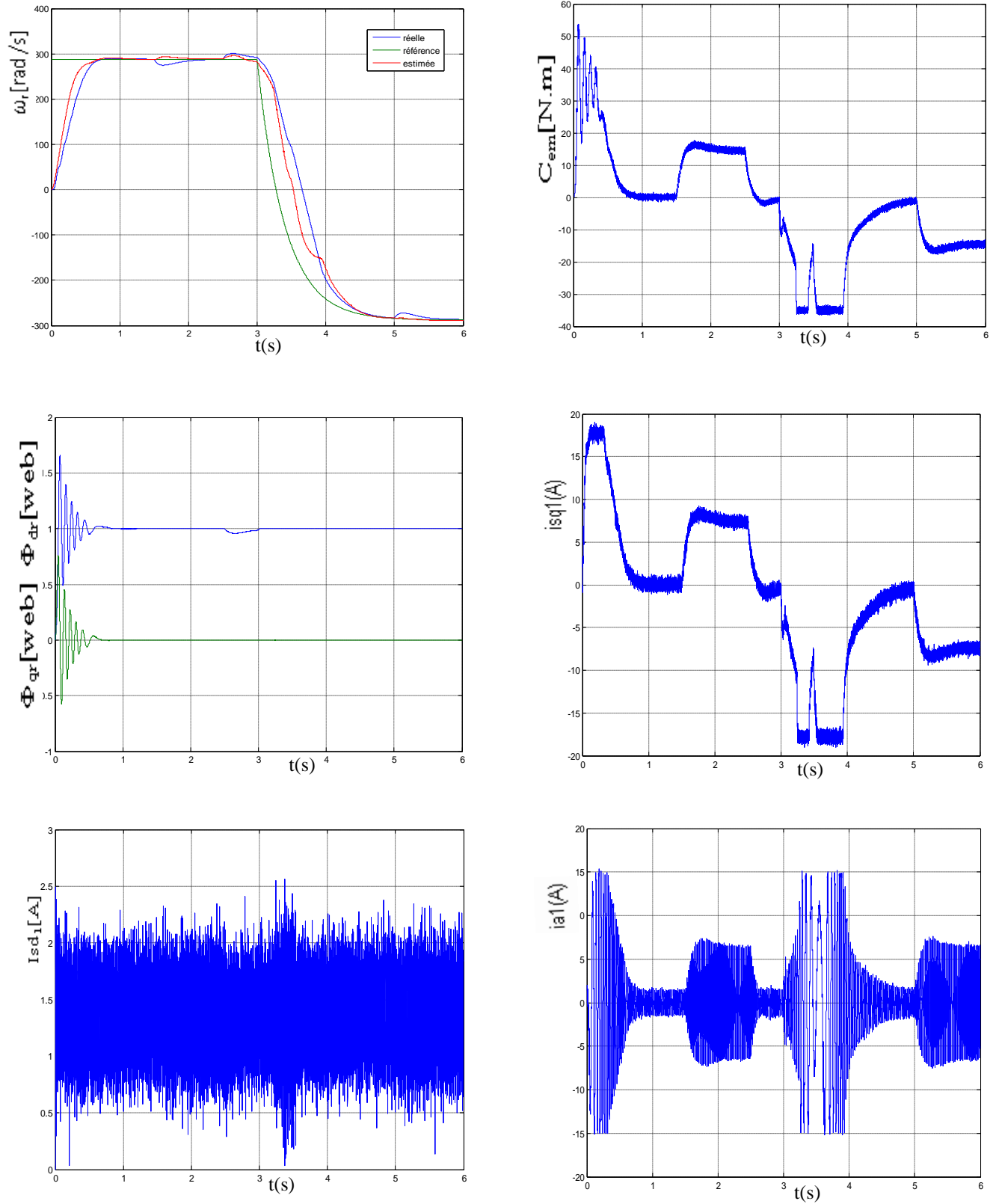


Figure V.12. Simulation d'une commande vectorielle sans capteur de vitesse d'un moteur asynchrone double stator avec un observateur neuronal lors d'inversion du sens de rotation en charge

- Test de robustesse pour les variations paramétriques

Afin de tester la robustesse de cette combinaison, on a procédé à différents tests avec variation de vitesse et plus particulièrement les variations paramétriques en l'occurrence les résistances rotoriques et le moment d'inertie

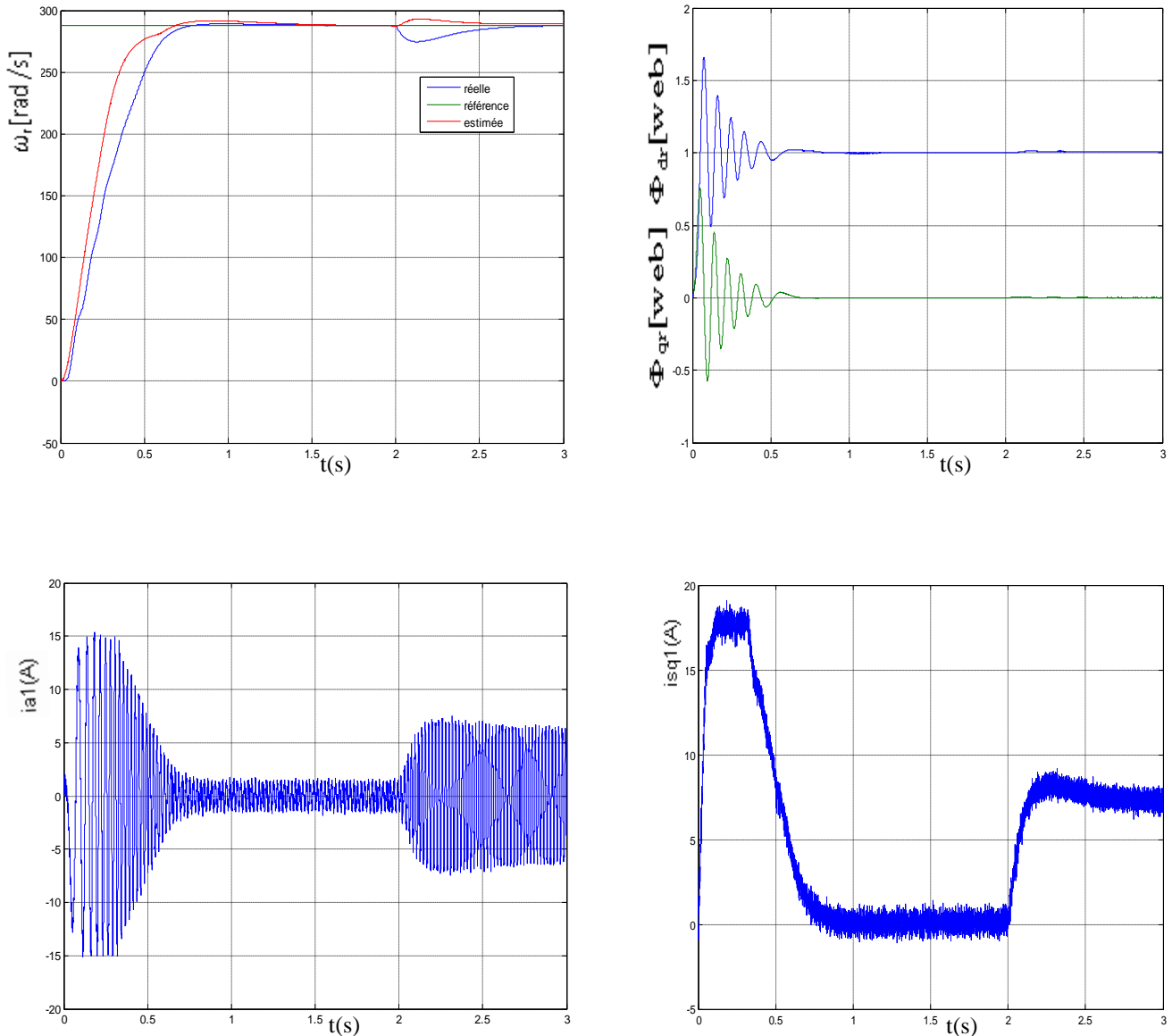


Figure V.13. Influence de la variation de la résistance rotorique ($R_r=R_r+10\%R_r$) à partir de $t=1$ s), démarrage à vide suivi par l'application d'une charge ($C_r=14$ N.m) à $t=2$ s.

Les Figures V.13 présentent les résultats de simulation de la commande vectorielle indirecte sans capteur de vitesse basé sur les réseaux de neurone avec un régulateur ANFIS vis-a-vis d'une variation de 10% de la résistance rotorique. D'après les résultats de la simulation on peut conclure que l'application du régulateur ANFIS et l'observateur neuronal sur la commande vectorielle de la MASDE est insensible aux variations de la résistance rotorique

Les Figures (V.14.15) représentent les résultats de simulation de la dynamique de vitesse réglée par un régulateur neuro flou et estimé par un observateur neuronal, du couple rotorique de la MASDE à flux rotorique orienté pour une variation de $\mp 10\%$ du moment d'inertie. A partir de ces résultats, on peut constater que l'augmentation de l'inertie n'influe pas sur les valeurs de couple électromagnétique, et du courant statorique et des composantes du flux rotorique. Enfin, les résultats obtenus avec les tests de robustesse significatifs vis-à-vis de la poursuite et des variations paramétriques de la machine ont montré la très bonne qualité du régulateur neuro-flou utilisé.

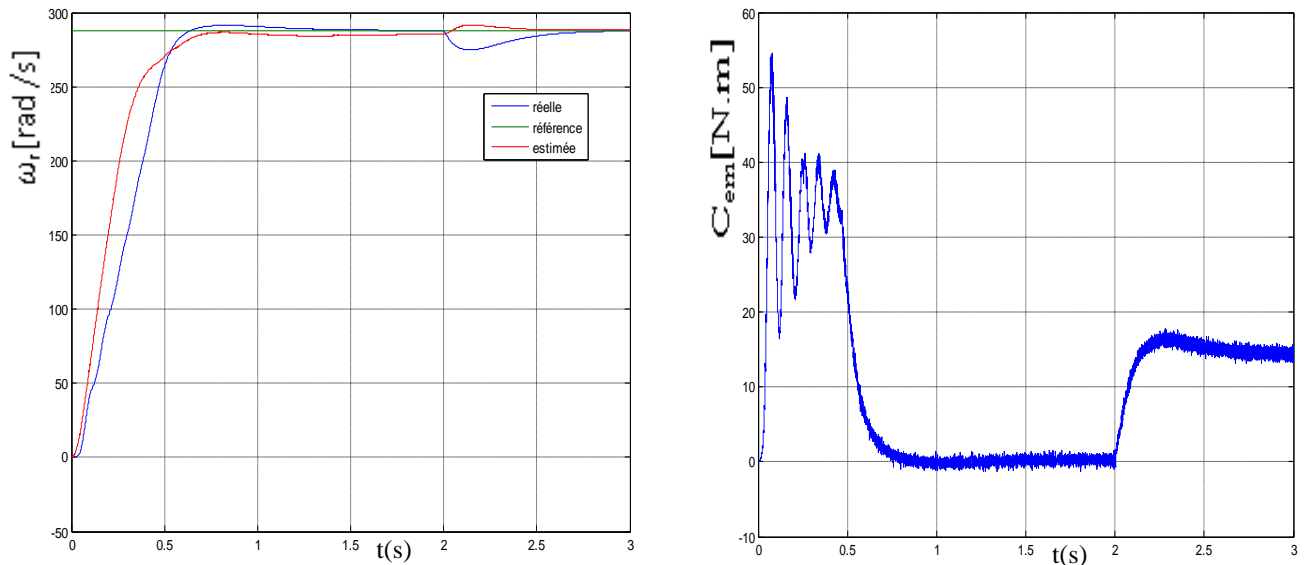


Figure V.14. Régulation de vitesse par le contrôleur neuro flou pour une variation de J de +10%, avec application de couple résistant $C_r=14\text{N.m}$ entre les instants $t_1=2\text{s}$ et $t_2=3\text{s}$

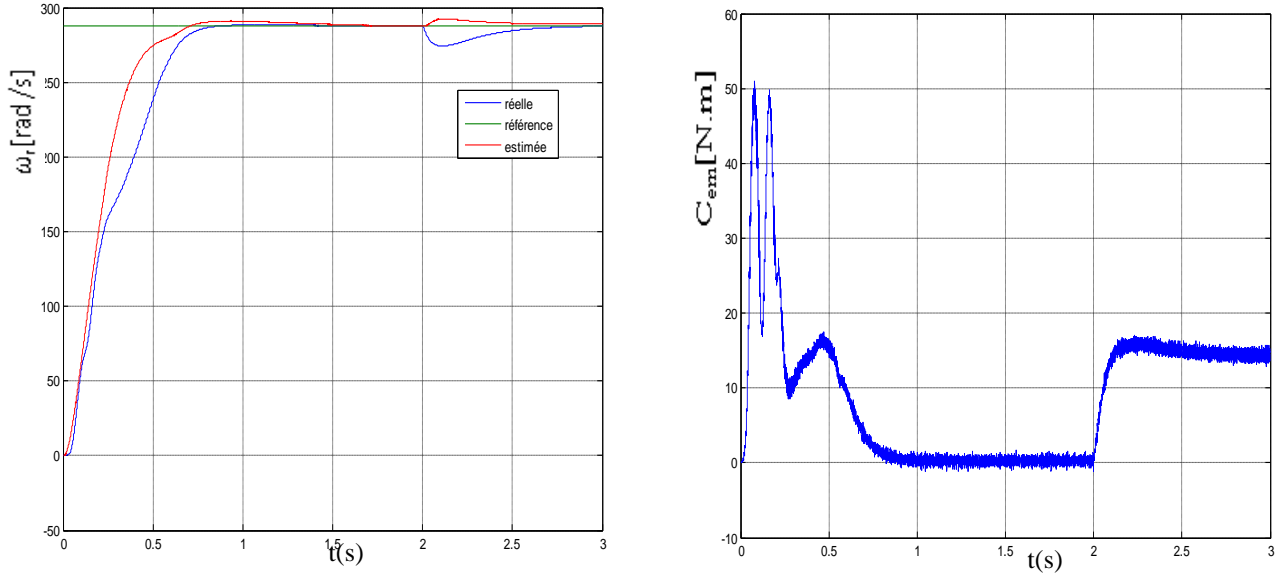


Figure V.15. Réglage de vitesse par le contrôleur neuro flou pour une variation de J de -10%, avec application de couple résistant $C_r=14\text{N.m}$ entre les instants $t_1=2\text{s}$ et $t_2=3\text{s}$

V.10. Etude comparative

Le tableau V.1 montre une étude comparative entre les résultats obtenus par la commande vectorielle directe de la MASDE utilisant le régulateur PI, le PI adaptatif à base de logique floue et les réseaux de neurones et le contrôleur ANFIS lors de l'alimentation de la machine par les deux convertisseurs matricielle, On remarque de façon claire que les régulateurs intelligents conduisent à un temps de réponse moindre que celui obtenu par un régulateur classique. Cette diminution est de 0,35s. Aussi une élimination des pics de couple

Le dépassement est totalement éliminé lors de l'utilisation des RNA, on peut dire de manière globale qu'on a une diminution du temps pour l'inversion du sens de rotation. Les tests de robustesse montrent clairement que la régulation par le régulateur classique n'est pas robuste vis-à-vis des variations paramétriques de la machine par contre les deux régulateurs ANFIS et PI floue sont robustes. Cependant, le régulateur RNA reste moyenne par rapport ANFIS et PI floue

Table V.1 Comparaison de résultats de simulation.

Indices de performance	Les régulateurs			
	PI	PI-floue	RNA	ANFIS
Temps de réponse (s)	1.2	0.75	1	0.75
Pic de couple au démarrage (N.m)	53	53	55	52
Amplitude de courant (A)	15	15	15	15
Temps de rejet de perturbation (s)	0.7	0.6	0.4	0.5
Temps pour l'inversion de vitesse (s)	2.2	2.2	1.9	1.8
Dépassement de vitesse (rad /s)	0	3	0	1
Robustesse vis-à-vis des variations paramètres	mauvais	acceptable	Moyenne	acceptable
Conception	Simple	Difficile	Difficile	Difficile

V.11. Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté une technique d'estimation de la vitesse d'une machine asynchrone commandée vectoriellement associée à un régulateur neuro-flou. On a étudié ainsi la robustesse de ce système vis-à-vis des perturbations à travers des résultats de simulation.

Comparé aux réseaux neuronaux, le système neuro-flou emploie une stratégie d'apprentissage beaucoup plus simple. Ce modèle nous permet d'avoir une meilleure lisibilité de la structure du système ainsi que du déroulement de l'apprentissage. Il nous permet d'utiliser les connaissances antérieures, avec l'intégration des règles déjà existantes ou bien de laisser le processus les définir tout seul.

L'utilisation du contrôleur ANFIS a donné une amélioration des performances dynamiques pour le régime transitoire relatif à l'essai du contrôleur à structure PI classique.

L'observateur à réseau de neurones semble très prometteur car sa réponse est plus rapide et plus précise, sa robustesse est très bonne même pour des variations importantes des paramètres électriques de la machine, il est plus facile à concevoir et à implanter en plus le principal avantage de cette technique d'entraînement sans capteurs de vitesse est qu'il est possible d'estimer la vitesse de façon assez précise sans connaître les valeurs des paramètres de la machine et ce en exploitant seulement les données à partir de mesures des courants et tensions.

Conclusion générale et perspectives

L'utilisation d'une machine à plus de trois phases est peu classique, et on ne dispose encore aujourd'hui que de peu d'expertise pour la conception et la commande de ce type de machine électrique. Dans ce contexte, nous avons cherché à poursuivre le développement de certaines méthodologies élaborées dédiées à la conception et la commande des machines polyphasées. Donc l'objectif général de cette thèse était l'application des techniques de l'intelligence artificielle pour la commande de la machine asynchrone à double stator alimentée par deux convertisseurs matriciels, principalement nous nous sommes intéressés aux régulateurs de vitesse classiquement utilisés et à leur remplacement par différents types de régulateurs flous et neuronaux

Nous avons présenté la commande de la machine asynchrone à double stator via trois différentes structures de commande : la commande à flux rotorique orienté (FOC) et la commande par la logique floue ainsi la commande par réseaux de neurone et la commande neuro-floue.

Ainsi, en Cinq chapitres, nous avons successivement travaillé sur les points suivants :

Dans le premier chapitre, on a présenté la structure du convertisseur matriciel de type direct. Par la suite on a détaillé les deux algorithmes de modulation de Venturini employés pour la commande des différents interrupteurs de puissance qui constituent ce convertisseur. Des résultats de simulation sont présentés pour valider ces deux stratégies. En se basant sur ces résultats on peut conclure que le premier algorithme de Venturini permet d'obtenir un facteur de puissance proche de l'unité à l'entrée du convertisseur tandis que le facteur de transfert en tension ne dépasse pas la valeur de 0,5. D'autre part, la deuxième stratégie permet d'augmenté le facteur de transfert à une valeur de 0,87 tout en conservant le même déphasage entre les grandeurs de sortie et les entrées.

Le deuxième chapitre de cette thèse a été consacré à la modélisation vectorielle de la machine asynchrone dans un formalisme d'état selon le repère de Park, ainsi que les principes de la commande vectorielle avec orientation du flux rotorique ont été détaillés, avec un calcul des différents gains des régulateurs classiques (PI) utilisés dans la commande. Différentes applications numériques sont mises en œuvre afin de visualiser la robustesse de cette commande. Malgré les simplifications introduites dans la commande vectorielle étudiée, cette dernière garde des performances statiques et dynamiques acceptables, et une bonne robustesse. Mais elle présente un inconvénient majeur d'être relativement sensible aux variations paramétriques

Dans le troisième chapitre nous exposons les bases historiques de la logique floue, ainsi que les principes de raisonnement, et les propriétés des ensembles flous. On termine avec la conception d'un contrôleur PI adaptatif utilisant la technique Gains Sheduling (FLC-PI adaptatif) pour le réglage de la vitesse de la MASDE. Alors Un contrôleur à logique floue ayant comme entrée l'erreur de la vitesse et sa dérivée est utilisée pour ajuster en temps réel les paramètres du contrôleur PI. 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.

Dans le troisième chapitre nous avons commencé notre étude par donner quelques généralités sur les réseaux de neurone, un bref historique et le modèle mathématique d'un neurone formel, nous avons abordé le processus d'apprentissage des RNAs. Ensuite, nous avons discuté différents schémas d'identification et de commande neuronales de systèmes dynamiques : la commande inverse et la commande directe, et la commande direct-inverse, avec et sans modèle de référence.

Comme nous venons de le voir le grand avantage des RNAs comparés à la majorité des méthodes de l'intelligence artificielle ou des méthodes conventionnelles réside dans le principe fondamental de l'apprentissage. Et concernant l'application des réseaux de neurones pour la régulation de vitesse, des améliorations importantes ont été apportées par rapport au régulateur PI (en termes d'atténuation des dépassements au niveau des régimes transitoires et l'insensibilité aux variations paramétriques)

En cinquième chapitre, nous avons appliqué la commande hybride neuro-floue (ANFIS), de la vitesse de la machine asynchrone double étoile sans capteur de vitesse qui réunit la théorie puissante de la logique floue et celle des réseaux de neurones afin d'introduire des capacités d'apprentissage et d'adaptation dans les systèmes flous. Nous avons aussi développé un estimateur de vitesse basé sur les réseaux de neurone. La combinaison de ces deux approches nous a donné de meilleurs résultats ; du côté performances, robustesse, poursuite et stabilité. Elle nous a apporté la rapidité par un meilleur temps de réponse.

Au terme de ce travail nous pouvons conclure que chaque type de commande peut être avantageux dans un sens et désavantageux dans un autre, mais on peut affirmer que l'association de la logique floue et les réseaux de neurones s'avère très efficace dans le contrôle de processus complexes. Finalement, la perspective intéressante de cette étude consiste à réaliser toutes ces commandes de la MASDE expérimentalement, pour vérifier et exploiter les essais des simulations présentées.

Annexe

Paramètres de la MASDE

PUISSANCE NOMINALE	$P_n = 4.5 \text{ Kw}$
NOMBRE DE PAIRES DE POLES	$p = 1$
FREQUENCE NOMINALE	50 Hz
TENSION NOMINALE	220/380 V
VITESSE NOMINALE	2751 tr/mn
COURANT NOMINAL	$I_n = 5.6 \text{ A.}$
RÉSISTANCE DU PREMIER ENROULEMENT STATORIQUE	$r_{s1} = 3.72 \ \Omega$
RÉSISTANCE DU DEUXIÈME ENROULEMENT STATORIQUE	$r_{s2} = 3.72 \ \Omega$
RÉSISTANCE ROTORIQUE	$r_r = 2.12 \ \Omega$
INDUCTANCE PROPRE CYCLIQUE D'UNE PHASE DE L'ÉTOILE 1	$L_s = 0.022 \text{ H}$
INDUCTANCE PROPRE CYCLIQUE D'UNE PHASE DE L'ÉTOILE 2	$L_s = 0.022 \text{ H}$
INDUCTANCE ROTORIQUE	$L_r = 0.006 \text{ H}$
INDUCTANCE MUTUELLE	$L_m = 0.36727 \text{ H}$
MOMENT D'INERTIE	$J = 0.0662 \text{ k.g. m}^2$
COEFFICIENT DE FROTTEMENT	$f = 0.001 \text{ kg.m}^2/\text{s}$

Références bibliographiques

- [1] Lyes Aït Oubelli "Mise En oeuvre d'un modèle générique du convertisseur matriciel dans les environnements Emtp-Rv et Matlab-Simulink" mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de maîtrise ès sciences appliquées, département de génie Electrique Ecole Polytechnique De Montréal, Décembre 2011
- [2] Florent Morel "Commandes directes appliquées à une machine synchrone à aimants permanents alimentée par un onduleur triphasé à deux niveaux ou par un convertisseur matriciel triphasé ", Thèse de doctorat, L'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 6 décembre 2007
- [3] BACHIR Ghalem "Dégénérescence d'un convertisseur matriciel en un convertisseur AC/AC "Mémoire de magister, université des sciences et de la technologie mohamed boudiaf, USTO 2003
- [4] F. Gruson, "Modulation naturelle généralisée des convertisseurs matriciels pour la variation de vitesse", Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lille, 12-2010.
- [5] BENALI YOUCEF Mohamed "Commande d'un convertisseur matriciel triphasé par réseaux de neurones –Entraînement d'une machine asynchrone", mémoire de magister, universite hassiba ben bouali de chlef, 11/03/2012
- [6] P. Wheeler, J. Rodriguez, J. C. Clare, L. Empringham, and A. Weinstein, " Matrix converter a technology review", *IEEE Trans. Ind. Electron*, 49, 276-288, 2002.
- [7] J. W. Kolar, F. Schafmeister, S. D. Round, and H. Ertl, "Novel three-phase AC–AC sparse matrix converters", *IEEE Trans. Power Electron.*, 22, 1649-1661, 2007.
- [8] J. W. Kolar, T. Friedli, J. Rodriguez, and P. W. Wheeler, "Review of Three-Phase PWM AC–AC Converter Topologies", *IEEE Trans. Ind. Electron.*, 58, 4988-5006, 2011.
- [9] H.Takahashi, M. Kaneda, T.Minato, "1200V class reverse bloking IGBT(RB-IGBT) for AC matrix converter", dans Proceeding ISPSD, PP.121-124, Mai 2004.
- [10] M.j.Bland, P.W. Wheeler, J.C. Clare et L. Empringham: "comparison of bi-directional switch components for direct AC-AC converter". PESC 04.2004 IEEE 35th Annual power Electronics Specialists conference, 4:2905-2909, 2004.
- [11] Shuyun Jia, and K. J. Tseng, "A rule-based control strategy for matrix converters", in *Proc. 21st IEEE APEC '06*, 1490-1495, 2006.
- [12] J. W. Kolar, T. Friedli, F. Krismer, and S. D. Round, "The essence of three-phase AC-AC converter systems", *Power Electron. and Motion Conference*, 27-42, 2008.

- [13] S. Lekhchine, T. Bahi, Y. Soufi, and S. Lachtar, "Modeling and performance study of indirect matrix converter fed induction motor", *Journal of Electrical Systems*, 8 (4), 411-424, 2012.
- [14] H. Hojabri, H. Mokhtari, and Liuchen Chang, "A Generalized Technique of Modeling, Analysis, and Control of a Matrix Converter Using SVD", *IEEE Trans. Ind. Electron.*, 58 (2011) 949-959.
- [15] S. Barcellona, M. S. Carmeli, and G. Superti-Furga, "Comprehensive harmonic analysis of matrix converter under unbalanced/distorted conditions", *Electric Power System Research*, 96, 296-310, 2013.
- [16] J. Rodriguez, M. Rivera, J. W. Kolar, and P.W. Wheeler, "A Review of control and modulation methods for matrix converters, " *IEEE Trans. Ind. Electron.*, 59, 58-70, 2012.
- [17] A. Alesina and M. G. B. Venturini, "Solid-state power conversion: A fourier analysis approach to generalized transformer synthesis", *IEEE Trans. Circuits Syst., CAS-28*, 319-330, 1981.
- [18] A. Alesina and M. G. B. Venturini, "Analysis and design of optimum amplitude nine-switch direct AC-AC converters", *IEEE Trans. Power Electron.*, 4, 101-112, 1989.
- [19] S. Sunter, H. Altun and J.C. Clare: "A control technique for compensating the effects of input voltage variations on matrix converter modulation algorithms", *Electric Power Components and Systems*, Taylor and Francis, Vol. 30, 2002, pp. 807 – 822.
- [20] F. Gruson, P. Le Mogne, P. Delarue, M. Arpillière, and X. Cimetiere, "Comparison of losses between matrix and indirect matrix converters with an improved modulation", *IEEE International Symposium Ind. Electron.* (2010) 718-723.
- [21] Hulusi Karaca, Ramazan Akkaya "Control of venturini method based matrix converter in input voltage variations", *Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2009 Vol II IMECS 2009*, March 18 - 20, 2009, Hong Kong
- [22] N. Taib, B. Metidji, and T. Rekioua, "Performance and efficiency control enhancement of wind power generation system based on DFIG using three-level sparse matrix converter", *International Journal of Electrical Power and Energy Systems* (2013), 53 (1), 287-296. Fhamtini faux
- [23] Roy, G., et al. "Asynchronous operation of cycloconverter with improved voltage gain by employing a scalar control algorithm". in *Conference Record of the 1987 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting. Papers Presented at the 22nd Annual Meeting. 1987. Atlanta, GA, USA: IEEE*

- [24] Roy, G. and G.E. April. "Cycloconverter operation under a new scalar control algorithm". in 20th Annual IEEE Power Electronics Specialists Conference - PESC'89, June 26, 1989 - June 29, 1989. 1989. Milwaukee, WI, USA: Publ by IEEE.
- [25] Bachir, G., Bendiabdellah, A. "Scalar control for a matrix converter" *Acta Electrotechnica Et Informatica*, No. 2, Vol. 9, 2009
- [26] C. Ponmani, and M. Rajaram, "Compensation strategy of matrix converter fed induction motor drive under input voltage and load disturbances using internal model control", *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 44 (1), 43-51, 2013.
- [27] A.Schuster, "Commande, réglage et optimisation d'un convertisseur matriciel pour entraînements par moteur asynchrone ", Thèse de Doctorat, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 1998.
- [28] A. Arias, C. Ortega, J. Zaragoza, J. Espina, and J. Pou, "Hybrid sensorless permanent magnet synchronous machine four quadrant drive based on direct matrix converter", *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 45 (1), 78-86, 2013.
- [29] E. Semail, "Outils et méthodologie d'étude des systèmes électriques polyphasés. généralisation de la méthode des vecteurs d'espace", thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, juin 2000.
- [30] F. Scuiller, "Développement d'outils de conception de machines polyphasées à aimants utilisant l'approche multimachine ", thèse de doctorat, Ecole Navale, Brest 2006.
- [31] E. Levi, R. Bojoi, F. Profumo, H. A. Toliyat, S. Williamson, " Multiphase induction motor drives-a technology status review", *Electric Power Applications, IET*, Vol. 1, No. 4, pp. 489-516, July 2007.
- [32] F. Locment, " Conception et modélisation d'une machine synchrone à 7 phases à aimants permanents et flux axial : commande vectorielle en modes normal et dégradé", thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, décembre 2006.
- [33] X. Kestelyn, " Modélisation vectorielle multimachines pour la commande des ensembles convertisseur-machine polyphasés ", thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, décembre 2003.
- [34] D. Vizireanu, X. Kestelyn, S. Brisset, P. Brochet, E. Semail, "Experimental tests on a 9-phase direct drive PM axial-flux synchronous generator", *International Conference on Electrical Machines ICM2006*, Sept. 2006.
- [35] D. Hadiouche, H. Razik, A. Rezzoug, " Study and simulation of space vector PWM control of double-star induction motors" , *IEEE-CIEP, Acapulco, Mexico.*, pp. 42-47, October 2000.

- [36] D. Hadiouche, " Contribution à l'étude de la machine asynchrone double étoile : Modélisation, alimentation et structure", Thèse de doctorat de l'Université Henri Poincaré, Nancy-1., Soutenue le 20 décembre 2001.
- [37] R. Bojoi, E. Levi, F. Farina, A. Tenconi and F. Profumo, "Dual three phase induction motor drive with digital current control in the stationary reference frame," *IEE Proc. Electr. Power Appl.*, vol. 153, no. 1, pp. 129-139. Jan. 2006.
- [38] E. M. Berkouk, S. Arezki: Modélisation et Commande d'une machine asynchrone double étoile (MASDE) alimentée par deux onduleurs à cinq niveaux à structure NPC", Conférence nationale sur le génie électrique, CNGE, Tiaret, Algérie 2004
- [39] A. Bouscayrol, "Formalismes de représentation et de commande des systèmes électromécaniques multimachines multiconvertisseurs", HDR de l'Université de Sciences et Technologies de Lille, 22 décembre 2003.
- [40] H. Amimeur, "Contribution au contrôle de la machine asynchrone double étoile" thèse de doctorat, Université de Hadj Lakhdar Batna, Thèse soutenue le : 27/06/2012
- [41] E. Merabet, "Commande floue adaptative d'une machine asynchrone double étoile", Mémoire de magister de L'Université de Batna., 2006.
- [42] E. Merabet, "Amélioration des performances de régulation d'une machine double étoile par les techniques de l'Intelligence artificielle", Université de Hadj Lakhdar Batna, Thèse soutenue le : 31/01/2013
- [43] G. BUCHE "commande vectorielle de la machine asynchrone en environnement temps réel Matlab/Simulink ", PFE Grenoble 2001
- [44] G. K. Singh, K. Nam, S. K. Lim, "A simple indirect field-oriented control scheme for multiphase induction machine, " *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 52, No. 4, pp. 1177-1184, 2005
- [45] Zhao Y, Lipo T.A., "Space vector PWM control of dual three-phase induction machine using vector space decomposition ", *IEEE Transactions On Industry Applications* , VOL. 31, NO. 5, September-October 1995, pp. 1100-1109.
- [46] Zhao Y., Lipo T.A., « Modeling and control of a multi-phase induction machine with structural unbalance. Part I: Machine modeling and multi-dimensional current regulation », *IEEE Transactions on Energy Conversion* , vol. 11, no. 3, September 1996, pp. 570-577.
- [47] Zhao Y., Lipo T.A., « Modeling and control of a multi-phase induction machine with structural unbalance. Part II: Field-oriented control and experimental verification », *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 11, no. 3, September 1996, pp. 578-58
- [48] Yongho Lee and Sunwon Park, "PID controllers tuning for desired closed-loop responses for SI/SO systems", *Aiche journal*, Vol. 44, No. 4, January 1998, 106-115.

- [49] Valério, D. and Costa, J. S. " Tuning of fractional PID controllers with Ziegler-Nichols-type rules". *Signal Processing, Vol. 86, 2771-2784.* (2006).
- [50] Marlin, T. E, "Process control. designing processes and control systems for dynamic performance", Mc Graw-Hill, 1995.
- [51] ZADEH. L. A, "Fuzzy Sets, " *Information and control*" vol. 8, 1965, pp. 338–353.
- [52] BOSE. B. K, "Modern power electronics and AC drives", Prentice-Hall,Inc 2002.
- [53] L. Baghli, "Contribution `a la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques", Thèse de Doctorat de l'Université de Nancy I, France, 1999
- [54] BUHLER. H, "Réglage par logique floue", Collection Électricité, Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, 1994.
- [55] MINH TA CAO, "Commandes numérique de machines asynchrones par logique floue» / Thèse en vue de l'obtention du grade de PHD, Université de Laval - Faculté des sciences et de génie Québec, soutenue en décembre 1997.
- [56] MELLAH.A – SETTAOUI.B, «Commande d'une machine asynchrone par la logique floue à l'aide du logiciel MATLAB/SIMULINK", Thèse en vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état, Université des sciences et de la technologie Oran – Faculté de génie électrique - Département d'électrotechnique, soutenue en 2005.
- [57] FLAUS.J.M, "La régulation industrielle, régulateurs PID, prédictifs et flous", Edition Hermès Science Publications, Paris 2000
- [58] Zh, MOSAYOSHI TOMIZUKA, SATORU ISAKA, "Fuzzy gain scheduling of PID controller ", *IEEE Trans on systems, Man and Cybernetics*, vol .23 n°5, 1993.
- [59] A. Hazzab, A. Laoufi, I. K. Bousserhane, M. Rahli, "Real time implementation of fuzzy gain scheduling of PI controller for induction machine control", *International Journal of Applied Engineering Research* ISSN 0973 4562 Vol.1 No.1 (2006) pp. 51-60
- [60] B. Meliani ,A. Meroufel, H. Khouidmi," Fuzzy gain scheduling of PI controller for dual star induction machine fed by a matrix converter" *CJECE Carpathian Journal of Electronic and Computer Engineering* Volume 5, Number 1 - 2012, pp.77-82. ISSN 1844 – 9689
- [61] R.Sadouni, A.Meroufel, "indirect rotor field-oriented control (IRFOC) of a dual star induction machine (DSIM) using a fuzzy controller", *Acta Polytechnica Hungarica* Vol. 9, No. 4, 2012
- [62] M. Bendjebbar, "Contribution à l'étude d'algorithmes de l'intelligence matricielle pour le développement de stratégies de commande des machines asynchrones", These de Doctorat d'Etat, Université des sciences et de la technologie Mohamed Boudiaf d'Oran USTO, Decembre 2007.

- [63] R. Sadouni: " Commande par mode glissant flou d'une machine asynchrone à double étoile", Mémoire de Magister, UDL de Sidi Bel Abbes, Algérie, Décembre 2010
- [64] A.Hazzab, " Commande des systèmes par logique floue, réseau de neurones et algorithmes géniques", Thèse de doctorat USTO 2006.
- [65] M. Y AMMAR, Mise en oeuvre de reseaux de neurones pour la modelisation de cinetiques reactionnelles en vue de la transposition batch/continu. L'institut National Polytechnique De Toulouse, These de Doctorat, Soutenue le 17 juillet 2007
- [66] K. Nadir "amélioration des performances de la commande d'un moteur asynchrone a cage et elaboration d'un estimateur universel de ses paramètres en utilisant les réseaux de neurones artificiels "Mémoire de Magister, Université de Boumerdès, 2007
- [67] A.Tahour 1, H. Abid 1, A. G. Aissaoui " La commande neuronale de la machine a réluctance variable ", Rev. Roum. Sci. Techn. – Électrotechn. et Énerg., 53, 4, p. 473–482, Bucarest, 2008
- [68] T. Claude, " Apprentissage, réseaux de neurones et applications." Thèse de doctorat, Université de LYON2, 18 Décembre 2001
- [69] Venugopal Chitra, K.S. Ravichandran and R.Varadarajan "artificial neuraln in field oriented control for matrix converter drive", World Applied Sciences Journal 16 (4): 560-567, 2012 ISSN 1818-4952 © IDOSI Publications, 2012
- [70] T. Oliver, "Les réseaux de neurones Artificielle, Introduction Au Connexionnisme, Cours, Exercices et Travaux Pratiques.", Juillet 1992
- [71] E. GAUTHIER "utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la commande d'un véhicule autonome", These de Doctorat, L'institut National Polytechnique De Grenoble, 25 Janvier 1999
- [72] G. Dreyfus, J. Martinez, M. Samuelides, M.B. Gordon, F. Badran et S. Thiria, 'Réseaux de neurones: méthodologie et applications', Editions Eyrolles, 2002.
- [73] R.Taleb, Aek.Mellakhi, B.Belmadani, "Commande vectorielle par réseaux de Neurones d'une machine asynchrone triphasée alimentée par un onduleur de tension à trois niveaux", ICEEA'06(International Conference on Electrical Engineering and its Applications), Sidi Bel Abbes, 23-23, Mai 2006.
- [74] Levin A.U. Narendra K.S. "Control of non linear dynamical systems using neural networks , IEEE Transactions on neural networks. 4.2.p.192-207
- [75] Gh. Zidani, A. Louchene, A. Benmakhlouf, Dj. Djarah, "Exécution de trajectoire pour robot mobile par réseaux de neurones" The International Conference On Electronics & Oil: From Theory To Applications March 05-06, 2013, Ouargla, Algeria

- [76] Abdallah Miloudi— Eid Al-radadi— Azeddine Draou “A simple hysteresis PI based neural controller used for speed control of an indirect field oriented induction machine drive” *Journal of Electrical Engineering*, Vol. 58, No. 1, 2007, 10–18
- [77] L.FARAH, N.FARAH, M.BEDDA, ”Control of induction motor drive by artificial neural network”, *Proc. of the 5th WSEAS/IASME Int. Conf. on Electric Power Systems, High Voltages, Electric Machines, Tenerife, Spain, December 16-18, 2005* (pp80-85)
- [78] A. Meroufel, Y. Djeriri, A. Massoum et A. Hammoumi ” Commande vectorielle par les réseaux de neurones artificiels de l’énergie d’une MADA intégrée à un système éolien”, *Revue des Energies Renouvelables* Vol. 13 N°4 (2010) 669 – 682
- [79] M. Zerikat, M. Bendjebbar, N. Benouzza, ”Dynamic fuzzy-neural network controller for induction motor drive ”, *Proceedings of world academy of science, engineering and technology* volume 10, Decembre 2005.
- [80] Math works Inc, "Neural networks toolbox user's guide,"
- [81] R. Morgan, ”Fuzzy and neuro-fuzzy modeling for total volumestudy of eucalyptus sp”, *IEEE Seventh International Conference on Hybrid Intelligent Systems*, pp.358, 2007.
- [82] D. Nauck ”Neuro-fuzzy systems: review and prospects” *European congress on intelligent technique and sift computing (EFIT’97)*, Aachen, sep.8.11, (1997), pp.1044-1053
- [83] Vasile.O.E. ”Contribution au pronostic de défaillances par réseau neuro-flou : maitrise de l’erreur de prédiction”. *URF des sciences et techniques de l’université de France- comte : Thèse de Doctorat*, 2008.
- [84] S. VARKIANI, ” Application des réseaux neuronaux flous a l'identification et la protection d'un transformateur triphasé ”, *Université Du Quebec Mémoire Présenté A L'université Du Québec A Chicoutimi Comme Exigence Partielle De La Maîtrise En Ingénierie*, Avril 1998
- [85] Benaicha Sonia, ” Le pronostic industriel par les systèmes neuro-flous, application à un système de production”, *Mémoire de Magister, Université De Hadj Lakhdar Batna*, 2012.
- [86] Racoceanu, D. ”Contribution à la surveillance des systèmes de production en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle. ”, *Habilitation à Diriger des Recherches, Université de Franche Comté, Besançon.. 84, 85, 86.(2006)*.
- [87] A.BEZZINI, ” Commande prédictive non linéaire en utilisant les systèmes neuro flous et les algorithmes génétiques”, *Mémoire présenté en vue de l’obtention du diplôme de Magister en : Automatique, Université Mohamed Khider – Biskra, Soutenu publiquement le 06/06/2013*

- [88] S. Chekroun. "Commande neuro-floue sans capteur de vitesse d'une machine asynchrone" *TRIPHASEE*. Mémoire de Magister, ENSET-oran : Thèse de Magister, 2009.
- [89] Lee, G. et J.-S. Wang . "Self-adaptive neuro-fuzzy systems : structure and learning", IEE/RSJ, International Conference on Intelligent Robots and Systems, (2000).
- [90] Jyh-Shing Roger Jang, "ANFIS : adaptive-network based fuzzy inference system ", IEEE Transactions on systems, Man, And Cybernetics, Vol, 23, No,3, May/june 1993
- [91] Rui, Y. and A.A. El-Keib (1995). "A review of ANN-based short-term load forecasting models", Department of Electrical Engineering, University ofAlabama, Tuscaloosa, AL 35487
- [92] F. LAHOUAZI. "Mise en œuvre d'une stratégie de commande neuro floue : Application à un pendule inversé", Mémoire de Magister en automatique, Université Mouloud Mammeri, Tizi-ouzou, soutenu le, 16. 03.2011.
- [93] M-Reza MOSAVI, A .RAHMATI, A. KHOSHSAADAT, " Design of efficient adaptive neuro-fuzzy controller based on supervisory learning capable for speed and torque control of BLDC motor" Iran University of Science and Technology Przegląd Elektrotechniczny (Electrical Review), ISSN 0033-2097, R. 88 NR 1a/2012
- [94] Yousif I. Al Mashhadany , "Fuzzy controllers- recent advances in theory and applications (Chapter 1 design and simulation of anfis controller for virtual-reality-built manipulator) ", book edited by Sohail Iqbal, Nora Boumella and Juan Carlos Figueroa Garcia, ISBN 978-953-51-0759-0, Published: September 27, 2012
- [95] S.R. Khuntia, K.B. Mohanty, S. Panda and C. Ardil , "A comparative study of P-I, I-P, fuzzy and neuro-fuzzy controllers for speed control of DC motor drive" International Journal of Electrical and Computer Engineering 5:5 2010
- [96] A. CHAIBA " Commande de La machine asynchrone a double alimentation par des techniques de l'intelligence artificielle" Thèse De Doctorat, Université De Hadj Lakhdar Batna, Thèse Soutenue Le , 11/ 07/ 2010
- [97] V. Chitra, "ANFIS Based Field Oriented Control for Matrix Converter fed Induction Motor", IEEE international conference on power and energy (PECon2010), Malaysia, 7478
- [98] B. Sonia, M.Hayet, B. Fateh , S. Fawzi "Commande neuro-floue d'un système de clinkérisation" The International Conference On Electronics & Oil: From Theory To Applications March 05-06, 2013, Ouargla, Algeria
- [99] I. Ben-Brahim, T. Kudor, "Implementation of an induction motor speed estimator using neural networks", in Proc. IPEC, 1995, pp.52-57.
- [100] M. Kuchar, P.Brandstetter, M.Kaduch, " Sensorless induction motor drive with neural network", IEEE Power Electronics Specialists, Conference Aachen, Germany, 2004

- [101] M.G. Simoes, B. K. Bose, "Neural network based estimation of feedback signals for a vector controlled induction motor drive", IEEE Trans. Ind. Applicat, vol.31, pp. 620-629, may 1995
- [102] S Hwan Kim, Tae-Sik Park, Ji-Yoon Yoo, Gwi-Tae Park " Speed sensorless vector control of an induction motor using neural network speed estimation", IEEE Transactions On Industrial electronics , Vol.48, NO. 3, JUNE 2001
- [103] J. GHOUILLI, "Commande sans capteur d'une machine asynchrone avec estimation de la vitesse par réseaux de neurones", Thèse Présentée À L'université Du Québec À Trois-Rivières Comme Exigence Partielle Du Doctorat En Génie Électrique, Avril 2005
- [104] B.MELIANI, ABK.MEROUFEL "A high performance sensorless of double stator induction motor fed by a matrix converter", Conférence International En Génie Électrique, Université de béchar, 17-19 Novembre 2013

Résumé : Les machines polyphasées présentent un axe de recherche très important dans le domaine de la traction. Plusieurs travaux sont orientés actuellement vers les méthodes de commande à base de l'intelligence artificielle en vue d'une amélioration des performances en réglage. Cette thèse a pour objectif l'étude par simulation de la commande vectorielle d'une machine asynchrone à double étoile à flux rotorique orienté pilotée par deux convertisseurs matriciels. Donc en premier lieu, nous avons effectué une étude de modélisation et de simulation sur le convertisseur matriciel contrôlé par deux méthodes scalaires. Ensuite nous nous sommes intéressés au régulateur PI pour régler la vitesse et à l'impact de son remplacement par d'autres régulateurs basés sur les techniques de l'intelligence artificielle tels que les régulateurs flous, neuronaux, le neuro-flou, le troisième axe du présent travail consiste à produire une commande vectorielle sans capteur de vitesse basé sur les techniques de l'intelligence artificielle, c'est principalement par des réseaux de neurones. A fin de valider et de tester le système complet (MASDE, convertisseur matriciel, techniques de commande) une étude de simulation sous l'environnement matlab a été effectuée. En termes de résultats obtenus, nous pouvons confirmer les performances dynamiques et la robustesse vis-à-vis de la perturbation extérieure et de la variation paramétrique sans le recours à un capteur mécanique.

Mots clés : Machine Asynchrone Double Etoile, convertisseur matriciel, commande vectorielle, régulateur PI, régulateur flou, réseau de neurones.

المخلص: الماكينات المتعددة الاطوار اصبحت تمثل محور بحث علمي جد مهم في مجالات الجر , عدة اعمال اصبحت تتجه اليوم نحو تطبيق طرق التحكم التي تعتمد على الذكاء الاصطناعي و ذلك من اجل تحسين النتائج من ناحية التعديل . الهدف من هذه الاطروحة هو دراسة بواسطة المحاكاة التحكم الشعاعي لماكنة كهربائية لانتزامية ثنائية النجم عبر اراحة تدفق الدوار , تغذية كل نجم تمت بواسطة محول مصفوفي , اذن في الاول قدمنا دراسة تتمثل في النمذجة الرياضية و المحاكاة للمحول المصفوفي , طريقتان قد طبقنا من اجل التحكم في هذا الاخير . بعد ذلك اهتمنا بالمعدلات التناسبية التكاملية من اجل التحكم في سرعة الالة , و كذلك باستبدالها بمعدلات تعتمد على الذكاء الاصطناعي نخص بالذكر المنطق الغامض الشبكات العصبية و العصبي الغامض , المحور الثالث لهذا العمل يتمثل في انتاج تحكم شعاعي بدون لاقط سرعة معتمدين في ذلك على تقنية الذكاء الاصطناعي وبالخصوص على الشبكات العصبية , من اجل اختبار مجمل النظام (الماكنة المحول المصفوفي تقنيات التحكم) قمنا بمحاكاة نموذج النظام بواسطة برنامج الماتلاب , من خلال النتائج المحصل عليها يمكننا تأكيد الجودة و ضمان التشغيل حتى مع الاضطرابات الخارجية و تغير قيم العوامل حتى بدون لاقط السرعة.

كلمات مفتاحية: ماكنة كهربائية لانتزامية ثنائية النجم, المحول المصفوفي, التحكم الشعاعي, معدل تناسبي تكاملي, معدل المنطق الغامض, الشبكات العصبية.