

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITE DE BATNA
Faculté de Technologie
Département d'Electrotechnique



Mémoire

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de

MAGISTERE EN ELECTROTECHNIQUE

Option : Machines Electriques et commande des systèmes

Présenté par :

Mr BOUHAFNA Sebti

Licence en Electrotechnique, Université de Batna

THEME

**Commande par DTC d'un Moteur Asynchrone
Apport des Réseaux de Neurones**

Soutenu Le 16 / 11 / 2013

Devant le Jury composé de :

<i>M^r SELLAMI</i>	<i>Saïd</i>	<i>M.C.A</i>	<i>Université de Batna</i>	<i>Président</i>
<i>M^r BENAGGOUNE</i>	<i>Saïd</i>	<i>M.C.A</i>	<i>Université de Batna</i>	<i>Rapporteur</i>
<i>M^r NACERI</i>	<i>Farid</i>	<i>Professeur</i>	<i>Université de Batna</i>	<i>Examineur</i>
<i>M^r DIB</i>	<i>Abderrahmane</i>	<i>M.C.A</i>	<i>Université d'Oum el bouaghi</i>	<i>Examineur</i>
<i>M^r BELKACEM</i>	<i>Sebti</i>	<i>M.C.A</i>	<i>Université de Batna</i>	<i>Examineur</i>

Dédicace



A ma Grande Famille « BOUAFNA »



A ma femme et mes deux chers enfants « Moncef et Kahina »



A mon cher ami « Delendi Louardi »

Remerciements

- ✚ Au moment où on achève ce modeste travail, je remercie **ALLAH** tout puissant qui m'a donné la force et la volonté pour finir ce travail.
- ✚ J'adresse mes grands remerciements au Mrs **BENAGGOUNE** et **NACERI** pour avoir accepté de m'encadrer, pour leurs encouragements et leurs patiences.
- ✚ Je remercie Mr **SELLAMI Saïd** pour m'avoir fait l'honneur de présider mon jury.
- ✚ Toute ma reconnaissance va également aux membres de jury, Mrs **BENAGGOUNE Saïd**, **NACERI Farid**, **BELKACEM Selbi** Et **DIB Abderrahmane**
- ✚ Je remercie tous mes amis.
- ✚ Je tiens aussi à remercier, tous ceux qui m'ont enseigné durant toutes mes années d'études.

SOMMAIRE

Sommaire :

Liste des symboles

Introduction générale.....01

❖ *Chapitre un :*

Modélisation et simulation de l'association machine-convertisseur

I-1- Introduction.....	03
I-2- Modélisation de la machine asynchrone.....	03
I-2-1 Equations électriques.....	04
I- 2-2 Equations magnétiques.....	05
I-2-3 Equation mécanique.....	06
I-3- Transformation du système triphasé.....	06
I-3-1 Transformation de Park	08
I-3-2 Choix de repère.....	09
I-3-3 Application de transformation de Park au modèle de la MAS.....	09
I-3-3-1 Equation électrique.....	09
I-3-3-2 Equation magnétique.....	10
I-3-3-3 Equation mécanique	10
I-4-Alimentation de la machine asynchrone.....	10
I-4-1 Représentation d'état du modèle de la MAS.....	11
I-5-Résultats de Simulation du modèle de la MAS	13
I-5-1 Interprétation des résultats.....	14
I-6-Conclusion.....	15
I-7-Modélisation de l'onduleur de tension.....	15
I-7-1 Introduction.....	15
I-7-2 Description de l'onduleur.....	15
I-7-3 Modélisation de l'onduleur de tension.....	16
I-7-4 Commande de l'onduleur.....	18
I-7-4-1-Contrôle des courants par les régulateurs de tensions.....	18
I-7-4-2-Contrôle des tensions par MLI.....	19
I-7-5- Onduleur de tension à MLI.....	20
I-7-5-1- MLI vectorielle.....	20
I-7-5-2- Le principe de SVM.....	20
I-7-5-3- Détermination du secteur K.....	23
I-8- Simulation de l'association Moteur à induction-onduleur à MLI.....	24
I-8-1 Résultats de simulation.....	24
I-8-2 Interprétations des résultats.....	26
I-9-Conclusion	26

❖ *Chapitre deux:*

Commande Directe Du Couple Du Moteur Asynchrone

II-1 Introduction.....	28
II-2 Principe du DTC.....	28
II-3 Choix du vecteurs tensions.....	29

II-4 Estimateurs.....	30
II-4-1 Estimations du Flux statoriques.....	30
II-4-2 Estimations du Couple électromagnétique.....	31
II-5 Elaboration du vecteur commande.....	31
II-5-1 Le correcteur de flux.....	31
II-5-2 Correcteur du couple électromagnétique.....	31
II-5-2-1 comparateur a trois niveaux.....	32
II-5-2-2 comparateur a deux niveaux.....	32
II-6 Elaboration de la table de commande.....	32
II-7 Structure générale du contrôle direct de couple.....	33
II-8 Les caractéristiques générales d'une commande directe de couple.....	33
II-8-1 Les avantages de la DTC.....	33
II-8-2 Les inconvénients	34
II-9 Résultats de simulation.....	34
II-10 Interprétation des résultats.....	35
II-11 Influence des bandes d'hystérésis des comparateurs.....	35
II-11-1 Influence de la bande d'hystérésis du comparateur de flux.....	35
II-11-2 Influence de la bande d'hystérésis du comparateur de couple.....	36
II-12 Conclusion.....	38

❖ **Chapitre trois:**

Généralités sur les Réseaux de Neurones

III-1-Introduction.....	40
III-2-Généralités	40
III-3-Historiques sur les réseaux de neurones.....	41
III-4- Définition	42
III-5- Neurone biologique.....	42
III-6- Neurone formel.....	43
III-7-Architecture des réseaux de neurones.....	45
III-7-1- Les réseaux non bouclés.....	45
III-7-1-1-Les réseaux de neurones complètement connectes.....	45
III-7-1-2- Les réseaux de neurones à couches.....	45
III-7-2- Les réseaux bouclés.....	46
III-8-L'apprentissage.....	46
III-8-1-Les types d'apprentissage.....	47
III-8-1-1- Apprentissage supervisé.....	47
III-8-1-2- Apprentissage non supervisé.....	47
III-8-1-3- Apprentissage auto supervisé.....	47
III-8-2- Les méthodes d'apprentissage.....	47
III-8-2-1- Règle de Hebb.....	47
III-8-2-2- Rétro-propagation du gradient de l'erreur.....	47
III-9- Types de réseaux.....	48
III-9-1- Perceptron.....	48
III-9-1-1 Description.....	48

III-9-2- Algorithme d'apprentissage.....	49
III-9-2-1- Algorithme de rétro-propagation.....	49
III-9-2-2- Principe.....	49
III-9-2-3- L'algorithme.....	49
III-9-2-4-Choix du critère à minimiser	50
III-10- Identification et commande par réseaux de neurones.....	50
III-10-1- Identification des processus par réseaux de neurones.....	51
III-10-1-1- Identification directe.....	51
III-10-1-2- Identification inverse.....	52
III-10-2- Commande des processus par réseaux de neurones	52
III-10-2-1- Apprentissage d'un contrôleur conventionnel.....	53
III-10-2-2- Commande inverse avec apprentissage en ligne.....	53
III-11- Modélisation à l'aide de réseaux de neurones.....	54
III-11-1- Modèle «Boite noire».....	54
III-11-2- Modèle «Boite grise» ou hybride.....	55
III-11-3- Conception d'un réseau de neurones.....	55
III-12- Avantages et inconvénients des réseaux de neurones.....	56
III-13-Conclusion.....	56

❖ **Chapitre quatre:**

Application des réseaux de neurones à la DTC.

IV-1-Introduction.....	58
IV-2-principe de contrôleur neuronal.....	59
IV-3-développement du contrôleur neuronal.....	59
IV-4- Contrôle Direct du Couple par Réseaux de Neurones	59
IV-5- Structure de la commande neuronale directe du couple (DTNC).....	61
IV-6- Résultats de la simulation.....	62
IV-7- Interprétation des résultats.....	64
IV-8-Conclusion.....	64
IV-9-Comparaison entre DTC Classique et DTC Neuronale	65
Conclusion générale.....	66
Annexe.....	67
Références bibliographiques.....	68
Résumé	70

LISTE DES SYMBOLES

Paramètres du modèle

R_s	Resistance statorique.
R_r	Resistance rotorique.
L_s	L'inductance propre d'une phase statorique.
L_r	L'inductance propre d'une phase rotorique.
M_{sr}	La mutuelle inductance entre phase statorique et rotorique
J	Moment d'inertie du rotor
P	Nombre de paires de pôles

Variables électriques et mécaniques de la machine

E	Tension continue à l'entrée de l'onduleur
V_s	La tension statorique
I_s	Le courant statorique
I_r	Le courant rotorique
ψ_s	Le flux du stator
ψ_r	Le flux rotorique
ω_s	La pulsation statorique
ω	La pulsation mecanique
ω_r	La pulsation de glissement
θ	L'angle électrique entre le rotor et le stator
$\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}$	Coefficient de dispersion de blondel
$T_s = \frac{L_s}{R_s}$	La constante de temps statorique
$T_r = \frac{L_r}{R_r}$,	La constante de temps rotorique
C_r	Couple de charge

Indices

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

Variables de commande et de régulation

T_e	La période d'échantillonnage
K_p, K_i	Le gain proportionnel et intégral de l'estimateur PI
\hat{C}_e	Le couple estimé
$\hat{\Phi}_e$	Le flux estimé
C_e^*	Le couple de référence
φ_e^*	Le flux de référence
η (eta)	Le pas d'apprentissage
f_c	La fréquence de commutation

Introduction générale

La machine asynchrone est la plus robuste et la moins chère du marché. Les progrès ont été réalisés en commande et les avancées technologiques considérables, tant dans le domaine de l'électronique de puissance que dans celui de la micro-électronique, ont rendu possible l'implantation de commande performante de cette machine faisant d'elle un concurrent redoutable dans les secteurs de la vitesse variable et du contrôle rapide du couple. [1]

Cependant de nombreux problèmes demeurent. L'influence des variations des paramètres de la machine, le comportement en fonctionnement dégradé, la présence d'un capteur mécanique sont autant de difficultés qui ont aiguisé la curiosité des chercheurs dans les laboratoires. En témoigne, le nombre sans cesse grandissant des publications qui traitent le sujet.

Bien que déjà présents dans d'autres domaines intelligentes, c'est une nouveauté dans le domaine de l'électrotechnique.

Nous avons voulu savoir quel pourrait être l'apport de cette méthode appliquées à l'identification et la commande de la machine asynchrone.

Tout au long de ce travail, nous avons gardé comme objectif l'implantation et simulation de ces méthodes développées, en effet, combien de procédés donnent de très bons résultats en simulation.

Les différents travaux concernant le sujet font l'objet de quatre chapitres qui constituent ce mémoire.

Le chapitre un, présente une étude par simulation de l'association convertisseur-machine après une modélisation par leurs équations mathématiques on a aboutit système d'état. Nous avons visualisé les courbes du flux, couples, courant statorique, la fréquence de commutation.

Le chapitre deux, on a présenté une commande DTC de la machine asynchrone, grâce à faible coût et sa simplicité de construction conjugués aux techniques de variation de vitesse, la machine asynchrone s'impose de plus en plus dans les domaines de l'entraînement à vitesse variable, la technique de commande directe du couple (Direct Torque Control) où DTC introduite en 1985 par TAKAHASHI [2], l'inconvénient majeur de la commande directe du couple d'une machine asynchrone est les pulsations du couple.

Le chapitre trois, on a fait une présentation générale sur les réseaux de neurones artificiels, et leurs applications et les techniques d'apprentissage.

En fin dans le chapitre quatre, une application d'une commande intelligente pour faire une amélioration importante pour la commande précédente, qui nous a donné des bons résultats pour le couple électromagnétique, la comparaison des résultats de la DTC modifié et la DTC classique atteste clairement l'apport de l'approche utilisée. [3]

Nous terminons par une conclusion sur l'ensemble de cette étude avec des perspectives dans ce sens

❖ **Chapitre un :**

Modélisation et simulation de l'association machine-convertisseur

- I-1- Introduction
- I-2- Modélisation de la machine asynchrone
 - I-2-1 Equations électriques
 - I-2-2 Equations magnétiques
 - I-2-3 Equation mécanique
- I-3- Transformation du système triphasé
 - I-3-1 Transformation de Park
 - I-3-2 Choix de repère
 - I-3-3 Application de transformation de Park au modèle de la MAS
 - I-3-3-1 Equation électrique
 - I-3-3-2 Equation magnétique
 - I-3-3-3 Equation mécanique
- I-4- Alimentation de la machine asynchrone
 - I-4-1 Représentation d'état du modèle de la MAS
- I-5- Résultats de Simulation du modèle de la MAS
 - I-5-1 Interprétation des résultats
- I-6- Conclusion
- I-7- Modélisation de l'onduleur de tension
 - I-7-1- Introduction
 - I-7-2 Description de l'onduleur
 - I-7-3 Modélisation de l'onduleur de tension
 - I-7-4 Commande de l'onduleur
 - I-7-4-1- Contrôle des courants par les régulateurs de tensions
 - I-7-4-2- Contrôle des tensions par MLI
 - I-7-5- Onduleur de tension à MLI
 - I-7-5-1- MLI vectorielle
 - I-7-5-2- Le principe de SVM
 - I-7-5-3- Détermination du secteur K
- I-8- Simulation de l'association Moteur à induction-onduleur à MLI
 - I-8-1 Résultats de simulation
 - I-8-2 Interprétations des résultats
- I-9- Conclusion

I.1-INTRODUCTION :

Le moteur asynchrone (MAS) ou moteur d'induction est actuellement le moteur électrique dont l'usage est le plus répandu dans l'industrie. Son principal avantage réside dans l'absence de contacts électrique glissants, ce qui conduit à une structure simple et robuste facile à construire [3]. Son utilisation dans le domaine d'entraînement à vitesse variable fait appel à la commande, et pour ce faire, on a besoin du modèle mathématique du processus.

Ainsi la modélisation de la machine asynchrone triphasée, élément essentiel dans l'entraînement, devient une étape indispensable pour réalisation d'une commande à vitesse variable.

Dans la littérature, nous discernons principalement trois approches concernent la modélisation des machines électriques [6]. En choisissant de les présenter par leur degré de complexité croissant, nous avons :

-  Modélisation de Park.
-  Modélisation par réseaux de perméances.
-  Modélisation par les éléments finis.

- La modélisation de Park est construite à partir des équations de la machine qui permettent l'élaboration du modèle de connaissance traduisant le comportement dynamique des modes électriques et électromagnétiques de la machine. Ce modèle, décrit par un système algèbro-différentiel non linéaire, admet plusieurs classes de représentation d'état [4].
- La modélisation par réseaux de perméances : cette méthode est basée sur la création d'un circuit magnétique représentant le fonctionnement de la machine de manière beaucoup plus précise qu'avec les équations de Park et plus rapidement qu'avec la méthode des éléments finis. Les chemins empruntés par le flux sont représentés par des impédances et les sources de forces magnétomotrices sont représentées par des sources de tension. De ce fait, la détermination des flux se ramène à la résolution d'un circuit électrique. Cette méthode permet en plus de prendre en compte le comportement tridimensionnel de la machine.
- La Modélisation par les éléments finis permet une résolution numérique des équations générales de l'électromagnétisme en découpant la machine en parties finies adjacentes. A partir de ces éléments, on détermine la valeur du champ magnétique propre à chaque élément, qui représente les phénomènes physiques de l'élément. Elle est utilisée lors du dimensionnement ou l'estimation des paramètres de la machine électrique.

L'objectif de ce chapitre est de présenter en premier lieu, le modèle de Park de la MAS triphasée, avec ses hypothèses simplificatrices, ainsi que la présentation des résultats obtenus. Ensuite la modélisation de l'onduleur est établie. La dernière partie, concernera une simulation comparative du comportement de la MAS alimentée aussi bien par une source triphasée sinusoïdale, que par un onduleur de tension.

I.2- MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE (MAS) :

L'étude de cette machine traduit les lois de l'électromagnétisme dans le contexte habituel des hypothèses simplificatrices [2] :

- L'entrefer constant ;
- L'effet d'encoche négligé ;
- Distribution spatiale sinusoïdale des forces magnétomotrices d'entrefer ;
- Circuit magnétique non saturé et à perméabilité constante ;
- Pertes ferromagnétiques négligeables ;

- L'influence de l'effet de peau et de l'échauffement sur les caractéristiques n'est pas prise en compte.
- Parmi les conséquences importantes des ces hypothèses on peut citer :
- L'association du flux
- La constance des inductances propres ;
- L'invariance des résistances statoriques et rotoriques ;
- La loi de variation sinusoïdale des inductances mutuelles entre les enroulements statoriques et rotoriques en fonction de l'angle électrique de leurs axes magnétiques, [2]

La représentation schématique de la MAS dans l'espace électrique est donnée sur la Fig. (1.1). Elle est munie de six enroulements, [4].

Le stator de la machine est formé de trois enroulements fixes décalés de 120° dans l'espace et traversés par trois courants variables.

Le rotor peut être modélisé par trois enroulements identiques décalés dans l'espace de 120°. Ces enroulements sont en court-circuit et la tension à leurs bornes est nulle

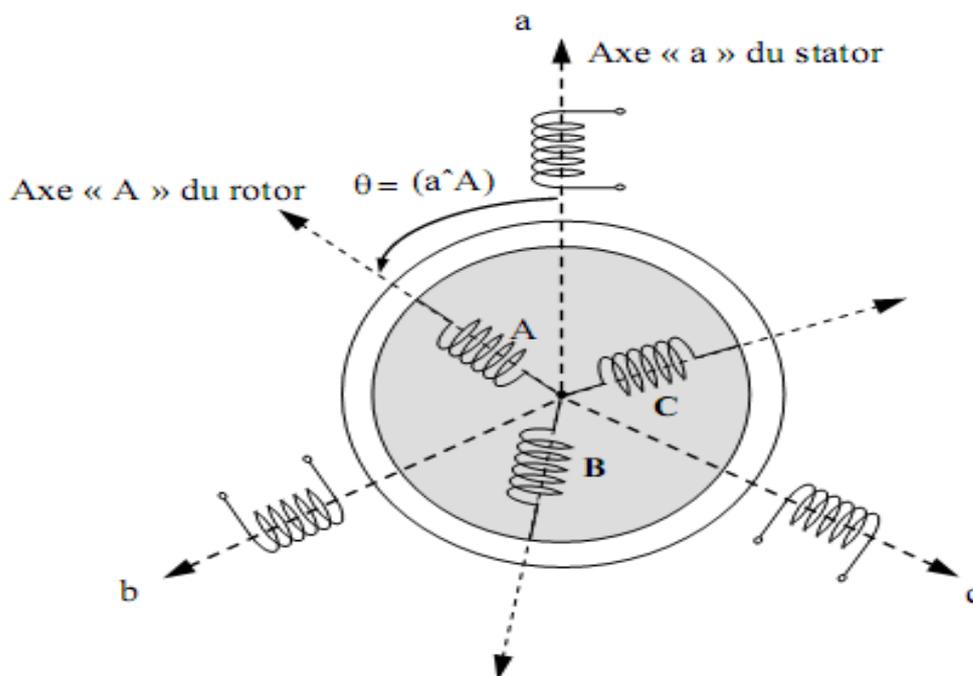


Fig. 1.1 Représentation schématique d'une machine asynchrone triphasée.

I-2-1-Equations électriques :

Les six enroulements (a, b, c, A, B, C) représentés sur la figure (1.1) obéissent aux équations matricielles suivantes, [2]

$$[V_s] = [R_s][i_s] + \frac{d}{dt} [\psi_s] \quad (I.1)$$

$$[V_r] = [R_r][i_r] + \frac{d}{dt} [\psi_r] = [0 \ 0 \ 0]T \quad (I.2)$$

Avec :

$[V_s]$: Vecteur tension.

$[i_s]$: Vecteur courant.

$[\psi_s]$: Vecteur flux statorique.

$[R]$: Matrice résistance.

S, r : Indices stator et rotor, respectivement.

I-2-2-Equations magnétiques :

Les hypothèses simplificatrices citées antérieurement conduisent à des relations linéaires entre les flux et les courants de la machine asynchrone, ces relations s'écrivent matriciellement comme suit, [6] :

Pour le stator :

$$[\psi_s] = [L_s][i_s] + [M_{sr}][i_r] \quad (I.3)$$

Pour le rotor

$$[\psi_r] = [L_r][i_r] + [M_{rs}][i_s] \quad (I.4)$$

$[L_s], [L_r]$: Les matrices d'inductance statorique et rotorique ;

$[M_{sr}]$: correspond à la matrice des inductances mutuelles stator-rotor.

On désigne par :

$$[L_s] = \begin{bmatrix} l_s & M_s & M_s \\ M_s & l_s & M_s \\ M_s & M_s & l_s \end{bmatrix} \quad (I.5)$$

$$[L_r] = \begin{bmatrix} l_r & M_r & M_r \\ M_r & l_r & M_r \\ M_r & M_r & l_r \end{bmatrix} \quad (I.6)$$

$$[L_s] = [M]^T = M \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta + 2\frac{\pi}{3}) & \cos(\theta - 2\frac{\pi}{3}) \\ \cos(\theta - 2\frac{\pi}{3}) & \cos(\theta) & \cos(\theta + 2\frac{\pi}{3}) \\ \cos(\theta + 2\frac{\pi}{3}) & \cos(\theta - 2\frac{\pi}{3}) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (I.7)$$

θ : La position absolue entre le stator et le rotor ;

l_r, l_s : Inductance propre du rotor et du stator, respectivement ;

M : Inductance mutuelle cyclique entre stator-rotor ;

Finalement les équations de tensions deviennent :

Pour le stator :

$$[V_{sabc}] = [R_s][i_{sabc}] + \frac{d}{dt} \{ [L_s][i_{sabc}] + [M_{sr}][i_{rabc}] \} \quad (I.8)$$

Pour le rotor :

$$[V_{rabc}] = [R_r][i_{rabc}] + \frac{d}{dt} \{ [L_r][i_{rabc}] + [M_{rs}][i_{sabc}] \} \quad (I.9)$$

I-2-3-Equations mécaniques :

L'étude des caractéristiques de la machine asynchrone fait introduire de la variation non seulement des paramètres électriques (tension, courant, flux) mais aussi des paramètres mécaniques (couple, vitesse) [7]

$$C_{em} = p [i_{sabc}]^T \frac{d}{dt} [M_{sr}] [i_{rABC}] \quad (I.10)$$

L'équation du mouvement de la machine est :

$$J \frac{d}{dt} \Omega = C_{em} - C_r - f_r \Omega \quad (I.11)$$

Avec : J : moment d'inertie des masses tournantes

C_r : Couple résistant impose à l'arbre de la machine.

Ω : vitesse rotorique.

C_{em} : Couple électromagnétique.

f_r : Coefficient de frottement visqueux.

$f_r \Omega$: Terme de couple de frottement visqueux.

I-3- Transformation du système triphasée :

La mise en équation des moteurs triphasés aboutit à des équations différentielles à coefficients variables. L'étude analytique du comportement du système est alors relativement laborieuse, vu le grand nombre de variable. On utilise alors des transformations qui permettent de décrire le comportement de la machine à l'aide d'équations différentielles à coefficients constants.

Les transformations utilisées doivent conserver la puissance instantanée et la réciprocité des inductances mutuelles. Ceci permet d'établir une expression du couple électromagnétique dans le repère correspondant au système transformé [7] ;

I-3-1-Transformation CLARKE/CONCORDIA :

Le but de l'utilisation de cette transformation c'est de passer d'un système triphasé abc vers un système diphasé α, β . Il existe principalement deux transformations : Clarke et Concordia.

La transformation de Clarke conserve l'amplitude des grandeurs mais pas la puissance ni le couple (on doit multiplier par un coefficient 3/2). Tandis que celle de Concordia, qui est normée, elle conserve la puissance mais pas les amplitudes. [8]

Transformation de Concordia	Transformation de Clarke
Passer d'un système triphasé abc vers un système diphasé $\alpha \beta$	
$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \xrightarrow{T_{23}} \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} \text{ c.-à-d. } [x_{\alpha\beta}] = T_{23} [x_{abc}]$ $\text{Avec } T_{23} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \xrightarrow{C_{23}} \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} \text{ c.-à-d. } [x_{\alpha\beta}] = C_{23} [x_{abc}]$ $\text{Avec } C_{23} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}$
Passer d'un système diphasé $\alpha \beta$ vers un système abc	
$\begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} \xrightarrow{T_{32}} \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \text{ c.-à-d. } [x_{abc}] = T_{32} [x_{\alpha\beta}]$ $\text{Avec } T_{32} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} \xrightarrow{C_{32}} \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \text{ c.-à-d. } [x_{abc}] = C_{32} [x_{\alpha\beta}]$ $\text{Avec } C_{32} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}$

Tableau (I-1) passage d'un système triphasé au système biphasé

Le choix de matrice de passage non normée (Clarke) est bien pratique en commande où l'on traite des grandeurs d q (I_{ds}, I_{qs} que l'on verra par la suite). En effet, cela permet, par exemple, d'apprécier directement le module du courant qui est absorbé par le moteur, sans avoir à passer par un coefficient multiplicateur. Mathématiquement parlant, le choix d'une matrice normée (Concordia) est souvent utilisé pour des raisons de symétrie de transformation directe et inverse. Nous allons utiliser la transformation de Concordia dans notre modélisation. Son application aux équations de la machine écrites ci-dessous [10] donne :

$$T_{23}[v_{abc}] = [v_{\alpha\beta}] = T_{23}\{R_s[i_{abc}] + \frac{d}{dt}[\psi_{abc}]\} \quad (\text{I.12})$$

$$[v_{\alpha\beta}] = R_s T_{23}[i_{abc}] + \frac{d}{dt} T_{23}[\psi_{abc}] \quad (\text{I.13})$$

$$[v_{\alpha\beta}] = R_s [i_{abc}] + \frac{d}{dt} [\psi_{\alpha\beta}] \quad (\text{I.14})$$

On a alors réduit le système de trois (3) équations à un système de deux (2) équations.

De même pour le rotor :

$$[v_{\alpha\beta r}] = R_r [i_{\alpha\beta r}] + \frac{d}{dt} [\psi_{\alpha\beta r}] \quad (\text{I.15})$$

Ainsi que pour l'écriture des flux en fonction des courants. L'intérêt pour les flux, c'est que les matrices 3*3 des inductances vont être réduites à des matrices 2*2. On a alors l'apparition des inductances cycliques :

$$L_s = l_s - m_s$$

$$L_r = l_r - m_r$$

$$M = \frac{3}{2} m_{sr}$$

$$\text{alors } \begin{bmatrix} \varphi_{\alpha\beta s} \\ \varphi_{\alpha\beta r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & M \cdot P(\theta) \\ 0 & L_s & \\ M \cdot P(-\theta) & L_r & 0 \\ & 0 & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{\alpha\beta s} \\ i_{\alpha\beta r} \end{bmatrix}$$

Où la matrice $P(\theta)$ est la matrice de rotation : $P(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}$

On dispose à présent d'une modélisation de la machine asynchrone dans deux repères séparés : les grandeurs statoriques sont exprimées dans le repère $\alpha \beta$ stator et les grandeurs rotoriques dans le repère $\alpha \beta$ rotor. Il faut exprimer toute la modélisation dans un repère commun. En effet, si l'on examine de plus près la matrice des inductances [10]

$$\begin{bmatrix} L_s & 0 & M \cdot P(\theta) \\ 0 & L_s & \\ M \cdot P(-\theta) & L_r & 0 \\ & 0 & L_r \end{bmatrix}$$

On s'aperçoit que les grandeurs statoriques sont liées aux grandeurs rotoriques à travers l'angle θ

On choisit alors de transformer les deux grandeurs statoriques et rotoriques vers un repère commun dit dq et ceci à l'aide de deux transformations dans le plan qui sont des rotations. Ce sont ces transformations ainsi que la transformation de Concordia ou de Clarke qui constitue la transformation de Park.

Alors on peut écrire toute grandeur dans le repère (dq) en utilisant le produit matricielle suivant :

$$\begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} \quad \text{Avec : } \bar{x} = (\bar{I}_{s,r}, \bar{v}_{s,r}, \bar{\Psi}_{s,r})$$

I-3-1-TRANSFORMATION DE PARK :

La transformation de Park a pour but de traiter une large gamme de machines de façon unifiée en un modèle unique. Cette conversion est appelée souvent transformation des axes, fait correspondant aux deux enroulements de la machine originale suivie d'une rotation, les enroulements équivalents du point de vue électrique et magnétique. Cette transformation ainsi, pour l'objectif de rendre les inductances mutuelles du modèle indépendantes de l'angle de rotation [14].

I-3-2-Différents repères :

L'isotropie du moteur asynchrone permet une souplesse dans la composition des équations de la machine selon deux axes à l'aide des composantes de Park, cela nécessite l'utilisation d'un repère qui permet de simplifier au maximum les expressions analytiques. Il existe différentes possibilités pour le choix du repère d'axes, se ramène pratiquement à trois référentiels (systèmes biphasés) orthogonaux : [14]

- ✓ Référentiel immobile par rapport au stator : $(\alpha-\beta) \rightarrow \omega = 0$.
- ✓ Référentiel immobile par rapport au rotor : $(x-y) \rightarrow \omega = \omega_r$.
- ✓ Référentiel immobile par rapport au champ tournant : $(d-q) \rightarrow \omega = \omega_s$.

Où : ω : Vitesse angulaire de rotation du système d'axes biphasé par rapport au système d'axes triphasé.

La transformation de Park est souvent définie par la matrice normalisée [P] comme suit [9] :

$$[P] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - 2\frac{\pi}{3}) & \cos(\theta + 2\frac{\pi}{3}) \\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta - 2\frac{\pi}{3}) & -\sin(\theta + 2\frac{\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (\text{I.16})$$

$\sqrt{\frac{2}{3}}$: Le facteur ($\sqrt{\frac{2}{3}}$) : pour la conservation de la puissance électrique instantanée.

$$\begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix} = [M]^T = \begin{bmatrix} X_U \\ X_W \\ X_O \end{bmatrix} \quad \text{Avec : } [P]^{-1} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta - 2\frac{\pi}{3}) & -\sin(\theta - 2\frac{\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta + 2\frac{\pi}{3}) & -\sin(\theta + 2\frac{\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (\text{I.17})$$

I-3-3-Application de la transformation de Park au modèle de la MAS :

I-3-3-1-Equations électriques :

$$V_{sd} = R_s i_{sd} + \frac{d}{dt} \psi_{sd} - \omega_s \psi_{sq} \quad (\text{I.18})$$

$$V_{sq} = R_s i_{sq} + \frac{d}{dt} \psi_{sq} + \omega_s \psi_{sd} \quad (\text{I.19})$$

$$0 = R_r i_{rd} + \frac{d}{dt} \psi_{rd} - (\omega_s - \omega_r) \psi_{rq} \quad (\text{I.20})$$

$$0 = R_r i_{rq} + \frac{d}{dt} \psi_{rq} + (\omega_s - \omega_r) \psi_{rd} \quad (\text{I.21})$$

I-3-3-2-Equations magnétiques :

$$\Psi_{sd} = L_s i_{sd} + M i_{rd}$$

$$\Psi_{sq} = L_s i_{sq} + M i_{rq} \tag{I.22}$$

$$\Psi_{rd} = L_r i_{rd} + M i_{sd}$$

$$\Psi_{rq} = L_r i_{rq} + M i_{sq}$$

Avec : $L_s = l_s - M$, $L_r = l_r - M$, $M = \frac{3}{2} M_0$

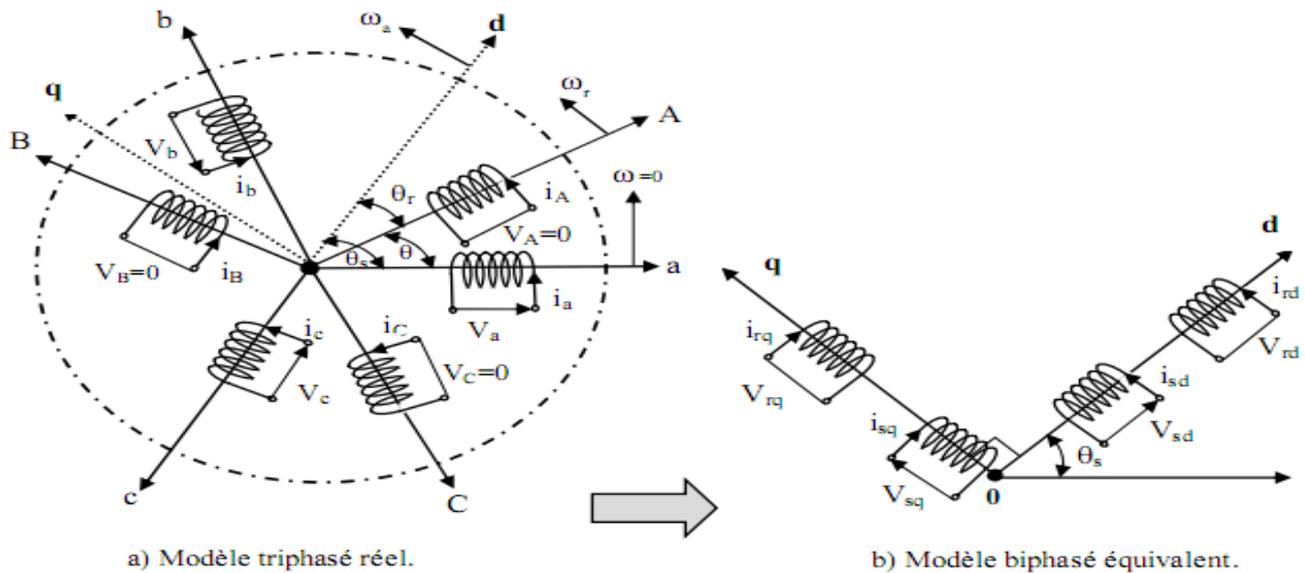


Figure I 2 : Représentation de la machine asynchrone triphasée et sa machine biphasée.

I-3-3-3-Equation mécanique :

$$C_{em} = p \frac{M}{L_r} (\Psi_{rd} i_{sq} - \Psi_{rq} i_{sd}) \tag{I.23}$$

I-4 Alimentation de la machine asynchrone :

Pour une machine asynchrone alimentée en tension, si on considère le courant statorique i_s et le flux Ψ_r comme variables d'état, et la pulsation ω_s et les tensions V_{sd} , V_{sq} , comme grandeur de commande et le couple C_r comme une perturbation, on aura le schéma bloc suivant Figure (I.3).

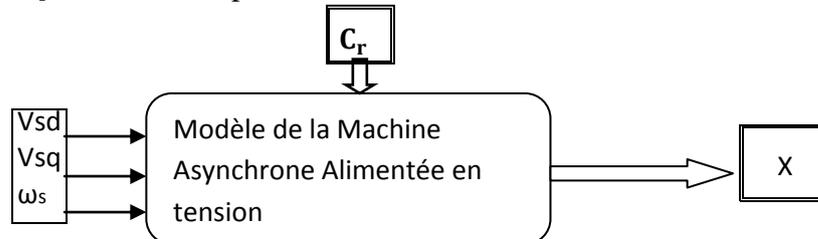


Fig. (I-3) schéma bloc de la machine asynchrone alimentée en tension.

Le vecteur de sortie $[x]$, peut avoir une des formes des différentes expressions :

$$[X] = [i_{sd} \ i_{sq} \ i_{rd} \ i_{rq}]^T ;$$

$$\text{Ou bien : } [X] = [\psi_{sd} \ \psi_{sq} \ \psi_{rd} \ \psi_{rq}]^T$$

$$\text{Ou bien : } [X] = [\psi_{sd} \ \psi_{sq} \ i_{rd} \ i_{rq}]^T$$

$$\text{Ou bien : } [X] = [i_{sd} \ i_{sq} \ \psi_{rd} \ \psi_{rq}]^T$$

Ainsi notre choix est porté sur le vecteur : $[X] = [i_{sd} \ i_{sq} \ \psi_{rd} \ \psi_{rq}]^T$.

I-4-1- REPRESENTATION D'ETAT DU MODELE DE LA MAS :

La forme générale de l'équation d'état s'écrit de la façon suivante :

$$[\dot{X}] = [A][X] + [B][U] \quad (I.24)$$

Avec :

$$[X] = [i_{sd} \ i_{sq} \ \psi_{rd} \ \psi_{rq}]^T$$

$$[U] = [V_{sd} \ V_{sq}]^T$$

Alors, le modèle de la machine asynchrone alimentée en tension dans un repère (d q) tournant à la vitesse synchrone (ω_s)

$$\frac{di_{sd}}{dt} = -\left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_s}\right) i_{sd} + \omega_s i_{sq} + \frac{1-\sigma}{\sigma M T_r} \Psi_{rd} + \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \Psi_{rq} + \frac{1}{\sigma L_s} v_{sd}$$

$$\frac{di_{sq}}{dt} = -\left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_s}\right) i_{sq} + \omega_s i_{sd} + \frac{1-\sigma}{\sigma M T_r} \Psi_{rq} + \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \Psi_{rd} + \frac{1}{\sigma L_s} v_{sq}$$

$$\frac{d\Psi_{rd}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{sd} - \frac{1}{T_r} \Psi_{rd} + (\omega_s - \omega_r) \Psi_{rq} \quad (I.25)$$

$$\frac{d\Psi_{rq}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{sq} - \frac{1}{T_r} \Psi_{rq} - (\omega_s - \omega_r) \Psi_{rd}$$

$$\text{Avec : } T_s = \frac{L_s}{R_s}, \quad T_r = \frac{L_r}{R_r}, \quad \sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}$$

Afin d'obtenir le modèle complet de la machine, il faut tenir compte de l'équation mécanique, sur la base du développement de l'équation de la puissance instantanée, on obtient l'expression du couple électromagnétique, [16]

$$C_{em} = p \frac{M}{L_r} (\Psi_{rd} i_{sq} - \Psi_{rq} i_{sd})$$

D'autre part on dispose d l'expression.

$$C_{em} = J \frac{\Omega}{dt} + f_r \Omega + C_r \quad \text{Avec : } \Omega = \frac{\omega_r}{p}$$

On obtient la cinquième équation d'état suivante :

$$\frac{d\omega_r}{dt} = \frac{p^2 M}{J L_r} (\psi_{rd} i_{sq} - \psi_{rq} i_{sd}) - \frac{f_r}{J} \omega_r - \frac{p}{J} C_r \quad (I.26)$$

On peut utiliser la notation suivante :

$$[x] = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5]$$

$$\text{Et } [x] = [i_{sd} \ i_{sq} \ \psi_{rd} \ \psi_{rq} \ \omega_r]$$

On aboutit au système d'équation suivant :

$$\begin{aligned} \frac{dx_1}{dt} &= -a_1 x_1 + a_2 x_2 + a_3 x_3 + a_4 x_4 x_5 + a_5 V_{sd} \\ \frac{dx_2}{dt} &= -b_2 x_1 - b_1 x_2 + b_3 x_4 - b_4 x_5 x_3 + b_5 V_{sq} \\ \frac{dx_3}{dt} &= c_1 x_1 - c_2 x_3 + c_3 x_4 - x_5 x_4 \\ \frac{dx_4}{dt} &= d_1 x_2 - d_2 x_4 - d_3 x_3 + x_5 x_3 \\ \frac{dx_5}{dt} &= e_1 x_3 x_2 - e_1 x_1 x_4 - e_2 x_5 - e_3 \end{aligned} \quad (I.27)$$

Avec :

$$a_1 = \left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_s} \right), \quad a_2 = \omega_s, \quad a_3 = \frac{1-\sigma}{\sigma M T_r}, \quad a_4 = \frac{1-\sigma}{\sigma M}, \quad a_5 = \frac{1}{\sigma L_s}$$

$$b_1 = \frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_s}, \quad b_2 = \omega_s, \quad b_3 = \frac{1-\sigma}{\sigma M T_r}, \quad b_4 = \frac{1-\sigma}{\sigma M}, \quad b_5 = \frac{1}{\sigma L_s}$$

$$c_1 = \frac{M}{T_r}, \quad c_2 = \frac{1}{T_r}, \quad c_3 = \omega_s$$

$$d_1 = \frac{M}{T_r}, \quad d_2 = \frac{1}{T_r}, \quad d_3 = \omega_s$$

$$e_1 = \frac{p^2 M}{J L_r}, \quad e_2 = \frac{f_r}{J}, \quad e_3 = \frac{p}{J} C_r$$

- Forme d'état du modèle de la machine asynchrone dans le référentiel (d q) :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \psi_{r\alpha} \\ \psi_{r\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma L_s} \left(R_s + \frac{M^2}{L_r T_r} \right) & \omega_s & \frac{M}{\sigma L_s L_r T_r} & \frac{\omega_r M}{\sigma L_s L_r} \\ -\omega_s & -\frac{1}{\sigma L_s} \left(R_s + \frac{M^2}{L_r T_r} \right) & -\frac{\omega_r M}{\sigma L_s L_r} & \frac{M}{\sigma L_s L_r T_r} \\ \frac{M}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & (\omega_s - \omega) \\ 0 & \frac{M}{T_r} & -(\omega_s - \omega) & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \psi_{r\alpha} \\ \psi_{r\beta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{s\alpha} \\ V_{s\beta} \end{bmatrix} \quad (I.28)$$

✓ Forme d'état du modèle de la machine asynchrone dans le référentiel ($\alpha \beta$) :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \psi_{r\alpha} \\ \psi_{r\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma L_s} \left(R_s + \frac{M^2}{L_r T_r} \right) & 0 & \frac{M}{\sigma L_s L_r T_r} & \frac{\omega_r M}{\sigma L_s L_r} \\ 0 & -\frac{1}{\sigma L_s} \left(R_s + \frac{M^2}{L_r T_r} \right) & -\frac{\omega_r M}{\sigma L_s L_r} & \frac{M}{\sigma L_s L_r T_r} \\ \frac{M}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & -\omega_r \\ 0 & \frac{M}{T_r} & \omega_r & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \psi_{r\alpha} \\ \psi_{r\beta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{s\alpha} \\ V_{s\beta} \end{bmatrix} \quad (I.29)$$

$\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_r L_s}$: Coefficient de dispersion total.

$T_r = \frac{L_r}{R_r}$: Constante de temps rotorique.

$\omega_r = p\Omega_r$ Pulsation mécanique du rotor et (p): étant le nombre de paires de pôles.

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma L_s} \left(R_s + \frac{M^2}{L_r T_r} \right) & 0 & \frac{M}{\sigma L_s L_r T_r} & \frac{\omega_r M}{\sigma L_s L_r} \\ 0 & -\frac{1}{\sigma L_s} \left(R_s + \frac{M^2}{L_r T_r} \right) & -\frac{\omega_r M}{\sigma L_s L_r} & \frac{M}{\sigma L_s L_r T_r} \\ \frac{M}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & -\omega_r \\ 0 & \frac{M}{T_r} & \omega_r & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

I-5- RESULTATS DE SIMULATION :

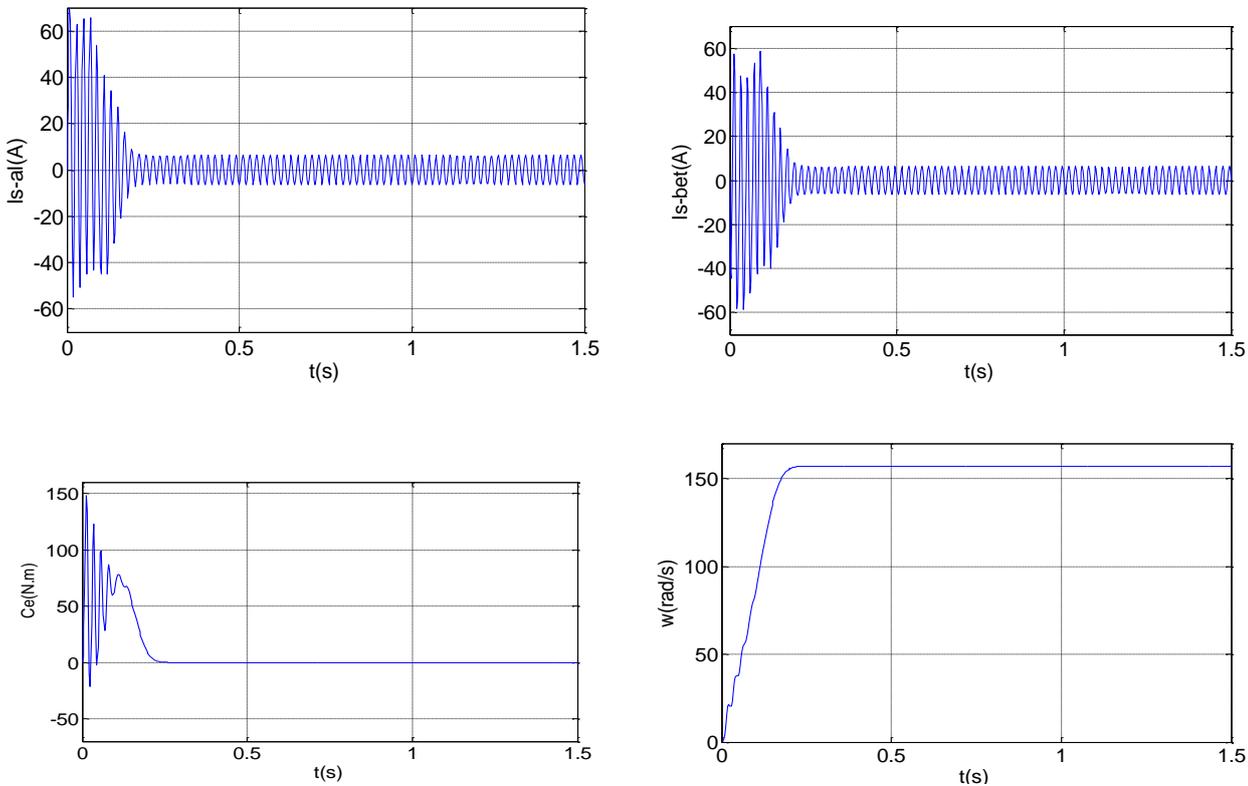


Fig. (I-4-a) Simulation d'un démarrage à vide de la MAS

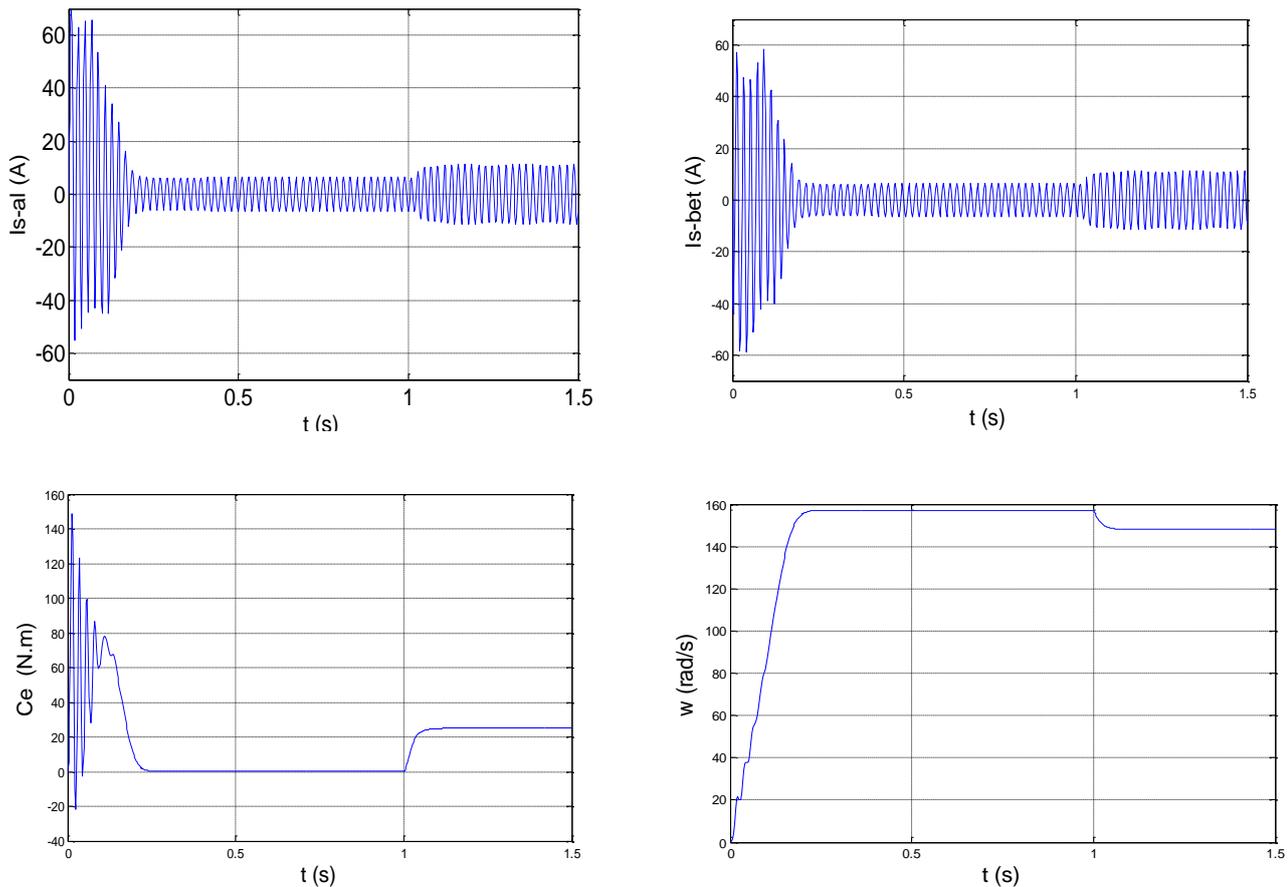


Fig. (I-4-b) Simulation d'un démarrage en charge de la MAS

I-5-1-INTERPRETATION DES RESULTATS :

La figure (1-a) illustre les résultats obtenus pour un démarrage à vide, et la figure (1-b) représente les résultats de simulation en charge.

■ A vide :

La courbe de la vitesse des oscillations dans le premier instant de démarrage avec un accroissement presque linéaire, après un temps d'environ 0.2s la vitesse de rotation stabilise à une valeur constante (157rad/s) puisque le moteur possède 2 paires de pole.

La courbe de couple se présente aux premiers instants du démarrage une pulsation très important, ce qui explique le bruit engendré par la partie mécanique après 20 ms le couple tend vers zéro en régime permanent.

Les courants statoriques présentent des oscillations successives autour de zéro avec une amplitude maximale jusqu'à 20 ms, après ce temps l'amplitude de ces oscillations est diminuée jusqu'à 10A.

■ **En charge :**

On note ici que l'introduction d'un couple de charge a provoqué une diminution de la vitesse de rotation.

I-6- CONCLUSION :

Dans la première partie du chapitre un nous avons pu établir un modèle mathématique de la MAS dont la complexité à été réduite en utilisant un certain nombre d'hypothèses simplificatrices.

On a établi le modèle de la MAS en passant du système réel triphasé au système diphasé linéaire dans le cadre de la transformation de Park. Ce dernier a été simulé dans les deux référentiels ; celui est lié au stator et celui lié au synchronisme, ceci étant pour une alimentation en tension.

Les résultats de cette première simulation du modèle de la MAS montrent bien le fort couplage existant entre les différents variables, indiquant le caractère bien connu de la non linéarité spécialement lorsque une charge (perturbation) est appliquée à la machine.

La deuxième partie sera consacrée à la modélisation et la simulation de l'association machine-onduleur.

I-7- MODELISATION DE L'ONDULEUR :

I-7-1-Introduction :

Le contrôle de la vitesse ou de position des machines asynchrones nécessite l'utilisation d'un convertisseur statique de puissance appelé conventionnellement onduleur de tension. A partir d'une source de tension continue, le convertisseur statique peut, grâce à une séquence appropriée d'ouverture et de fermeture de ses interrupteurs, commuter le courant dans les phases de la machine afin d'obtenir un système triphasé de courant parfaitement commandable.

Les tensions appliquées sur les phases de la machine sont de forme rectangulaire donc ayant un contenu harmonique élevé qui provoque des pertes supplémentaires dans la machine ainsi que des oscillations mécaniques à base fréquence sur l'arbre.

Afin de réduire ces phénomènes, il existe deux possibilités :

Soit augmenter le nombre des niveaux de tension générés par l'onduleur, soit imposer sur chaque période des commutations judicieusement placées de manière à faire varier la valeur du fondamentale de la tension de sortie tout en minimisant son contenu harmonique. On parle de MLI (modulation de Largeur d'Impulsion) ou encore de PWM (Pulse Width Modulation) dont il est proposé un grand nombre de solutions.

Pour illustrer le fonctionnement de l'onduleur et introduire les caractéristiques des grandeurs d'entrée et de sortie, il est intéressant d'étudier le comportement en « pleine onde ». Nous analyserons ensuite son modulation de largeur d'impulsion.

I-7-2- Description de l'onduleur :

La conversion continue –alternative est assurée par les commutations des interrupteurs de l'onduleur qui vont ainsi effectuer des connexions temporaires entre les bornes de la source d'alimentation continue et les lignes de la charge triphasée alternative [3].

La structure à trois bras est présentée sur la figure 1-4.

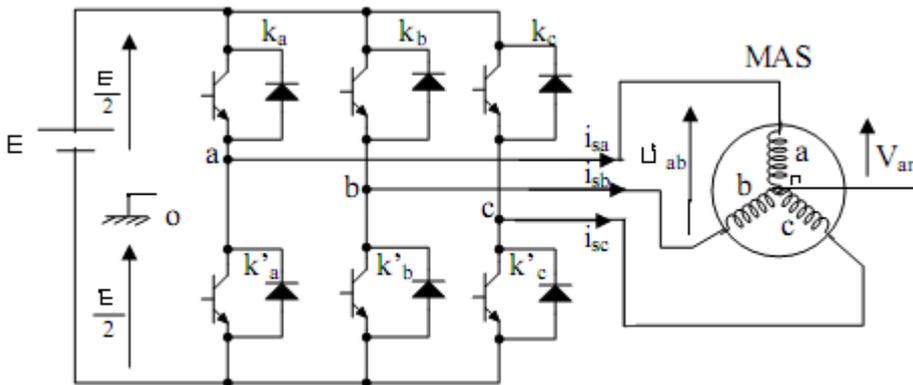


Fig. (I-5) Schéma d'un onduleur triphasé.

L'entrée est une source de tension continue. Le récepteur est une machine asynchrone qui peut être connectée en triangle ou en étoile sans le neutre.

Les deux interrupteurs K_i, K'_i ($i=1, 2, 3$), sont unidirectionnel en tension et bidirectionnel en courant. Ce sont des éléments commandable à l'ouverture et à la fermeture. Ils sont commandes par la technique de modulation de largeur d'impulsion (MLI), qui consiste à moduler la tension de sortie. Nous supposons que la commutation des éléments semi-conducteurs est instantanée (composants parfaits). Ainsi que chaque bras d'onduleur est associé à une fonction logique de connexion F_j ($j=1, 2, 3$) définie comme suit : [14].

$$F_i = \begin{cases} 1, & \text{si } K_i \text{ fermé}, K'_i \text{ ouvert} \\ 0, & \text{si } K_i \text{ ouvert}, K'_i \text{ fermé} \end{cases}$$

I-7-3- MODELISATION DE L'ONDULEUR DE TENSION :

Pour modéliser l'onduleur de tension fig. (1-4), on considère son alimentation comme une source parfaite, constituée de deux générateurs de f.é.m. égale à $E/2$ connectés à un point fictif noté n_0 [8]. Les tensions composées sont obtenues à partir des sorties de l'onduleur :

$$U_{ab} = V_{a0} - V_{b0}$$

$$U_{bc} = V_{b0} - V_{c0} \quad (\text{I.30})$$

$$U_{ca} = V_{c0} - V_{a0}$$

Pour une MAS présentant un neutre et alimentée par un onduleur, on peut écrire les tensions comme suit :

$$V_{a0} = V_{an} + V_{n0}$$

$$V_{b0} = V_{bn} + V_{n0}$$

$$(\text{I.31})$$

$$V_{c0} = V_{cn} + V_{n0}$$

Avec :

V_{a0}, V_{b0}, V_{c0} : Sont des tensions à l'entrée de l'onduleur. (Valeurs continues)

V_{an}, V_{bn}, V_{cn} : Sont des tensions de phase à la sortie de l'onduleur (valeurs alternatives)

V_{n0} : La tension fictive entre le neutre de la MAS et le point fictif d'indice <0>.

Pour un système équilibré

$V_{an} + V_{bn} + V_{cn} = 0$, il vient :

$$V_{n0} = \frac{1}{3}(V_{a0} + V_{b0} + V_{c0})$$

$$V_{an} = \frac{1}{3}V_{a0} - \frac{1}{3}V_{b0} - \frac{1}{3}V_{c0} \quad (\text{I.32})$$

$$V_{bn} = \frac{1}{3}V_{a0} + \frac{1}{3}V_{b0} - \frac{1}{3}V_{c0}$$

$$V_{cn} = \frac{1}{3}V_{a0} - \frac{1}{3}V_{b0} + \frac{1}{3}V_{c0}$$

Avec Si l'état des interrupteurs supposés parfaits :

$$V_{i0} = S_i E - \frac{E}{2} \quad \text{Avec } i=a, b, c$$

$$S_i = 1 \text{ si } V_{i0} = \frac{E}{2}$$

$$S_i = 0 \text{ si } V_{i0} = -\frac{E}{2}$$

Il vient alors :

$$V_{an0} = (S_a - 0.5)E$$

$$V_{bn0} = (S_b - 0.5)E \quad (\text{I.33})$$

$$V_{cn0} = (S_c - 0.5)E$$

Après simplification, on obtient :

$$V_{an} = \frac{2}{3}V_{an0} - \frac{1}{3}V_{bn0} - \frac{1}{3}V_{cn0}$$

$$V_{bn} = -\frac{1}{3}V_{an0} + \frac{2}{3}V_{bn0} - \frac{1}{3}V_{cn0} \quad (\text{I.34})$$

$$V_{cn} = -\frac{1}{3}V_{an0} - \frac{1}{3}V_{bn0} + \frac{2}{3}V_{cn0}$$

En remplaçant (I.33) dans (I.34), on obtient :

$$\begin{bmatrix} V_{an} \\ V_{bn} \\ V_{cn} \end{bmatrix} = \frac{1}{3} E \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_a \\ S_b \\ S_c \end{bmatrix} \quad (\text{I.35})$$

L'onduleur de tension peut être modélisé par une matrice [T] assurant le passage continu-alternatif [8]

$$[T] = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{bmatrix} \quad (\text{I.36})$$

Il suffit d'appliquer la transformation de Concordia ou de Clarke pour passer d'un système triphasé au système biphasé :

$$\begin{bmatrix} V_{\alpha} \\ V_{\beta} \\ V_0 \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{2}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{an} \\ V_{bn} \\ V_{cn} \end{bmatrix} \quad (\text{I.37})$$

I-7-4- COMMANDE DES ONDULEURS

I-7-4-1-Contrôles des courants par régulateurs à hystérésis :

Pour chaque bras de l'onduleur, les interrupteurs K_i, K_i' , ($i=1, 2,3$) sont reliés, l'un à la sortie d'un comparateur à hystérésis, l'autre à cette même sortie via un inverseur. Ou, le changement de signe de la différence entre le courant de référence et le courant mesuré n'entraîne par instantanément le basculement du comparateur à cause de l'effet de l'hystérésis, c'est-à-dire que le courant mesuré évolue en augmentant jusqu'à ce que ΔI soit égal à h (la largeur de la bande d'hystérésis), le comparateur bascule et l'autre interrupteur rentre en conduction à son tour tant que $\Delta I < h$. [9]

Le contrôle par MLI force le courant de phase à suivre le courant de référence l'imposition des courants sinusoïdaux à la machine garantit un couple électromagnétique non fluctuant. L'approche la plus simple qui réalise la comparaison entre le courant de phase mesurée et le courant de référence est illustrée par la fig. (1-5)

Les conditions de commutations des trois bras commutateurs statiques S_i ($i=1, 2,3$) de l'onduleur sont définies en terme des états logique S_i correspondants de la façon suivante :

$$S_i = -1 \text{ et } i_i \geq i_{ref} + \Delta i$$

$$S_i = 1 \text{ et } i_i \leq i_{ref} - \Delta i$$

$$S_i = S_{i-1} \text{ et } i_i = i_{ref}$$

i_i ($i = 1, 2, 3$) : sont les courants des phases statoriques (i_a, i_b, i_c)

i_{ref} ($i = 1, 2, 3$) : sont les courants de référence issus des commande des trois bras de l'onduleur.

Δi : est la bande d'hystérésis.

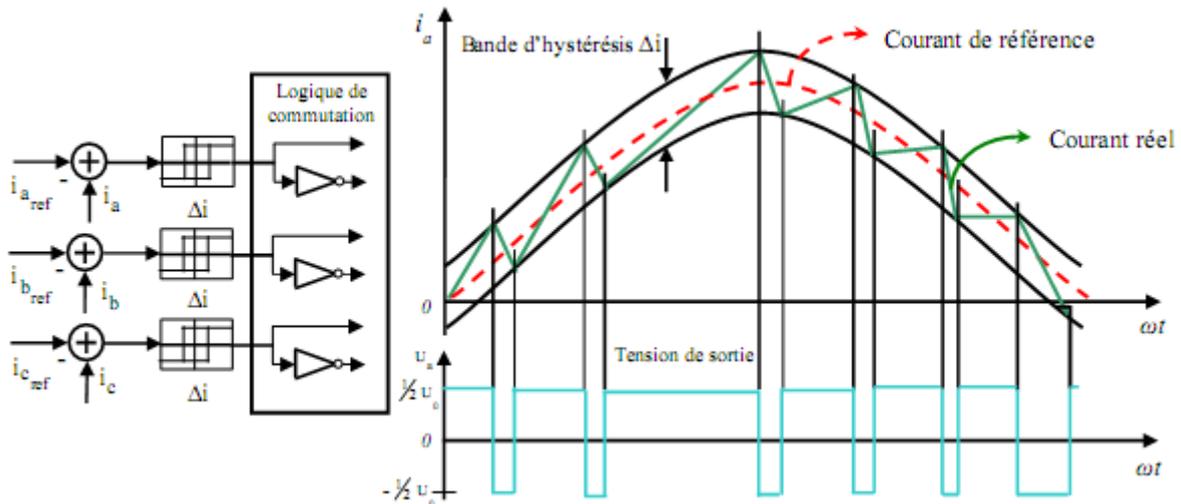


Fig. (I-6) (I.5) Schéma de principe du contrôle par hystérésis d'un bras de l'onduleur.

I-7-4-2-Contrôle des tensions par MLI :

Pour déterminer les instants de fermeture et d'ouverture des interrupteurs, on utilise la technique (MLI), qui consiste à comparer le signal de référence (modulante) de forme sinusoïdale à faible fréquence, à un signal triangulaire (porteuse) de fréquence supérieure.

Le signal modulé est au niveau haut lorsque la modulante est supérieure à la porteuse est au niveau bas lorsque la modulante est inférieure à la porteuse, les instants de commutation sont déterminés par les point d'intersection entre la porteuse et la modulante [8],[9].

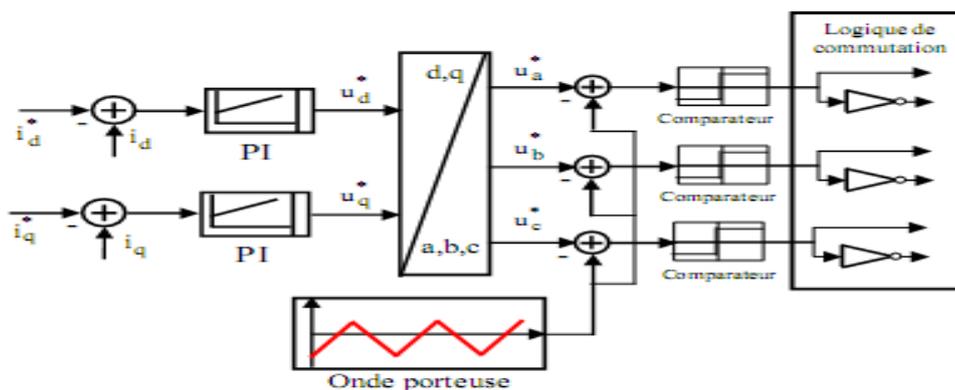


Fig (I-7) Schéma de principe de la technique triangulo-sinusoïdale.

I-7-5-ONDULEUR DE TENSION A MLI :

En pratique plusieurs types de MLI peuvent être considérés, dont on peut citer [8],[9].

- ✓ Les modulations Sinus-triangle effectuant la comparaison d'un signal de référence sinusoïdal à une porteuse en général triangulaire.
- ✓ Les modulations pré calculées pour lesquelles les angles de commutations sont calculées hors ligne pour annuler certaines composantes du spectre de la tension, et donner une certaine onde fondamentale.
- ✓ Les modulations post calculées appelées encore MLI régulières symétriques ou MLI vectorielle (SVM : Space Vector Modulation) dans lesquelles les angles de commutation sont calculés en ligne.

I-7-5-1-MLI VECTORIELLE :

Cette modulation est utilisée par les commandes modernes à courant alternatif, les tensions de références sont les tensions simples désirées à la sortie de l'onduleur. Cette technique à MLI est basée sur les principes suivants :

- ✓ Le signal de référence est échantillonné sur des intervalles T (MLI régulière).
- ✓ Pour chaque phase, on envoie une impulsion de largeur centrée sur la période (MLI symétrique) dont la valeur moyenne est égale à la valeur de la tension de référence à l'instant d'échantillonnage.
- ✓ Tous les interrupteurs d'un même demi- pont ont un état identique au centre et aux deux extrémités de la période,[6]

I-7-5-2-Le PRINCIPE DE SVM :

Le principe de la MLI vectorielle (SVM) consiste à reconstruire le vecteur tension \bar{V}_{ref} à partir de huit vecteurs tension. Chacun de ces vecteurs correspond à une combinaison des états des interrupteurs d'un onduleur de tension triphasée,[6],[10].

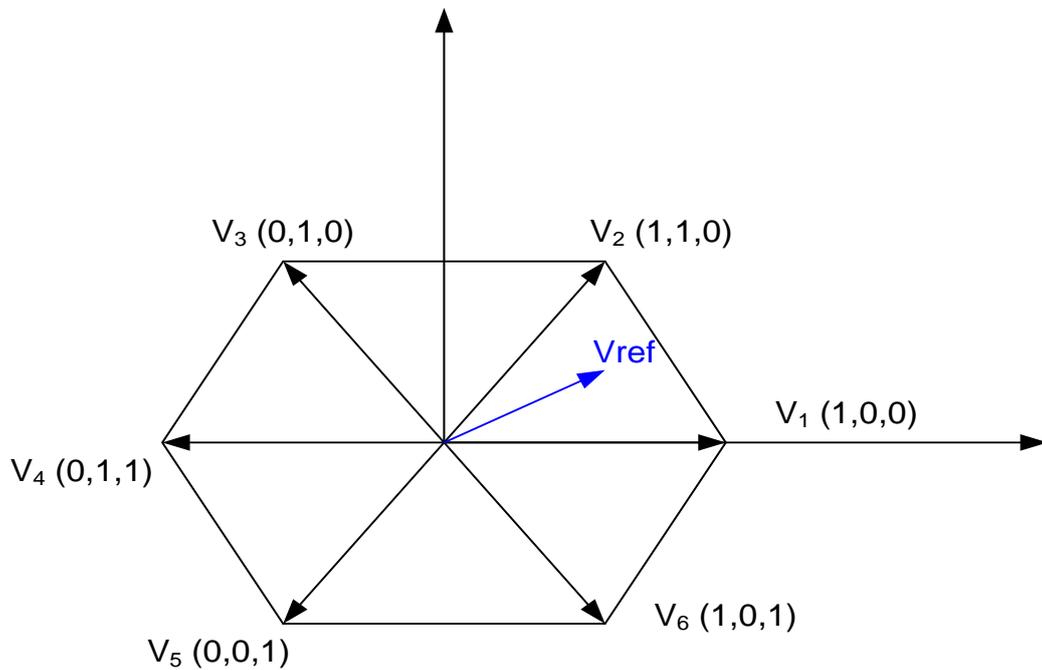


Fig. (I.8) Représentation des vecteurs de tension d'état de l'onduleur et de référence dans le repère stationnaire

Un vecteur tension de référence \bar{V}_{ref} est calculé globalement et approximé sur une période de modulation T par un vecteur tension moyen V_{moy} . Ce dernier est élaboré par l'application des vecteurs tensions adjacents et des vecteurs nuls V_0 et V_7 .

Une analyse combinatoire de tous les états possibles des interrupteurs permet de calculer le vecteur de tension $\begin{pmatrix} V_{s\alpha} \\ V_{s\beta} \end{pmatrix}$. Nous pouvons donc dresser un tableau suivant les différents états de l'onduleur. [9]

Vecteur	S_a	S_b	S_c	V_{sa}	V_{sb}	V_{sc}	$V_{s\alpha}$	$V_{s\beta}$	Vecteur \bar{V}_1
V_0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
V_5	0	0	1	$-E/3$	$-E/3$	$2E/3$	$-\sqrt{1/6} E$	$-\sqrt{1/2} E$	$\sqrt{2/3} E e^{j4\pi/3}$
V_3	0	1	0	$-E/3$	$2E/3$	$-E/3$	$-\sqrt{1/6} E$	$\sqrt{1/2} E$	$\sqrt{2/3} E e^{j2\pi/3}$
V_4	0	1	1	$-2E/3$	$E/3$	$E/3$	$-\sqrt{2/3} E$	0	$-\sqrt{2/3} E$
V_1	1	0	0	$2E/3$	$-E/3$	$-E/3$	$\sqrt{2/3} E$	0	$\sqrt{2/3} E$
V_6	1	0	1	$E/3$	$-2E/3$	$E/3$	$\sqrt{1/6} E$	$-\sqrt{1/2} E$	$\sqrt{2/3} E e^{j5\pi/3}$
V_2	1	1	0	$E/3$	$E/3$	$-2E/3$	$\sqrt{1/6} E$	$\sqrt{1/2} E$	$\sqrt{2/3} E e^{j\pi/3}$
V_7	1	1	1	0	0	0	0	0	0

Tableau (I-2) Table de vérité de l'onduleur de tension.

Dans la suite, le vecteur \vec{V}_{ref} est approximé sur la période modulation T , par la génération d'un vecteur moyen élaboré par l'application des vecteurs disponibles,

La figure (1-8) représente le cas où le vecteur de référence se trouve dans le secteur 1. Le temps d'application des vecteurs adjacents est donné comme suit :

Avec :

$$\vec{V}_{ref} = \vec{V}_{ref\alpha} + \vec{V}_{ref\beta} \quad (I.38)$$

$$\vec{V}_{ref} = \sqrt{V_{ref\alpha}^2 + V_{ref\beta}^2} e^{j(\alpha \frac{\pi}{2})} \quad (I.39)$$

$$\frac{1}{T_s} \int_0^{T_s} \vec{V}_{ref} dt = \left(\int_0^{T_1} \vec{V}_1 dt + \int_{T_1}^{T_1+T_2} \vec{V}_2 dt + \int_{T_1+T_2}^{T_s} \vec{V}_0 dt \right) \frac{1}{T_s} \quad (I.40)$$

$$T_s \vec{V}_{ref} = (T_1 \vec{V}_1 + T_2 \vec{V}_2) \quad (I.41)$$

$$\vec{V}_{ref} = \frac{T_1}{T_s} \vec{V}_1 + \frac{T_2}{T_s} \vec{V}_2 \quad (I.42)$$

où $T_s = T_1 + T_2 + T_0$

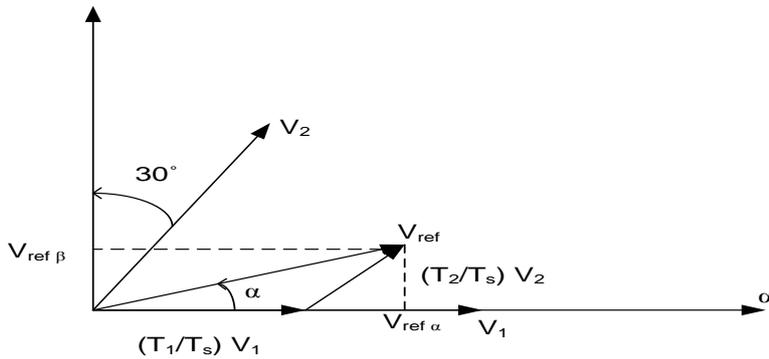


Fig. (I.9) Projection du vecteur de référence (secteur 1)

La détermination des périodes T_1, T_2 est donnée par une simple projection sur la figure (1-8)

$$V_{ref\beta} = \frac{T_2}{T_s} |\vec{V}_2| \cos(30^\circ) \quad (I.49)$$

$$V_{ref\alpha} = \frac{T_1}{T_s} |\vec{V}_1| + X \quad (I.50)$$

$$X = \frac{V_{ref\beta}}{\tan(60^\circ)} \quad (I.51)$$

Le tableau ci-dessous montre les différents temps d'application des vecteurs d'états pour les différents secteurs (1 à 6) [2]

SECTEUR 1	SECTEUR 2	SECTEUR 3
$T_1 = \frac{T_s}{2E} (\sqrt{6}V_{ref\alpha} - \sqrt{2}V_{ref\beta})$ $T_2 = \sqrt{2} \frac{T_s}{E} V_{ref\beta}$ $T_0 = T_s - T_1 - T_2$	$T_2 = \frac{T_s}{2E} (\sqrt{6}V_{ref\alpha} + \sqrt{2}V_{ref\beta})$ $T_3 = \frac{T_s}{2E} (-\sqrt{6}V_{ref\alpha} + \sqrt{2}V_{ref\beta})$ $T_0 = T_s - T_2 - T_3$	$T_3 = \sqrt{2} \frac{T_s}{E} V_{ref\beta}$ $T_4 = -\frac{T_s}{2E} (\sqrt{6}V_{ref\alpha} + \sqrt{2}V_{ref\beta})$ $T_0 = T_s - T_3 - T_4$
SECTEUR 4	SECTEUR 5	SECTEUR 6
$T_4 = \frac{T_s}{2E} (-\sqrt{6}V_{ref\alpha} + \sqrt{2}V_{ref\beta})$ $T_5 = -\sqrt{2} \frac{T_s}{E} V_{ref\beta}$ $T_0 = (T_s - T_4 - T_5)$	$T_5 = -\frac{T_s}{2E} (\sqrt{6}V_{ref\alpha} + \sqrt{2}V_{ref\beta})$ $T_6 = \frac{T_s}{2E} (-\sqrt{6}V_{ref\alpha} - \sqrt{2}V_{ref\beta})$ $T_0 = (T_s - T_5 - T_6)$	$T_6 = -\sqrt{2} \frac{T_s}{E} V_{ref\beta}$ $T_1 = \frac{T_s}{2E} (\sqrt{6}V_{ref\alpha} + \sqrt{2}V_{ref\beta})$ $T_0 = T_s - T_6 - T_1$

Tableau (I-3) Les temps d'application des vecteurs d'état pour chaque secteur.

I-7-5-3-DETERMINATION DU SECTEUR K :

Le vecteur V_{ref} est donné par ces deux composantes $V_{ref\alpha}$ et $V_{ref\beta}$, un algorithme de recherche du secteur angulaire est utilisé pour déterminer le secteur K [7].

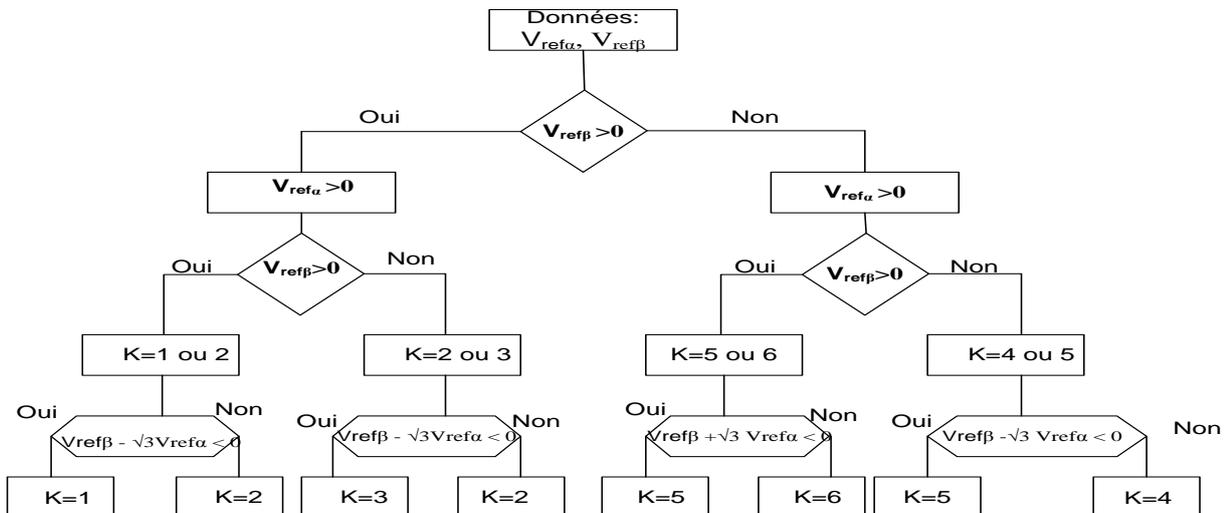


Fig. (I-10) Algorithme de détermination du secteur K

I-8- SIMULATION DE L'ASSOCIATION MAS- ONDULEUR A MLI :

La figure (I-10) représente le montage de principe de l'association redresseur-filtre-onduleur-MAS alimenté par un réseau triphasé de fréquence 50 Hz.

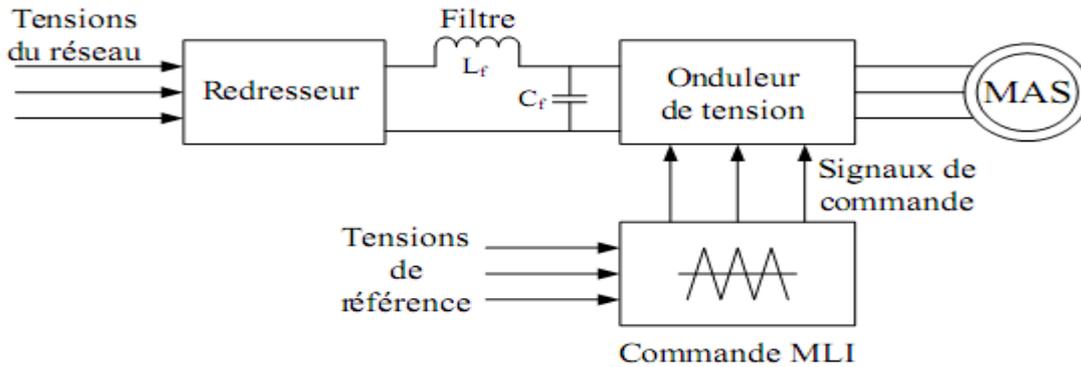


Fig. (I-11) Schéma du système global.

En regroupons les équations du modèle global (pont de diodes, filtre, onduleur et MAS) nous obtenons le modèle de tout le système. Les variables de simulation sont les courants statoriques, la vitesse du modèle de la machine. Ainsi que le couple électromagnétique [14].

1-8-1- RESULTATS DE SIMULATION :

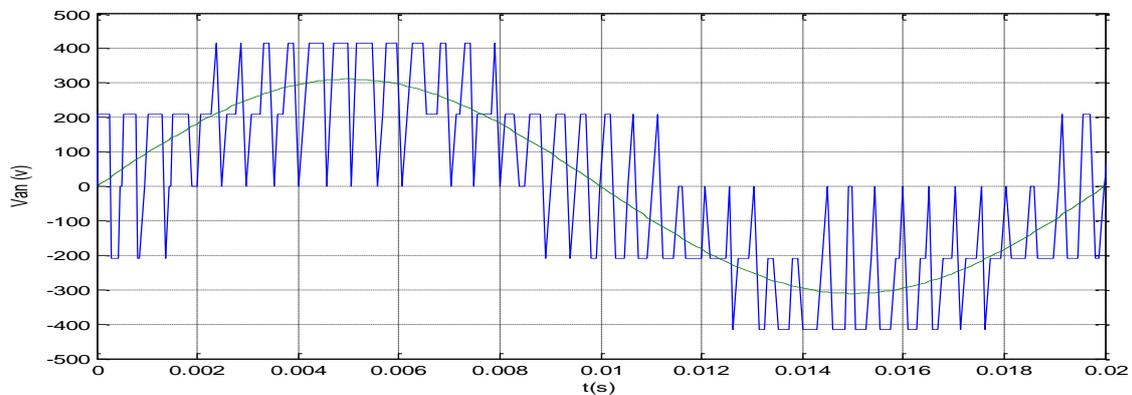


Fig. (I-12) représentation de la porteuse et la modulante.

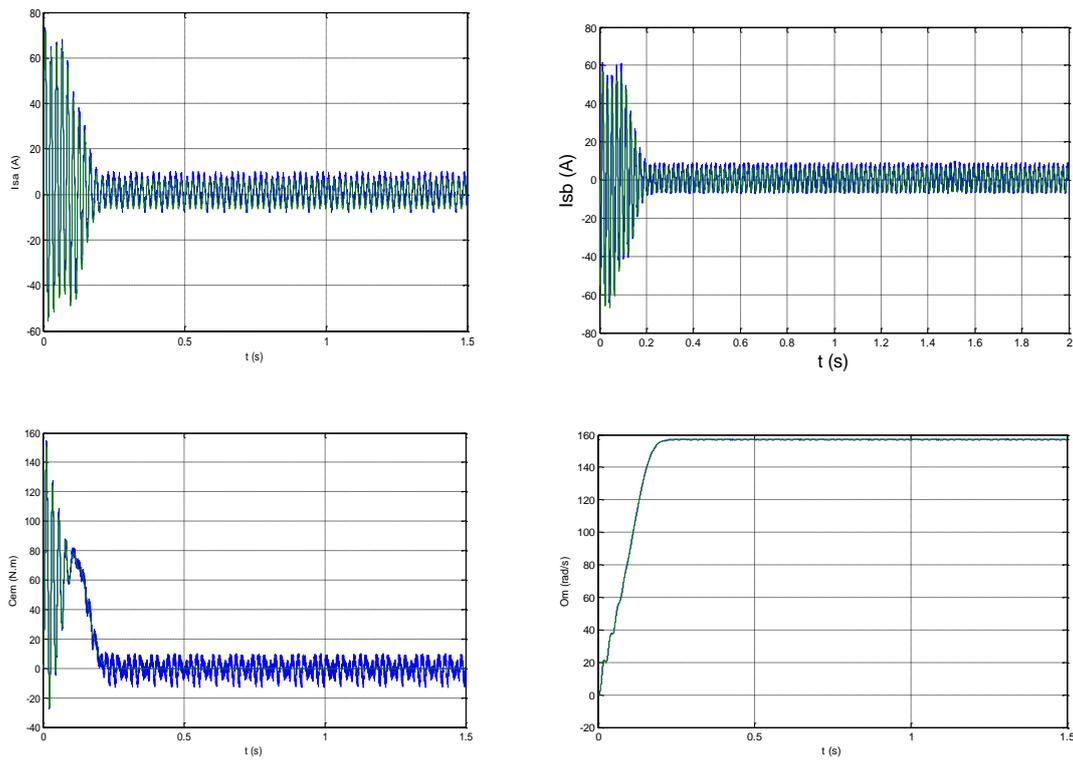


Fig. (I-13-a) Résultats de simulation de l'association MAS-OND à MLI démarrage à vide.

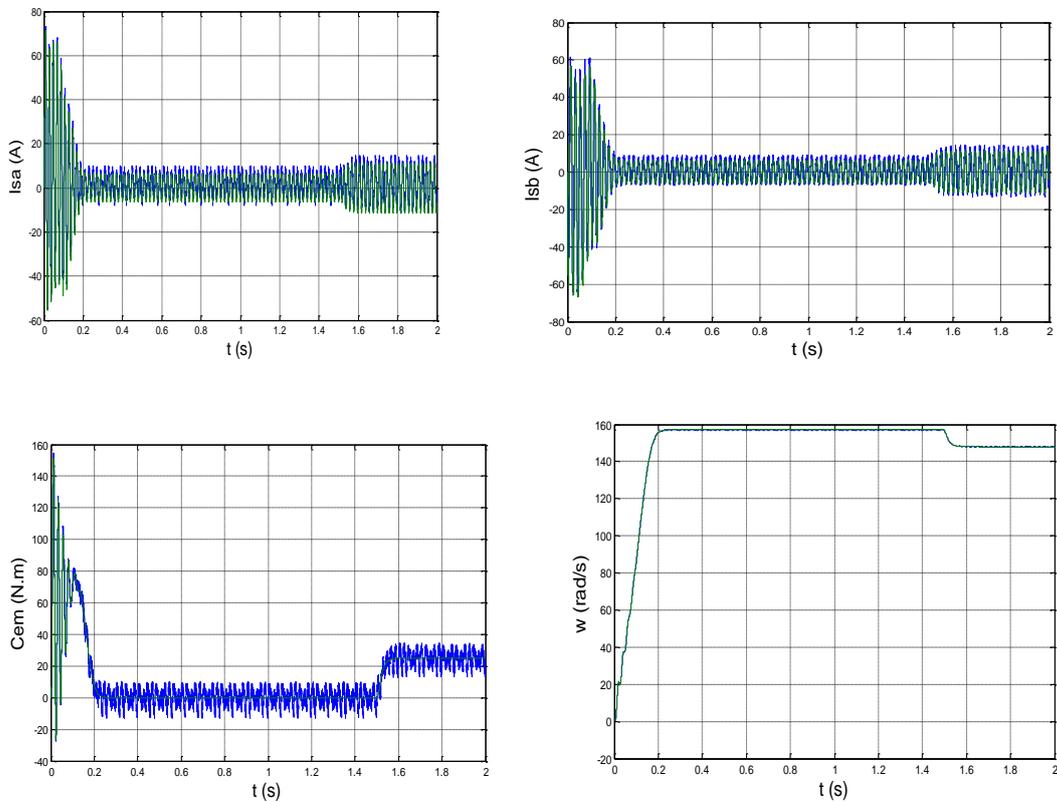


Fig. (I-13-b) Résultats de simulation de l'association MAS-OND à MLI application d'une charge.

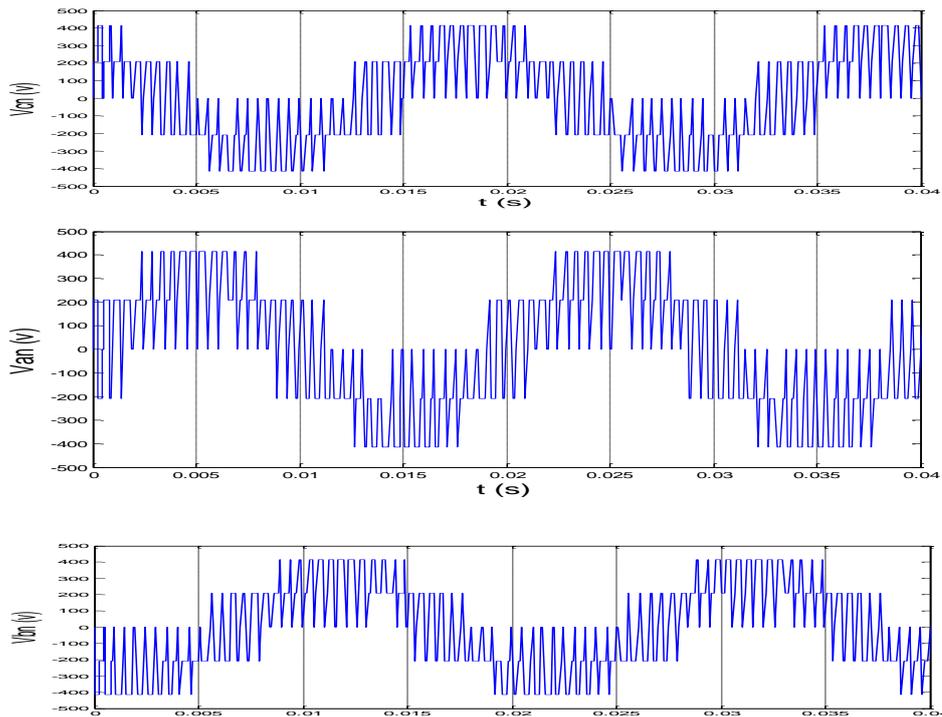


Fig. (I-13-c) représentation des tensions à la sortie de l'onduleur.

I-8-2- INTERPRÉTATION DES RESULTATS

Les courbes de la figure (1-13-a) représentent les résultats de simulation pour un démarrage à vide pour ($C_r=0$).

La vitesse en régime permanent se stabilise à ($156,7\text{rad/s}$) puisque le moteur possède 2 paires de pôles. Au démarrage à vide, le couple est fortement pulsatoire. Il atteint une valeur maximale de l'ordre de trois fois le couple nominal, par la suite il tend vers zéro. Il y a un fort appel de courant certes bref, mais important au démarrage, égal à 5 fois environ le courant nominal. Le régime permanent est atteint et il reste le courant correspondant au comportement inductif du moteur à vide.

On a introduit un couple de charge ($C_r=25\text{ N.m}$) à $t=1.5\text{s}$, les résultats de simulation sont représentés dans la figure (1-13-b). On constate que cette introduction de la charge a provoqué une diminution de la vitesse de rotation, et une augmentation du courant du stator.

La figure (I-13-c) illustre les tensions simples délivrées par l'onduleur

I-9- CONCLUSION :

Dans cette partie on s'est intéressé à l'établissement du modèle de la MAS associée à un onduleur à MLI est étudiée et simulée sous le logiciel MATLAB/Simulink. Les résultats obtenus lors d'un démarrage à vide puis une application d'une charge attestent la validité du modèle présenté.

Dans le chapitre suivant, on présentera les concepts de base de la commande directe du couple « DTC » utilisée pour le contrôle de la machine asynchrone.

❖ **Chapitre deux :**

Commande directe du couple du moteur asynchrone

- II-1 Introduction
- II-2 Principe du DTC
- II-3 Choix du vecteurs tensions
- II-4 Estimateurs
 - II-4-1 Estimations du Flux statoriques
 - II-4-2 Estimations du Couple électromagnétique
- II-5 Elaboration du vecteur commande
 - II-5-1 Le correcteur de flux
 - II-5-2 Correcteur du couple électromagnétique
 - II-5-2-1 comparateur a trois niveaux
 - II-5-2-2 comparateur a deux niveaux
- II-6 Elaboration de la table de commande
- II-7 Structure générale du contrôle direct de couple
- II-8 Les caractéristiques générales d'une commande directe de couple
 - II-8-1- Les avantages de la DTC
 - II-8-2- les inconvénients de la DTC
- II-9 Résultats de simulation
- II-10 Interprétation des résultats
- II-11 Influence des bandes d'hystérésis des comparateurs
 - II-11-1 Influence de la bande d'hystérésis du comparateur de flux
 - II-11-2 Influence de la bande d'hystérésis du comparateur de couple
- II-12 Conclusion

II-1- INTRODUCTION

La commande vectorielle par orientation du flux rotorique, présente l'inconvénient majeur d'être relativement sensible aux variations des paramètres de la machine c'est pourquoi on a développé les méthodes de contrôle direct de couple DTC des machines asynchrones durant les années 80, dans ces méthodes de contrôle le flux statorique et le couple électromagnétique sont estimés à partir des seules grandeurs électriques accessibles au stator, et ceci sans recours à des capteurs mécaniques. Cette loi de contrôle présente des performances dynamiques remarquables de même qu'une bonne robustesse vis-à-vis des écarts de paramètres du moteur [11].

II-2- PRINCIPE DU DTC :

On utilise les expressions vectorielles de la machine dans le référentiel lié au stator :

$$\vec{V}_s = R_s \vec{I}_s + \frac{d\vec{\varphi}_s}{dt} \quad (\text{II.1})$$

$$\vec{V}_r = 0 = R_r \vec{I}_r + \frac{d\vec{\varphi}_r}{dt} + j\omega \vec{\varphi}_r \quad (\text{II.2})$$

A partir des expressions des flux, le courant du rotor s'écrit :

$$\vec{I}_r = \frac{1}{\sigma} \left(\frac{\vec{\varphi}_r}{L_r} - \frac{L_m}{L_r L_s} \vec{\varphi}_s \right) \quad (\text{II.3})$$

Avec : $\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_r L_s}$ (coefficient de dispersion)

Les équations deviennent :

$$\vec{V}_s = R_s \vec{I}_s + \frac{d\vec{\varphi}_s}{dt}$$

$$\frac{d\vec{\varphi}_r}{dt} + \left(\frac{1}{\sigma \tau_r} - j\omega \right) \vec{\varphi}_r = \frac{L_m}{L_s} \frac{1}{\sigma \tau_r} \vec{\varphi}_s \quad (\text{II.4})$$

Ces relations montrent que :

- ✓ Il est possible de contrôler le vecteur $\vec{\varphi}_s$ à partir du vecteur \vec{V}_s , à la chute de tension $R_s \vec{I}_s$ près
- ✓ Le flux $\vec{\varphi}_r$ suit la variation de $\vec{\varphi}_s$ avec une constante de temps $\sigma \tau_r$.
- ✓ Le couple électromagnétique est proportionnel au produit vectoriel entre les vecteurs flux stator et rotor.

$$C_{em} = p \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \varphi_s \varphi_r \sin \gamma \quad (\text{II.5})$$

Avec : $\gamma = (\vec{\varphi}_s \vec{\varphi}_r)$

- Le couple dépend donc de l'amplitude des deux vecteurs $\vec{\varphi}_s$ et $\vec{\varphi}_r$ de leur position relative.
- Si l'on parvient à contrôler parfaitement le flux $\vec{\varphi}_s$ (à partir de \vec{V}_s) en module et en position, on peut donc contrôler l'amplitude et la position relative de $\vec{\varphi}_s$ donc le couple. Ceci n'est possible que lorsque la période de commande T_e de la tension \vec{V}_s est telle que $T_e \ll \sigma \tau_r$ [12].

II-3- CHOIX DU VECTEUR TENSION V_s :

Le choix du vecteur \bar{V}_s dépend de la position de $\bar{\varphi}_s$, de la variation souhaitée pour le module φ_s de de la variation souhaitée pour le couple, et de sens de rotation de $\bar{\varphi}_s$

Le plan complexe (α, β) fixe du stator est subdivisé en six S_i , avec : $i=1, \dots, 6$ tel que :

$$(2i - 3) \frac{\pi}{6} \leq S_i \leq (2i - 1) \frac{\pi}{6}$$

Chaque secteur S_i contiendra un vecteur d'espace actif V_i de tension de l'onduleur comme le montre le schéma de la figure (II-1). Le flux tourne alors dans le sens trigonométrique [17]

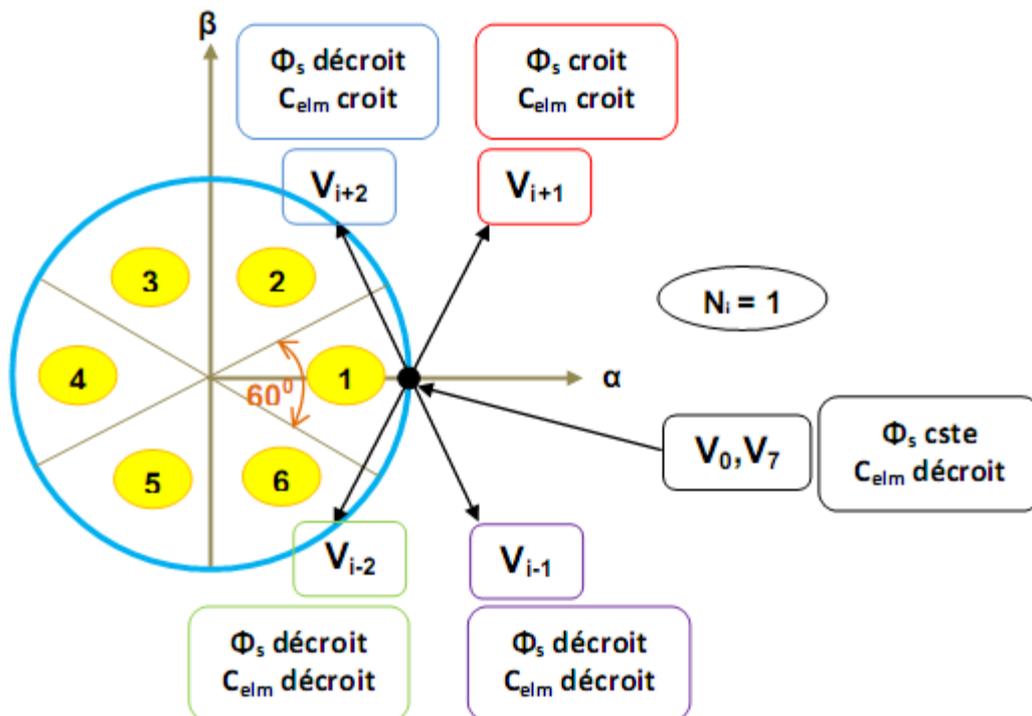


Fig. (II-1) Choix du vecteur tension

Ces vecteurs tensions, sont choisis à partir d'une table de commutation en fonction des erreurs du flux et du couple et de la position du vecteur de flux statorique. Cependant, on n'a plus besoin de la position du rotor pour choisir le vecteur tension. Cette particularité donne l'avantage à la (DTC) du non utilisation d'un capteur mécanique.

Le vecteur de tension à la sortie de l'onduleur est déduit des écarts de couple et de flux estimés par rapport à leur référence, ainsi que la position du vecteur. $\bar{\varphi}_s$ Un estimateur de $\bar{\varphi}_s$ en module et en position ainsi qu'un estimateur de couple sont donc nécessaires.

II-4- ESTIMATEURS :

II-4-1- Estimation du flux statorique :

L'estimation du flux peut être réalisée à partir des mesures des grandeurs statoriques courant et tension de la machine.

A partir de l'équation :

$\bar{\varphi}_s = \int_0^t (\bar{V}_s - \bar{R}_s \bar{I}_s)$ On obtient les composantes α et β du vecteur $\bar{\varphi}_s$:

$$\bar{\varphi}_{s\alpha} = \int_0^t (\bar{V}_{s\alpha} - \bar{R}_s \bar{I}_{s\alpha})$$

$$\text{Et } \bar{\varphi}_{s\beta} = \int_0^t (\bar{V}_{s\beta} - \bar{R}_s \bar{I}_{s\beta}) \quad (\text{II.6})$$

On obtient les tensions $V_{s\alpha}$ et $V_{s\beta}$ à partir des commandes $S_a S_b S_c$ de la mesure de la tension U_0 et en appliquant la transformée de CONCORDIA :

$$\bar{V}_s = V_{s\alpha} + jV_{s\beta} \quad (\text{II.7})$$

$$V_{s\alpha} = \sqrt{\frac{2}{3}} U_0 (S_a - \frac{1}{2}(S_b + S_c))$$

$$V_{s\beta} = \frac{1}{\sqrt{2}} U_0 (S_b - S_c) \quad (\text{II.8})$$

De même les courants $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$ sont obtenus à partir de la mesure des courants réels i_{sa} , i_{sb} et i_{sc} ($i_{sa} + i_{sb} + i_{sc} = 0$) par application de la transformation de CONCORDIA :

$$\bar{I}_s = I_{s\alpha} + jI_{s\beta} \quad (\text{II.9})$$

$$I_{s\alpha} = \sqrt{\frac{2}{3}} i_{sa}$$

$$I_{s\beta} = \frac{1}{\sqrt{2}} (i_{sb} - i_{sc}) \quad (\text{II.10})$$

Le module du flux statorique s'écrit :

$$\varphi_s = \sqrt{\varphi_{s\alpha}^2 + \varphi_{s\beta}^2} \quad (\text{II.11})$$

La zone N_i dans laquelle se situe le vecteur $\bar{\varphi}_s$ est déterminée à partir des composantes $\varphi_{s\alpha}$, $\varphi_{s\beta}$.

L'angle α_s entre le référentiel (S) est le vecteur $\bar{\varphi}_s$, est égal à :

$$\alpha_s = \arctg \frac{\varphi_{s\beta}}{\varphi_{s\alpha}} \quad (\text{II.12})$$

II-4-2- Estimation du couple électromagnétique :

On peut estimer le couple C_{em} uniquement à partir des grandeurs statoriques flux et courant. Leurs composantes (α, β), le couple peut se mettre sous la forme : [11], [12]

$$C_{em} = p(\varphi_{s\alpha}I_{s\beta} - \varphi_{s\beta}I_{s\alpha}) \tag{II.13}$$

II-5 - ELABORATION DU VECTEUR DE COMMANDE :

II-5-1- Le Correcteur de Flux :

Son but est de maintenir l'extrémité du vecteur $\bar{\varphi}_s$, dans une couronne circulaire comme le montre la figure (2-2). La sortie de la correction doit indiquer le sens d'évolution du module de, $\bar{\varphi}_s$ afin de sélectionner le vecteur tension correspondant.

Pour cela un simple correcteur à hystérésis à deux niveaux convient parfaitement, et permet de plus d'obtenir de très bonnes performances dynamiques. La sortie du correcteur, représentée par une variable booléenne Cflx indique directement si l'amplitude du flux doit être augmentée (Cflx=1) ou diminuée (Cflx=0) de façon à maintenir : $|(\varphi_s)_{ref} - \varphi_s| \leq \Delta\varphi_s$ [17].

Avec : $(\varphi_s)_{ref}$ la consigne de flux et de $\Delta\varphi_s$ largeur d'hystérésis du correcteur.

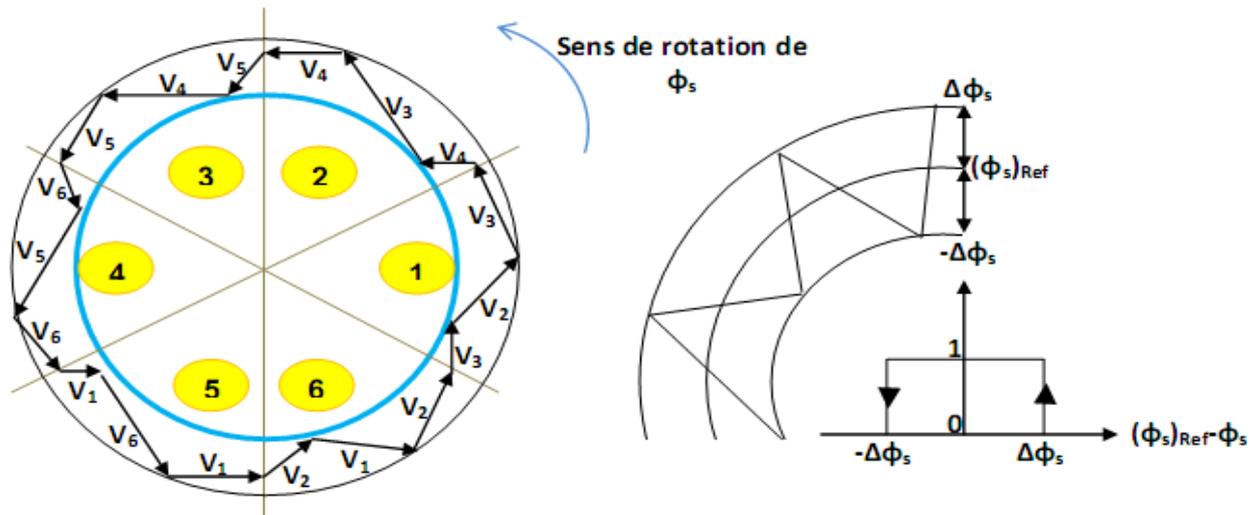


Fig. (II-2) Correcteur de flux à hystérésis et sélection des vecteurs tensions correspondant

II-5-2- Le Correcteur de couple électromagnétique :

Le correcteur de couple a pour fonction de maintenir le couple dans les limites $|C_{ref} - C_{em}| \leq \Delta C_{ref}$ avec : ΔC_{ref} la référence de couple et ΔC la bande d'hystérésis du correcteur

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

Deux solutions peuvent être envisagées.

- ✓ Un correcteur à hystérésis à trois niveaux.
- ✓ Un correcteur à hystérésis à deux niveaux.

II-5-2-1- Correcteur à trois niveaux :

Il permet de contrôler le moteur dans les deux sens de rotation, soit pour un couple positif ou négatif. La sortie du correcteur, représentée par la variable booléenne *ccpl* indique directement si l'amplitude du couple doit être augmentée en valeur absolue (*Ccpl*=1 pour consigne positive et *ccpl*=-1 pour une consigne négative) ou diminuée (*Ccpl*=0). [11],[12].

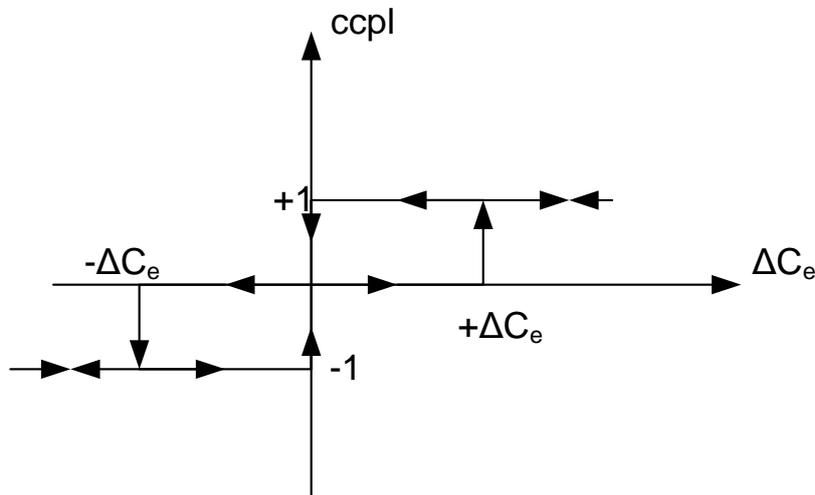


Fig. (II-3) correcteur de couple à trois niveaux

II-5-2-2 Correcteur à deux niveaux :

Ce correcteur est identique à celui utilisé pour le contrôle du module de $\bar{\varphi}_s$. Il n'autorise le contrôle du couple que dans un seul sens de rotation. Ainsi seuls les vecteurs \bar{V}_{i+1} , et \bar{V}_{i+2} peuvent être sélectionnés pour faire évoluer le flux $\bar{\varphi}_s$. Par conséquent, la diminution du couple est uniquement réalisée par la sélection des vecteurs nuls.

Avec ce correcteur, pour inverser le sens de rotation de la machine il est nécessaire de croiser deux phases de la machine.

Cependant ce correcteur est plus simple à implanter. De plus en sélectionnant correctement les vecteurs nuls suivant les zones N_i , on s'aperçoit que pour chaque zone *i*, il y a un bras de l'onduleur qui ne commute jamais, et permet ainsi de diminuer la fréquence moyenne de commutation des interrupteurs, diminuant ainsi les pertes par commutation au niveau de l'onduleur. [11],[12].

II-6- ELABORATION DE LA TABLE DE COMMANDE :

La table de commande est construite en fonction de l'état des variables **Cflx** et **Ccpl**, et de la zone N_i de position de $\bar{\varphi}_s$. Elle se présente donc sous la forme suivante :

N		1	2	3	4	5	Correcteur	
Cflx=1	Ccpl= 1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_1	2 Niveaux
	Ccpl= 0	V_7	V_0	V_7	V_0	V_7	V_0	
	Ccpl= -1	V_6	V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	3 niveaux
Cflx=0	Ccpl= 1	V_3	V_4	V_5	V_6	V_1	V_2	2 Niveaux
	Ccpl= 0	V_0	V_7	V_0	V_7	V_0	V_7	
	Ccpl= -1	V_5	V_6	V_1	V_2	V_3	V_4	3 niveaux

Table de commande

II-7- STRUCTURE GENERALE DU CONTROLE DIRECT DE COUPLE :

La structure du contrôle direct du couple est alors résumée ci-dessous :

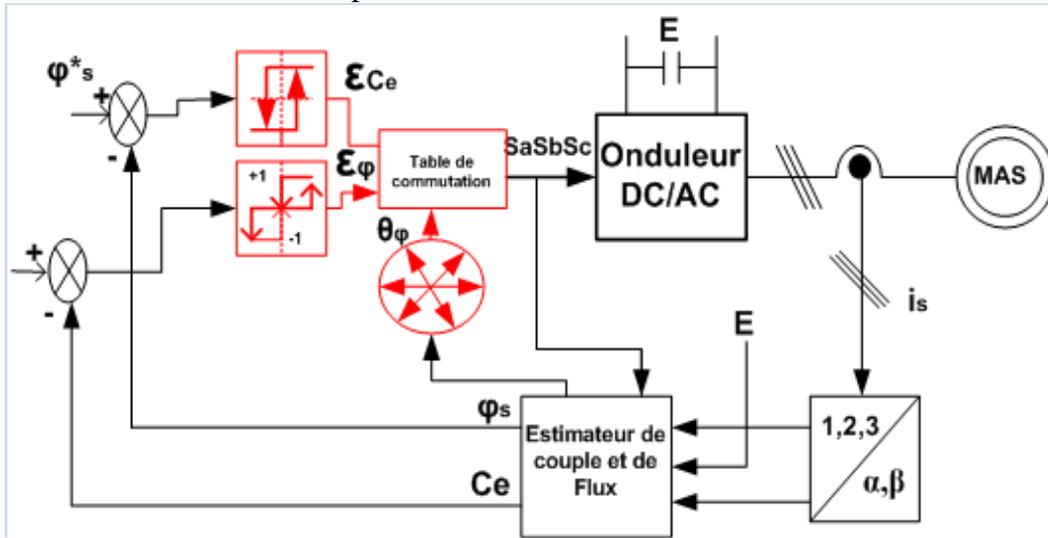


Fig. (II-4) Structure générale du DTC

II-8 Caractéristiques générales d'une DTC : [13]

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

II-8-1 -Avantages de la DTC : [13]

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

II-8-2- Inconvénients de la DTC :

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

Cependant, la DTC est une commande qui est basée sur l'estimation du flux statorique et du couple électromagnétique. Seule la variation de la résistance du stator, due aux changements de la température ou le fonctionnement à des vitesses de rotation petites dégrade les performances de la commande DTC. [13]

II-9- Résultats de simulation :

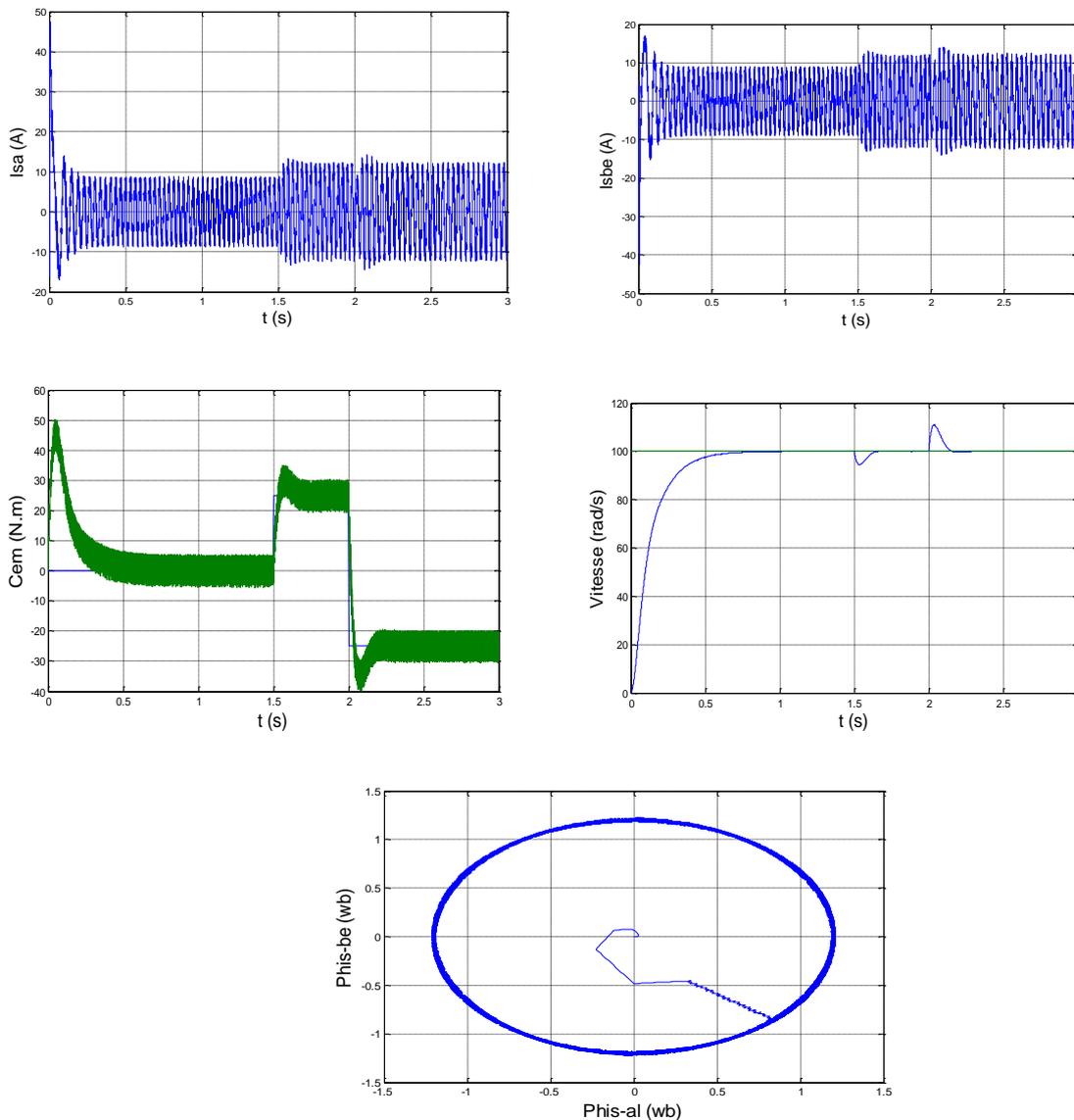


Fig. (II.5) résultats de simulation DTC-MAS

II-10-Interprétations des résultats :

Les courbes de la figure (II-5) présentent le couple électromagnétique pour un échelon de consigne 25N.m à l'instant $t=1.5s$ et inversement -25N.m à l'instant $t=2s$, la largeur de la bande d'hystérésis du comparateur de couple est dans ce cas fixée à ± 0.25 . A travers cette simulation, nous nous apercevons que le couple suit parfaitement la valeur de la consigne et reste dans la bande d'hystérésis. On observe aussi, sur la même figure la réponse de la vitesse à un échelon de 100rad/s qui montre que la DTC présente une haute performance dynamique sans dépassement au démarrage, en plus la DTC est moins sensible au couple de charge, ce qui évident par le rejet rapide de perturbation.

Les composantes en courant présentent des allures sinusoïdales bruitées. Et la trajectoire de l'extrémité du vecteur flux statorique.

II-11-Influence des bandes d'hystérésis des comparateurs :

Le comportement de la DTC est relié directement aux contrôleurs du couple et du flux. L'ondulation observée dans le couple et le flux est affectée par le choix des valeurs de la bande d'hystérésis. Elle doit diminuer le plus possible cette ondulation puisqu'elle cause des vibrations et des bruits audibles dans le moteur. Ces ondulations entraînent probablement la fatigue de certains des composants de la machine.

Le choix de la bande d'hystérésis du couple influe directement sur la régulation du couple électromagnétique et le flux statorique. Pour montrer l'effet de ces bandes d'hystérésis de flux $\Delta\varphi_s$ (0.005Wb, 0.05Wb, 0.1Wb) et du couple ΔC_s (1N.m, 0.5N.m et 0.1N.m), et voir la variation de la fréquence de commutation.

II-11-1-Influence de la bande d'hystérésis du comparateur de flux :

Nous allons démontrer dans ce qui suit qu'une réduction de la bande d'hystérésis du comparateur de flux $\Delta\varphi_s$ produit une fréquence de commutation élevée [13]. En outre, l'évolution du flux statorique dans le repère biphasé (α, β) est presque circulaire, la forme du courant statorique sera presque sinusoïdale. Quand la bande d'hystérésis du comparateur de flux $\Delta\varphi_s$ augmente, la fréquence de la commutation va diminuer et l'évolution du flux statorique dans le repère (α, β) laisse sa forme circulaire et devient une courbe hexagonale, ce qui entraîne une grande déformation dans le courant statorique voir la figure ci-dessous (II-6 à II-8). Les simulations ci-dessous sont pour une bande d'hystérésis du comparateur de couple de valeur $\Delta C_s=0.5N.m$.

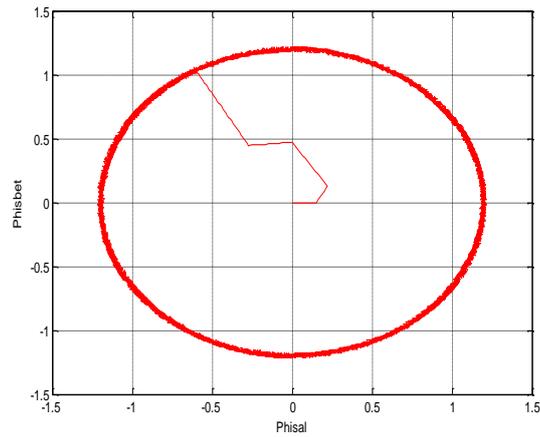


Fig. (II-6) L'évolution du flux et le courant statorique pour une bande d'hystérésis $\Delta\varphi_s=0.005\text{Wb}$

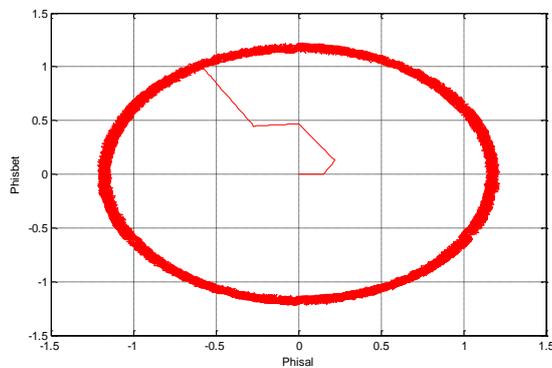


Fig. (II-7) L'évolution du flux et le courant statorique pour une bande d'hystérésis $\Delta\varphi_s=0.05\text{Wb}$

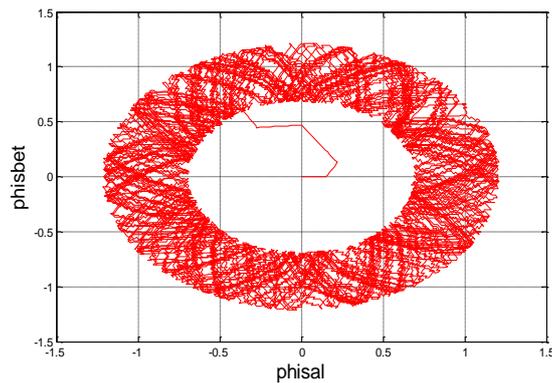


Fig. (II-8) L'évolution du flux et le courant statorique pour une bande d'hystérésis $\Delta\varphi_s=0.1\text{Wb}$

II-11-2-Influence de la bande d'hystérésis du comparateur de couple :

Pour une d'hystérésis du comparateur de flux de $\Delta\varphi_s=0.05\text{Wb}$, et avec variation de la bande d'hystérésis du comparateur de couple, nous trouvons les résultats représentés par les figure (II-9) et (II-10), où l'on observe que si la bande d'hystérésis du couple augmente, nous constatons également

moins de débordement du couple hors de sa bande d'hystérésis, avec une diminution de la fréquence de commutation jusqu'à 1.5KHz. Ainsi, lorsque la bande d'hystérésis du couple est trop faible, le couple électromagnétique subit de fortes variations et revient plus difficilement dans sa bande de régulation avec une augmentation de la fréquence de commutation.

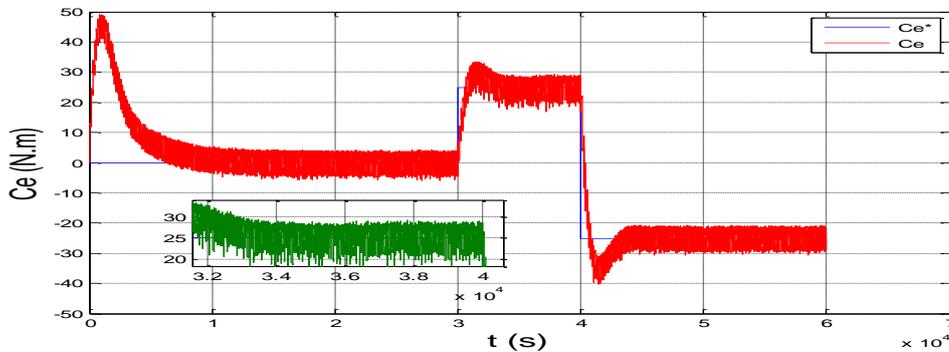


Fig. (II-9) couple électromagnétique pour une bande d'hystérésis $\Delta C_s = 1\text{N.m}$

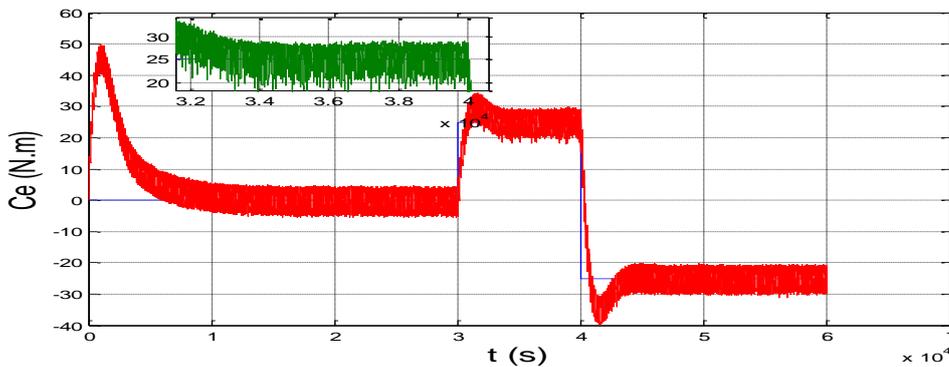


Fig. (II-10) couple électromagnétique pour une bande d'hystérésis $\Delta C_s = 0.5\text{N.m}$

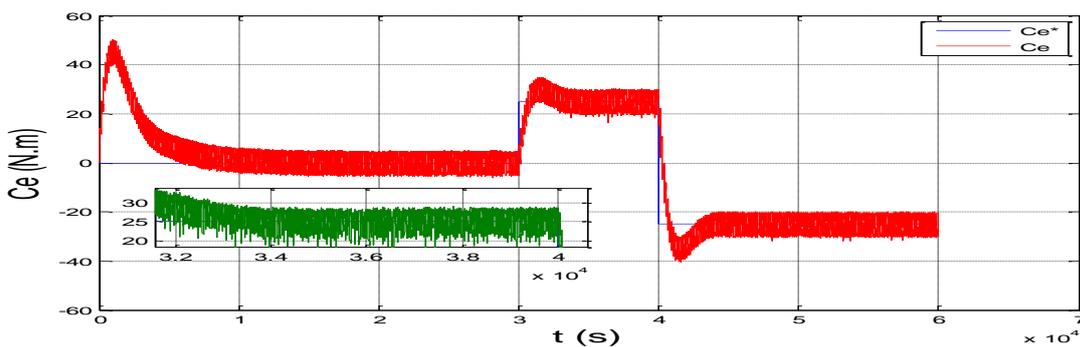


Fig. (II-11) couple électromagnétique pour une bande d'hystérésis $\Delta C_s = 0.1\text{N.m}$

En plus la période d'échantillonnage agit de manière importante sur le contrôle du couple : plus la période d'échantillonnage est grande et plus le couple électromagnétique débord de la bande d'hystérésis. Ainsi, lorsque la bande d'hystérésis du couple est trop faible et la période d'échantillonnage est trop grande, le couple présente des grandes fortes variations et rejoint plus difficilement.

II-12-Conclusion :

Le principe du contrôle direct du couple (DTC) présente dans ce chapitre, apporte une solution très intéressante aux problèmes de robustesse et de dynamique. La DTC obtenue est très performante et ne nécessite aucun capteur mécanique pour connaître la position du rotor ou la vitesse de la machine. La dynamique sur le couple électromagnétique est très importante tout en gardant une bonne précision de contrôle. L'étude de la structure de commande a été élaborée à partir des conditions de fonctionnement idéales, ou l'on considère la vitesse assez élevée pour négliger le rôle de la résistance statorique, suivi e par une étude sur le choix des bandes d'hystérésis pour diminuer le plus possible l'ondulation du couple et flux, puisqu'elle cause des vibrations et des bruits audibles, qui entraîne le vieillissement précoce de la machine.

❖ Chapitre Trois:

Généralités sur les réseaux de neurones

- III-1-Introduction
- III-2-Généralités
- III-3-Historiques sur les réseaux de neurones
- III-4- Définition
- III-5- Neurone biologique
- III-6- Neurone formel
- III-7-Architecture des réseaux de neurones
 - III-7-1- Les réseaux non bouclés
 - III-7-1-1-Les réseaux de neurones complètement connectés
 - III-7-1-2- Les réseaux de neurones à couches
 - III-7-2- Les réseaux bouclés
- III-8-L'apprentissage
 - III-8-1-Les types d'apprentissage
 - III-8-1-1- Apprentissage supervisé
 - III-8-1-2- Apprentissage non supervisé
 - III-8-1-3- Apprentissage auto supervisé
 - III-8-2- Les méthodes d'apprentissage
 - III-8-2-1- Règle de Hebb
 - III-8-2-2- Rétro-propagation du gradient de l'erreur
- III-9- Types de réseaux
 - III-9-1- Perceptron
 - III-9-1-1 Description
 - III-9-2- Algorithme d'apprentissage
 - III-9-2-1- Algorithme de rétro-propagation
 - III-9-2-2- Principe
 - III-9-2-3- L'algorithme
 - III-9-2-4-Choix du critère à minimiser
- III-10- Identification et commande par réseaux de neurones
 - III-10-1- Identification des processus par réseaux de neurones
 - III-10-1-1- Identification directe
 - III-10-1-2- Identification inverse
 - III-10-2- Commande des processus par réseaux de neurones
 - III-10-2-1- Apprentissage d'un contrôleur conventionnel
 - III-10-2-2- Commande inverse avec apprentissage en ligne
- III-11- Modélisation à l'aide de réseaux de neurones
 - III-11-1- Modèle «Boite noire»
 - III-11-2- Modèle «Boite grise» ou hybride
 - III-11-3- Conception d'un réseau de neurones
- III-12- Avantages et inconvénients des réseaux de neurones
- III-13-Conclusion

III-1- Introduction :

Les réseaux de neurones connaissent depuis quelques années un succès croissant dans divers domaines des sciences de l'ingénieur, celui du génie des procédés n'échappe pas à cette règle. Dans ce chapitre, nous nous intéressons à l'application des réseaux de neurone la commande des processus.

L'un des défis de l'homme aujourd'hui est de copier la nature et de reproduire des modes de raisonnement et de comportement qui lui sont propre. Les réseaux de neurones, sont nés de cette envie, ils constituent une famille de fonctions non linéaires paramétrées, utilisées dans de nombreux domaines (physique, chimie, biologie, finance, etc...), notamment pour la modélisation de processus et la synthèse de lois de commandes.

III-2- Généralités :

L'origine des réseaux de neurones vient de l'essai de modélisation mathématique du cerveau humain les premiers travaux datent de 1943 et sont l'œuvre de MM. Mac Culloch et Pitts. Ils supposent que l'impulsion nerveuse est le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone et que la pensée née grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurone interconnecté (fig. III.1). Ils ont connu des débuts prometteurs vers la fin des années 50, mais le manque d'approfondissement de la théorie a gelé ces travaux jusqu'aux années 80. [13].

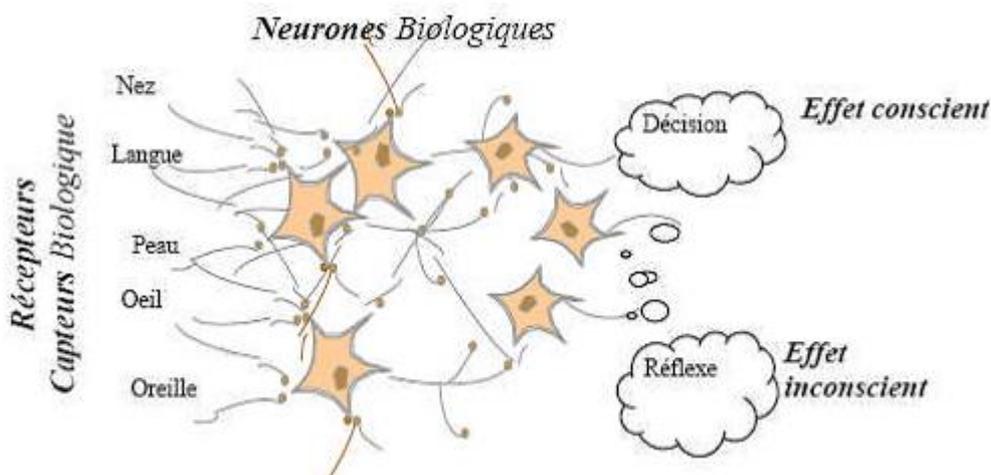


Fig. (III-1) Structure d'un réseau de neurone biologique.

Les réseaux de neurones forment une famille de fonctions non linéaires, permettant de construire, par apprentissage, une très large classe de modèles et de contrôleurs. Un réseau de neurone est un système d'opérateurs non linéaires interconnectés, recevant des signaux de l'extérieur par ses entrées, et délivrant des signaux de sortie, qui sont en fait les activités de certains neurones.

III-3- Historique : [13]

- ✓ **1890** : W. James, célèbre psychologue américain introduit le concept de mémoire associative, et propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les réseaux de neurones connue plus tard sous le nom de loi de Hebb.
- ✓ **1943** : J. Mc Culloch et W. Pitts, laissent leurs noms à une modélisation du neurone biologique (un neurone au comportement binaire). Ceux sont les premiers à montrer que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes (tout au moins au niveau théorique).
- ✓ **1949** : D. Hebb, physiologiste américain explique le conditionnement chez l'animal par les propriétés des neurones eux-mêmes. Ainsi, un conditionnement de type pavlovien tel que, nourrir tous les jours à la même heure un chien, entraîne chez cet animal la sécrétion de salive à cette heure précise même en l'absence de nourriture. La loi de modification des propriétés des connexions entre neurones qu'il propose explique en partie ce type de résultats expérimentaux.
- ✓ **1957** : F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuro-ordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance de formes. Notons qu'à cet époque les moyens à sa disposition sont limités et c'est une prouesse technologique que de réussir à faire fonctionner correctement cette machine plus de quelques minutes.
- ✓ **1960** : B. Widrow, un automaticien, développe le modèle Adaline (Adaptative Linear Élément). Dans sa structure, le modèle ressemble au Perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente. Celle-ci est à l'origine de l'algorithme de retro propagation de gradient très utilisé aujourd'hui avec les Perceptrons multicouches. Les réseaux de type Adaline restent utilisés de nos jours pour certaines applications particulières.
- ✓ **1982** : J.J. Hopfield est un physicien reconnu à qui l'on doit le renouveau d'intérêt pour les réseaux de neurones artificiels. Il présente une théorie du fonctionnement et des possibilités des réseaux de neurones.
- ✓ **1983** : La machine de Boltzmann est le premier modèle connu apte à traiter de manière satisfaisante les limitations recensées dans le cas du Perceptron. Mais l'utilisation pratique s'avère difficile, la convergence de l'algorithme étant extrêmement longue (les temps de calcul sont considérables).
- ✓ **1985** : La rétro propagation de gradient apparaît. C'est un algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches (aussi appelés Perceptrons multicouches). Sa découverte réalisée par trois groupes de chercheurs indépendants indique que « la chose était dans l'air ». Dés 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. De nos jours, les réseaux multicouches et la rétro propagation de gradient reste le modèle le plus productif au niveau des applications [18]

III-4- Définition :

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids [18].

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit [19].

Les neurones artificiels sont souvent utilisés sous forme de réseaux qui diffèrent selon le type de connections entre les neurones, une cinquantaine de types peut être dénombrée. En guise d'exemples nous citons : le perceptron de Rosenblatt, les réseaux de Hopfield etc.... [18].

Ces derniers sont les plus utilisés dans le domaine de la modélisation et de la commande des procédés. Ils sont constitués d'un nombre fini de neurones qui sont arrangés sous forme de couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids. L'information dans le réseau se propage d'une couche à l'autre, on dit qu'ils sont de type « feed-forward ». Nous distinguons trois types de couches : [18].

- **Couche d'entrée** : les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc de sommation.
- **Couches cachées** : chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation qui est en général une fonction sigmoïde. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.
- **Couche de sortie** : elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone. [19]

III-5- Neurone biologique :

Le cerveau humain possède deux hémisphères latérales reliées par le corps calleux et d'autres ponts axonaux ; il pèse moins de deux kilogrammes et contient mille milliards de cellules, dont 100 milliards sont des neurones constitués en réseaux. Les neurones sont des cellules nerveuses décomposables, en 4 parties principales (figure III-2) :

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

Un neurone stimulé envoie des impulsions électriques ou potentielles d'action à d'autres neurones. Ces impulsions se propagent le long de l'axone unique de la cellule. Au point de contact entre neurones, les synapses, ces impulsions sont converties en signaux chimiques. Quand l'accumulation des excitations atteint un certain seuil, le neurone engendre un potentiel d'action, d'une amplitude d'environ 100 mV et pendant une durée de 1 ms [13], [20].

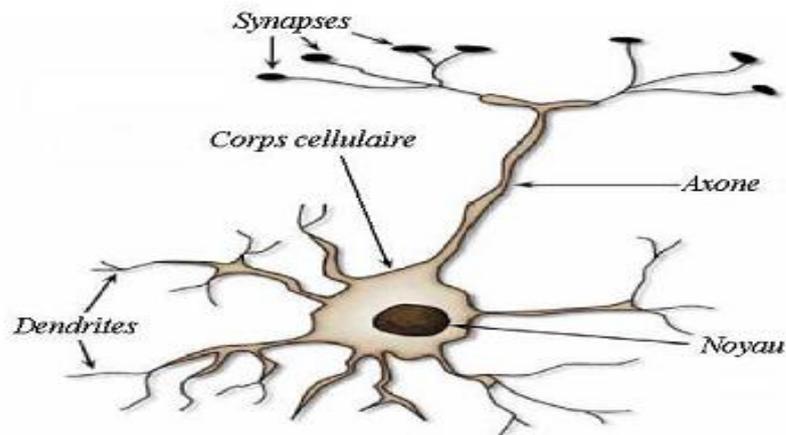


Fig. (III-2) Schéma simplifié d'un neurone biologique

III-6-Neurone formel :

Le neurone formel est un modèle mathématique simplifié du neurone biologique, il présente un certain nombre d'entrées, les dendrites, un corps traitant les entrées suivant la méthode du tout ou rien, et un axone véhiculant la réponse du neurone. La première modélisation d'un neurone découle des travaux significatifs de Mac Culloch et Pitts (1943). La figure (3-3) représente un modèle de base d'un neurone formel.

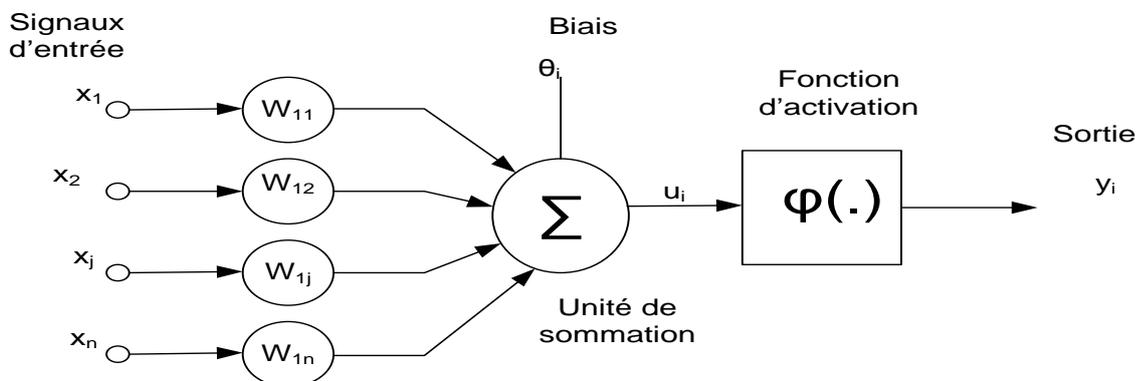


Fig. (III-3) Modèle de base d'un neurone formel

Le modèle de la figure (III-3) est composé de :

- ✓ Des entrées du neurone formel X_i , $i=1, 2, \dots, n$;
- ✓ Des paramètres de pondération W_{ij} ,
- ✓ De la fonction d'activation ou de seuillage (non linéaire, forme en sigmoïde, etc...),
- ✓ Une sortie du neurone formel.

La sortie u_k du neurone formel est donnée par la relation :

$$u_i = \sum_{j=0}^n w_{ji} x_j \quad (\text{III.1})$$

A partir de cette valeur, une fonction d'activation calcule la valeur de sortie y du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones avals :

$$y_i = \varphi(u_j) \quad (\text{III.2})$$

Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction d'activation. Les plus courantes sont présentées sur la figure (III-4). On remarquera qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions d'activations sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ ou $[-1, +1]$, [18]

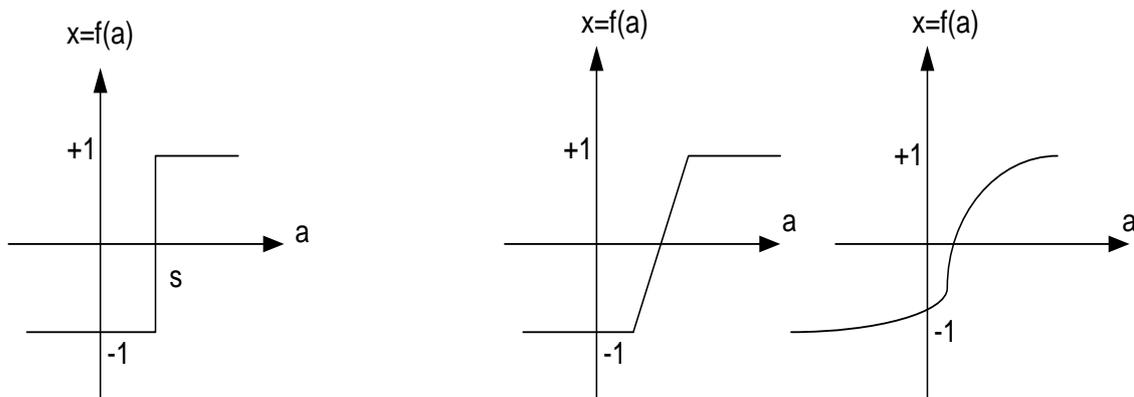


Fig. (III-4) Différents types de fonctions d'activation pour le neurone formel
a- Fonction à seuil (S : valeur de seuil), b- linéaire par morceaux, c- sigmoïde.

Nous constatons que les équations qui décrivent le comportement des neurones formels n'introduisent pas la notion de temps. En effet, et c'est le cas pour la plupart des modèles actuels de réseaux de neurones, nous avons à faire à des modèles à temps discret, dont le comportement des composants ne varie pas dans le temps.

III-7-Architecture des réseaux de neurones :

III-7-1- Les réseaux non bouclés :

Ce sont des réseaux unidirectionnels sans retour arrière (feedforward). Le signal de sortie est directement obtenu après l'application du signal d'entrée. Si tous les neurones ne sont pas des organes de sortie, on parle de neurones cachés (figure III-5) [21]

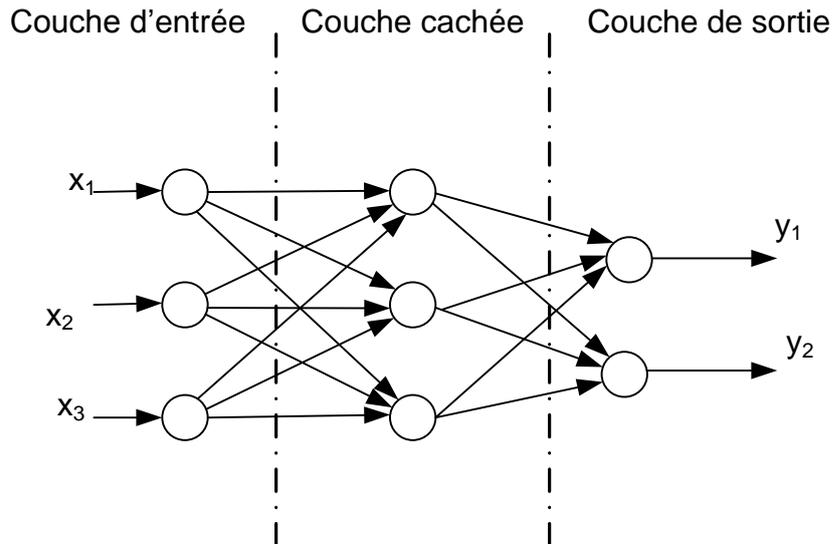


Fig. (III-5) Réseau non bouclé.

Il existe deux types de réseaux de neurones :

III-7-1-1-Les réseaux de neurones complètement connectés

Les entrées puis les neurones (cachés et de sortie) sont numérotés, et pour chaque neurone :

- Ses entrées sont toutes les entrées du réseau ainsi que les sorties des neurones de numéro inférieur.
- Sa sortie est connectée aux entrées de tous les neurones de numéro supérieur.

III-7-1-2- Les réseaux de neurones à couches :

Dans une architecture de réseaux à couches, les neurones cachés sont organisés en couches, les neurones d'une même couche n'étant pas connectés entre eux. De plus les connexions entre deux couches de neurones non consécutives sont éliminées.

Une telle architecture est historiquement très utilisée, surtout en raison de sa pertinence en classification.

Remarque :

Dans un réseau de neurones non bouclé, le temps ne joue aucun rôle fonctionnel : si les entrées sont constantes, les sorties sont également. Le temps nécessaire pour le calcul de la fonction réalisée par chaque neurone est négligeable et on peut considérer ce calcul comme instantané.

Pour cette raison, les réseaux non bouclés sont souvent appelés « réseaux statiques », par opposition aux réseaux bouclés ou « dynamique ». Ils sont utilisés en classification, reconnaissance des formes (caractères, parole,...) en prédiction.

III-7-2 Les réseaux bouclés :

Il s'agit de réseaux de neurones avec un retour en arrière (feedback network ou récurrent network) (figure III-6)

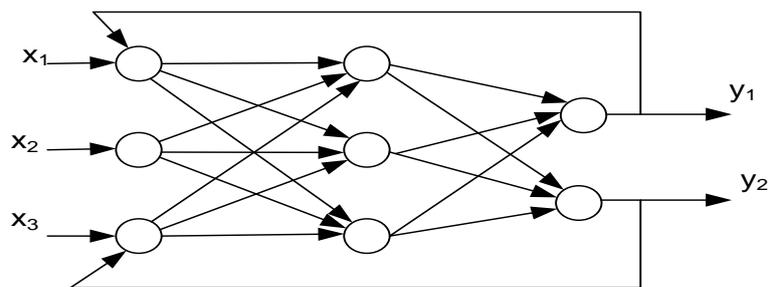


Fig. (III-6) Réseau bouclé

Dont le graphe des connexions est cyclique : lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens de connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est désigné sous le terme de « cycle »). La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même ; cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération. [18]

III-8-L'apprentissage :

L'apprentissage et l'adaptation constituent deux caractéristiques essentielles des réseaux de neurones. Le rôle de l'apprentissage est de définir le poids de chaque connexion. De nombreuses règles existent pour modifier le poids des connexions et donc pour arriver à un apprentissage correct. Lorsque la phase d'apprentissage est achevée, le réseau doit être capable de faire les bonnes associations pour les vecteurs d'entrées qu'il n'aura pas appris. C'est l'une des propriétés importante dans les réseaux de neurones, car elle permet de donner la capacité de reconnaître des formes ressemblantes et même dégradées des prototypes, c'est la phase de reconnaissance.[18]

III-8-1-Types d'apprentissage :

III-8-1-1- Apprentissage supervisé :

Un superviseur, ou professeur, fournit au réseau des couples d'entrées-sorties. Il fait apprendre au réseau l'ensemble de ces couples, par une méthode d'apprentissage, comme la retro-propagation du gradient de l'erreur, en comparant pour chacun d'entre eux la sortie effective du réseau et la sortie désirée. L'apprentissage est terminé lorsque tous les couples entrées-sorties sont reconnus par le réseau. Ce type d'apprentissage se retrouve, entre autres dans le perceptron.[18],[22].

III-8-1-2-Apprentissage non supervisé :

Cet apprentissage consiste à détecter automatiquement des régularités qui figurent dans les exemples présentés et à modifier des connexions pour que les exemples ayant les mêmes caractéristiques de régularité provoquent la même sortie. Les réseaux auto-organiseurs de Kohonen sont des réseaux à apprentissage non supervisé les plus connus

III-8-1-3-Apprentissage auto-supervisé :

Le réseau de neurones évalue lui-même ses performances, sans l'aide d'un « professeur ». Un objet est présent à l'entrée du réseau de neurones, à qui on a indiqué la classe à laquelle appartient cet objet. Si le réseau ne le classe pas correctement, il mesure lui-même l'erreur qui le fait, le propage cette erreur vers l'entrée. Le réseau procède à autant d'itérations qu'il est nécessaire jusqu'à obtenir la réponse correcte.

III-8-2- Les méthodes d'apprentissage :

Dans les systèmes experts, les connaissances de l'expert ont une forme énumérée ; elles sont exprimées sous forme de règles. Dans le cas des réseaux de neurones, les connaissances ont une forme distribuée ; elles sont codées dans les poids des connexions, la topologie du réseau, les fonctions de transfert de chaque neurone, le seuil de ces fonctions, la méthode d'apprentissage utilisée. Il existe un certain nombre de méthodes d'apprentissage :

III-8-2-1-Règle de Hebb :

C'est la méthode d'apprentissage la plus ancienne (1943) elle est inspirée de la biologie. Elle traduit le renforcement des connexions liant deux neurones activés. Si un des deux neurones au moins n'est pas activé, le poids de la connexion n'est pas modifié.

III-8-2-2-Retro-propagation du gradient de l'erreur :

Cet algorithme est utilisé dans les réseaux de type feedforward, ce sont des réseaux de neurones à couche, ayant une couche d'entrée, une couche de sortie, et au moins une couche cachée. Il n'y a pas de récursivité dans les connexions, et pas de connexions entre neurones de la même couche. Le principe de la retro-propagation consiste à présenter au réseau un vecteur d'entrées, de procéder au

calcul de la sortie n passant par les couches. Cette sortie obtenue est comparée à la sortie désirée, une erreur est alors obtenue. A partir de cette erreur, est calculé le gradient de l'erreur qui est à tour propagé de la couche de sortie vers la couche d'entrée, d'où le terme de retro-propagation. Cela permet la modification des poids du réseau et donc l'apprentissage. L'opération est répétée pour chaque vecteur d'entrée et cela jusqu'à ce que le critère soit vérifié.

III-9-Types de réseaux :

III-9-1-Le perceptron :

Depuis les résultats des travaux de Mac Culloch et Pitts (1943), qui ont abouti à la définition du neurone formel, ainsi ceux de Hebb, expliquant les effets d'apprentissage de mémoire et de conditionnement à partir de groupes de cellules. Pour expliquer ces effets d'apprentissage, Hebb

propose, que les cellules apprennent à modifier l'intensité des connexions qui les relient, en fonction de leur activité simultanée. L'idée de certains chercheurs fut d'utiliser les modélisations des neurones et de l'évolution des synapses pour simuler des réseaux de neurones. Le premier modèle solide fut présenté en 1959 par F.Rosenblatt [?]. Il s'agit du perceptron, autrement dit un réseau réduit à un seul neurone formel.

III-9-1-1-Description :

Les perceptrons sont des réseaux de type feedforward, possèdent la structure suivante : une couche de connexion fixe, située entre les unités d'entrée, la rétine, et les unités d'association. La seconde couche relie les unités d'association et les unités de réponse : c'est sur ces poids que l'adaptation agit. Dans le perceptron, il n'y a qu'une seule couche qui varie en fonction de l'adaptation. Dans le neurone du perceptron on utilise la fonction d'activation à seuil. La modèle du neurone linéaire à seuil du perceptron à une cellule de décision et relié à N cellules d'entrée est présenté sur la figure (III-7)

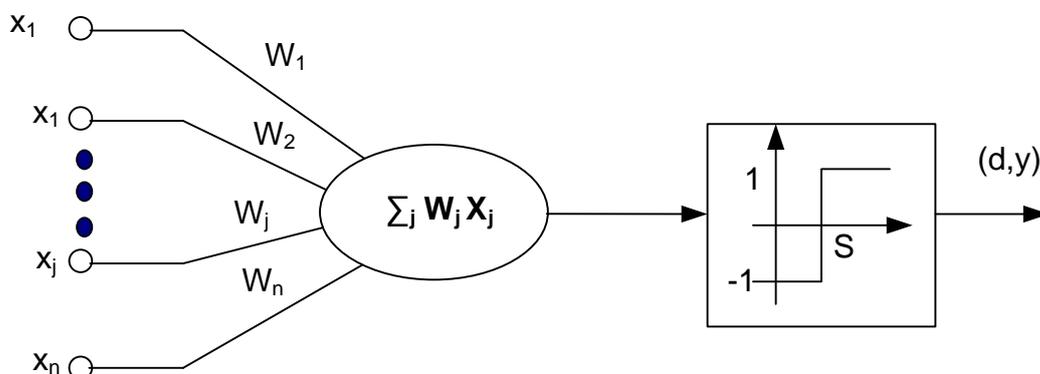


Fig. (III-7) Neurone linéaire à seuil avec une seule cellule de décision.

Le neurone linéaire à seuil réalise donc, une partition des vecteurs d'entrées qui lui sont soumis en entrée en deux domaines. La frontière entre ces deux domaines est définie par la condition :

$$\sum_j w_j x_j = S \quad (\text{III-3})$$

Où S désigne le seuil de la cellule de décision.

En effet, pour $\sum_j w_j x_j > S$, le neurone répond 1 ;

Pour $\sum_j w_j x_j < S$, le neurone répond -1 ;

La frontière séparant ces deux domaines sera donc un hyperplan.

III-9-2-Algorithmes d'apprentissage :

L'algorithme d'apprentissage est la méthode qui va modifier les poids de connexion afin de converger vers une solution qui permettra au réseau d'accomplir la tâche désirée. L'apprentissage est une méthode d'identification paramétrique qui permet d'optimiser les valeurs des poids du réseau.

Plusieurs algorithmes itératifs peuvent être mis en œuvre, parmi lesquels on note :

III-9-2-1-Algorithmes de rétro propagation :

L'algorithme de rétro propagation du gradient de l'erreur a été créé en généralisant les règles d'apprentissages de Widrow-Hoff [], aux réseaux multicouches à fonctions de transfert non linéaire. C'est un algorithme utilisé avec des réseaux de types feedforward pour l'apprentissage de fonction, la reconnaissance de forme et la classification.

III-9-2-2-Principe :

La rétro propagation du gradient de l'erreur est utilisée pour ajuster les poids et le biais du réseau afin de minimiser l'erreur quadratique entre la sortie du réseau et la sortie réelle. A chaque couple entrée/sortie, une erreur est calculée, le gradient, ou pente, de l'erreur est déterminé. Ensuite les poids et les biais sont modifiés en ligne sur le réseau. On réitère ces calculs jusqu'à l'obtention du critère d'arrêt.

III-9-2-3-Algorithmes :

L'algorithme de la rétro propagation du gradient de l'erreur se résume aux étapes suivantes :

1. Initialisation des poids $w^{[q]}$ à des petites valeurs aléatoires.
2. Présentation d'une entrée x_k et de la sortie désirée d_k .
3. Calcul de la sortie actuelle par propagation à travers les couches :

$$y_j^{[q]} = F(\sum_i W_{ji}^{[q]} y_i^{[q-1]})$$

Où F est la fonction de transfert du neurone et $[q]$ la q ème couches du réseau.

4. Accumulation des erreurs en sortie : $\varepsilon = \sum_k (d_k - y_k^{[s]})^2$

Ou d_k est la sortie désirée associée au vecteur d'entrée x_k .

$y_k^{[s]}$ est la sortie obtenue sur la dernière couche au temps t.

ε est l'erreur cumulée pour k présentations de couples (x_k, d_k)

5. Retro-propagation du gradient de l'erreur (δ) depuis la dernière couche vers la première couche

- Pour chaque cellule de sortie

$$\delta_i^{[s]} = - (d_i - y_i^{[s]}) F^l(p_i^{[s]}) \quad (\text{III-4})$$

- Pour chaque cellule cachée :

$$\delta_i^{[s]} = - \sum_k \delta_k^{[q+1]} W_{ki} F^l(p_i^{[s]}) \quad (\text{III.5})$$

6. Mise à jour des poids selon la règle :

$$\Delta W_j^{[q]} = \alpha (\delta_i^{[q]} x_i^{[q]}) \quad (\text{III.6})$$

Ou α est le coefficient d'apprentissage compris dans l'intervalle $[0,1]$

7. Retour à 2 tant qu'il y a des couples à présenter.

III-9-2-4-Choix du critère à minimiser :

Dans le cas de la rétro-propagation de l'erreur, le critère à minimiser est une erreur quadratique. L'application de l'algorithme du gradient nécessite la dérivabilité de la fonction de transfert [23]. Le critère de minimisation d'erreur est de :

$$\varepsilon = \sum_k (d_k - y_k^{[s]})^2 \quad (\text{III.7})$$

L'algorithme présenté ici est de type « online » c'est-à-dire que l'on met à jour les poids pour chaque échantillon d'apprentissage présenté dans le réseau de neurones. Une autre méthode est dite en « batch » c'est-à-dire que l'on calcule d'abord les erreurs pour tous les échantillons sans mettre à jour les poids (on additionne les erreurs) et lorsque l'ensemble des données est passée une fois dans le réseau, on applique la rétro-propagation en utilisant l'erreur totale. Cette façon de faire est préférée pour des raisons de rapidité et de convergence.

III-10-Identification et commande par réseaux de neurones :

La commande de processus au moyen des réseaux de neurones, a connu un très grand essor cette dernière décennie. La vision de la biologie a pris, dans le domaine de la théorie des systèmes dynamiques, une tournure particulièrement intéressante. Elle a ouvert des perspectives de compréhension à la fois plus large et plus méfiantes. Dans le but d'élargir son champ d'application, la théorie de contrôle ressent actuellement un besoin d'intégrer de nouveaux concepts regroupés sous le terme de commande intelligente. L'objectif est d'introduire de nouveaux mécanismes permettant une commande plus simple, capable de s'adapter à des variations de l'environnement et démontrant des capacités d'apprentissage, telles les efforts et les interventions de l'homme tant dans les phases de conception que de conduite proprement dite, en soient significativement réduits. La

plupart des commandes utilisant un réseau de neurones en tant que contrôleur se distinguent par une étape d'identification et une étape de contrôle. L'identification consiste à élaborer un modèle neuronal qui est une estimation du processus à commander et cela au moyen d'une phase d'apprentissage. Celle-ci peut être soit préalable (hors ligne), ou bien elle peut se faire intégralement en ligne. La commande utilise les connaissances acquises pendant la phase d'identification et/ou de l'apprentissage en ligne pour élaborer des signaux de commande. Un apprentissage en ligne, pendant la commande du système, est intéressant si des perturbations viennent affecter le processus ou son environnement [23]

III-10-1-Identification des processus par réseaux de neurones :

Le principe de l'identification par réseaux de neurones consiste à substituer aux modèles paramétriques classiques des modèles neuronaux, c'est-à-dire proposer un modèle établissant une relation entre son entrée et sa sortie et à déterminer à partir du couple des signaux d'entrée-sortie, le comportement du modèle. Deux raisons importantes nous motivant [23] :

- ✓ Prédire le comportement d'un système pour différentes conditions de fonctionnement ;
- ✓ Elaborer une loi de commande à appliquer au processus, pour qu'il réalise l'objectif assigné.

Nous citerons deux techniques d'identification à base de réseaux de neurones multicouches :

III-10-1-1-Identification directe :

La figure (III-8) montre le schéma général d'identification directe d'un processus. Sur cette figure, le réseau de neurones identificateur RNI est utilisé en parallèle avec un processus de type boîte noire. La sortie du processus « y » est comparée avec la sortie du réseau de neurones « \hat{y} » puis l'erreur $e = y - \hat{y}$ est utilisée afin d'affiner les paramètres du système neuronal.

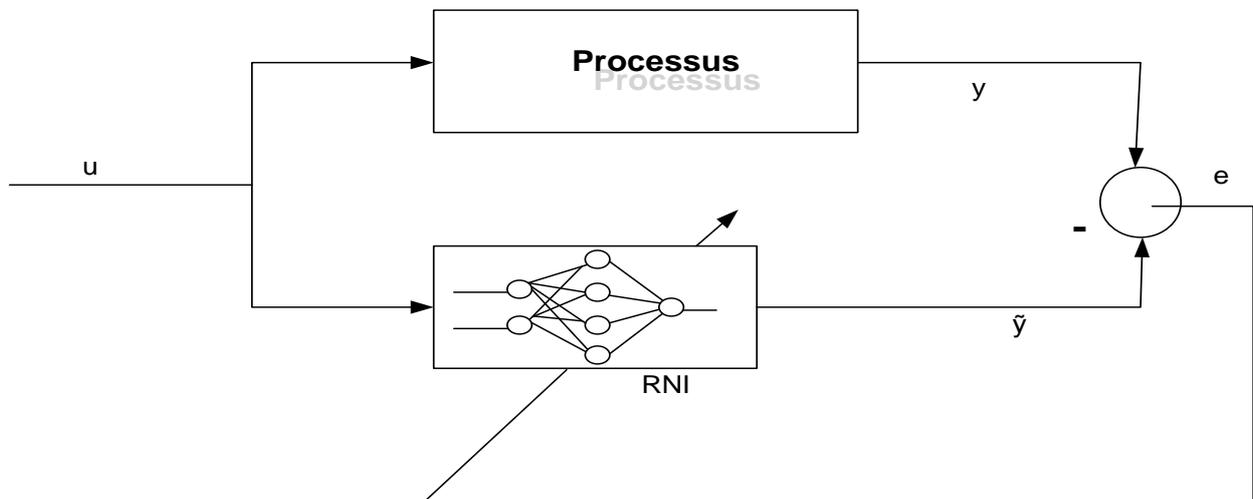


Fig. (III-8) schéma d'identification directe d'un processus par réseau de neurones

III-10-1-2-Identification inverse :

Dans cette méthode, l'entrée du processus est comparée avec la sortie de l'identificateur neuronal RNI est la sortie du processus est injectée comme entrée du réseau de neurones (figure III-9).

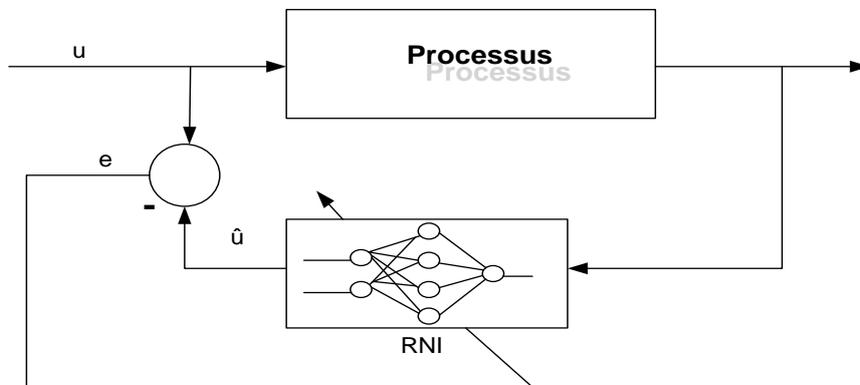


Fig. (III-9) schéma d'identification inverse d'un processus avec un réseau de neurones.

III-10-2-Commande des processus par réseaux de neurones :

La littérature scientifique fait mention de différentes architectures de commande. Les plus simples se basent sur l'apprentissage d'un contrôleur conventionnel déjà existant, d'autres opèrent un apprentissage hors-ligne du modèle inverse du processus ou d'un modèle de référence et enfin, d'autres travaillent complètement en ligne [19]

III-10-2-1-Apprentissage d'un contrôleur conventionnel :

Un réseau de neurones peut reproduire le comportement d'un contrôleur conventionnel déjà existant (PI, PID, RST,...) grâce à ses facultés d'apprentissage et d'approximation. Il suffit de le soumettre à un apprentissage hors ligne pendant une phase d'identification directe en considérant que le contrôleur est lui-même un processus. La figure (III-10) montre le principe de l'identification directe d'un contrôleur conventionnel.

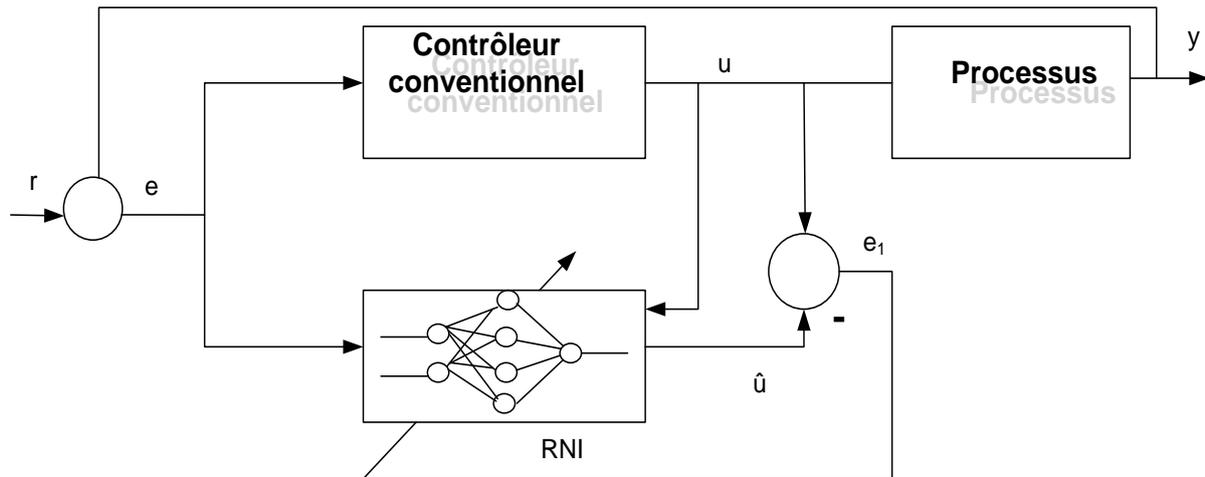


Fig. (III-10) schéma d'identification directe d'un contrôleur conventionnel avec un RNI.

III_10-2-2-Commande inverse avec apprentissage en ligne :

Le principe de cette commande repose sur une identification par modèle inverse [], la figure (3-11) représente le schéma de commande inverse avec un (RNC). Cette architecture reprend le même principe que celui de l'identification inverse montrée dans la figure (3-9) en effet, l'entrée de référence r est comparée à la sortie y du processus pour former l'erreur de poursuite, $e = r - y$ qui sert à modifier les paramètres du réseau. Après avoir appris le modèle inverse, le neuro-contrôleur délivre la sortie u du RNC qui est la commande injectée en entrée du processus, l'erreur est alors nulle et la sortie y est égal à la référence r . Ce principe est identique au RNI de la figure (3-10) ou lorsque l'apprentissage du modèle inverse est accompli, la sortie du RNI est égale à l'entrée du processus. L'avantage de la commande inverse avec RNC est le suivi en temps réel de l'évolution du processus, car l'apprentissage est réalisé en ligne.

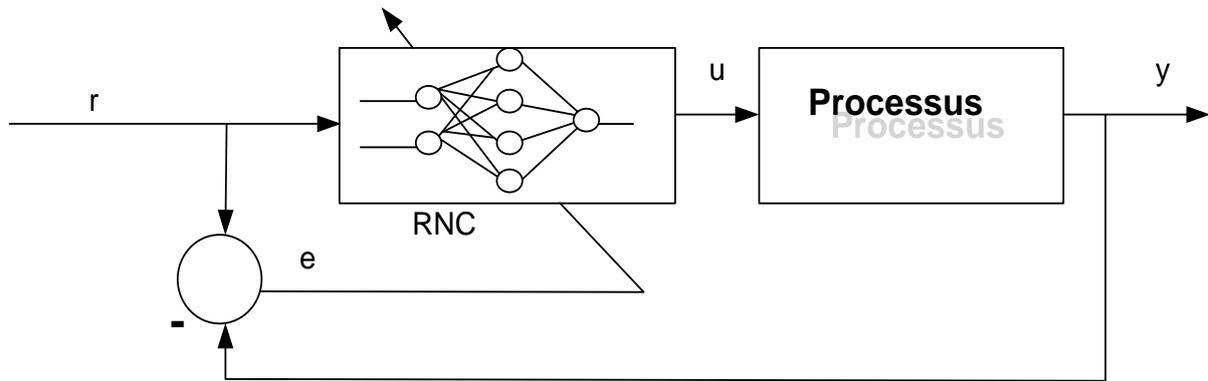


Fig. (III-11) Schéma de commande inverse avec un RNC.

Comme les performances de cet organe de commande dépendent étroitement de la fidélité du modèle inverse, la stabilité et le niveau de performance ne sera pas garanti dans le cas où le modèle inverse n'existe pas ou s'il est difficile à trouver.

III-11-Modélisation à l'aide de réseaux de neurones :

Deux stratégies de modélisation qui emploient des réseaux de neurones peuvent être distinguées : la première appelée l'approche par « boîte noire », quand le processus entier est représenté avec le réseau neuronal approprié, et l'approche « approche « boîte grise » ou hybride qui est une combinaison de la modélisation traditionnelle du processus avec un réseau neuronal qui représente les phénomènes moins connus du processus.

III-11-1-Modèle « boîte noire » :

Le terme de « boîte noire » s'oppose aux termes de « modèle de connaissance » ou « modèle de comportement interne » qui désignent un modèle mathématique établi à partir d'une analyse physique ou autre du processus que l'on étudie. Ce modèle peut contenir un nombre limité de paramètres ajustables, qui possèdent une signification physique. Nous verrons par la suite que les réseaux de neurones peuvent être utilisés pour l'élaboration de modèle « boîte grise », intermédiaire entre les modèles « boîtes noires » et les modèles de connaissance.

Le modèle « boîte noire » figure (3-13) constitue la forme la plus primitive de modèle mathématique : il est réalisé uniquement à partir de données expérimentales ou d'observations ; il peut avoir une valeur prédictive, dans un certain domaine de validité, mais il n'a aucune valeur explicative. [17]

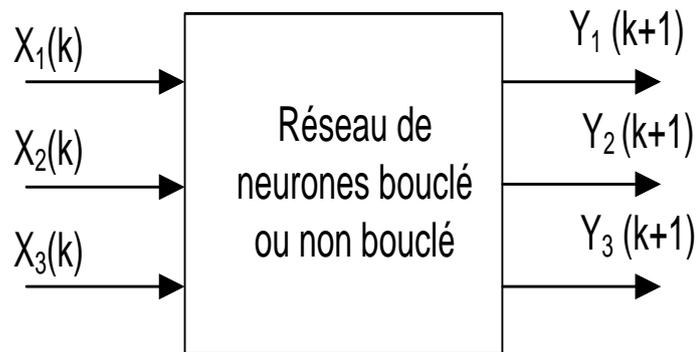


Fig. (III-12) Diagramme schématisé d'un modèle neuronal « boîte noire ».

Entre la boîte noire et le modèle de connaissance se situe le modèle semi-physique, ou modèle « boîte grise » (appelé aussi modèle hybride), qui contient à la fois des équations résultant d'une théorie, et des équations purement empiriques, résultant d'une modélisation de type « boîte noire ».

III-11-2-Modèle « boîte grise » ou hybride :

Lorsque des connaissances, exprimables sous forme d'équations, sont disponibles, mais insuffisantes pour concevoir un modèle de connaissance satisfaisant, on peut avoir recours à une modélisation « boîte grise » ou (modélisation semi-physique) qui prend en considération à la fois les connaissances et les mesures. Une telle démarche peut concilier les avantages de l'intelligibilité d'un modèle de connaissance avec la souplesse d'un modèle comportant des paramètres ajustables.

III-11-3-Conception d'un réseau de neurones :

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions non linéaires paramétrées. Leurs mises en œuvre nécessitent :

- La détermination des entrées et des sorties pertinentes, c'est-à-dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.
- La collecte des données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des performances du réseau de neurones.
- La détermination du nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une approximation satisfaisante.
- La réalisation de l'apprentissage.
- L'évaluation des performances du réseau de neurones à l'issue de l'apprentissage.

III-12-Avantages et inconvénients des réseaux de neurones :

III-12-1-Avantage des réseaux de neurones :

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

III-12-2-Inconvénients des réseaux de neurones :

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

III-13-Conclusion :

Les réseaux de neurones sont depuis quelques temps un point de focalisation des médias, du public et des scientifiques. Les travaux mènent dans les domaines nombreux, et surtout dans l'industrie (contrôle qualité, diagnostic de panne, corrélations entre les données fournies par différents capteurs, ...)

Nous avons présenté dans ce chapitre les principes de base des réseaux de neurones inspiré de l'étude du cerveau humain, dont il s'est développé depuis des modèles plus complexes grâce à l'évolution de la neurobiologie et à l'utilisation d'outils théoriques plus puissants comme l'algorithme de rétro-propagation. Il est à noter que l'emplacement idéal pour l'intégration des réseaux de neurones artificielle dans le système contrôle-commande, pourrait être d'un intérêt particulier pour l'identification du processus. Et l'adaptation du réseau de neurone pour permettre de bien commander le système ce qu'il sera présenté dans le chapitre suivant.

❖ **Chapitre Quatre :**

Application des réseaux de neurones à la DTC.

IV-1-Introduction

IV-2-principe de contrôleur neuronal

IV-3-développement du contrôleur neuronal

IV-4- Contrôle Direct du Couple par Réseaux de Neurones

IV-5- Structure de la commande neuronale directe du couple (DTNC)

IV-6- Résultats de la simulation

IV-7- Interprétation des résultats

IV-8-Conclusion

IV-9-Comparaison entre DTC Classique et DTC Neuronale

Conclusion générale

Annexe

Références bibliographiques

IV-1-INTRODUCTION :

L'application des réseaux de neurones artificiels (RNA) attire l'attention de nombreux scientifiques de partout dans le monde. La raison de cette tendance sont les nombreux avantages, dont les architectures de l'ANN ont plus traditionnelle algorithmique méthodique. Parmi les avantages des RNA sont la facilité de la formation et la généralisation, une architecture simple, possibilité d'approximation des fonctions non linéaires, de l'insensibilité à la distorsion du réseau, et des données d'entrée inexacts. L'utilisation des RNA est pratiquée à l'heure actuelle que le progrès technologique est rapide et possible. [27]

La commande du moteur asynchrone (MAS) est de plus en plus étudiée grâce aux qualités de ce moteur. Le problème de cette commande est lié à la non-linéarité du modèle du MAS, qui est aggravée par la non linéarité introduite par l'onduleur qui alimente le moteur. Les techniques de contrôle intelligentes telles que les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont souvent utilisées pour résoudre des problèmes de la non-linéarité et les variations paramétriques des systèmes. Grâce à leur capacité d'apprentissage, les RNA et les NF peuvent donner de bons résultats de contrôle du MAS car ils peuvent s'adapter aux non linéarités du moteur, ainsi qu'aux perturbations (couple de charge) et aux variations paramétriques. [26]

L'une des plus récentes démarches dans cette direction est la commande directe du couple .proposé par I.Takahashi et T.Noguchi et de Depenbrock cette méthode est apparue dans la deuxième moitié des années 1980[26], concurrençant les méthodes de commande vectorielle. Au contraire de ces dernières, qui sont basées sur des formalismes mathématiques pointus mais rigoureux, les techniques de contrôle direct étaient à leur origine basées sur une connaissance qualitative et simplifiée du comportement de la machine. Cette stratégie de commande présente les problèmes majeurs suivants : ondulation de couple électromagnétique de flux et du courant statorique, non maîtrise de fréquence de commutation et sensibilité à la variation de la résistance du stator. Pour cela, on a développé la technique intelligente pour améliorer les performances dynamiques de la commande directe du couple, à savoir les réseaux de neurones artificiels (RNA).

Le réseau de neurones artificiel est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspirée du fonctionnement de vrais neurones. Des unités formelles permettent, une fois assemblées, de réaliser des traitements complexes de l'information. Il constitue une approche permettant d'aborder sous des angles nouveaux les problèmes de perception, de mémoire, d'apprentissage et de raisonnement. Il s'avère aussi une alternative très prometteuse pour contourner des limitations des méthodes numériques classiques. Grâce à son traitement parallèle de l'information, il infère des propriétés émergentes permettant de solutionner des problèmes jadis qualifiés de complexes. [25].

Dans ce chapitre nous présentons les performances des la commande directe du couple de la machine asynchrone en utilisant cette technique, cette méthode consiste à remplacer les comparateurs classiques et la table de sélection appliqués au DTC de la MAS par un contrôleur basé sur les réseaux de neurones, afin de bien conduire le flux et le couple vers leurs valeurs de référence

durant une période de temps fixe. Cette évaluation est obtenue en utilisant l'erreur du couple électromagnétique, l'erreur du module et l'angle du vecteur flux statorique. [26]

L'emploi des réseaux de neurones plutôt que des techniques classiques pour commander des systèmes complexes peut se justifier par la simplicité de mise en œuvre (peu d'analyse mathématique préliminaire). [27].

IV – 2- Principe du contrôleur neuronal :

Le rôle d'une loi de contrôle est de maintenir certains états d'un système à des valeurs désirées malgré les effets d'éventuelles perturbations. Des principes de contrôle très simples, parfois même mécaniques, sont employés depuis des années. Certains concepts sont toujours encore utilisés de nos jours, mais les lois de commande modernes reposent sur des variables formalismes et sur une théorie du contrôle.

Aujourd'hui, on veut contrôler des systèmes complexes. Il s'agit également de les rendre plus intelligents, c'est-à-dire plus automatisés, plus autonomes, plus performants, plus rapides, tout en réduisant au maximum l'énergie. Ces exigences complexifient largement les systèmes et leurs modèles. [30]

IV-3-Développement du contrôleur neuronal :

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) peuvent être utilisés pour concevoir des é numériques pouvant maintenir des performances dynamiques élevées de la machine même avec le problème de déréglage.

Il a été prouvé que les RNA sont des approximations universelles du système dynamique non linéaire. Ils sont capables d'imiter le comportement de n'importe quel système dynamique non linéaire complexe en utilisant le réseau de neurones multicouche approprié.

Après avoir été utilisé pendant plusieurs années dans les applications de reconnaissance des formes ainsi que le traitement des signaux et des images, les RNA sont actuellement employés dans une plus large classe de discipline scientifique. Plusieurs applications ont été reportées dans le domaine de l'électronique de puissance à savoir la détection des défauts et le diagnostic des machines électriques, la commande des convertisseurs de puissance et la commande à haute performance des entraînements électriques. Cet intérêt grandissant dans l'utilisation des RNA dans les différentes disciplines scientifiques est dû à leur parallélisme inhérent qui permet le traitement à très grande vitesse et une implantation des applications en temps réel. Ils sont aussi capables de fonctionner dans des environnements à bruits et ont la capacité de généralisations qui leur permet de tolérer les erreurs ou le manque de données. [28]

IV-4-Contrôle Direct du Couple par Réseaux de Neurones :

Les réseaux de neurones forment un ensemble des fonctions non linéaires, permettant de construire, par apprentissage, une vaste famille de modèles et de correcteurs non linéaires. Un

réseau de neurone est un système d'opérateurs non linéaires interconnectés, recevant des signaux de l'extérieur par ses entrées, et délivrant des signaux de sortie, qui sont en fait les activités de certains neurones. Pour l'application considérée dans ce chapitre, ces signaux d'entrée et de sortie sont constitués de suites numériques. Les réseaux de neurones ce sont des filtres non linéaires à temps discret, ils peuvent être statiques (ou non bouclés) ou dynamiques (ou bouclés).

Pour transcrire mathématiquement le modèle de ces derniers, un neurone artificiel réalise la fonction suivante : il effectue une multiplication des signaux reçus à son entrée par leur poids respectifs, leur ajoute une polarisation et fait passer le résultat dans un bloc non linéaire. Ce bloc non linéaire est appelé fonction de décision du neurone. [26] Le calcul effectué est donné par :

$$S_i = f \left[\sum_{j=1}^{n_i} W_{ij} \cdot e_j - b_i \right] \quad (IV-1)$$

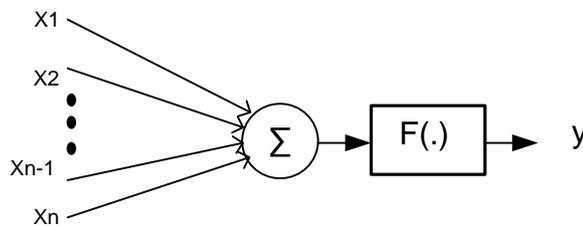


Fig. (IV-1) Structure d'un neurone.

Les perceptrons multicouches est un réseau comportant L couches, chaque neurone d'une couche étant totalement connecté aux neurones de la couche suivante. Chaque neurone k est un automate linéaire généralisé dont la fonction d'activation est f_k .

La mise à jour des poids synaptiques se fait au niveau des algorithmes de l'apprentissage en utilisant la retro-propagation du gradient. Le terme retro propagation du gradient provient du fait que l'erreur calculée en sortie est transmise en sens inverse vers l'entrée. L'erreur commise sur le $k^{ème}$ nœud de sortie est :

$$\delta_{p,k} = O_{p,k} - x_{p,l,k} \quad (IV-2)$$

Où : $O_{p,k}$: Vecteur des sorties desire ;

$x_{p,l,k}$: Vecteur des sorties reel du réseau ;

Par conséquent l'erreur totale (pour tous les nœuds) est :

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m \delta_{p,k}^2 = \sum_{k=1}^m (O_{p,k} - x_{p,l,k})^2 \quad (IV-3)$$

La modification des poids est fonction du calcul du gradient. Ainsi, les poids sur la couche de sortie sont mis à jour de la façon suivante :

$$W_{l,k,j}(t + 1) = W_{l,k,j}(t) + \Delta_p W_{l,k,j}(t) \tag{IV-4}$$

$$\Delta_p W_{l,k,j}(t) = \mu(O_{p,k} - x_{p,l,k})f'(y_{p,l,k})x_{p,l-1,j} \tag{IV-5}$$

Où μ : pas d'apprentissage $0 < \mu < 1$.

IV-5- Structure de la commande neuronale directe du couple (DTNC) :

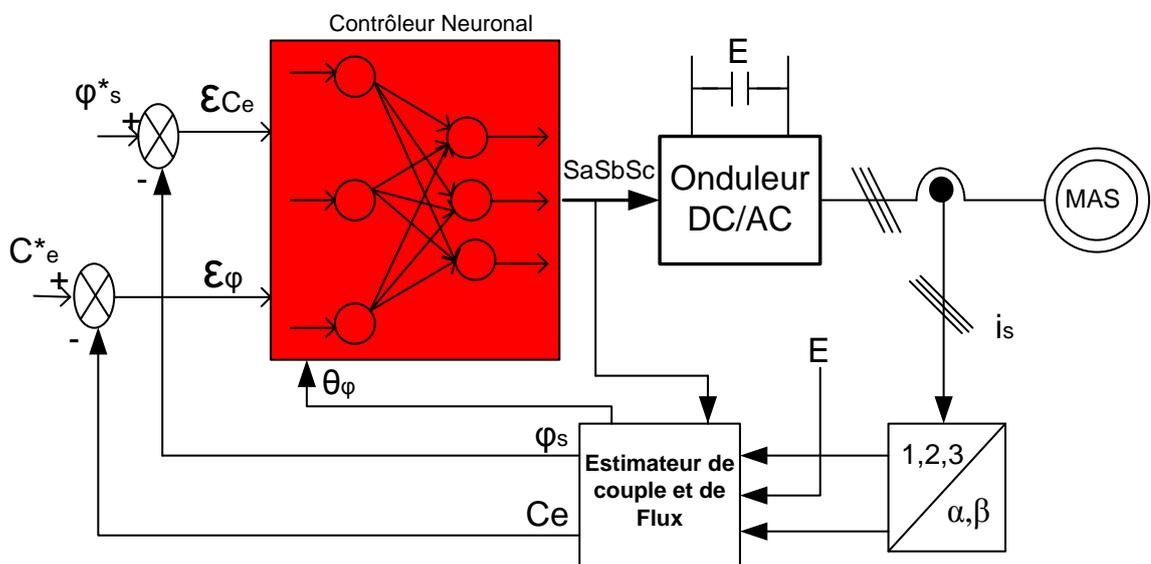


Fig. (IV-2) MLP Commande directe du couple d'une MAS basé sur les réseaux de neurones.

Les comparateurs à hystérésis et la table de vérité sont remplacés par un contrôleur neuronal, dont les entrées sont l'erreur de flux($e\phi$), de couple (eC_e) et l'angle de position de flux (θ) et la sortie est les impulsions permettant la commande des interrupteurs de l'onduleur, pour générer ce contrôleur par Matlab/Simulink ou on à choisi 30 couches cachées et 3 couches de sorties avec les fonctions d'activation respectivement de type "tansig" et "purelin".

Dans ce cas on remplace l'intégrateur PI par une intégrateur PI Neuronale cette régulateur a deux entrées, l'erreur entre la différence entre la référence ω^* et la sortie du processus ω , et la sortie de cette régulateur vers le contrôle appliqué, la structure de cette régulateur PI neuronale Fig. (IV-3)

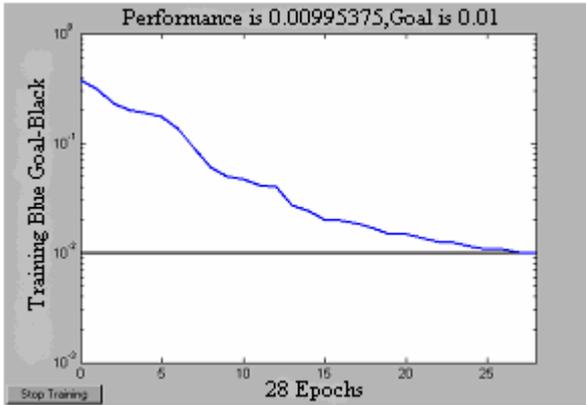


Fig. IV.4. Performance d'apprentissage du RNA

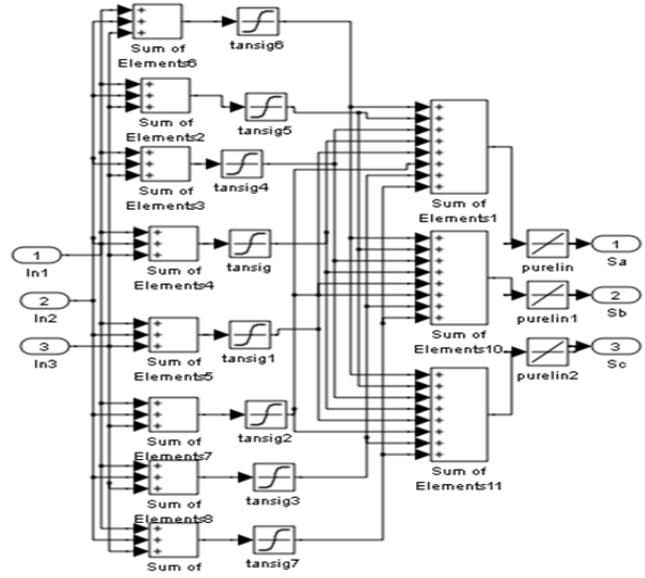


Fig. .IV.3. Structure d'un contrôleur neuronal

IV-6-Résultats de la simulation :

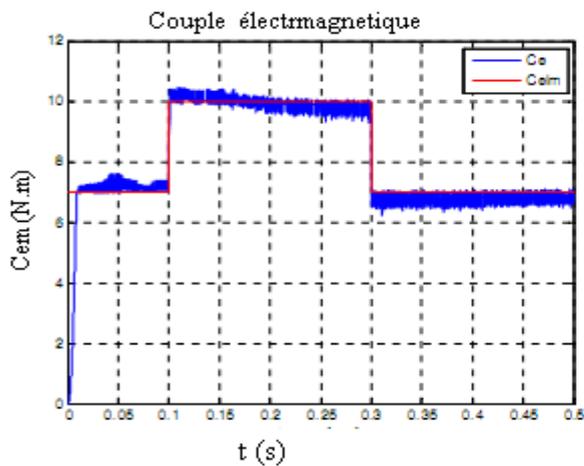


Fig. IV. 5. Couple électromagnétique

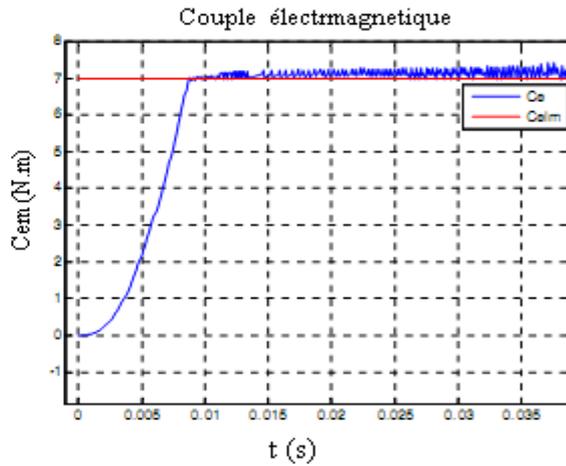


Fig. IV. 6. Loupe Couple électromagnétique

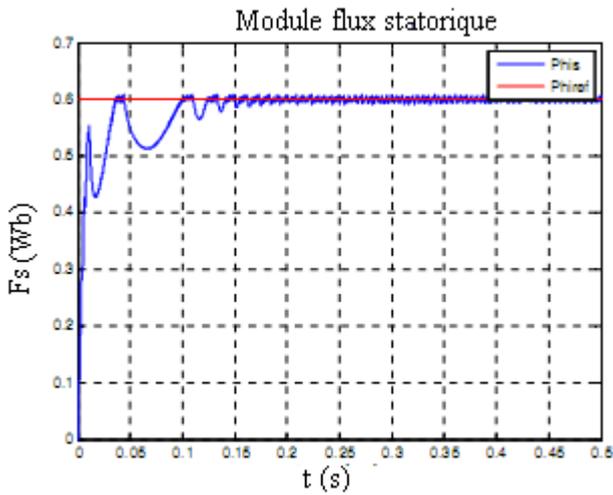


Fig. IV.7. Module flux statorique

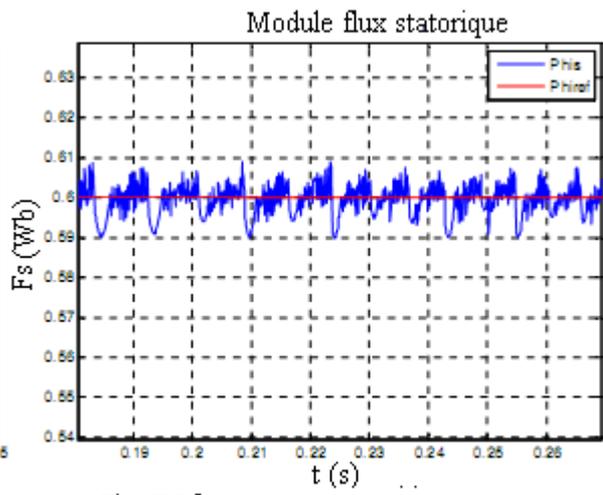


Fig. IV.8. Loupe Module flux statorique

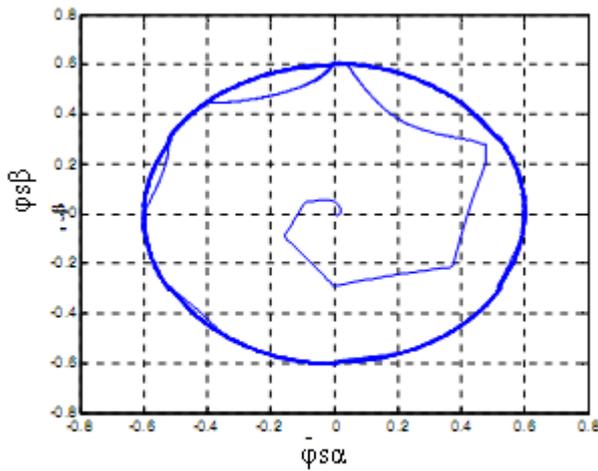


Fig. IV.9. Evolution du vecteur flux statorique

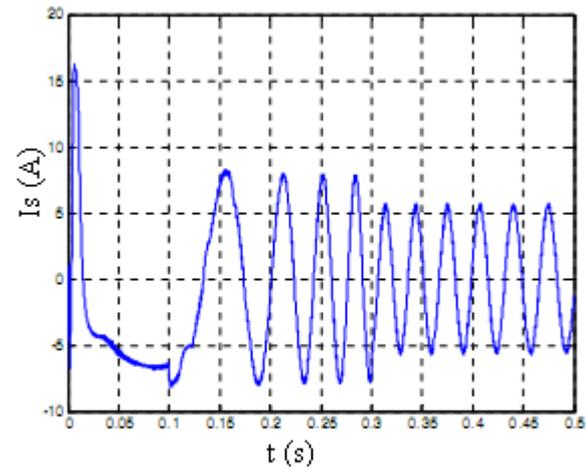


Fig. IV.10. Courant statorique de la phase

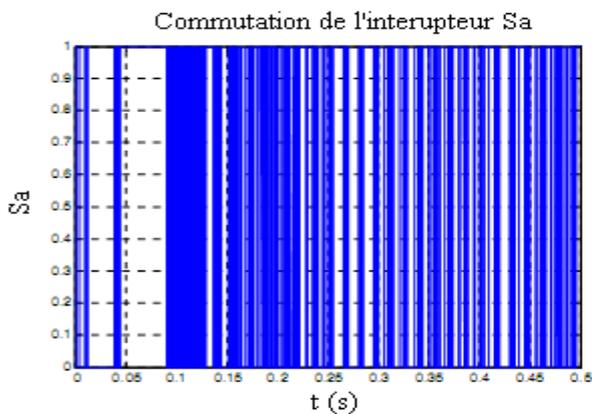


Fig. IV.11. Commutation de l'interrupteur Sa

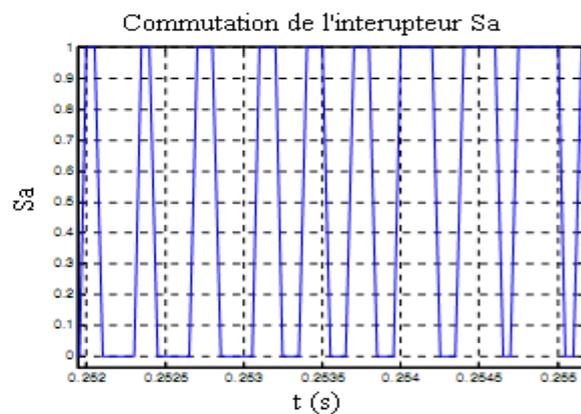


Fig. IV.12. Loupe Commutation de l'interrupteur Sa

IV-7-Interprétation des résultats :

Les figures (IV-5) montre qu'une réponse rapide du couple avec une réduction importante de dépassements par rapport que celles de la DTC_C (figure III-..). Le flux statorique présente une réponse transitoire lente par rapport au couple (figures IV-7 et IV-8) , au régime permanent le flux statorique se stabilise vers sa valeur de référence avec une erreur statique faible comme il est montré dans les figures (IV-7 et IV-8), ce qui bien montré sur la figure (IV-9) où la trajectoire du vecteur flux est circulaire, par conséquent la forme du courant statorique a une forme sinusoïdale avec moins de pics au démarrage ce qui est montré sur la figure (IV-10). Cette technique nous donne une fréquence de commutation moyenne autour de 3kHz, calculé à partir des figures (IV-11 et IV-12).

À partir de ces résultats, on peut constater que la performance du système, contrôlé par un contrôleur neuronal, est insatisfaisante, malgré l'adaptation en ligne du réseau de neurones. Ce phénomène est dû au fait qu'il n'y a pas une règle générale pour choisir les paramètres du réseau de neurones (le taux d'apprentissage, le nombre de neurones en couche cachée), ainsi que les valeurs de pondération dans la fonction de coût [25]. Il est généralement difficile de déterminer ce choix seulement à partir de la méthode par essai et erreur.

IV-8-Conclusion :

On a exposé dans ce chapitre l'amélioration de certaines performances de la commande directe du couple de la machine asynchrone. Les résultats de simulation ont montré que l'application des réseaux de neurones donne une bonne réponse du couple, mais la réponse du flux statorique présente un régime transitoire un peu lent, dû au fait qu'il n'y a pas une règle générale de choisir les paramètres du réseau de neurones (le taux d'apprentissage, le nombre de neurones en couche cachée).

IV-9- Comparaison entre DTC Classique et DTC Neuronale :

D'après les figures ci-dessous la réponse rapide du couple avec une réduction importante de dépassements par rapport que celles de la DTC_C. Le flux statorique présente une réponse transitoire lente par rapport au couple, au régime permanent le flux statorique se stabilise vers sa valeur de référence avec une erreur statique faible comme est montré dans la figure (II-5), ce qui bien montré sur la figure (IV-9) où la trajectoire du vecteur flux est circulaire, par conséquent la forme du courant statorique a une forme sinusoïdale avec moins de pics au démarrage ce qui est montré sur la (IV-10).

A partir de ces résultats, on peut constater que la performance du système, contrôlé par un contrôleur neuronal, est insatisfaisante, malgré l'adaptation en ligne du réseau de neurones. Ce phénomène est dû au fait qu'il n'y a pas une règle générale pour choisir les paramètres du réseau de neurones à savoir (le taux d'apprentissage, le nombre de neurones en couche cachée) ainsi que les valeurs de pondération dans la fonction de coût. Il est généralement difficile de déterminer ce choix seulement à partir de la méthode par essai et erreur.

Conclusion générale :

La DTC est robuste contre les variations paramétriques de la machine, et ne nécessite pas de capteur de position. De plus elle offre un certains nombre d'avantages considérables par rapport à la commande vectorielle à MLI. Cependant ces stratégies ont aussi des inconvénients importants. D'une part, la fréquence de commutation est fortement variable. D'autre part, l'amplitude d'ondulation de flux et du couple est plusieurs fois supérieure au large de la bande d'hystérésis, et typiquement supérieure à celle pouvant être obtenues avec une loi de commande faisant appel à un module MLI pour une fréquence de découpage identique.

L'objectif principal de cette thèse consiste à proposer une méthode de commande simple basée sur la stratégie DTC, avec cette méthode on essaie d'améliorer les inconvénients de la DTC classique.

La commande DTC a montré une plus grande simplicité et robustesse contre les variations paramétriques, les principes de cette stratégie ont été présentés d'une manière détaillée, avec exploitation de réglage de flux et du couple, cette commande est sans aucun doute une solution très prometteuse aux problèmes de robustesse et de dynamique rencontrés dans les autres commandes tel que une fréquence de commutation inférieure à celle de la DTC, avec une bonne réponse du couple électromagnétique. Des simulations numériques ont été implantées sur Matlab/Simulink pour valider ces stratégies de commande.

Finalement on a montré qu'on peut étudier la technique intelligente associé à la commande DTC et qui sert à remplacer les comparateurs classiques et la table de sélection des vecteurs , par un contrôleur neuronal, qui donne une meilleure performance que celle obtenue par la commande précédente.

PARAMETRES DE LA MACHINE ASYNCHRONE :**GRANDEURS NOMINALES :**

Puissances nominales	$P_n = 4\text{kW}$
Nombre de paire de pôles	$P = 2$
Tension efficace nominale	$V_n = 230\text{V}, U_n = 380\text{v}$
Fréquence nominale	$f = 50\text{Hz}$
Courant efficace nominal	$I_n = 11.6/6.2\text{A}$
Vitesse de rotation nominale	$N_n = 1490\text{tr/mn}$

PARAMETRES ELECTRIQUES :

Résistance de l'enroulement statorique	$R_s = 1.2\Omega$
Résistance de l'enroulement rotorique	$R_r = 1.2\Omega$
Inductance de l'enroulement statorique	$L_s = 0.1514\text{H}$
Inductance de l'enroulement rotorique	$L_r = 0.1514\text{H}$
Inductance mutuelle	$M = 0,15\text{H}$

PARAMETRES MECANIQUES :

Moment d'inertie	$J = 0.07\text{kgm}^2$
Coefficient de frottement visqueux	$f_v = 0.001$

Références bibliographiques

- **[1]** : A. Merabet « Commande non linéaire a modèle prédictif pour une MAS » Thèse de doctorat, université de Québec.
- **[2]** : H. Yantour, J. Saadi, A. Khoumsi, 6^{ème} Conférence Francophone de Modélisation et Simulation MOSIM06, « Modélisation et Simulation d'une Commande directe du couple appliquée à la Machine Asynchrone » Rabat-Maroc, Avril2006.
- **[3]** : N.Khalil «Contribution à la Commande de la Machine Asynchrone par DTC et logique floue » Thèse de magister, université de Constantine, 2006.
- **[4]**: Bennoui Hassina ; Apport de la logique floue et des réseaux de neurones pour la commande avec minimisation des pertes de la machine asynchrone ; université de Batna.
- **[5]** : C. Carloss de Wit, « Modélisation Contrôle Vectoriel et DTC », Edition Hermes Sciences Europe, 2000.
- **[6]** : Thèse Benaissa Malika ; Minimisation des pulsations du couple dans une commande directe du couple « DTC » d'une machine asynchrone ; université de Batna.
- **[7]** : Dissa Abdennour ; Contrôle direct du couple du moteur à induction sans capteur de vitesse associée à un observateur non linéaire ; université de Batna.
- **[8]** : Lotfi Baghli; contribution à la commande de la MAS utilisation à la logique floue et des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques.
- **[9]** : J. Bonal, G. Segulier, « Entrainement Electrique à Vitesse Variable, Rappels d'Electrotechnique de Puissance et d'Automatisme les Variateurs Electroniques de Vitesse », Volume 2, Edition Technique et Documentation, Paris, 1998.
- **[10]** : S. Belkacem « Contribution à la Commande directe du couple de la machine à induction », Thèse de doctorat en sciences en génie électrique, université de Batna, 2011.
- **[11]** : A.Chikhi, S.Sellami, S.Belkacem, « Commande Directe du moteur asynchrone apport de la logique floue »,5th International conférence on élecrical Engineering 27-29 October 2008.
- **[12]** : A. El-Bacha, M. T. Lamchich, M. Cherkaoui, «Control Direct de Couple d'une machine asynchrone, système de régulation de vitesse avec anti-emballement.
- **[13]** : S. Chekroun « Commande neuro-floue sans capteur de vitesse d'une machine asynchrone triphasée »; école supérieur d'enseignement technologique d'Oran.
- **[14]** : F.Nacéri, Commande non linéaire adaptative des machines électriques associées à des convertisseurs statiques ; projet « J0201320070006 ».
- **[15]** : R.Toufouti « Contribution à la commande directe du couple de la machine asynchrone »; université de Batna.
- **[16]**: T. Laamayad « Commande optimale d'une machine asynchrone apport de la logique floue », thèse de magister, université de Batna, 2008.

- **[17]**: M.Y. Ammar ; « Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition Batch/continu », Thèse doctorat, institut national polytechnique de Toulouse, Juillet 2007.
- **[18]**: C. Touzet ; « Les réseaux de neurones artificiels Introduction au connexionisme ; cours ; exercices et travaux pratiques » ; juillet 1992.
- **[19]** : Y. Morere «TP Réseaux de neurones feedforward», Master 2, université de Metz, 2005.
- **[20]** : E. Davalo, P. Naim, « Des réseaux de neurones », Edition Eyrolles, 1993.
- **[21]**: Miroslaw Wlas;Zbigniew Krzeminski; “Artificial-Neural-Network-Based Sensorless Nonlinear Control of Induction Motors”; IEEE Transactions on energy conversion. Vol. 20, N.3, September 2005.
- **[22]** : Les réseaux de neurones ; école supérieure de physique et de chimie industrielles de la ville de Paris (ESPCI).
- **[23]** : L. Ben Brahim and R. Kurosawa «Identification of induction motor speed using neural networks», in proc. Power conversion conf. Yokohama, Japan, 1993,pp.689-694.
- **[24]** :I.Rivals ; L.Petsonnag ; G.Dreyfus «Les réseaux de neurones pour la modélisation et la commande de procédés » ; 1995.
- **[25]** : R.Douiri;T. Nasser; M. Cherkaoui ; A. Essadki « Application de la structure des réseaux de neurones artificiels et de la logique floue dans le choix des vecteurs tensions pour la commande directe du couple de la machine asynchrone », article teleco2011 et 7^{ème} JFMMA, mars 16-18,2011-Tanger MAROC.
- **[26]**: F.Kadri; S. Drid; D. Djarah; and F. Djeflal; “Direct Torque Control of Induction Motor fed by Three Phase PWM Inverter Using Fuzzy logic and Neural Network” paper of 6th International conference on Electrical Engineering 11-13 October 2010.
- **[27]**:A. Hammoumi; A. Massoum; A. Meroufel et P. Wira ; « Application des Réseaux de Neurones pour la Commande de la Machine Asynchrone sans capteur mécanique » article, volume 53, Number 2,2012.
- **[28]** : Kh. Belkhadria; “Commande d’un robot mobile par des réseaux de neurones artificiels » Thèse de magistère en électronique » université de Batna.
- **[29]** : My.R.Douiri ;T.Nesser ; A.Essadki ; M.Cherkaoui ; « Direct Torque of Induction Motor Based on Artificial Networks with Estimate And Regulation speed using the MRAS and Neural PI Controller », journal of theoretical and applied information technology,2005-2010.
- **[30]** :A. Chaïba, « Commande de la machine asynchrone a double alimentation par des techniques de l’intelligence artificielle, Thèse doctorat, université de Batna, juillet 2010.

Résumé :

- Le régulateur PI (proportionnel-intégral) est très utilisé dans l'industrie en raison de sa simplicité et de la robustesse. Mais dans certains cas, quand la dynamique du système change avec le temps ou avec des conditions de fonctionnement l'efficacité du PI diminue et la qualité du réglage se détériore.
- Les réseaux de neurones artificiels utilisés dans la commande en vitesse semblent être une solution pour résoudre ces difficultés et assurer une bonne performance de la commande. Différents tests ont été simulés pour apprécier l'apport des RNA, les résultats obtenus permettent d'illustrer, tant au niveau des performances que de la robustesse, l'apport d'un tel contrôleur dans les entraînements électriques utilisant la machine asynchrone.
- **Mots clés :** MAS, Mas-onduleur, DTC, Réseaux de neurones (RNA), Contrôleur neuronal.

Abstract:

- The regulator IP (Integral proportional) is very used in industry for its simplicity strength. But in cases, when the dynamic of the system changes with time or with the functioning conditions. The efficiency of IP decreases and the quality of the adjustment deteriorates.
- The Artificial Network (ANN) uses in the speed control seem to be a solution to avoid these difficulties and ensure good control performance different tests have been simulated to check the ANN contribution. The obtained results permit to illustrate both the performances level and its strength. The contribution of Controller in electrical drive using induction motor IM.

Key Works: IM, IM-VSI, Voltage source inverter, ANN, Controller neuronal