

7/98

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات  
BIBLIOTHEQUE — المكتبة  
Ecole Nationale Polytechnique

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR  
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

D.E.R

GENIE ELECTRIQUE & INFORMATIQUE

DEPARTEMENT : AUTOMATIQUE

Projet de fin d'études

En vue d'obtention du diplôme  
d'ingénieur d'état en automatique

Thème

**COMMANDE ADAPTATIVE PAR RESEAUX  
DE NEURONES  
APPLIQUEE A LA MACHINE ASYNCHRONE  
ALIMENTEE EN COURANT**

Proposé par :

B.HEMICI

Etudié par :

N.BENLAMEUR  
Z.BENALI

Dirigé par :

B.HEMICI

PROMOTION : 1998

ENP. 10 Avenue Hassen Badi, El-Harrach, Alger

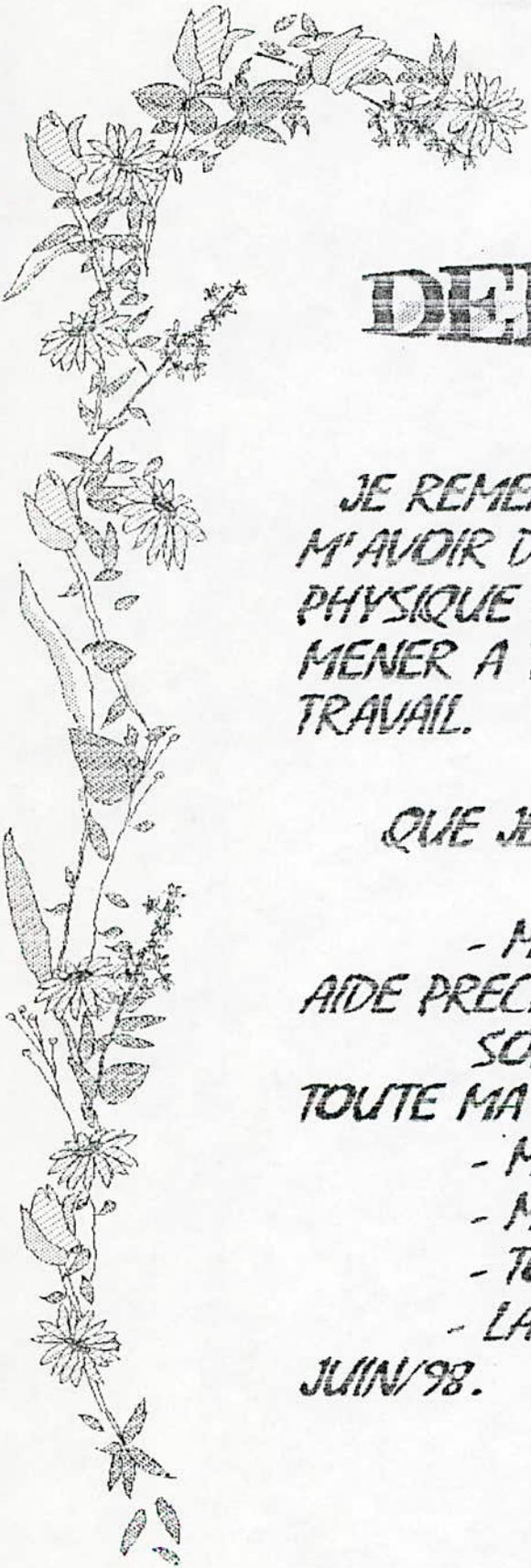
## REMERCIEMENTS

*Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements à notre promoteur M. B. HEMICI qui a accepté de nous encadrer et guider nos travaux jusqu'à la réalisation de ce mémoire.*

*Nous tenons également à remercier messieurs les membres du jury qui nous ont fait l'honneur de juger ce travail, tous les enseignants qui ont contribué à notre formation.*

*Nous remercions vivement Samira et Djazia du CERIST pour leurs aides précieuses ainsi que M. LARBES pour la documentation qu'il nous a fourni*

*Que tous ceux qui ont participé de près ou de loins à l'élaboration de ce mémoire ; trouvent ici notre sincère reconnaissance.*



# DEDICACES

JE REMERCIE DIEU POUR  
M'AVOIR DONNER LA FORCE  
PHYSIQUE ET INTELECTUELLE POUR  
MENER A TERME CE PRESENT  
TRAVAIL.

QUE JE DEDIE A:

- MON PERE POUR SON  
AIDE PRECIEUX, MA MERE POUR  
SON SACRIFICE DURANT  
TOUTE MA VIE ESTUDIANTINE.
- MES FRERES ET SOEURS.
- MES NEVEUX ET NIECES.
- TOUTS MES AMIES.
- LA PROMOTION de  
JUN/98.

ZAHIA





## *Dédicaces*

*A mes parents que je chéris tant,  
A mes soeurs et frères;  
A ma grande soeur Salima et ses  
enfants,  
A toute ma famille,  
A Nacéra, Sabrina et Samia  
A toutes mes amies,  
Je dédie ce travail*

*Naziha*

## Sommaire

Introduction Générale	4
<u>Chapitre 1 :</u>	
introduction	
1- modélisation de la machine asynchrone	5
1-1 hypothèses simplifiées	5
1-2 modélisation de la mas	5
1-3 le modèle de Park	6
1-4 le choix du référentiel	7
1-5 simulations	9
2- Commande vectorielle	
introduction	12
Principe de la commande	13
Simulation	14
Conclusion	
<u>Chapitre 2 :</u>	
1-Introduction	18
2- les neurones	
2-2 neurone biologique	19
2-2-1 définition	19
2-2-2 la structure du neurone	19
3- modèle artificiel	20
conclusion	33
<u>Chapitre 3 :</u>	
Introduction	35
1- la commande adaptative par modèle de référence	36
1-1 structure générale	36
1-2 architecture du réseau de neurone	36
1-3 la méthode de Lewis	37
1-4 simulation	39
1-5 structure de Lightbody/Irwin	41
2- Identification et commande	43
2-1 structure générale	43
2-2 structure spécifiée	44
3- influence des paramètres de la mas	45
4- simulation et commentaire	46
5-Conclusion	57
Conclusion générale	

المدسة الوطنفة المتمددة التقنفةات  
BIBLIOTHEQUE — المكنفةفة  
Ecole Nationale Polytechnique

# *Introduction générale*

## **INTRODUCTION GENERALE**

---

Dans le domaine de la commande, il existe plusieurs techniques qui s'avèrent intéressantes, simples et robustes. La variété de ces techniques, nous laisse l'embarras du choix entre : les simples PID, la commande adaptative, la commande par réseaux de neurones, la commande floue ou neuro-floue ... etc.

Heureusement, il existe certains indices qui nous orientent vers telle ou telle méthode. Par exemple, la synthèse de la commande des systèmes de haute performance, exige des fois, des techniques de commande adaptative quand les paramètres du système sont mal connus et ou varient dans le temps. [1]

La commande adaptative par modèle de référence (Model Reference Adaptive Control : MRAC), une méthode largement utilisée, a la réputation d'être très efficace, et surtout simple à implémenter. Dans cette technique, on essaie de faire suivre notre processus une dynamique bien spécifiée. Il existe plusieurs techniques pour le choix du modèle de référence. Il y a celle basée sur les fonctions de Lyapunov ou encore celle basée sur la théorie de l'hyperstabilité. Grâce à ces deux méthodes pour le choix du modèle de référence, on peut garantir la stabilité. [1,2,3]

Autre technique de commande, plus récente que la commande adaptative, mais qui s'avère aussi intéressante : c'est la commande par réseaux de neurones.

La commande par réseaux de neurones a attiré l'attention de plusieurs chercheurs. Ceci est sans doute dû à l'aptitude de cette méthode de représenter, d'approximer et de générer n'importe quelle fonction non-linéaire. En effet, les réseaux de neurones se sont avérés particulièrement adaptés dans le domaine de l'automatique. Leurs capacités d'approximation sont mises à profit pour la modélisation des systèmes. Leur adaptabilité leur permet d'être utilisés, pour construire des régulateurs pour la commande de processus. D'un autre côté, les caractéristiques dont jouissent ces réseaux, en tant que filtres adaptatifs, leur permettent d'être utilisés pour les opérations de reconnaissance et, plus généralement, en traitement de signal. [4, 5]

# CHAPITRE 1 :

*Modélisation de la machine asynchrone*

*« ce qu'on conçoit bien s'annonce  
clairement et les mots pour le dire arrive aisément »*

*BOILEAU*

## INTRODUCTION :

*Les actionneurs électriques tournants jouent un rôle très important dans l'industrie. Ils participent à l'automatisation des processus de fabrication, en particulier dans le domaine de la robotique, mais aussi dans l'industrie lourde telle que dans le cas des laminoirs.*

*La machine à courant continu a été la machine la plus utilisée pour ces actionneurs : sa commande est simple car seul un courant proportionnel au couple doit être contrôlé (découplage naturel entre couple et flux). Néanmoins, la mcc possède de nombreux inconvénients liés à son collecteur mécanique. En effet, le collecteur augmente l'encombrement de la machine, son coût de fabrication et d'entretien, limite la vitesse de rotation, interdit l'emploi de cette machine dans des milieux hostiles. [6]*

*Les machines à courants alternatifs possèdent de nombreux avantages par rapport à la mcc. L'absence du collecteur leur permet d'avoir un encombrement réduit, une fiabilité accrue et un coût de construction bien plus faible que celui des mcc. Par conséquent, ces machines peuvent fonctionner à des vitesses très élevées. [6,7]*

*La machine asynchrone à cage est de conception simple, robuste, peu coûteuse à l'achat et à l'entretien. Elle supporte des surcharges pouvant aller jusqu'à 5 ou 7 fois son couple nominal. [6]*

*Ainsi la mas (associé à son convertisseur statique) avec son organe de commande offre une solution de plus en plus avantageuse en termes financiers, de longévité et de performance dynamique.*

*Avant toute étude convenable pour la commande d'un système physique, il est indispensable de modéliser au mieux notre système. C'est pour cette raison, que ce chapitre a été consacré.*

*En premier lieu, nous allons citer les hypothèses simplificatrices, puis nous exposerons les équations mathématiques traduisant le modèle de la machine. Nous donnerons ensuite le modèle général de Park. A la fin nous présenterons la commande à flux orienté.*

## **1-Modélisation de la machine asynchrone :** [7,22,32]

### **1-1- Hypothèses simplificatrices :**

Il est nécessaire de poser les hypothèses simplificatrices suivantes :

- *La machine n'est pas saturée, et elle présente une symétrie cylindrique ;*
- *Le circuit magnétique est parfaitement feuilleté ;*
- *Répartition sinusoïdale de la force magnétomotrice ;*
- *Harmoniques de dentures négligeables ;*
- *L'effet pelliculaire est négligeable.*

### **1-2-Modélisation de la machine asynchrone :**

Le modèle de la MAS découle de trois types d'équations à savoir :

- *Les équations électriques ;*
- *Les équations magnétiques ;*
- *L'équation mécanique.*

Ces équations s'écrivent sous la forme matricielle suivante :

- Equations électriques :

$$[V_s] = R_s [i_s] + d[\phi_s]/dt \quad (1-1)$$

$$[V_r] = R_r [i_r] + d[\phi_r]/dt$$

- Equations magnétiques :

$$[\phi_s] = [L_s][i_s] + [L_{sr}][i_r] \quad (1-2)$$

$$[\phi_r] = [L_r][i_r] + [L_{sr}][i_s]$$

- Equation mécanique :

$$Jd\Omega/dt = C_e - C_r - K\Omega \quad (1-3)$$

L'expression du couple électromagnétique est donnée par :

$$C_e = p [i_s] \partial [L_{sr}] [i_r] / \partial \theta. \quad (1-4)$$

$$[L_s] = \begin{bmatrix} L_s & M_s & M_s \\ M_s & L_s & M_s \\ M_s & M_s & L_s \end{bmatrix} \quad (1-5)$$

$$[L_{sr}] = M_{sr} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos(\theta + 2\pi/3) & \cos(\theta - 2\pi/3) \\ \cos(\theta - 2\pi/3) & \cos \theta & \cos(\theta + 2\pi/3) \\ \cos(\theta + 2\pi/3) & \cos(\theta - 2\pi/3) & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (1-6)$$

Idem pour [Lr].

### 1-3- Le modèle de Park :

La machine dont nous étudions la mise en équation est constituée de trois phases statoriques et trois rotoriques. Toutefois, pour un observateur lié à un repère bidimensionnel orthogonal qui tourne à la vitesse de rotation  $\omega g$ ; la machine asynchrone est vue comme une machine biphasée. Les équations précédentes s'écrivent comme suit :

• **Equations électriques :**

$$\begin{aligned} V_{ds} &= R_s i_{ds} + d\phi_{ds}/dt - \omega g \phi_{qs} \\ V_{qs} &= R_s i_{qs} + d\phi_{qs}/dt + \omega g \phi_{ds} \\ 0 &= R_r i_{dr} + d\phi_{dr}/dt - (\omega g - \omega) \phi_{qr} \\ 0 &= R_r i_{qr} + d\phi_{qr}/dt + (\omega g - \omega) \phi_{dr} \end{aligned} \quad (1-7)$$

• **Relations magnétiques :**

$$\begin{aligned} \phi_{ds} &= L_s i_{ds} + M i_{dr} \\ \phi_{qs} &= L_s i_{qs} + M i_{dr} \\ \phi_{dr} &= L_r i_{dr} + M i_{ds} \\ \phi_{qr} &= L_r i_{qr} + M i_{qs} \end{aligned} \quad (1-8)$$

• **Equation mécanique :**

$$J \, d\Omega/dt = C_e - C_r - K\Omega \quad (1-9)$$

dans le référentiel (D,Q) le couple a pour expression :

$$C_e = 3/2 p M (i_{qs} \phi_{dr} - i_{ds} \phi_{qr}) \quad (1-10)$$

**1-4- Le choix du référentiel :**

Le modèle de Park n'est pas tout à fait défini car la vitesse de rotation  $\omega g$  est quelconque. Trois types de référentiel sont donc possibles dans la pratique. Chacun de

ces référentiels sont choisis d'après le problème étudié. Dans notre étude, le référentiel choisi est celui lié au champ tournant : en plus nous allons commander la MAS en courant. Dans le cas où on choisit les courants statoriques comme variables d'état, nous avons :

- **Le modèle du flux rotorique commandé en courant : [7,11]**

Ce modèle se traduit dans l'espace d'état par :

$$\begin{aligned} d\phi_{dr}/dt &= (-1/T_r) \phi_{dr} + \omega_{gl} \phi_{qr} + (M/T_r) I_{ds} \\ d\phi_{qr}/dt &= (-1/T_r) \phi_{qr} + \omega_{gl} \phi_{dr} + (M/T_r) I_{qs} \\ d\Omega/dt &= 1/j (C_e - C_r - k\Omega) \end{aligned} \quad (2-11)$$

$$C_e = (3/2p)(M/L_r)(I_{qs} \phi_{dr} - I_{ds} \phi_{qr}); \quad (2-12)$$

$$\omega = p\Omega; \quad \omega_{gl} = \omega_s - \omega \quad (2-13)$$

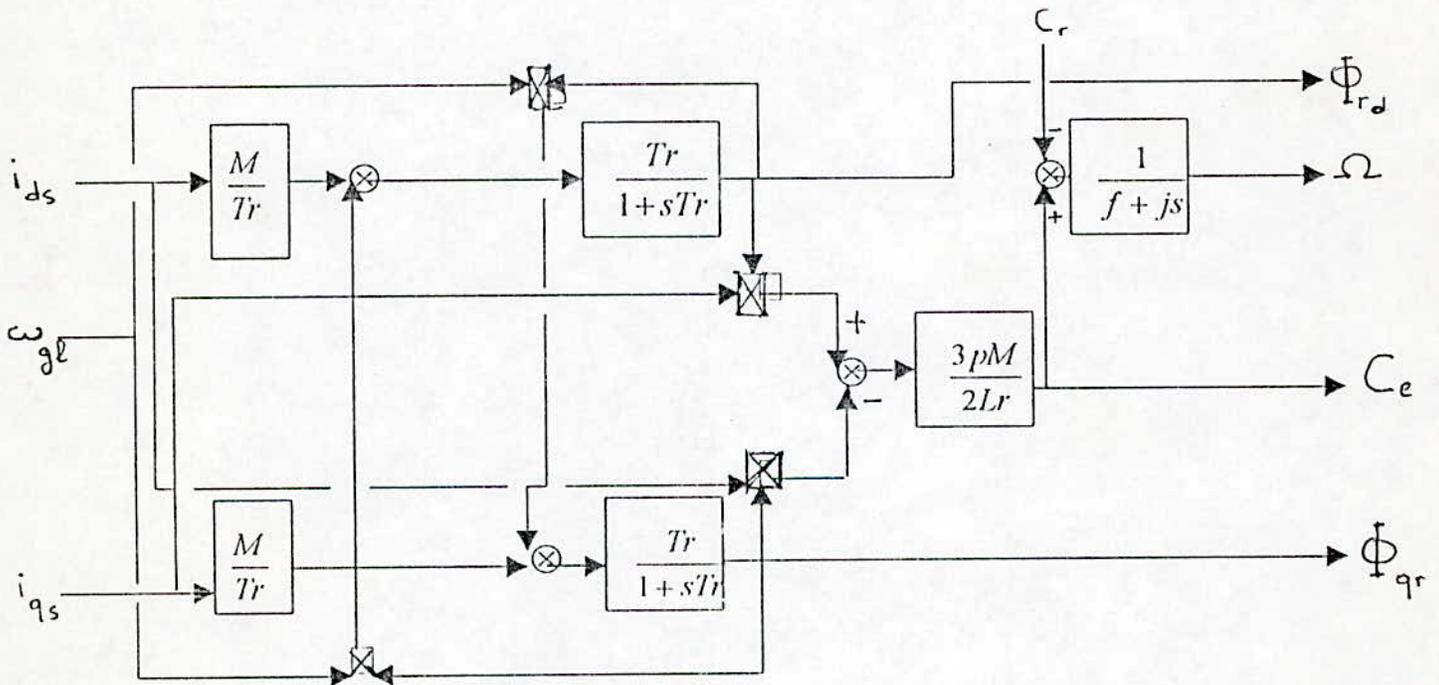
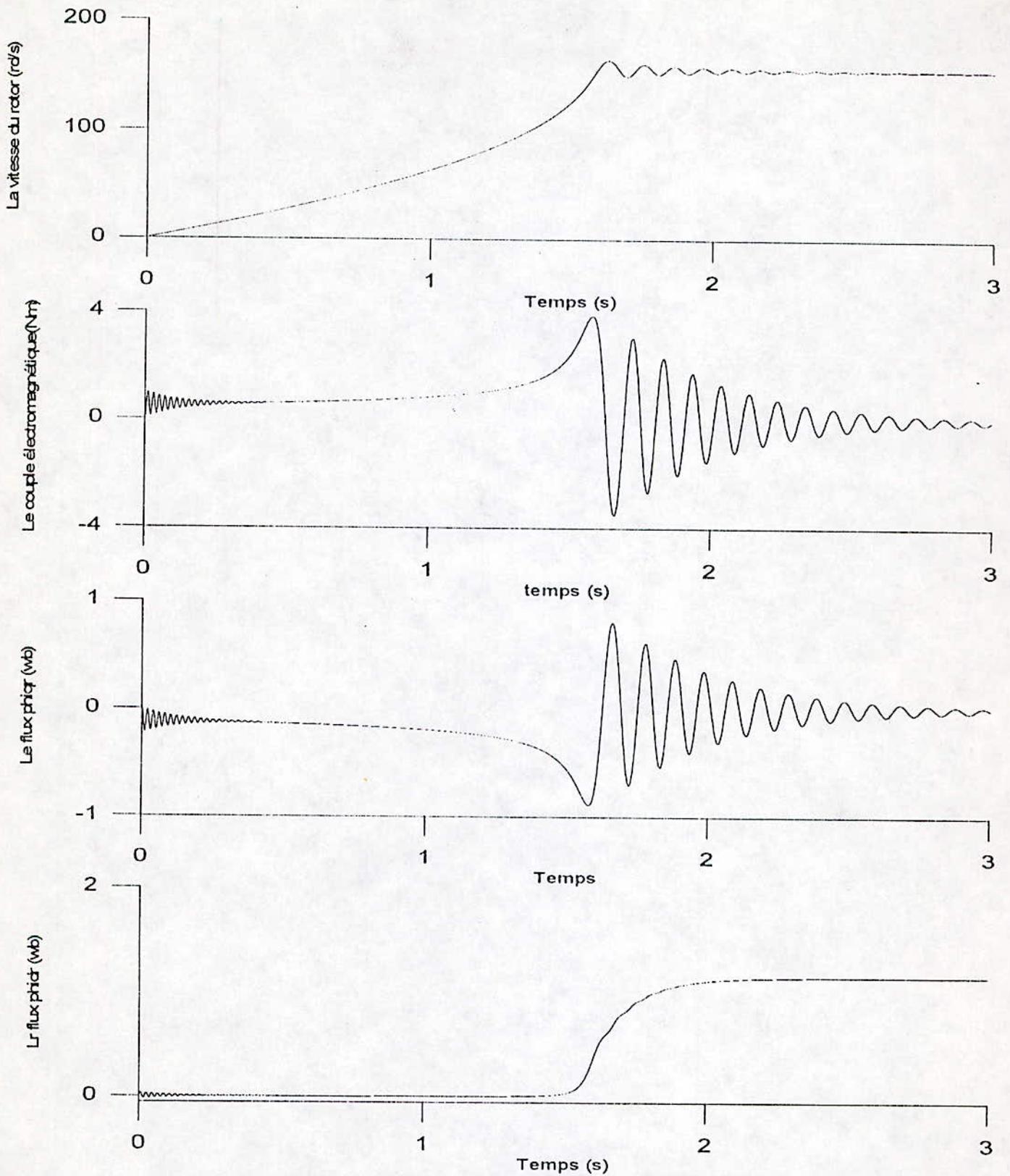


Fig 1 : schéma bloc du moteur asynchrone



**Fig :1.1.1 Résultats de simulation de la machine asynchrone A vide**

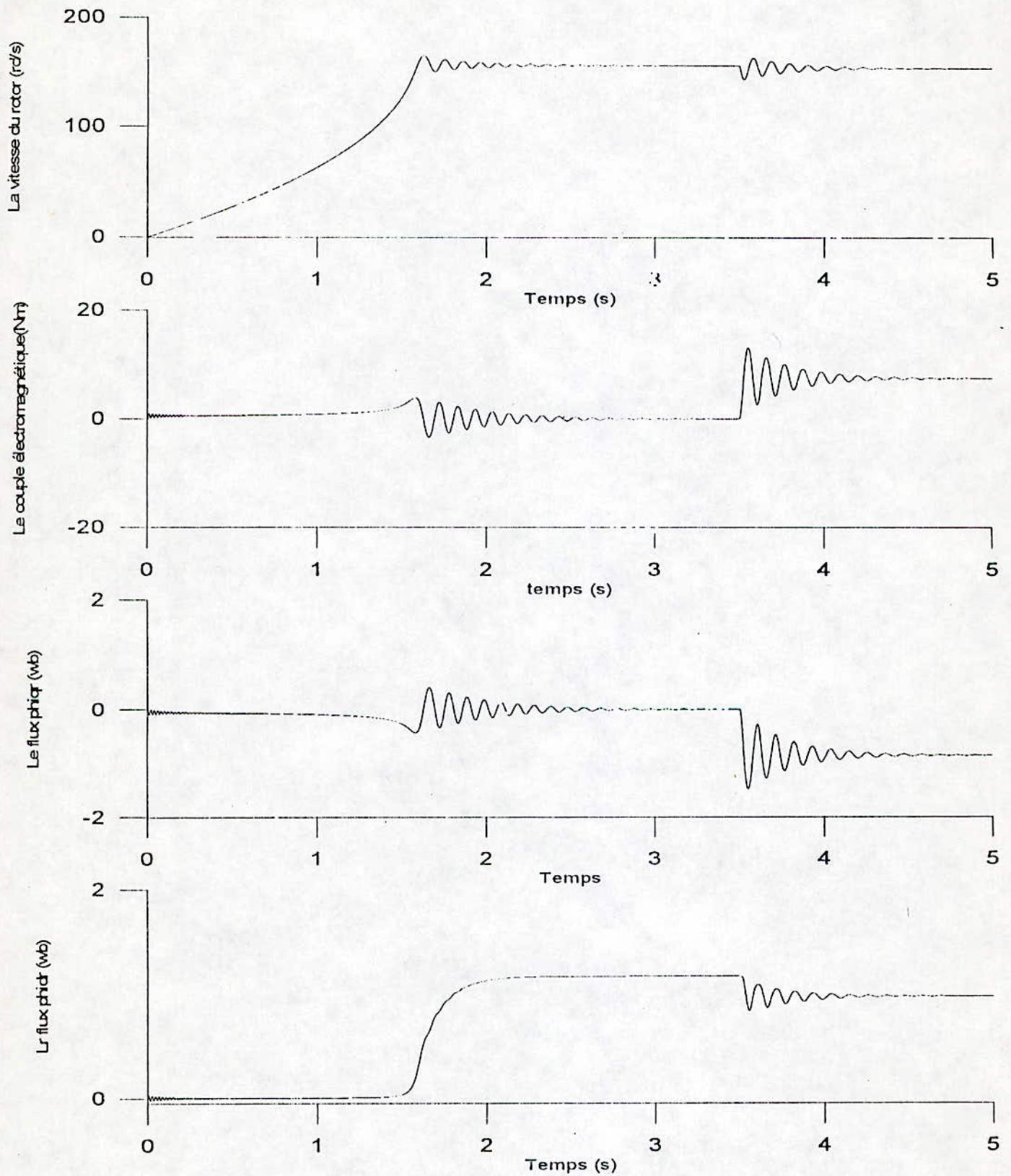


Fig : 1.1.2 Résultats de simulation de la machine asynchrone  
En charge

**• Interprétation et commentaire :**

Pour la simulation de la machine asynchrone, nous avons utilisé le langage MATLAB 4.2 sur un PC 200 MMX pentium

1) **A VIDE :** Nous exposons les résultats de simulation de la mas sans charge à la Fig.(1-1-1).

La réponse de la vitesse montre que la machine alimentée par un système de courant, atteint la vitesse de synchronisme 1500 tr/mn au bout de 1.5 s environ, ce qui explique que la machine est lente au démarrage.

Le couple électromagnétique compense les pertes par frottement et ventilation et se stabilise à la valeur du couple résistant ( $c_r=0$ ) après quelques oscillations durant le régime transitoire.

Le flux rotorique est égale à sa composante directe, alors que la composante en quadratique s'annule après un certain temps du démarrage.

2) **EN CHARGE :**

A l'instant 3.5s, nous introduisons une charge de 6 Nm sur l'arbre de la machine. Les résultats de simulation sont donnés à la fig.(1-1-2).

Nous remarquons que la présence de cette perturbation déstabilise les réponses . Le couple a un amortissement assez rapide, il est caractérisé par un fort dépassement ; en ce qui concerne la vitesse, nous remarquons des oscillations au moment où nous avons appliqué la charge, le couple essaie de compenser la charge mais en vain.

De ce fait il est déconseillé d'utiliser la machine asynchrone en boucle ouverte.

Nous constatons aussi un couplage entre le flux et le couple caractérisé par la diminution du flux durant le temps où la charge est appliquée.

## 2-COMMANDE VECTORIELLE :

### 2-1-Introduction : [ 17, 2, 14 ]

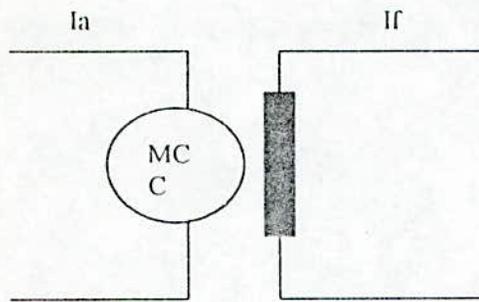
La machine à courant continu à excitation indépendante offre comme principal avantage le découplage naturel existant entre le flux et le couple électromagnétique, le courant inducteur est responsable du flux alors que le courant d'induit est responsable de couple.

L'inconvénient de cette machine est la présence du collecteur et des balais; son commutateur mécanique prohibe leur utilisation dans des conditions difficiles comme le désert, les régions glaciales et surtout les mines et l'industrie du pétrole où les étincelles jaillissant des balais pourraient causer des explosions entraînant des catastrophes.

De plus, économiquement, leur coût de revient (achat et maintenance) les rend de moins en moins désirable dans l'industrie.

La situation est inversée avec la machine à courant alternatif où la commutation est plus simple car elle est réalisée électroniquement à l'extérieur de la machine. Cependant le couplage existant entre le flux et le couple la rend difficilement commandable. Ceci est particulièrement illustré avec la machine asynchrone à cage d'écureuil qui est un système multivariable, non-linéaire, fortement couplé et où certaines variables importantes ne peuvent être mesurées à moins que des capteurs soient placés à l'intérieur du rotor. Cependant, les recherches se poursuivent pour la commande des moteurs alternatifs dans le but d'optimiser leurs performances dynamiques et d'élargir leur domaine d'utilisation.

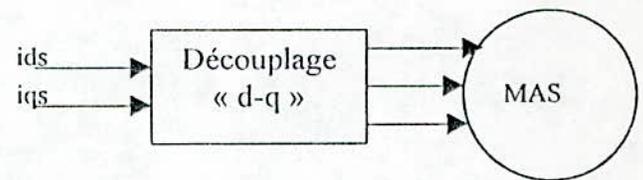
En 1972, Blaschke a proposé une nouvelle théorie de la commande connue sous le nom du « flux orienté » qui rend le comportement de la MAS semblable à celui de la machine à courant continu. Cette commande permet de régler le flux rotorique en contrôlant  $i_d$ , et contrôler le couple électromagnétique en réglant le courant  $i_q$ .



$$C_e = K \cdot I_a \cdot I_f$$

$I_a$ : composante du couple

$I_f$ : composante du flux



$$C_e = K' \cdot i_{qs} \cdot I_{ds}$$

$i_{qs}$ : composante du couple

$i_{ds}$ : composante du flux.

## 2-2-Principe de la commande :

L'orientation du flux consiste à aligner le flux décomposé dans un référentiel orthogonal (d,q) ,sur l'axe d. De ce fait, nous éliminons le couplage entre l'induit et l'inducteur en dissociant le courant statorique en deux composantes en quadrature dans un repère lié au flux (rotorique, statorique ou d'entrefer) de telle sorte que l'une des composantes commande le flux tandis que l'autre commande le couple. Ceci permet de se ramener à des fonctions comparables à ceux d' MCC à excitation séparée. [2]

Comme nous l'avons déjà mentionné, il existe plusieurs modèles pour l'orientation du flux. Les courants dans le repère fixe du stator sont sinusoïdaux en régime permanent, tandis que dans le repère tournant du champ rotorique les courants sont constants en régime permanent. Dans notre cas nous avons choisi la structure de commande à orientation du flux rotorique, c'est plus aisé ( $\Phi_{dr} = \Phi_r$ ,  $\Phi_{qr} = 0$ ). Elle s'exprime de la manière suivante :[14]

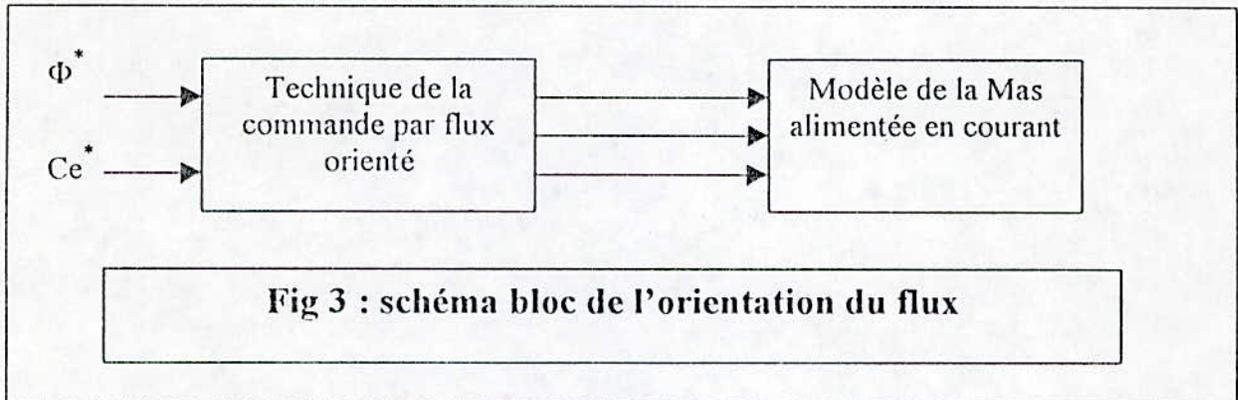
$$i_{ds}^* = 1/M(\phi_r^* + Tr. d\phi_r^*/dt)$$

$$i_{qs}^* = (2/3) (Lr/p M) (C_e^* / \phi_r^*) \quad (2-14)$$

$$\omega_{gl} = (M/Tr) (i_{qs}^* / \phi_r^*)$$

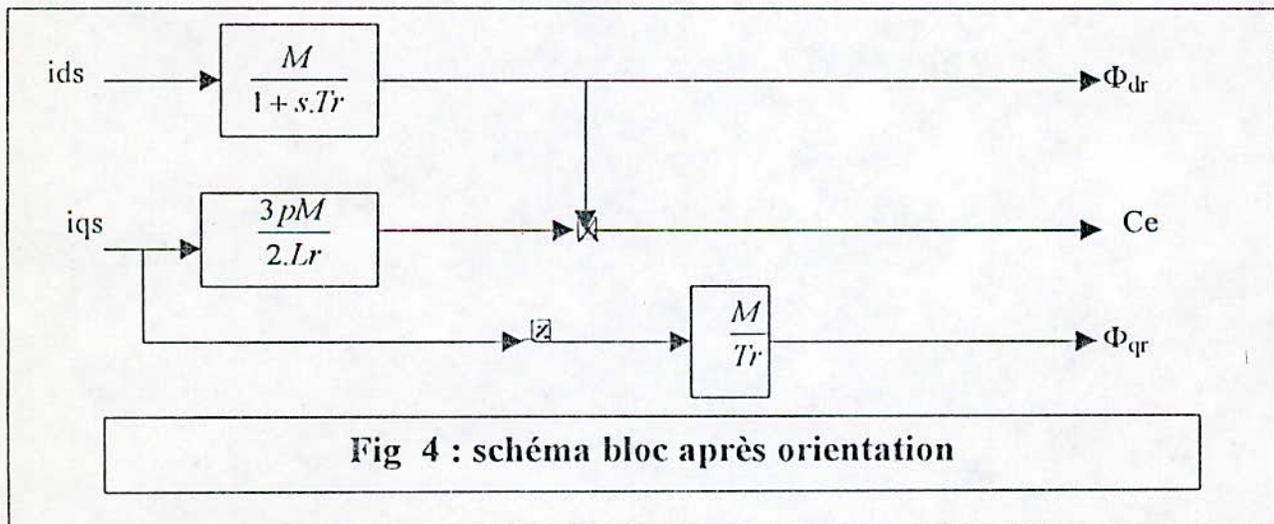
L'expression du couple électromagnétique est:

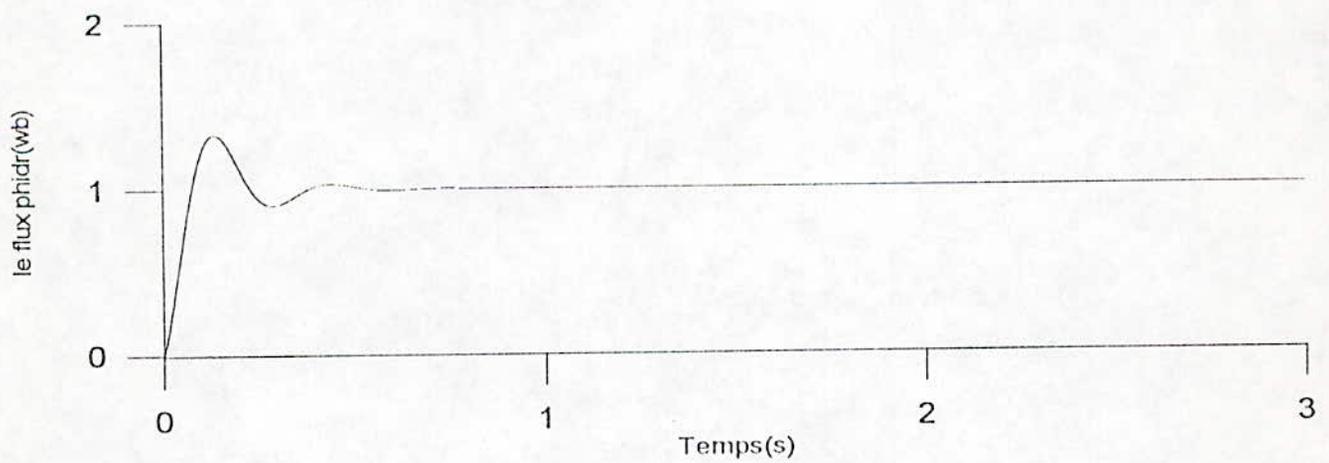
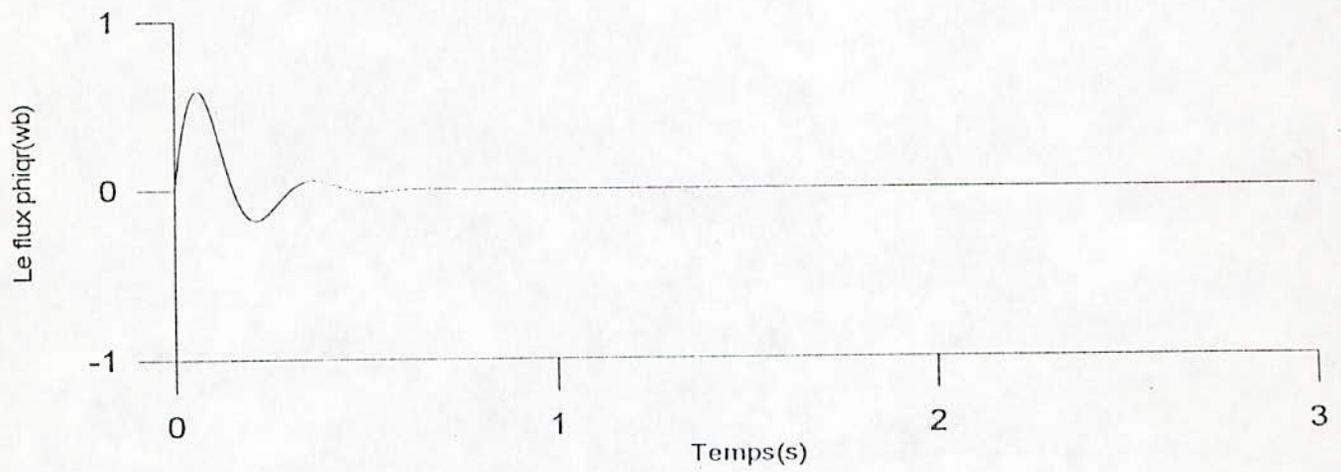
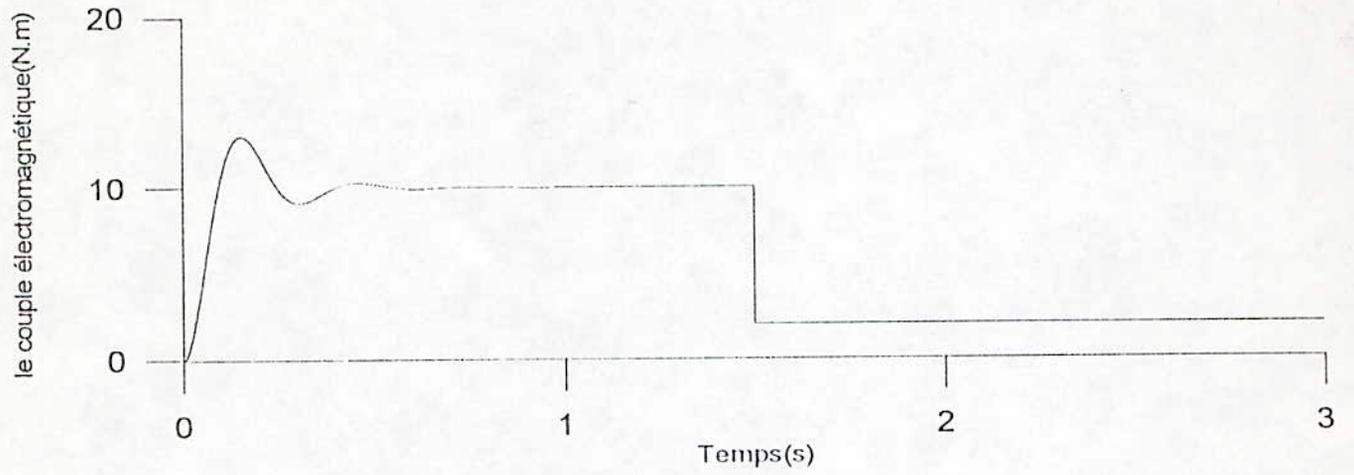
$$C_e = \frac{pM}{Lr} \phi_r^* i_{qs} \quad (2-15)$$



dans notre cas, les références que nous avons choisi pour appliquer cette méthode et vérifier si il y a réellement un découplage entre le flux et le couple sont :

$\Phi_{dr} = \Phi_r = 1w$  ; le couple variera de 10 à 2 N.m.





**Résultats de simulation de la commande vectorielle  
Appliquée à la machine asynchrone.**

Les résultats de simulation de la mas après orientation du flux de la fig(2-3), nous montrent :

- Qu'il y a découplage entre le flux et le couple.
- Le flux rotorique est stable en régime permanent.
- La composante en quadrature du flux s'annule ,tandis que la composante directe est égale au flux total .

Ces résultats ,nous permettent de dire que le découplage est total.

### **CONCLUSION:**

*Dans ce chapitre, nous avons modélisé la mas, en se servant du modèle de PARK et après avoir choisi le repère d'observation, nous avons déduit le modèle de la machine alimentée en courant. Par la simulation nous avons remarqué l'existence d'un couplage entre le couple et flux , ce qui rend la mas difficile pour la commande. En plus l'effet de la perturbation n'est pas diminué, donc l'utilisation de la mas en boucle ouverte est déconseillée.*

*Afin d'assimiler la mas à une machine à courant continu facile à commander, la commande vectorielle s'avert nécessaire avec un choix de l'orientation du flux rotorique. A travers ce modèle, nous relevons que la machine asynchrone est un système multivariable non linéaire et fortement couplé.*

## *Chapitre 2 :*

*Introduction aux réseaux de neurones*

*« le génie est fait de 1%  
d'inspiration et de 99% de transpiration »  
Einstein*

## 1-INTRODUCTION :

*Depuis que l'homme est sur terre, il n'a pas cessé de chercher, de découvrir et d'inventer ce qu'il lui a permis de se développer, et d'améliorer sa façon de vivre. Il faut dire que tout commence par une simple question qu'il se pose à lui-même, une curiosité qui l'intrigua en suite, il a commencé à essayer et à réessayer, à inventer...*

*Le «cerveau», c'est cette machine extraordinaire qui est la source de tout développement et avancement.*

*En effet, ce complexe biologique est composé de  $36^{364}$  neurones, chaque neurone est relié à d'autres neurones par des synapses. Un seul ne peut rien faire, c'est l'interconnexion des neurones qui permet au cerveau de réaliser des prouesses (réflexion,...). L'interconnexion de ces neurones est appelée «un réseau de neurone».*

*C'est ce système complexe que l'homme a essayé de reproduire parce qu'en copiant et imitant le vol des oiseaux, la nage des poissons, qu'il a pu fabriquer des avions, des bateaux et des sous-marins et c'est ainsi que l'homme a pu reproduire ce petit bout biologique.*

*Les premiers exemples de ce nouveau système sont apparus vers les années cinquante [5]. Le travail de Frank Rosenblatt sur le réseau de neurone appelé «perceptron» est connu comme un référentiel historique dans ce domaine. Autre exemple existant, comme le développement d'Adaline par le professeur Bernard Widrow.*

*Aujourd'hui, nous sommes témoins de la richesse et du saut technologique qu'a fait la science dans le domaine de la recherche. Nous allons essayer dans ce chapitre de parcourir ce domaine en commençant par : le modèle biologique, jusqu'aux différentes architectures et applications des RNA.*

## 1-2-NEURONE BIOLOGIQUE :

Les données proposées dans cette partie, aident le lecteur à mieux comprendre le passage des neurones biologiques vers les neurones artificiels.

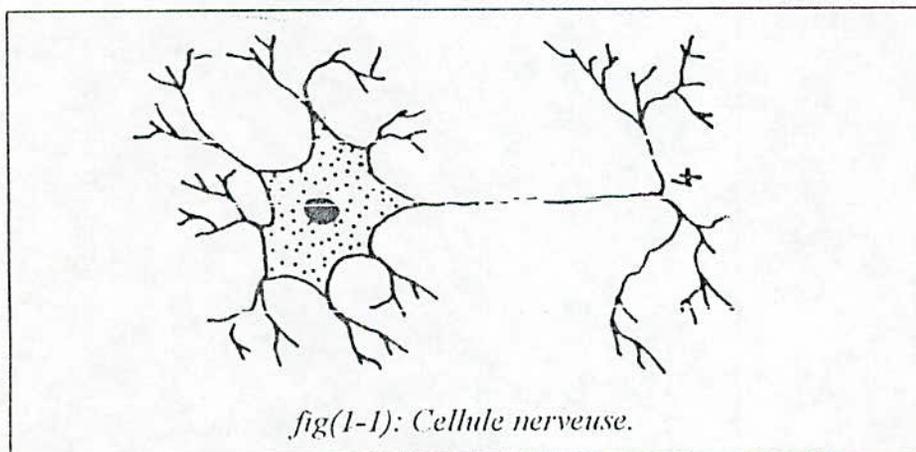
### 1-2-1- DEFINITION :

Le neurone est la cellule de base du système nerveux. Elle possède de nombreux points communs dans son organisation générale et son système biologique avec autre cellule de l'être. Cependant, elle présente des caractéristiques qui lui est propre dont elle réalise cinq fonctions spécialisées :

- Intègre ces signaux.
- Engendre un flux nerveux.
- Conduit l'influx.
- Transmet l'influx aux autres neurones récepteur.

### 1-2-2-LA STUCTURE DU NEURONE :

Un neurone est constitué principalement de trois parties : les dendrites, le soma et l'axone. Les dendrites reçoivent l'information au niveau des points de contacts avec les autres neurones. Ces points de contacts sont appelés synapses. L'information est ensuite acheminée vers le corps cellulaire ou soma ou elle est traitée. La transmission des signaux le long d'une dendrite est caractérisée par un retard et une atténuation.



*fig(1-1): Cellule nerveuse.*

### **3-MODELE ARTIFICIEL :**

#### **3-1-RESEAU DE NEURONE ARTIFICIEL : (RNA)**

Le réseau de neurone artificiel est un ensemble d'éléments très petits appelés neurone ; connectés suivant une architecture bien définie afin de réaliser des tâches différentes. Ces neurones sont introduits en s'inspirant du neurone biologique que constitue le cerveau humain qui est l'organe essentiel pour le contrôle.

Les premiers travaux sont effectués par les deux biologistes Mc Culloch et Pitts qui ont découvert le premier modèle du neurone en 1943. Plusieurs recherches sont élaborées dont d'autres chercheurs ont pu arriver à mieux détaillé le neurone.[12,22]

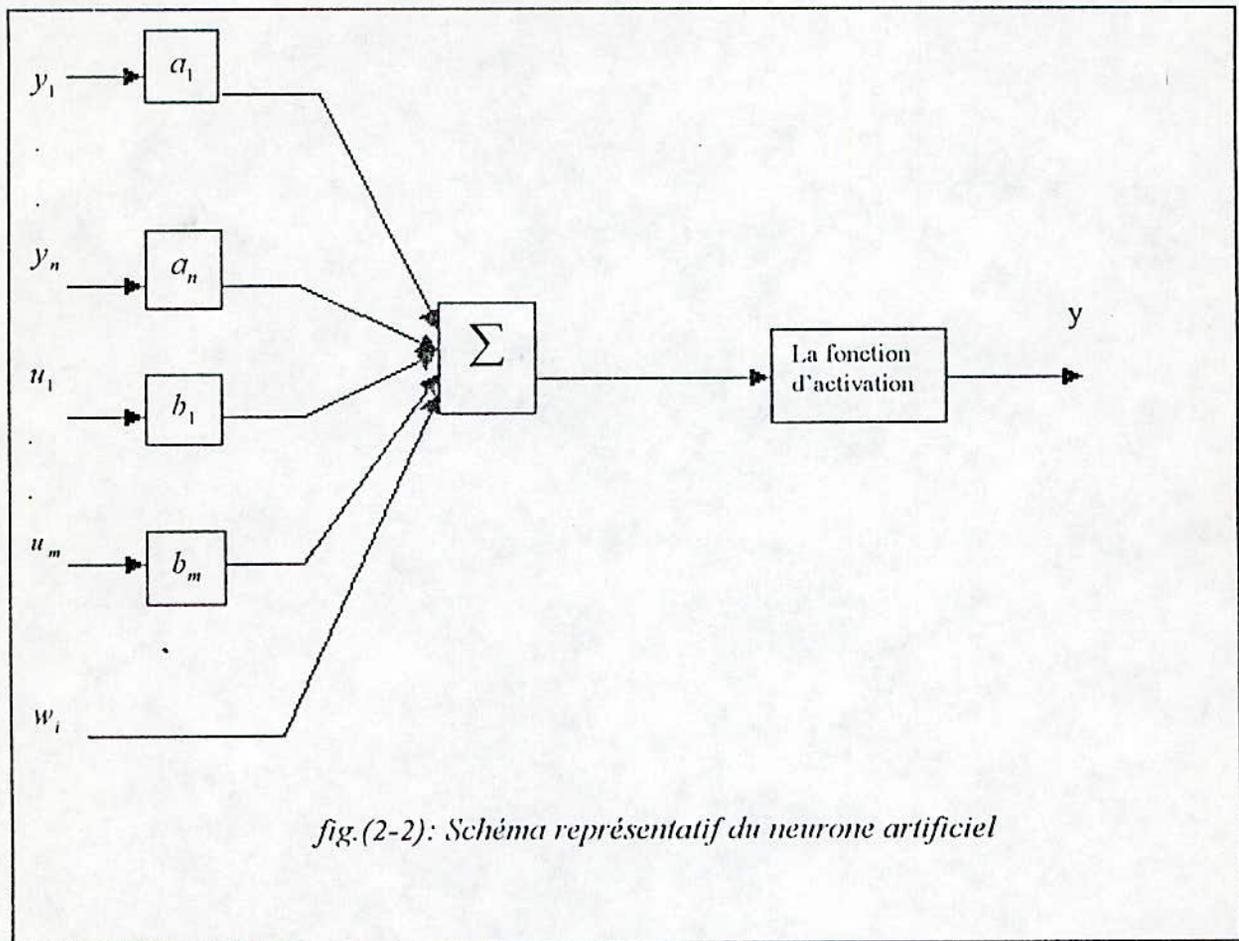
#### **3-1-1-NEURONE ARTIFICIEL : [15]**

L'élément de base d'un réseau de neurone est le neurone (par analogie avec le neurophysiologique bien dit perceptron suivant Roseblatt (1958) ou Adaline suivant Widrow et Hoff (1960)).

Le neurone artificiel est constitué de trois éléments :

- 1- Un sommateur pondéré.
- 2- Un système linéaire siso.
- 3- Une fonction d'activation (fonction non linéaire statique).

Chacun de ces éléments sera détaillé dans ce qui suit :



**a- Sommateur :**

Le sommateur est défini par l'équation suivante :

$$g_i(t) = \sum_{j=1}^n a_{ij} y_j(t) + \sum_{k=1}^m b_{ik} u_k(t) + w_i \quad (2-1)$$

avec :  $y_i$  : les sorties de tous les neurones.

$u_k$  : l'entrée intérieure.

$a_{ij}, b_{ik}, w_i$  : sont les poids du réseau.

**b- Le système dynamique linéaire SISO :**

Ce système a comme entrée  $u_i$  et comme sortie  $x_i$ , sa fonction de transfert est de forme  $\bar{x}_i(s) = H(s)\bar{u}(s)$  (par la transformée de Laplace).

Nous avons cinq fonctions pour le choix de  $H(s)$  :

$$H(s) = 1 ; \quad H(s) = \frac{1}{s} ; \quad H(s) = \frac{1}{1 + sT} \quad (1-2)$$

$$H(s) = \frac{1}{\alpha_0 s + \alpha_1} ; \quad H(s) = e^{-sT}$$

**c- Fonction d'activation :**

La fonction peut prendre des formes différentes selon l'utilisation du réseau ou sa nature qui peut être soit continue, discrète ou binaire. La fonction d'activation est en générale monotone et croissante.

**C-1-Quelques exemples de la fonction d'activation :****C-2-1- Fonction linéaire :**

$$\text{Fig-c.2.1} \quad \begin{cases} A_i = \lambda n e t_i \\ \lambda = 1 \end{cases} \quad (1-3)$$

**C-2-2- Fonction seuil :**

$$\text{Fig-c-2-2} \quad A_i = 1 \quad (1-4)$$

**C-2-3-Fonction linéaire bornée :**

$$\text{Fig-c-2-3} \quad A_i = \begin{cases} \text{Max}_i & \text{si } Net_i > \theta_i^+ \\ Net_i & \text{si } \theta_i^- \leq Net_i \leq \theta_i^+ \\ \text{Min}_i & \text{si } Net_i < \theta_i^- \end{cases} \quad \begin{matrix} \theta_i^+ = +1 \\ \theta_i^- = -1 \end{matrix} \quad (1-5)$$

**C-2-4-Fonction sigmoïde tangentielle :**

$$A_i = \tanh(Net_i) \quad (1-6)$$

Fig-c-2-4

$$\tanh(Net_i) = \frac{e^{Net_i} - e^{-Net_i}}{e^{Net_i} + e^{-Net_i}} \quad (1-7)$$

**C-2-5-Fonction stochastique :**

$$\text{Fig-c-2-5} \quad P[A_i] = \frac{1}{1 + e^{\frac{Net_i}{T}}} \quad (1-8)$$

avec T: la température.

**C-2-6-Fonction sigmoïde exponentielle :**

$$\text{Fig-c-2-6} \quad A_i = \frac{1}{1 + e^{-Net_i}} \quad (1-9)$$

Avec :

 $A_i^t$  : L'activation du neurone i au temps t. $Net_i^t$  : l'activation pondérée. $\theta_i$  : le seuil.

En générale, on utilise la fonction sigmoïde car elle peut approximer n'importe qu'elle fonction continue.

**FONCTION D'ACTIVATION :**

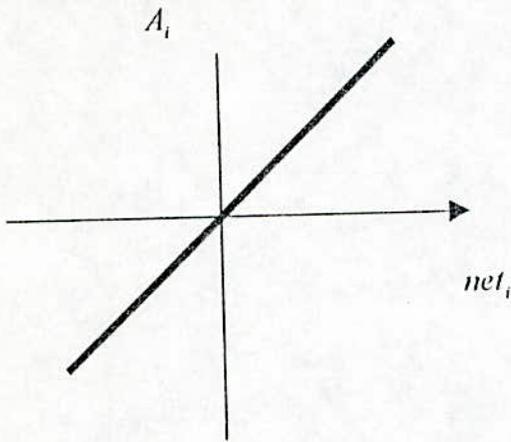


Fig-c-1-1 Fonction linéaire

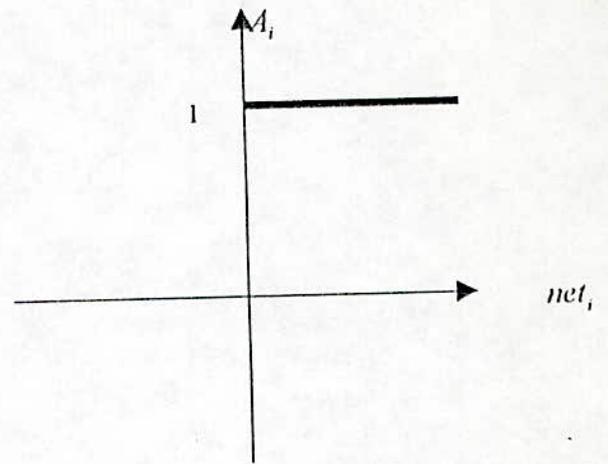


Fig-c-1-2 Fonction seuil-

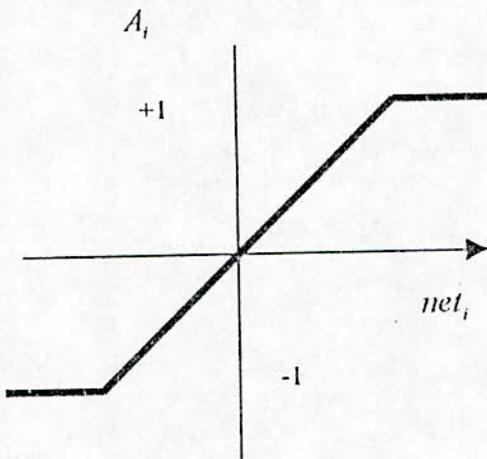


Fig-c-1-3- Fonction linéaire *bornée*

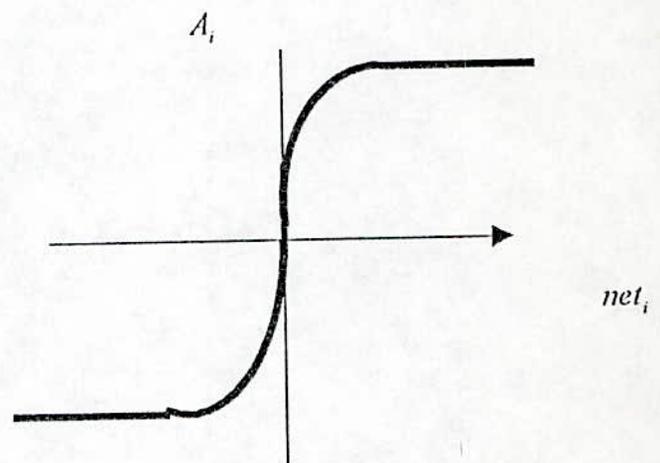


Fig-c-1-4 Fonction sigmoïde tangentielle

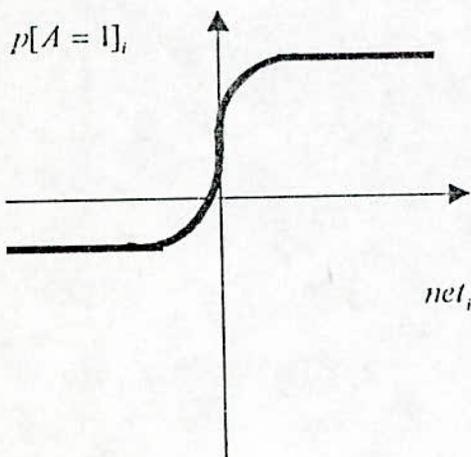


Fig-c-1-5 Fonction stochastique

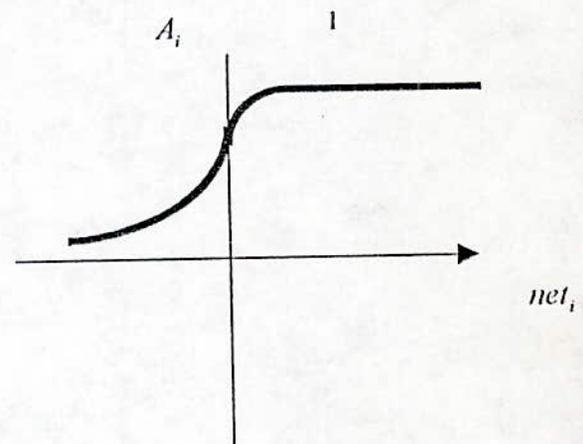


Fig-c-1-6 Fonction sigmoïde exponentielle

### 3-2-LES TYPES DU RNA :

Le réseau de neurone peut être subdiviser en deux classes :

- a- Réseau de neurone statique.
- b- Réseau de neurone dynamique.

Cette division est due aux différentes connections des neurones.

#### A - Réseau de neurone statique : [15]

Le réseau de neurone est composé d'une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches intermédiaires dites couches cachées d'où l'appellation des réseaux multicouches.

Chaque neurone dans une couche ne peut recevoir à l'entrée que les neurones des couches qui se situent en amont dans le sens entrée-sortie.

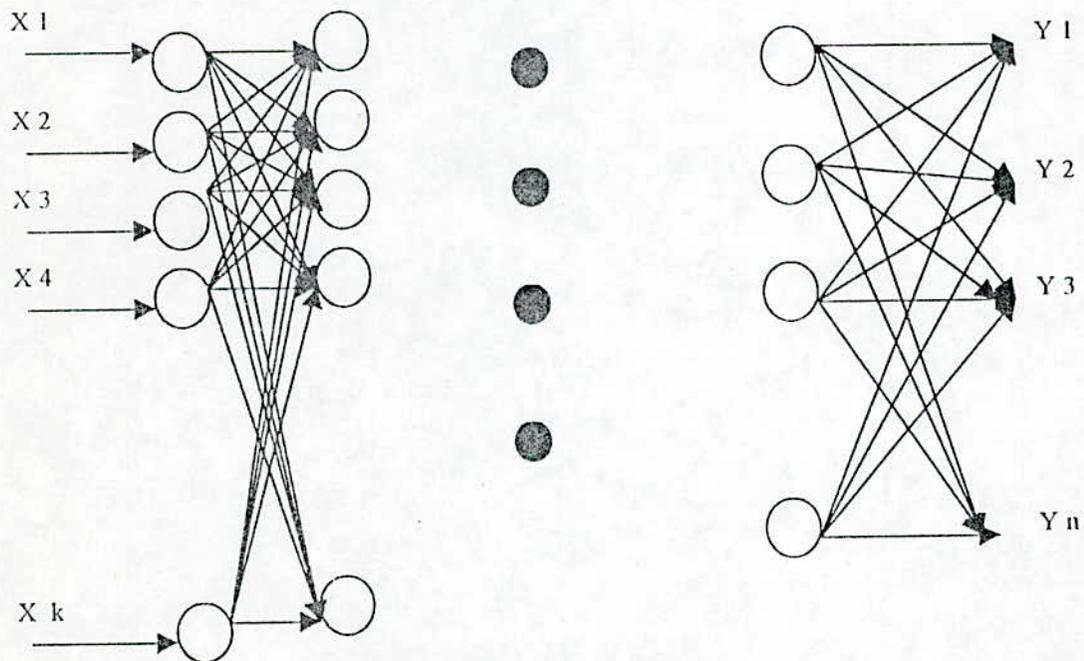
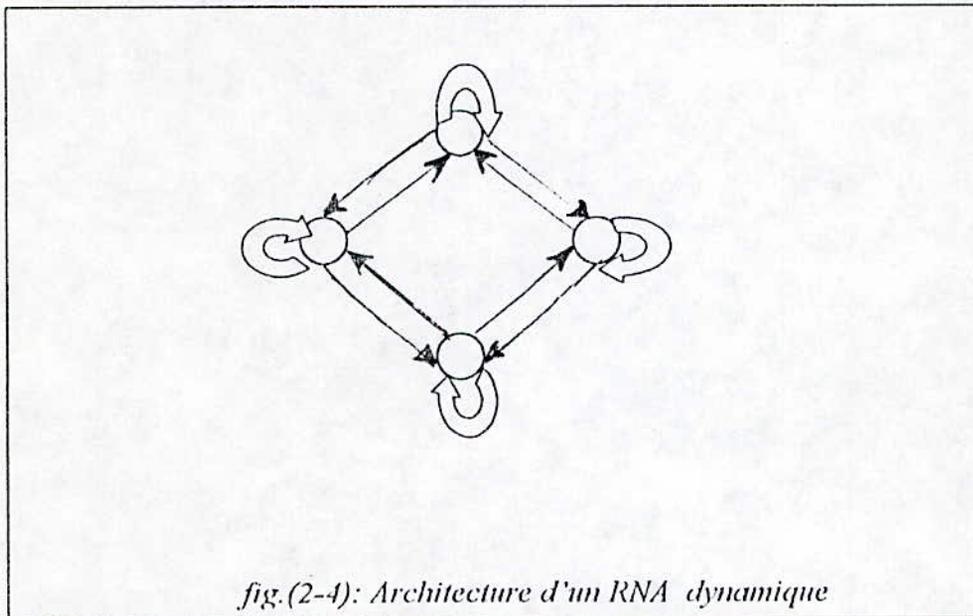


fig.(2-3): Architecture d'un RNA avec L couches cachées

### b- Réseau de neurone dynamique : [22]

Le réseau de neurone dynamique ne contient qu'une seule couche cachée. Les neurones dans ce type de réseau ont tous les bouclages possibles, même des bouclages sur le neurone lui-même. La sortie de chaque élément est réinjectée à l'entrée, grâce à des poids variables.



Le réseau de neurone dynamique est régi par l'équation suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = F(x(t), u(t), \theta) \\ y(t) = g(x(t), \theta) \end{cases} \quad (9-10)$$

F : fonction qui représente la structure du réseau.

G : fonction qui représente la relation entre les états et la sortie.

U : les entrées externes.

$\theta$  : vecteur des paramètres du réseau.

X : l'état du système

Il existe plusieurs réseaux dynamiques comme le modèle général de COHEN et GROSSENBERG représenté par l'équation :

$$\frac{dx_i}{dt} = a_i(x) \left[ b_i(x_i) - \sum_{j=1}^n c_{ij} d_j(x_j) \right] \quad \forall i = 1, n. \quad (1-11)$$

Le modèle de Mucculloch-Pitts dans le cas discret, le modèle de Hopfield qui est un cas particulier du modèle général et la machine de Boltzman qui est constituée par des éléments stochastiques.

### 3. L'apprentissage des RNA et les différents algorithmes : [14,5]

Les réseaux artificiels sont devenus largement utilisables dans les modèles de reconnaissance à cause de leurs architectures parallèles. Chaque modèle est caractérisé par sa topologie de connexion et les règles d'apprentissages. L'apprentissage est utilisé pour adapter le RNA ; il est composé de deux classes :

- Apprentissage supervisé.
- Apprentissage non supervisé.

Toutes ces notions seront détaillées ultérieurement.

#### 3-1- L'apprentissage supervisé :

Dans l'apprentissage supervisé, les paires entrées/sorties sont connues. Nous supposons que chaque exemple d'entrée soit associé à une sortie désirée. En minimisant l'erreur résultant de la différence entre la sortie  $y$  et la sortie réelle du réseau  $\hat{y}$ . Les poids du réseau peuvent être définis par la minimisation du critère :

$$E = \sum_{k=1}^{n_0} \phi(y_{1,k} - \hat{y}_{1,k}) \quad \phi : \text{Fonction continue et dérivable.} \quad (1-12)$$

### 3-1-b : L'apprentissage non supervisé :

Dans l'apprentissage non supervisé, le réseau peut apprendre sans connaître la sortie désirée. IL modifie les poids du réseau en fonction d'un critère interne. Ce type d'apprentissage est plus rapide et moins complexe que l'apprentissage supervisé, c'est pour cette raison qu'il est adapté pour les systèmes rapides ou dans le cas d'une insuffisance d'information.

Nous distinguons deux architectures de base pour l'apprentissage non supervisé :

- ART (Adaline resonance theory ).
- Feature Map de Kohonen ).

### 3-2-Les algorithmes d'apprentissage :

#### 3-2-1-Les algorithmes d'apprentissage d'un RNA statique :

L'apprentissage des réseaux de neurone statique est basé la minimisation de l'erreur quadratique

$$e^2(k) = (y(k) - \hat{y}(k))^2. \quad (4-13)$$

L'algorithme le plus utilisé est l'algorithme de «back-propagation».

#### A - L'algorithme de Back-propagation : [5] :

L'algorithme de rétro propagation de l'erreur est l'algorithme le plus utilisé pour l'apprentissage des réseaux de neurone multicouche, car il a une capacité d'apprendre à travers des modèles non linéaire.

Il a été découvert par «Werbos» en 1974, en le publiant dans sa thèse de doctorat. Autres recherches sont effectuées après, dont lesquelles en 1982, «Parker » est arrivé à un algorithme similaire nommé algorithme de la logique d'apprentissage. En 1986, «rumelhart, Hinton et William » ont développé l'algorithme de back-propagation en se basant sur les règles de «Widrows-Hoff» sur les réseaux multicouches et ils ont réussi à mettre cet algorithme plus connu.

Résumé de l'algorithme : [26]

- 1- Appliquer le vecteur d'entrée  $x_p = (x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pn})$  à la couche d'entrée.
- 2- Calculer les entrées totales de chaque neurone de la couche cachée.

$$net_{pj}^h = \sum_{i=1}^N w_{ji}^h x_{pi} + \theta_j^h$$

- 3- Calculer les sorties de la couche cachée.

$$i_{pj} = f_j^n(net_{pj}^h).$$

- 4- Passer à la couche de sortie, calculer les entrées totales de chaque neurone.

$$net_{pk}^o = \sum_{j=1}^L \omega_{kj}^o i_{pj} + \theta_k^o$$

- 5- Calculer les sorties :

$$o_{pk} = f_k^o(net_{pk}^o)$$

- 6- Calculer l'erreur de la couche de sortie.

$$\delta_{pk}^o = (y_{pk} - o_{pk}) f_k^{o'}(net_{pk}^o)$$

- 7- Calculer les nouveaux poids.

$$w_{kj}^o(n+1) = w_{kj}^o(n) + \eta \delta_{pk}^o i_{pj}$$

- 8- Adaptation des poids de la couche cachée

$$w_{ji}^h(n+1) = w_{ji}^h(n) + \eta \delta_{pj}^h x_{pi}$$

- 9- Calculer l'erreur.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (o_{pk} - y_{pk})^2$$

### B - Back-propagation avec momentum : [5]

C'est une amélioration de l'algorithme de back-propagation, en introduisant un terme d'inertie dans la connexion des poids en tenant compte de la connexion précédente. Cette approche consiste à minimiser le critère :

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum \gamma^{n-i} \|y - \hat{y}\|^2 \text{ avec } \gamma < 1; (\text{momentum}) \quad (1-14)$$

Ce critère est la somme des erreurs quadratique pondérées exponentiellement. La règle d'adaptation avec momentum est la suivante :

$$\begin{cases} \Delta w_{j,k}(n) = \gamma \omega_{j,k}(n) - \alpha \delta_j(n) x_k(n) \\ w_{j,k}(n+1) = w_{j,k}(n) + \Delta w_{j,k}(n) \end{cases} \quad (1-15)$$

Avec  $\gamma$  la constante momentum ( $0 < \gamma < 1$ ). En pratique, elle est aux environs de 0.8 ou 0.9.

### 3-2-2- L'algorithme d'apprentissage du RNA dynamique :

L'apprentissage des RNA dynamiques est effectué à l'aide des algorithmes d'apprentissage. L'entraînement d'une même structure de réseau dynamique avec différents algorithmes peut montrer une conduite dynamique différente (n'évolue pas de la même manière). Le réseau est défini en connaissant son architecture et les algorithmes d'apprentissage i.e. il est composé de deux systèmes dynamiques : la transmission et le système d'ajustement.

Il existe deux algorithmes pour l'entraînement du réseau :

#### A- Fixed point learning : [9]

Dans cet algorithme, le point d'équilibre est imposé. Pour le réseau à trois couches, l'erreur est définie par :

$$E = \frac{1}{2} \sum (y_m^k - y)(y_m^k - y) \quad (1-16)$$

avec :  $y_m^k$  : vecteur des points d'équilibre désirés.

L'algorithme d'apprentissage peut être déduit par l'application de l'algorithme de descente du gradient à ce réseau.

$$\begin{cases} h_i(k+1) = h_i(k) - r_1 \frac{\partial E(k)}{\partial h_i} \\ \omega_{i,j}(k+1) = \omega_{i,j}(k) - r_2 \frac{\partial E(k)}{\partial \omega_{i,j}} \\ b_{i,j}(k+1) = b_{i,j}(k) - r_3 \frac{\partial E(k)}{\partial b_{i,j}} \end{cases} \quad (1-17)$$

**B- Trajectory learning : [5]**

L'erreur dans ce cas est donnée par :

$$E = 1/2 \int_{t_0}^{t_1} [d(\tau) - y(\tau)]^T [d(\tau) - y(\tau)] d(\tau) \quad (4-18)$$

Avec :

$d(\tau)$  : vecteur des trajectoires désirées ;

$t_1$  : constante (technique off-line) ;

ou variable (technique on-line).

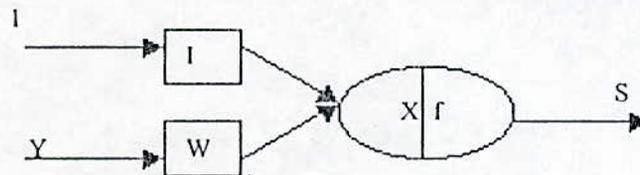
Dans le cas discret :

$$E = \frac{1}{2} \sum [d(\tau) - y(\tau)]^T [d(\tau) - y(\tau)] \quad (4-19)$$

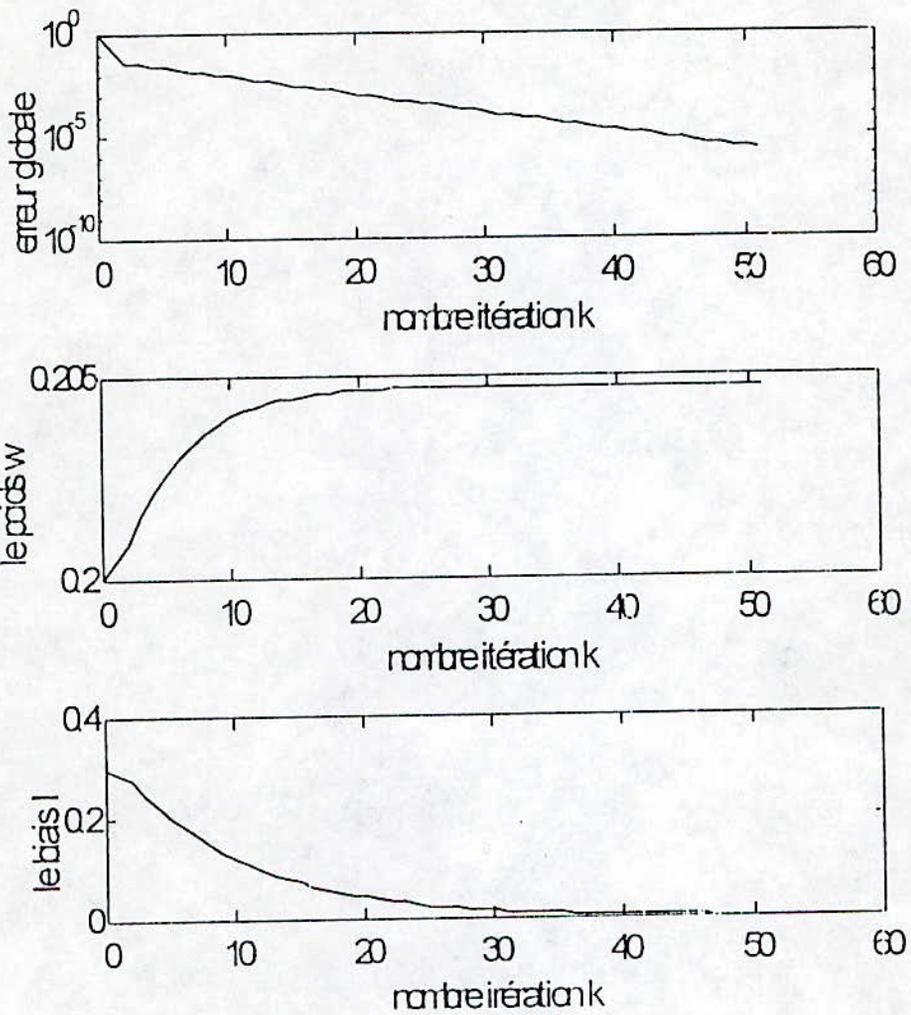
Dans cet algorithme, le réseau doit être entraîné à suivre la trajectoire désirée à chaque instant. C'est une généralisation de l'algorithme de fixed point.

**4-Exemple :**

Il existe deux principes d'apprentissage : celui qui minimise l'erreur locale, on l'appelle FFN-Pattern ; l'autre minimise l'erreur globale et on l'appelle FFN-Batch. Nous donnons un exemple qui éclaircira le dernier principe, tandis que nous utiliserons le premier au cours du troisième chapitre.



**Fig 4 : NEURONE**



Sachant que :

$E = \sum E_p$ , E : erreur globale

$E_p$  : erreur sur le p-ième exemple ;

I : le biais ;

W : le poids affecté à l'entrée.

## CONCLUSION :

*Les réseaux de neurones avec leurs différentes architectures ont connu un grand succès pour l'identification et la commande d'une grande classe des systèmes non linéaire [11]. Ce sont des architectures parallèles capables d'apprendre sans aucune programmation, simplement par apprentissage .*

*La méthode la plus utilisée est « back-propagation » (que nous avons détaillé au cours de ce chapitre ). Un tel type de réseau possède de nombreux avantages : [8]*

- 1- Il est capable de faire des séparations non linéaires.*
- 2- L'apprentissage est relativement rapide.*
- 3- Il résiste correctement aux bruits.*
- 4- Il possède une bonne capacité de généralisation (Il fait de l'interpolation et non pas de l'extrapolation).*

*Un réseau de neurone présente aussi quelques inconvénients :*

- 1- Les couches d'entrées et de sorties sont bien connues car elles sont imposées par le système, mais on ne sait pas dimensionner correctement le nombre de couches cachées et le nombre de neurones sur ces couches.*
- 2- L'apprentissage peut être ralenti, voir même stoppé, à cause des plateaux ou minimaux locaux.*
- 3- On ne peut pas prévoir le nombre d'itération nécessaire à l'apprentissage.*

*Les capacités d'adaptation sont encore peu explorées. Malgré ça, beaucoup de chercheurs sont attirés par la recherche dans le domaine des RNA, des différents domaines : Engineering, physique, mathématiques, neurosciences, biologie et psychologie. Actuellement, les recherches sont localisées sur le développement des algorithmes en utilisant un RNA multicouche avec des techniques de résolution des problèmes dynamiques et de sensibilités qui sont important pour la construction correcte d'une image ou d'une parole : c'est ce qu'on appelle la reconnaissance des formes. Et ceci est un nouveau domaine (autre que le nôtre)d'application des RESEAUX DE NEURONES. [4]*

## *Chapitre 3 :*

*Commande adaptative par réseaux de neurones.*

*« tout est dit ... tout reste à faire »  
BEET HOVEN*

## INTRODUCTION :

*Les avantages de la mas ont depuis le temps orienté les chercheurs scientifiques sur le problème de la commande de cette machine pour des applications où les autres moteurs à courant continu ou synchrone sont soit trop chers ou trop fragile. Vu la commande de ses machines, les scientifiques ont cherché d'appliquer le mode de commande des actionneurs continus en adoptant le principe de la commande vectorielle qui a permis d'assimiler la mas à une mcc. Mais la réalisation pratique de cette procédure a pu mettre en évidence les problèmes de robustesse à cause des incertitudes de modèle de la mas, ou le manque d'information sur la grandeur rotorique [6,12,13].*

*Face à ces difficultés, l'introduction des techniques modernes de l'automatique devient nécessaire. L'une de ces techniques est la commande par réseau de neurone, car le RNA est connu par sa capacité d'approximer les fonctions non linéaires, d'apprendre à travers un exemple et il est capable de traiter plusieurs données pour formuler une décision ou donner un modèle de reconnaissance. En particulier, la technologie neuronale offre plus de bénéfice dans le domaine de la commande adaptative. Les différents réseaux utilisés sont en générale de type feedforward tel le réseau statique que nous avons utilisé ou les réseaux RBI (radial basis function).[5, 14, 15,9]*

*Dans ce chapitre, nous allons utiliser cette technique pour l'asservissement de la vitesse de la mas. Pour cela, plusieurs structures sont proposées:*

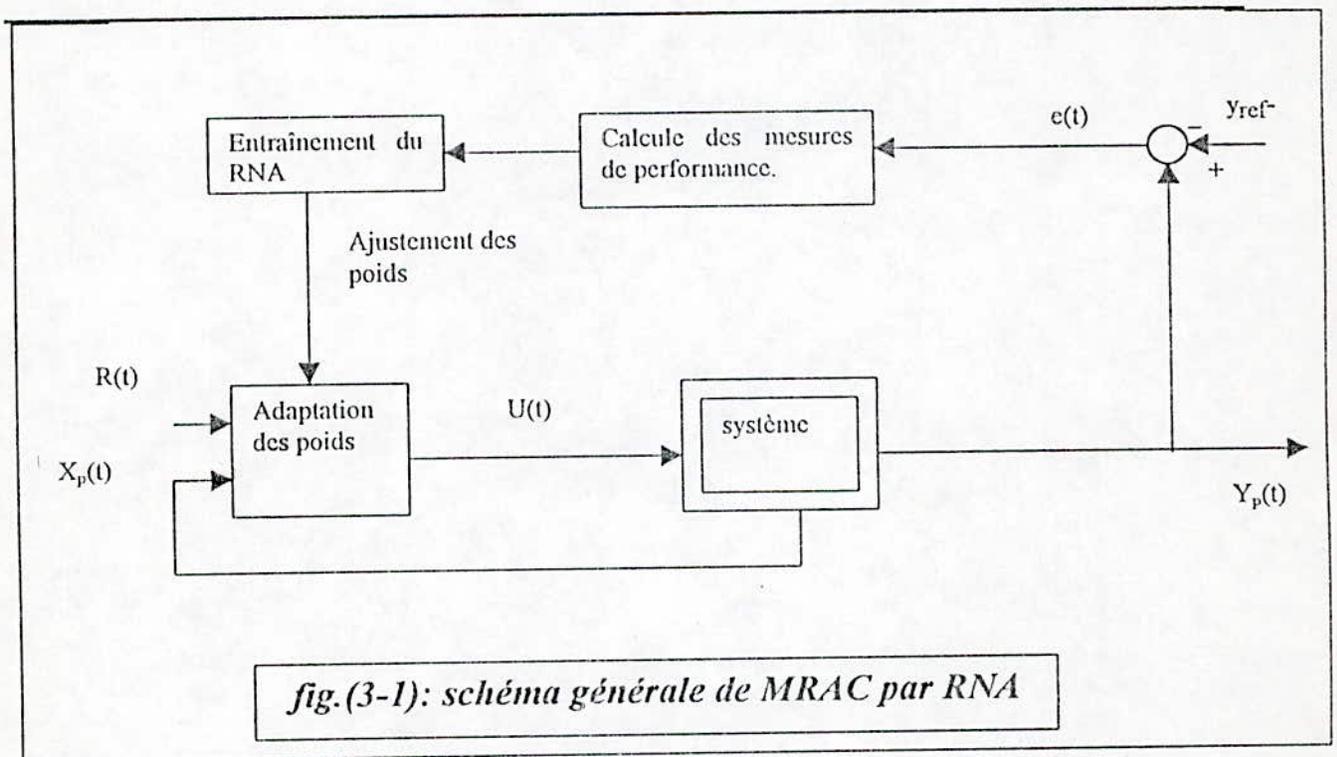
- Structure de Lewis*
- Structure de Lightbody/Irwin*
- Structure de Siri/El-Sharkawi*

*L'objective de ces commandes est de faire suivre la vitesse du système une référence proposée.*

### 1-La commande adaptative par modèle de référence :

#### 1-1 Structure générale:[2, 3, 1, 16 ]

Le schéma de la commande à modèle de référence a été originalement proposé par Whitaker (1958). Le modèle de référence n'est autre qu'une réalisation de la fonction de transfert désirée du système de commande en boucle fermée. La différence entre la sortie du système et la sortie du modèle de référence est une mesure de la différence entre la performance réelle et la performance désirée[17]. Cette information est utilisée par le RNA pour ajuster les poids ensuite produire la loi de commande. L'un des schémas de commande est présentée par la fig.(3-1):



#### 1.2 L'architecture du réseaux de neurones :

Dans la théorie, il n'existe pas de méthode systématique pour déterminer le nombre de couches ou le nombre de neurones par couche. Mais il a été démontré qu'un réseau possédant

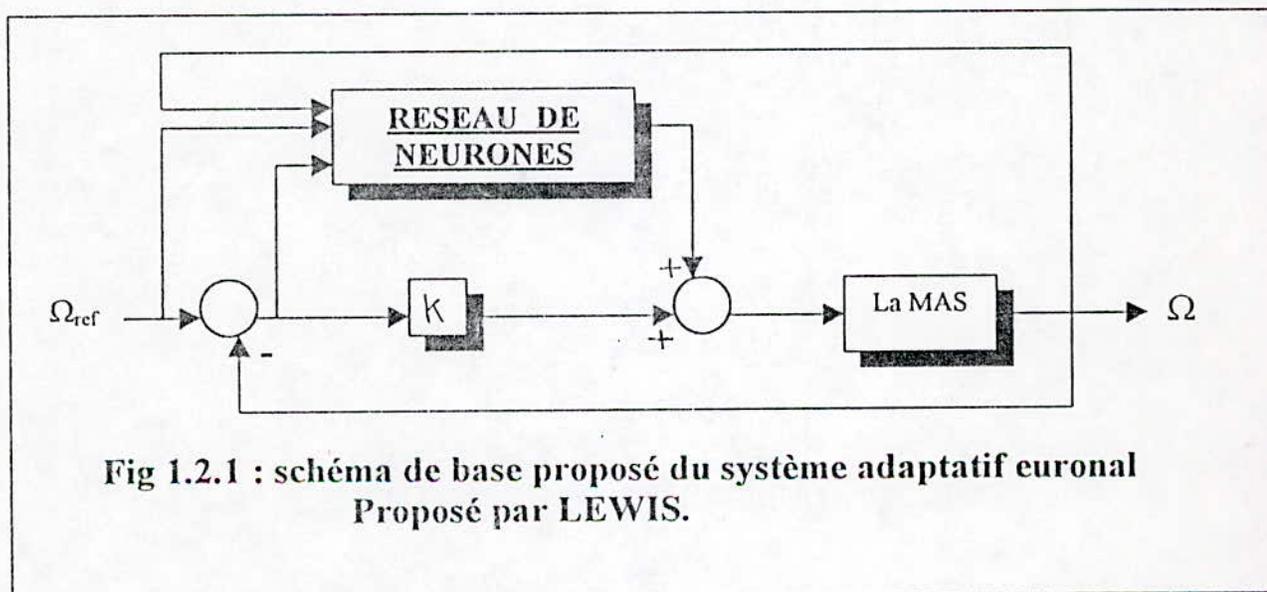
une seule couche cachée suffisamment large de neurones à activation sigmoïde permet d'approcher n'importe quelle fonction continue avec une précision arbitraire[18,19,17,20]. Dans la pratique, une ou deux couches cachées sont utilisées[20]. Pour ce qui concerne le nombre de neurones dans la couche cachée, pour chaque méthode, ils seront récapitulés dans l'annexe B.

### Le choix de la fonction d'activation :

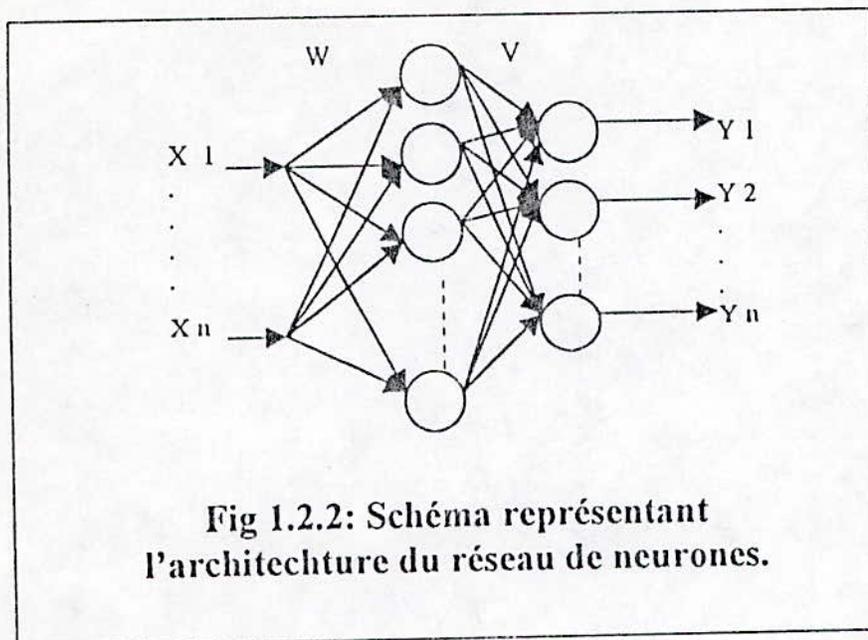
La fonction d'activation  $f(\cdot)$  du neurone est une fonction monotone non décroissante. Cette fonction que nous avons déjà présentée dans le chapitre (2) a pour rôle délimiter l'activité du neurone tout en gardant sa continuité, elle peut être, une fonction de type sigmoïde : une tangente-hyperbolique, logsigmoïde. En sortie du réseau, la fonction linéaire est la plus souvent utilisée. Ceci a pour but de rendre cette sortie libre de pouvoir prendre toutes les valeurs possibles désirées. Pour ces raisons, nous étions amenés à choisir la fonction d'activation de la couche cachée: la tangente-hyperbolique, et la fonction identité pour la couche de sortie[20].

### 1-3- La méthode de LEWIS : [21,22]

Nous avons essayé d'appliquer l'algorithme d'adaptation des poids du réseau de neurones, dans le cas on-line, proposé par LEWIS dans le domaine du robotique, à la machine asynchrone, toujours pour asservir la vitesse rotorique, le schéma de commande utilisé est le suivant :



Le réseau de neurones proposé est le suivant :



La loi d'adaptation du réseau de neurones est :

$$W = F \cdot \sigma \cdot e^T$$

$$V = G \cdot x \cdot (\sigma^T \cdot W \cdot e)^T$$

Sachant que :

$\sigma$  : la fonction d'activation (la sigmoïde) ;

$W$  : les poids de la couche cachée ;

$V$  : les poids de la couche de sortie ;

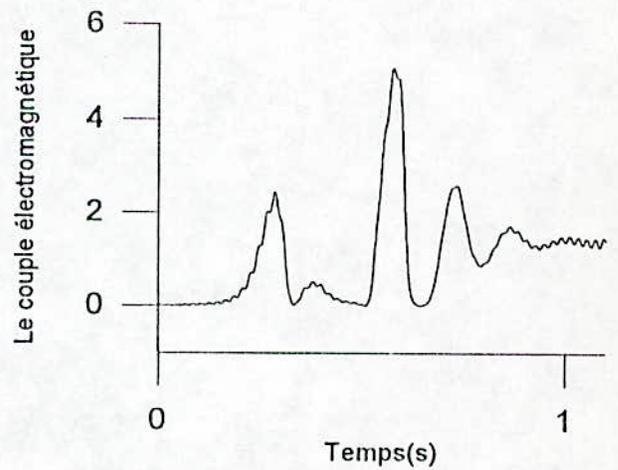
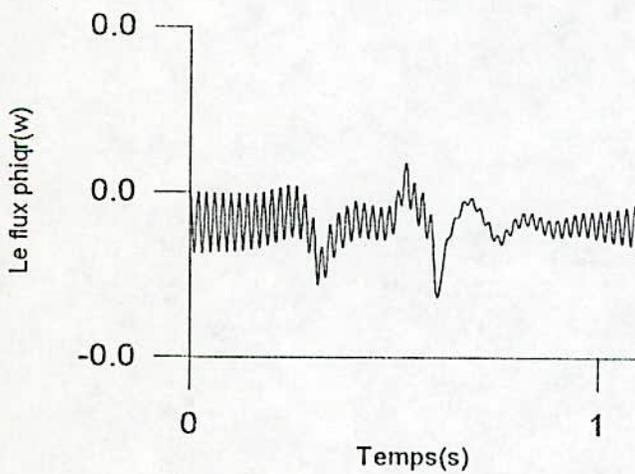
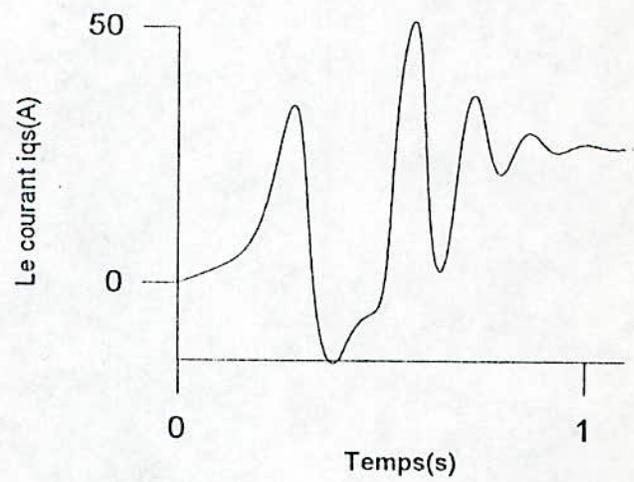
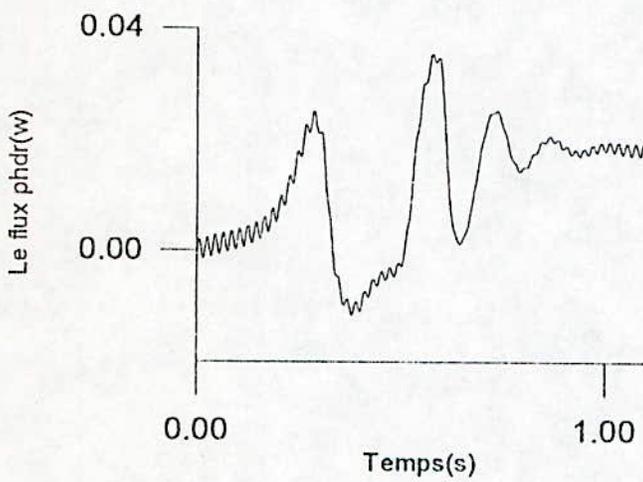
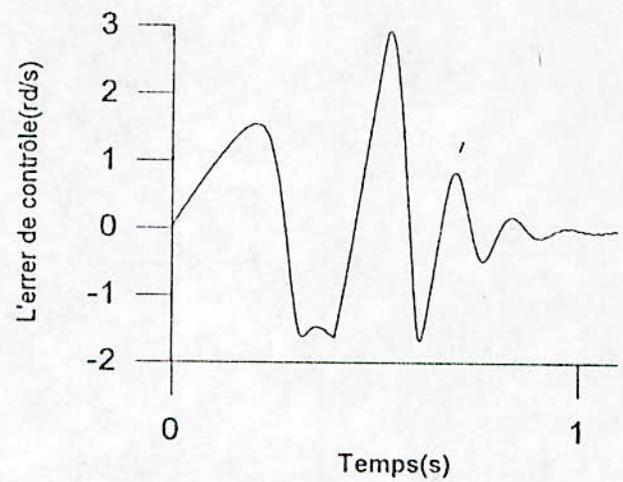
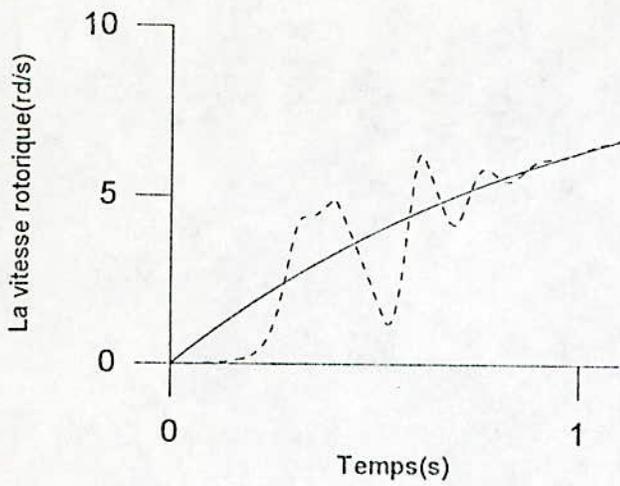
$X$  : fichier d'entrée ;

$Y$  : fichier de sortie.

Une remarque très importante concernant cette méthode, est que la preuve de stabilité de cette loi de commande, démontrée par LEWIS, est basée sur la dynamique propre du robot [21]. Ce qui nous a poussé à l'utiliser pour la machine est du fait que ça était proposé comme perspective dans le mémoire[22].

Nous allons tester cette méthode en utilisant une référence simple à savoir  $1/(s+1)$ . Si le test est bon, nous changerons la référence, et nous essayerons de la valider par des tests de robustesse.

Les résultats de simulation sont les suivants :



**Résultats obtenus par simulation en appliquant la méthode de LEWIS**

### Interprétation des résultats de simulation :

Après avoir appliqué la méthode de LEWIS, nous avons pu constater que, malheureusement, cette méthode ne peut s'appliquer à la machine asynchrone, bien que la poursuite du modèle de référence (nous avons choisi un modèle de référence du premier ordre simple:  $1/(s+1)$ ), n'est pas parfaite au début mais au fur et à mesure l'erreur diminue, et la sortie du système suit la référence. Malgré cela, nous rejetons cette méthode à cause de la commande qui est irréalisable. De ce fait, nous nous sommes contentées d'un essai, sans être obligées de faire les tests de robustesse pour valider la méthode.

#### 1-4 Structure de Lightbody/Irwin:

En utilisant le schéma de commande de la fig, il faut d'abord un apprentissage pour avoir la loi de commande désirée. De cette manière, il y aura une instabilité dans la commande neurale [17]. Pour améliorer notre commande un autre schéma est proposé, en ajoutant un bloc de gain fixe qui sert à stabiliser le système et à produire la commande

Fig (3-2).

Etant donné que notre objectif est d'asservir la vitesse rotorique alors cette loi de commande ne peut être que le courant iqs. Elle est donnée par l'équation(3-1):

$$i_{qs}(t) = k_r r(t) - k^T x_p(t) + u_{nel}(t) \quad (3-1)$$

Avec :

$$U_{nel}(t) = f(x_p(t), x_m(t), r(t)) \quad (3-2)$$

$f$  : fonction d'activation des neurones de la couche de sortie.

$x_p$  : les variables d'état du système.

$x_m$  : les variables d'état du modèle de référence.

$K_r, k$  se sont des gains fixes.

Le schéma de commande est le suivant:

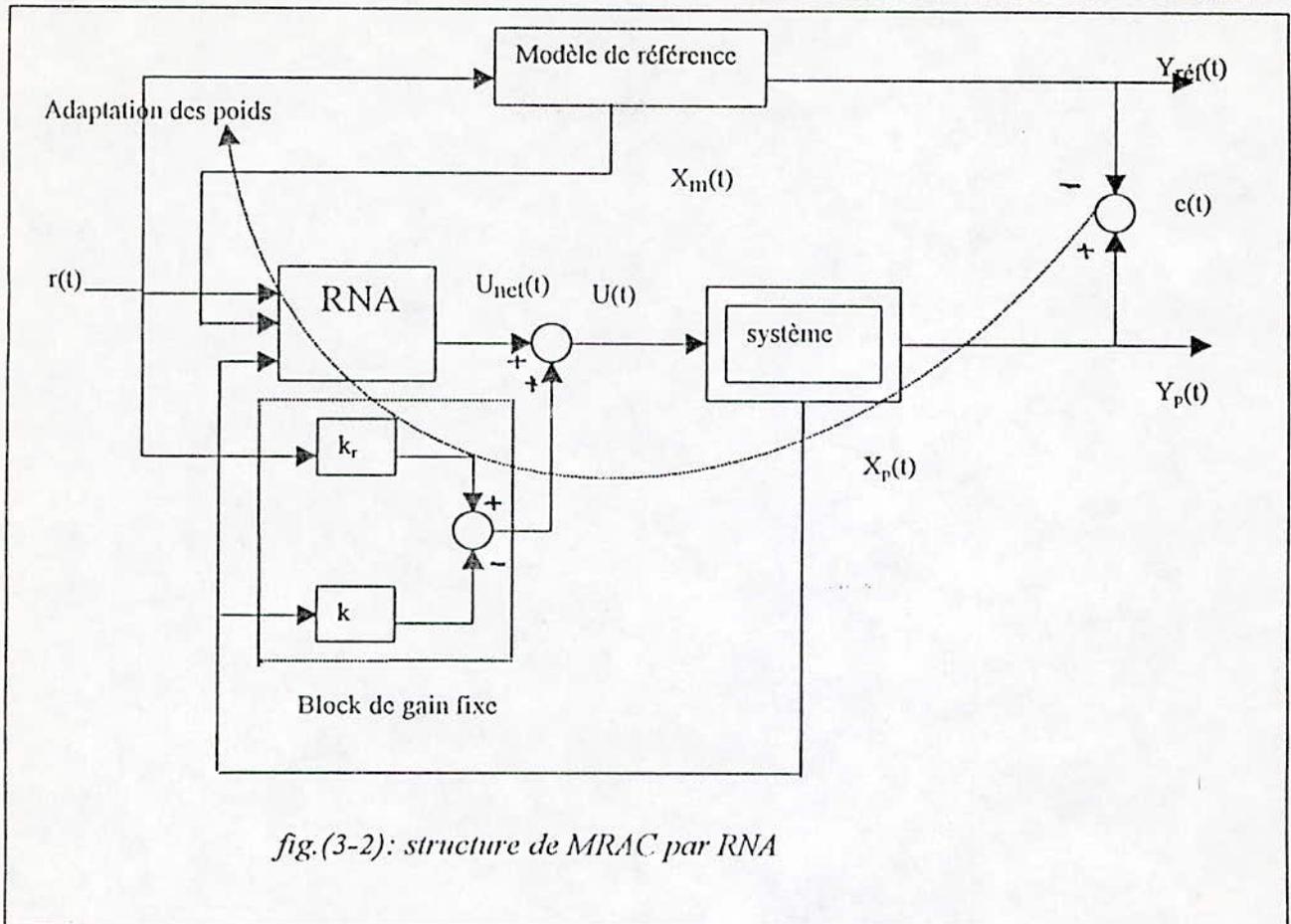


fig.(3-2): structure de MRAC par RNA

Le réseau utilisé est un réseau statique avec une seule couche cachée. La fonction d'activation des neurones de cette couche est la «tangente hyperbolique», et celle des neurones de la couche de sortie est « l'identité ».

Les poids sont adaptés afin de minimiser l'erreur  $J(w(k))$  entre la sortie désirée et la sortie du réseau ( $J(w(k)) = \frac{1}{2}(y_p(k) - y_{ref}(k))^2 = \frac{1}{2}e(k)^2$ ), en utilisant l'algorithme de descente du gradient :

$$g(k) = \frac{\partial J(w(k))}{\partial w(k)} \quad (3-3)$$

Puisque le système à commander est situé entre le réseau et l'erreur, il est nécessaire de développer une technique qui permet à l'erreur de se propager à travers le système.

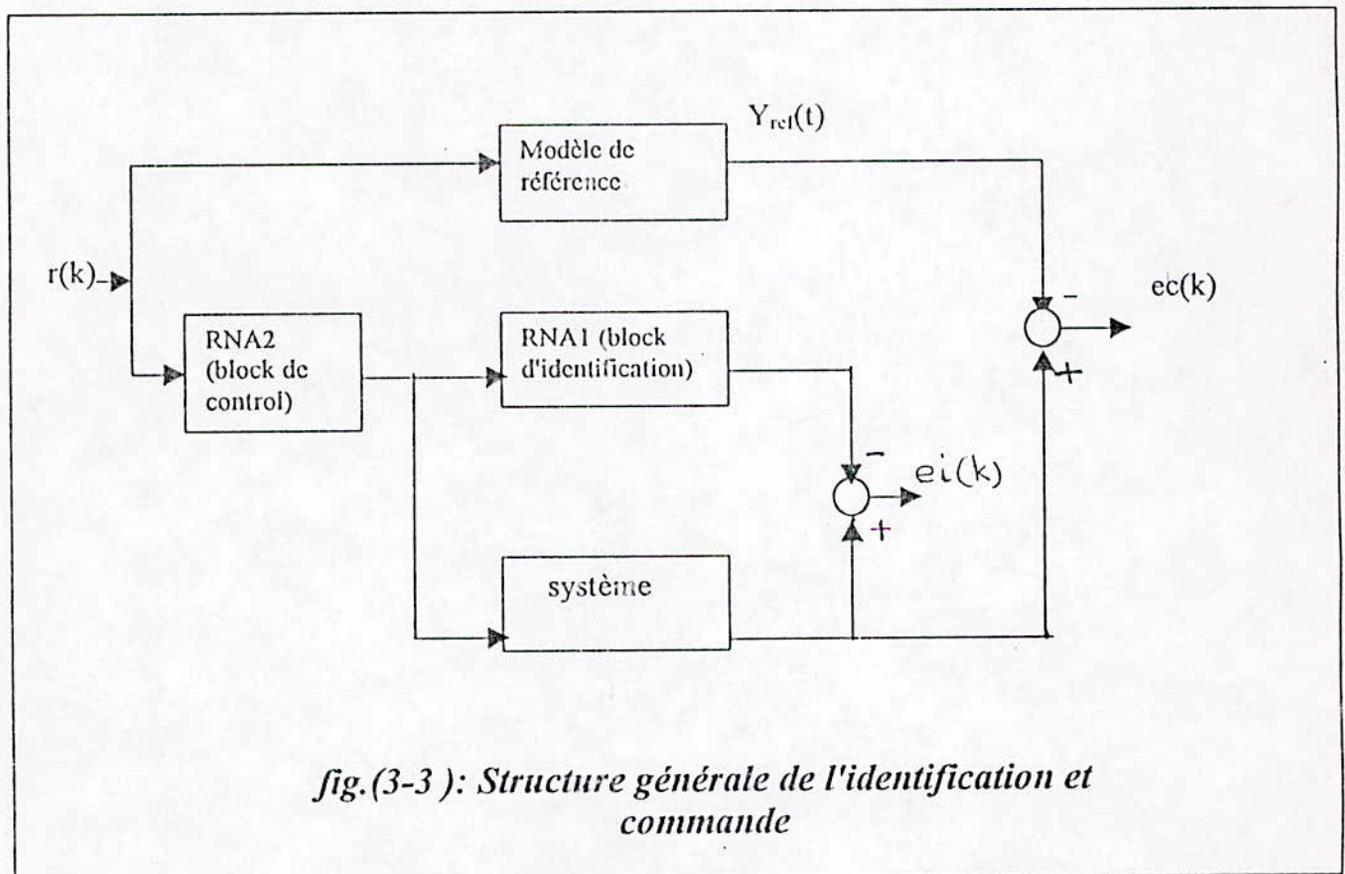
En connaissant le Jacobien du système et avec une chaîne de développement des dérivées partielle ; les poids sont ajustés par :

$$w(k+1) = w(k) - \eta \left[ \frac{\partial y_p(k)}{\partial u_{net}(k)} e(k) \right] \frac{\partial u_{net}(k)}{\partial w(k)} \quad (3-4)$$

## 2- Identification et commande de la mas par RNA :

### 2-1 Structure générale: [23]

Nous donnons d'abord le schéma général de l'identification et commande d'un système à la fig.(3-3) qui est développé par Siri/El-Sharkawi pour la commande d'un DC moteur. C'est la même structure que nous avons utilisé pour la simulation de la mas.



La figure 3.3 présente la structure de l'identification et de commande de la mas. Ce schéma est similaire au schéma de MRAC indirect. Les deux réseaux sont des réseaux statiques dont les poids sont adaptés par l'algorithme de back propagation.

La machine est en premier lieu identifiée par un RNA, les poids obtenus après ajustement sont alors utilisés par le réseau de commande qui produira le couple de référence qui permettra à la vitesse du système de suivre la trajectoire désirée. L'expression du couple de référence est donnée par :

$$U(k) = [ -f(y_p(k), y_p(k-1)) + k_1 y_p(k) + k_2 y_p(k-1) + r(k) ] / \epsilon \quad (3-5)$$

Avec  $r(k)$  l'entrée du modèle de référence, tirée de l'équation :

$$Y_m(k+1) = k_1 y_m(k) + k_2 y_m(k-1) + r(k) \quad (3-6)$$

## 2-2 schéma de commande spécifié :

Le schéma de commande proposé à la fig 3.3 ne suffit pas seul pour la commande et l'identification d'une manière stable [2]. Un autre schéma de commande plus stable est alors suggéré :

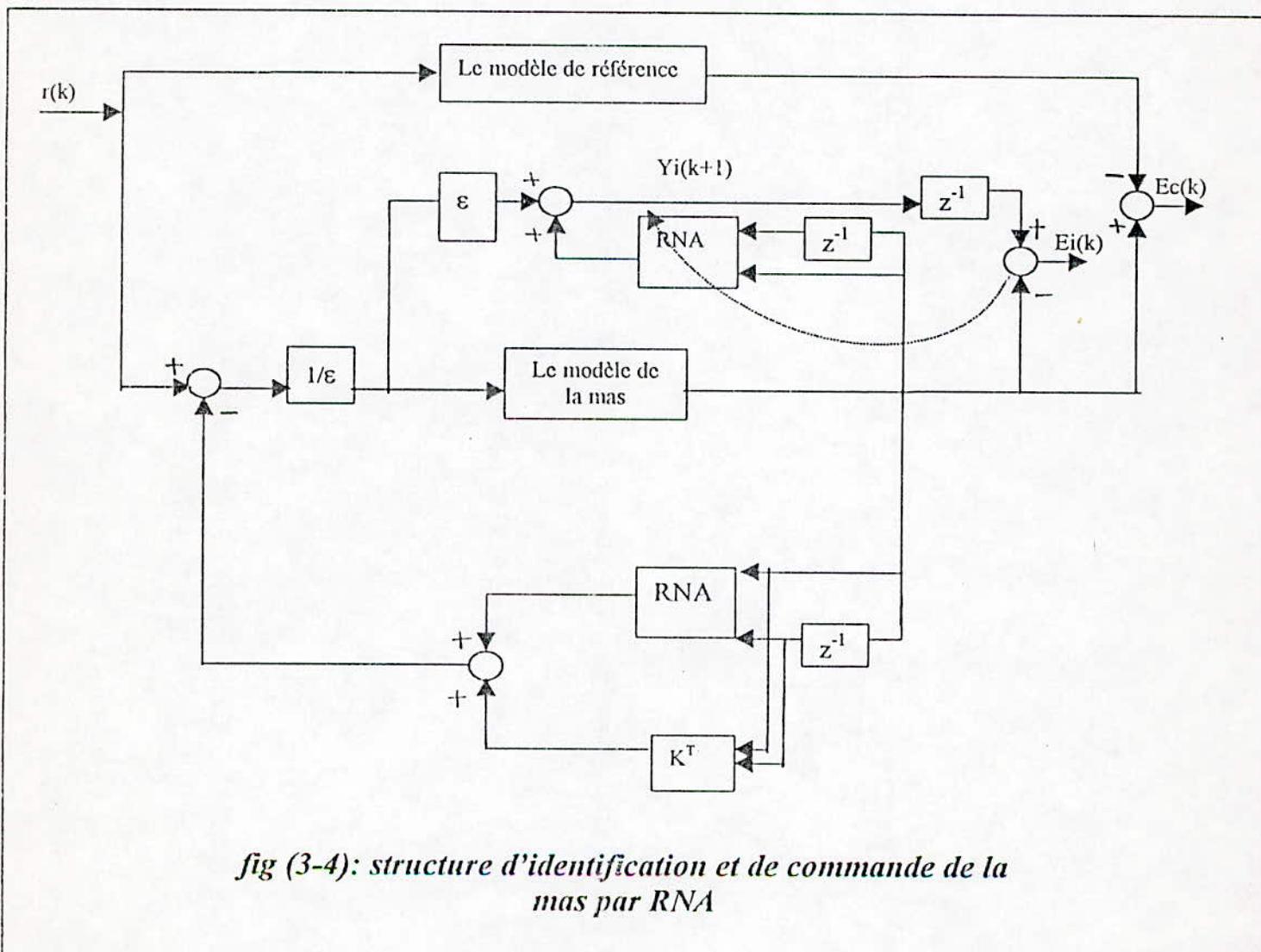


fig (3-4): structure d'identification et de commande de la mas par RNA

### **3- Influence des paramètres de la mas:**

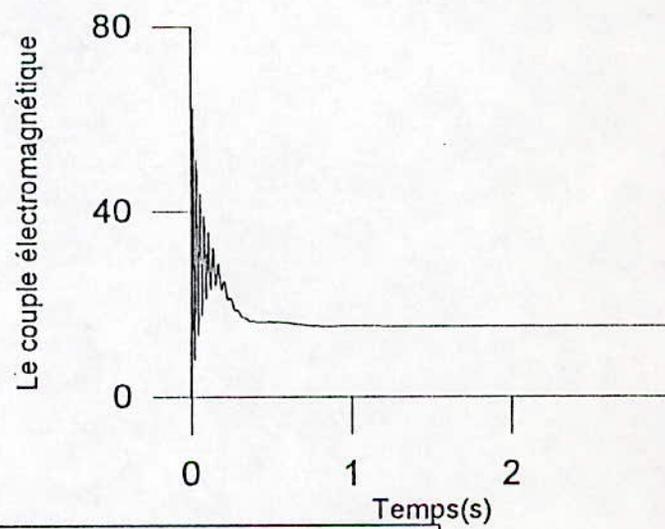
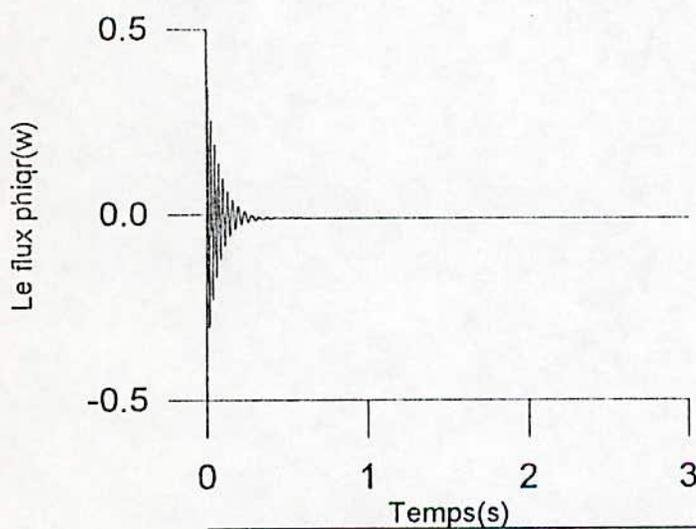
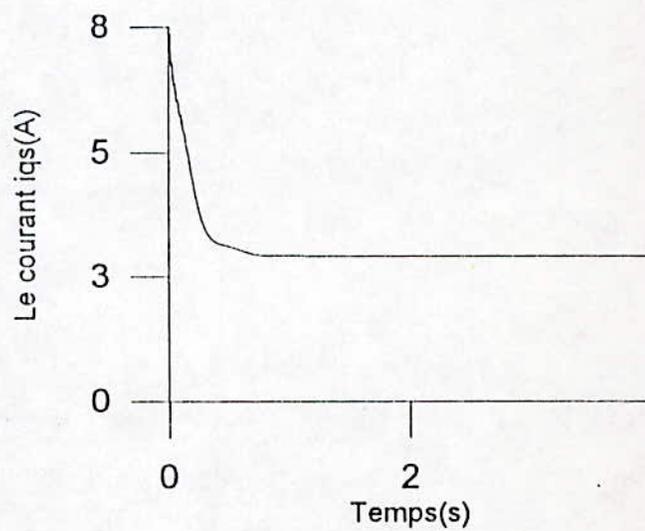
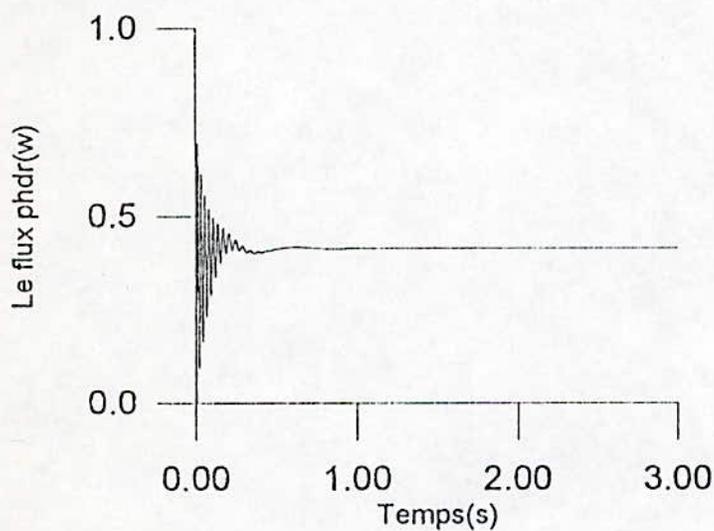
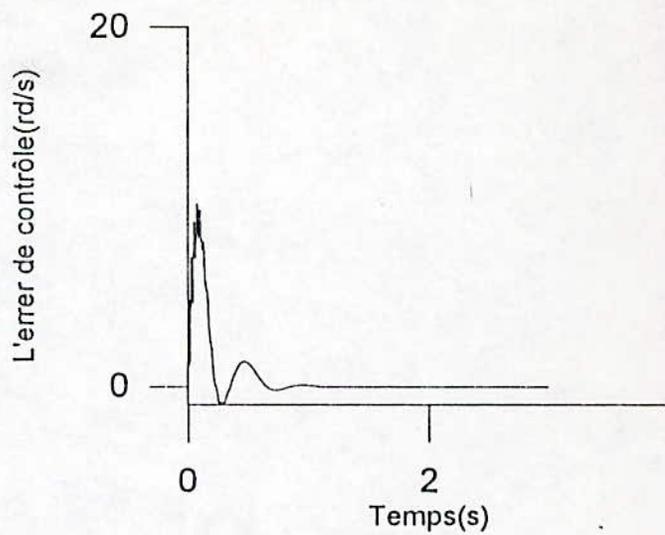
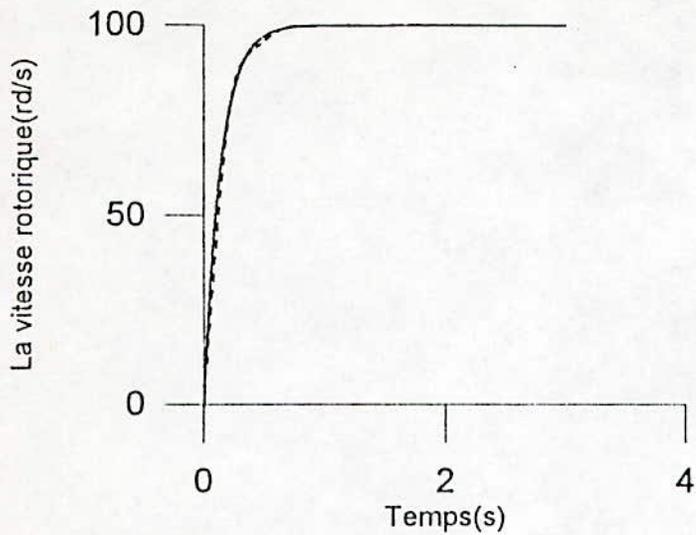
Les paramètres de la mas ( surtout la résistance rotorique) peuvent varier suite à des échauffements excessifs, à des fréquences d'alimentation élevées ou encore à cause de la saturation du circuit magnétique. D'après l'équation (1-11) nous pouvons constater que la constante de temps intervient directement dans les équations de couple et de flux. Cependant, le problème qui se pose est que les paramètres du modèle, en particulier ( $T_r=L_r/R_r$ ), ne correspondent plus aux paramètres de la mas. Ce qui nécessite une étude par simulation des structures de commande en prenant en considération ces changements.

D'autre part, la charge que va subir la machine n'est pas toujours connue a priori.

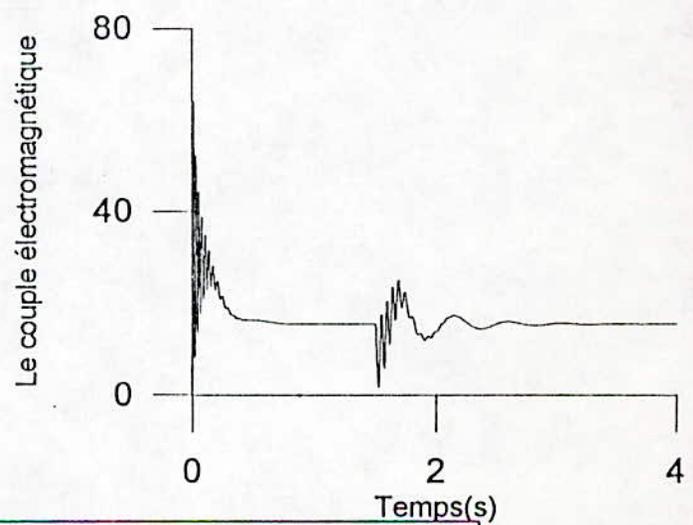
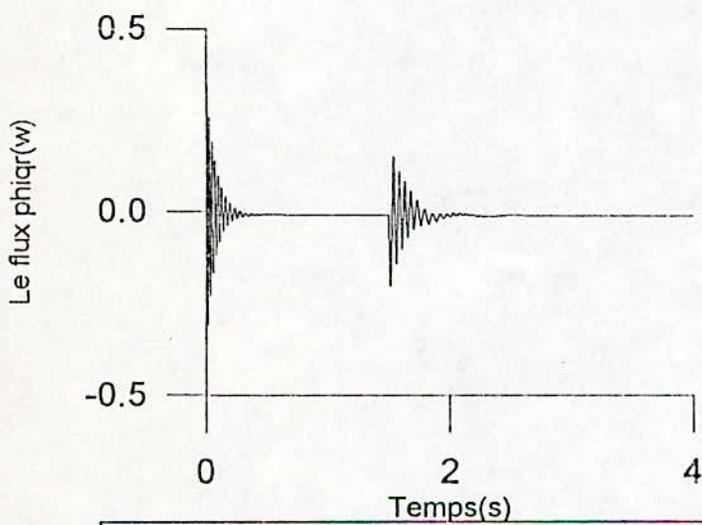
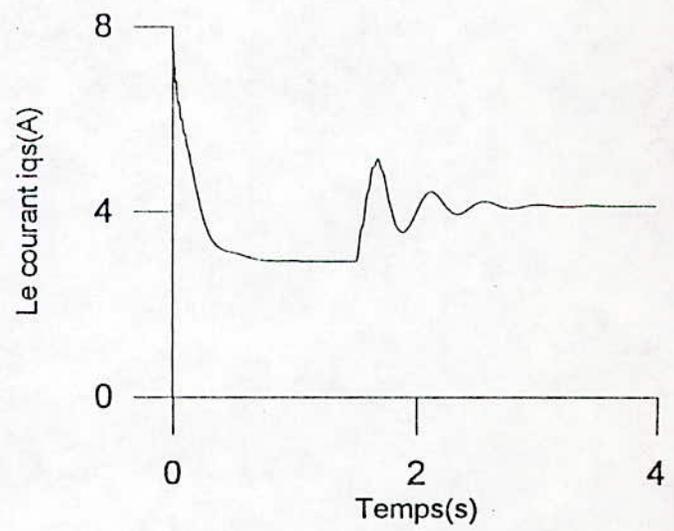
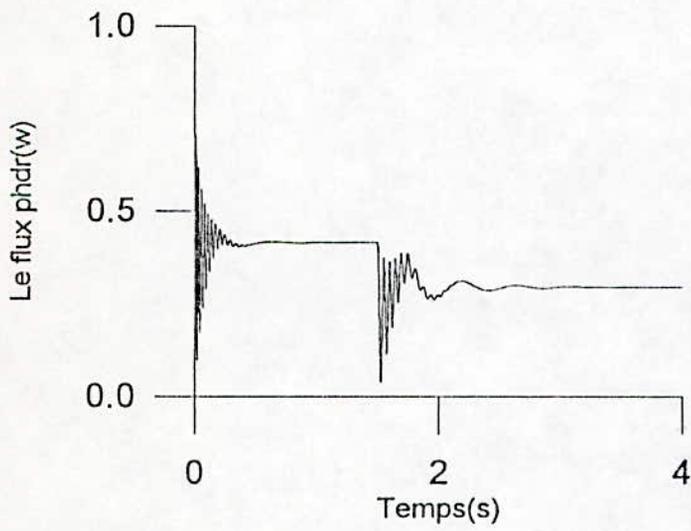
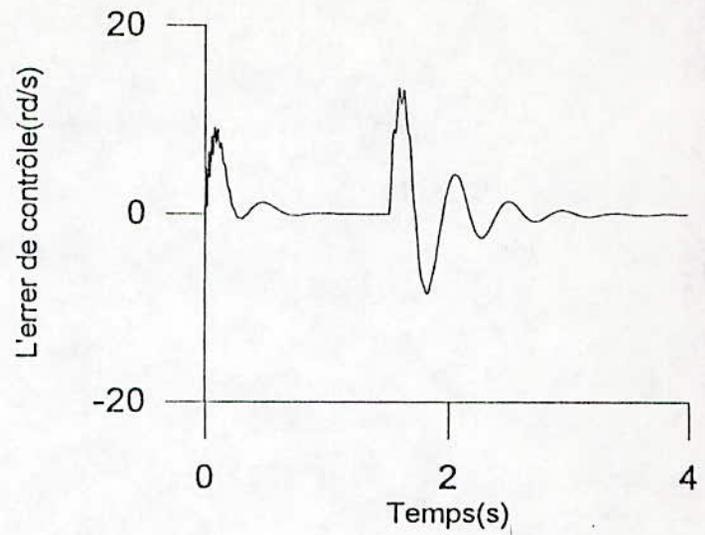
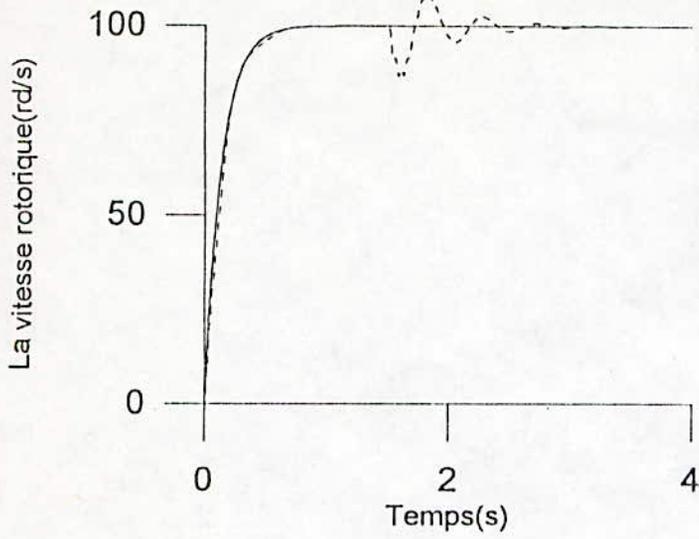
Pour cette raison, nous étions amenés a faire subir la mas deux genres de tests :

- une variation vis à vis la résistance rotorique
- une variation vis à vis la charge.

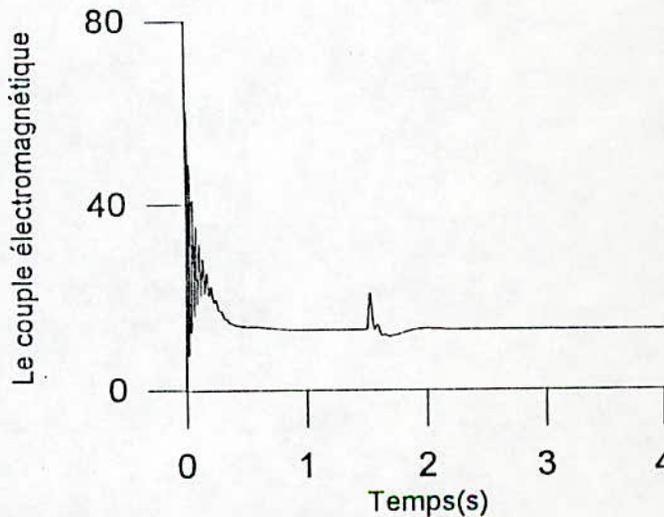
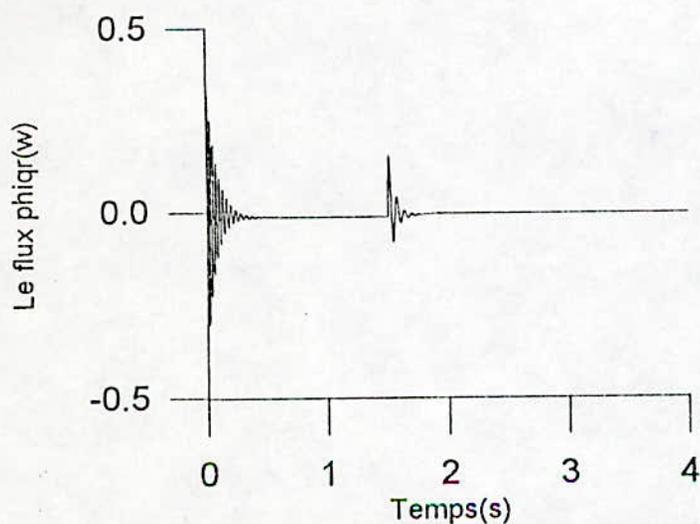
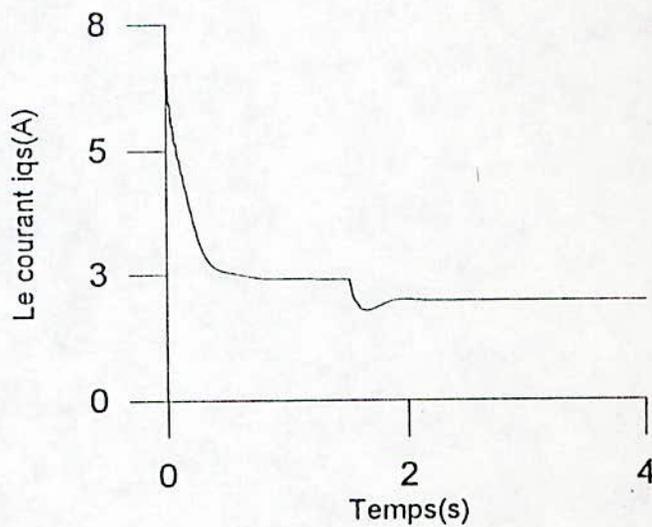
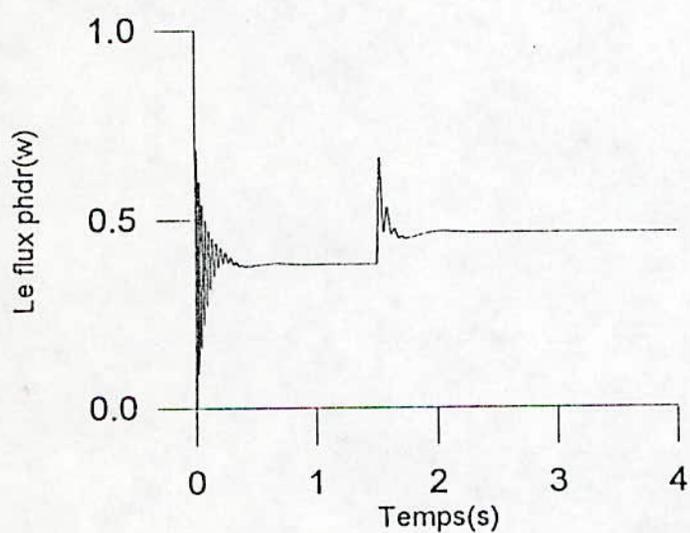
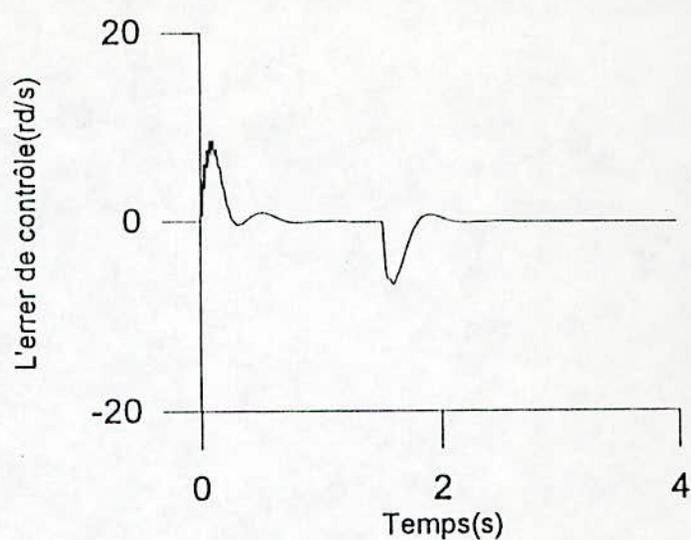
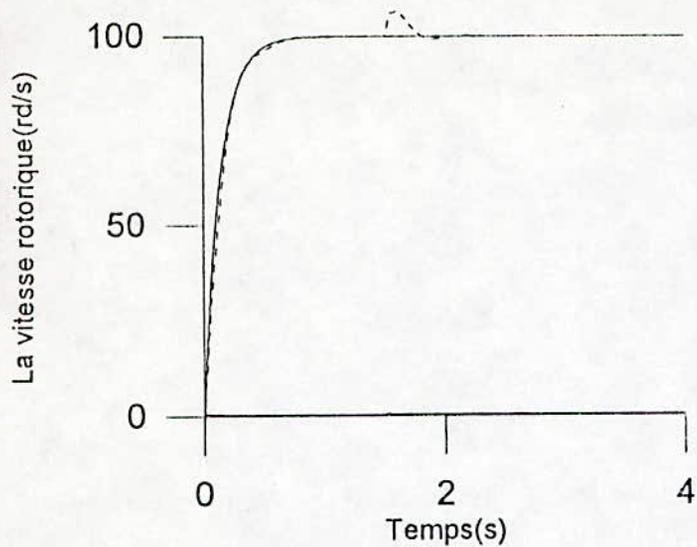
Les résultats de simulations sont :



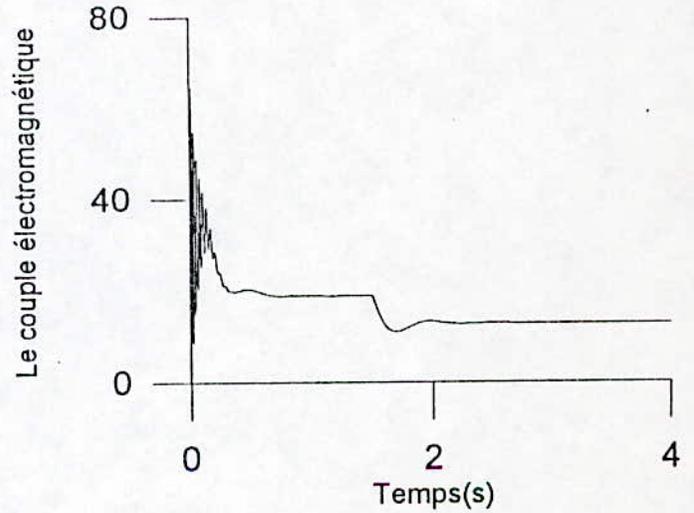
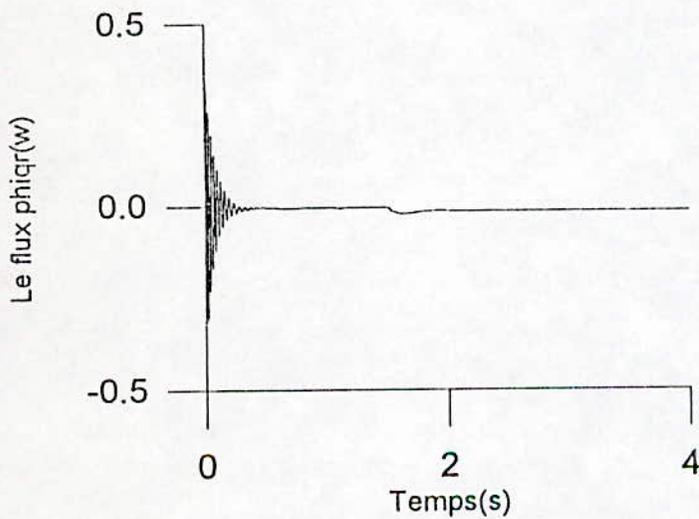
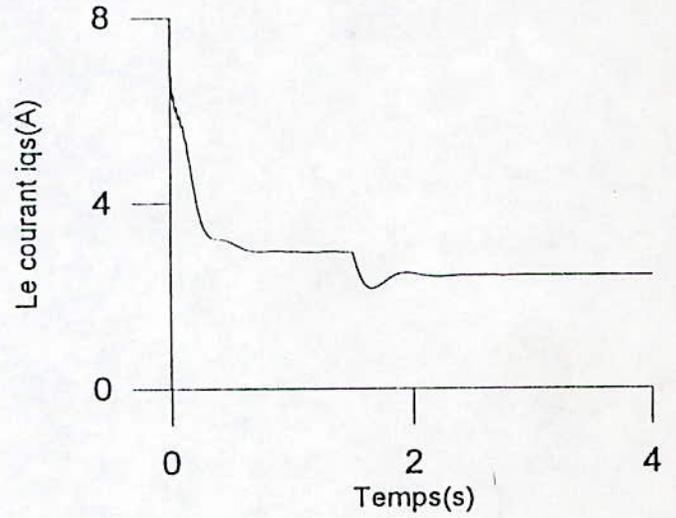
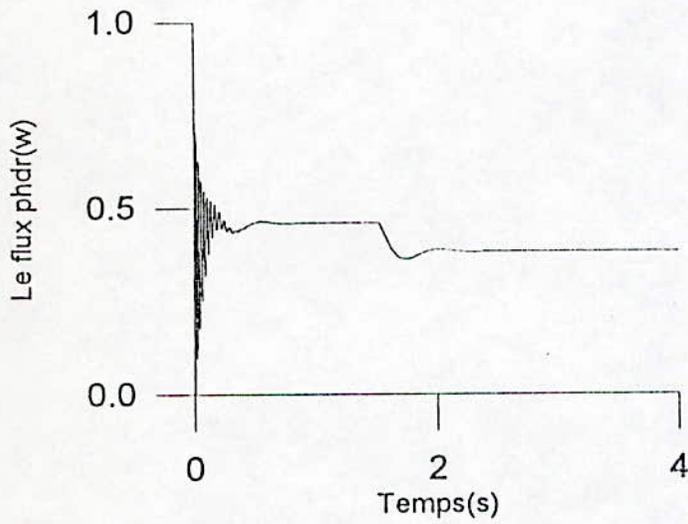
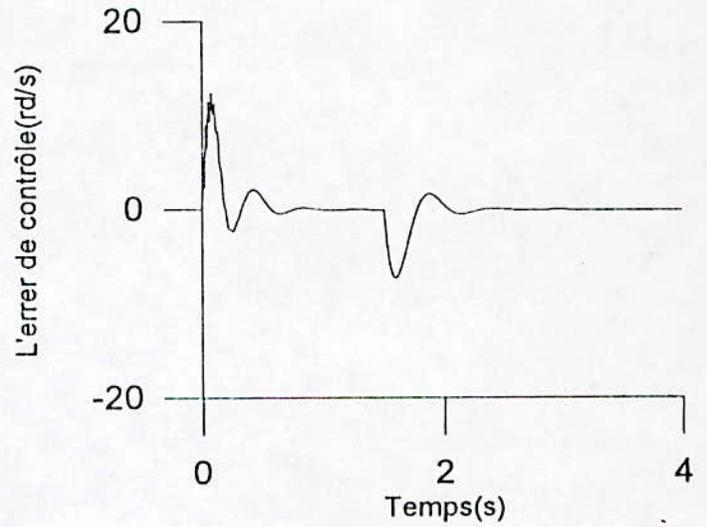
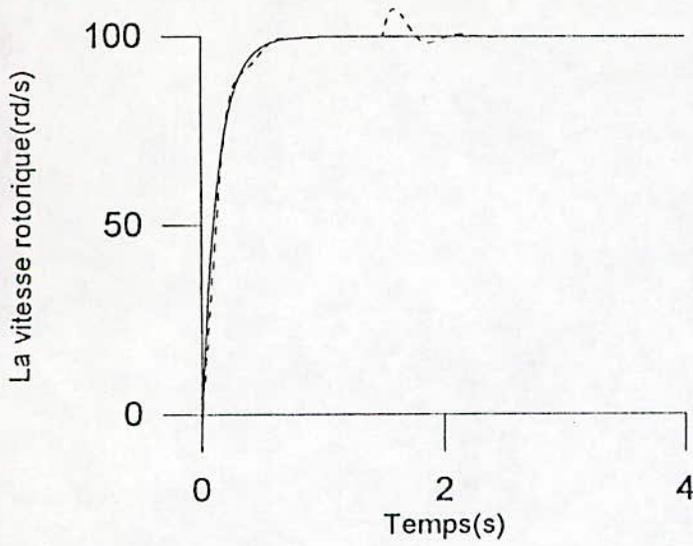
Résultats de simulation obtenues par la méthode de Lightbody/Irwin appliquée à la MAS.



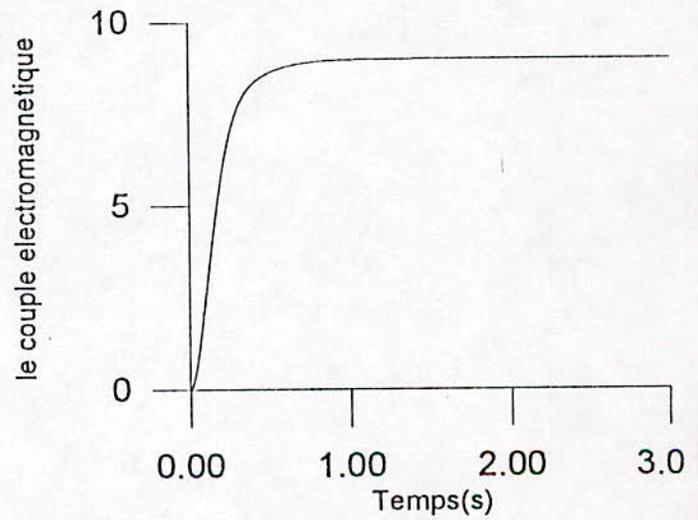
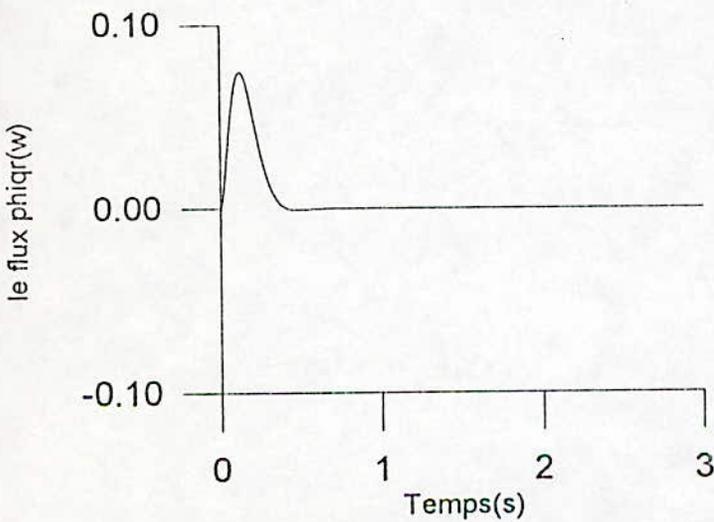
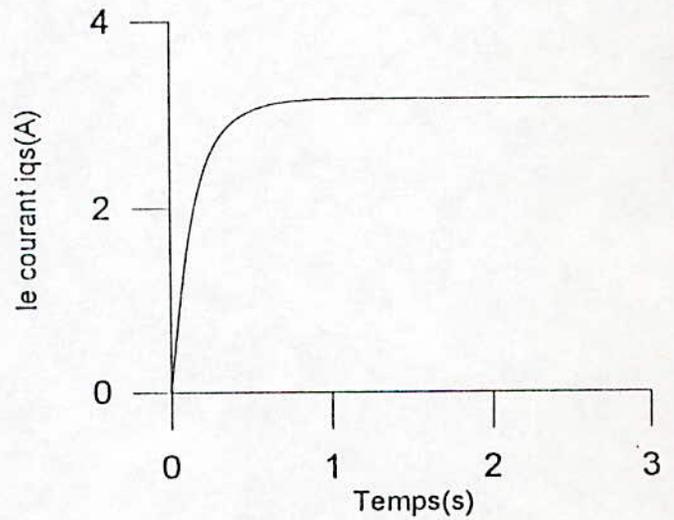
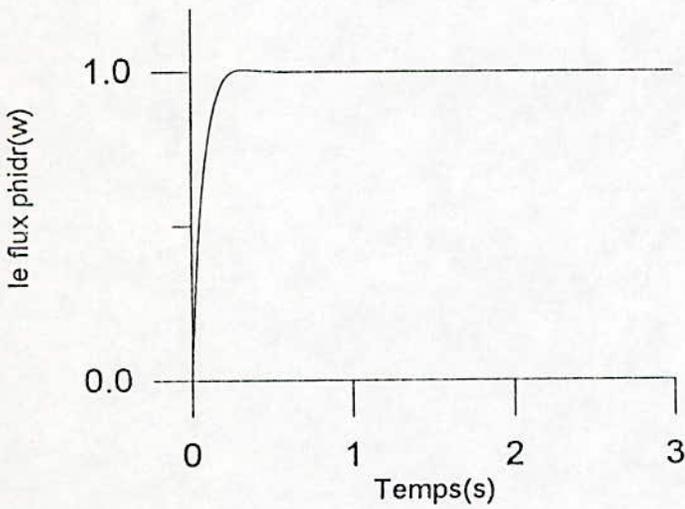
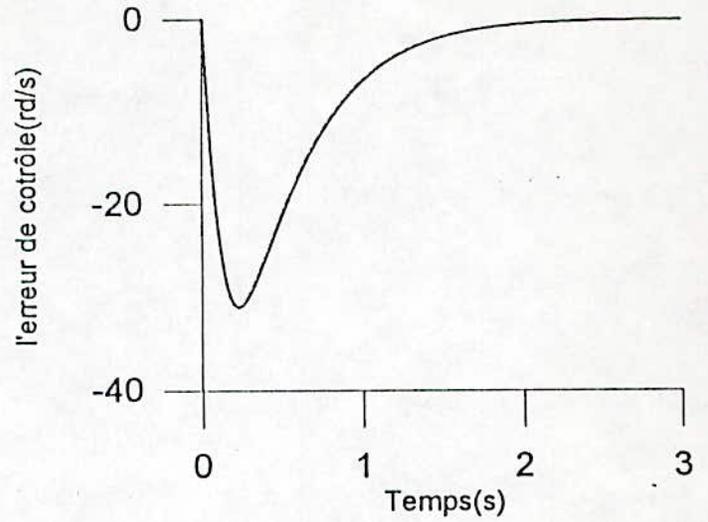
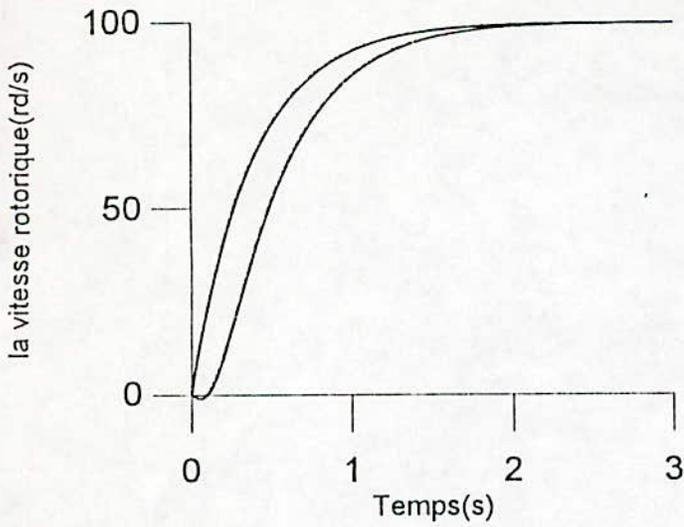
**Test de robustesse vis à vis la variation de la résistance rotorique  
(variation de -50% à  $t=1.5s$ )  
méthode de Lightbody/Irwin.**



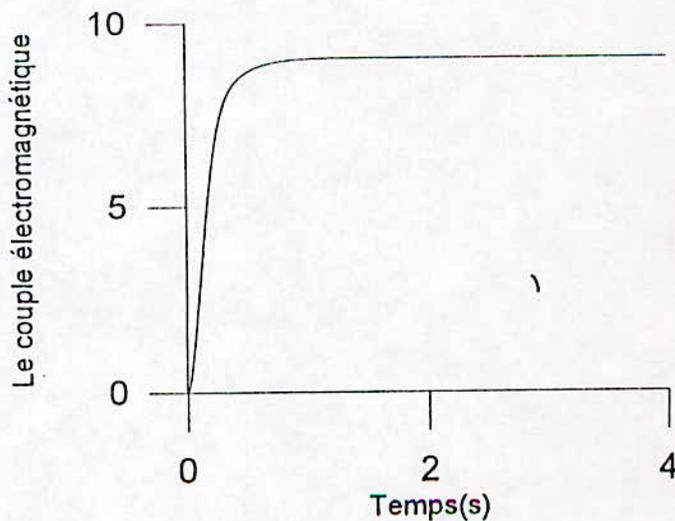
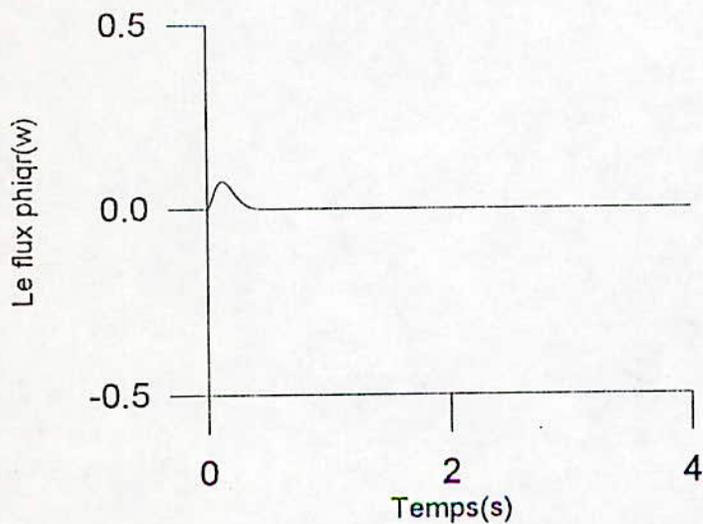
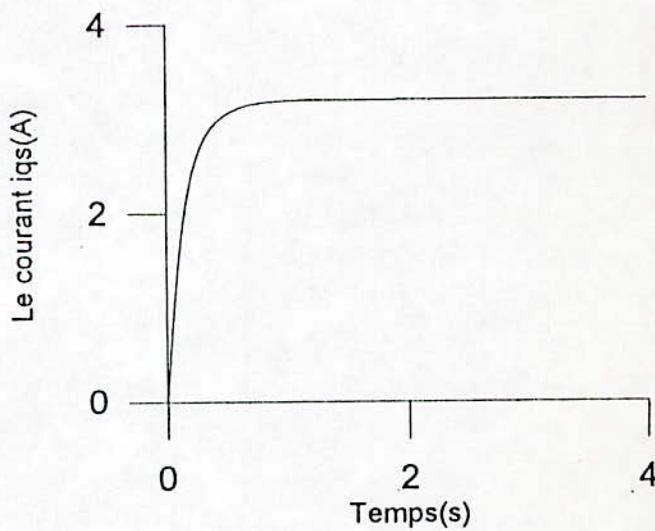
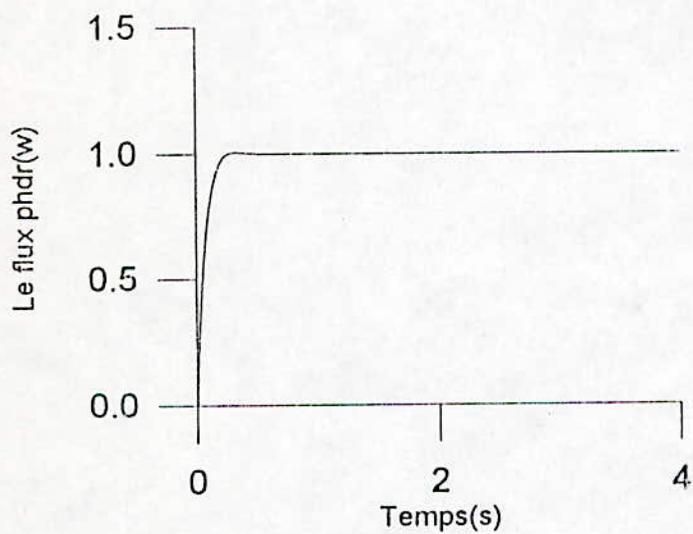
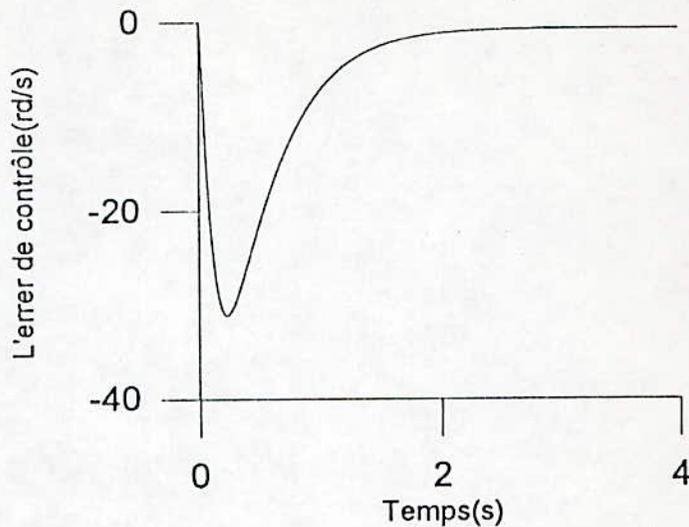
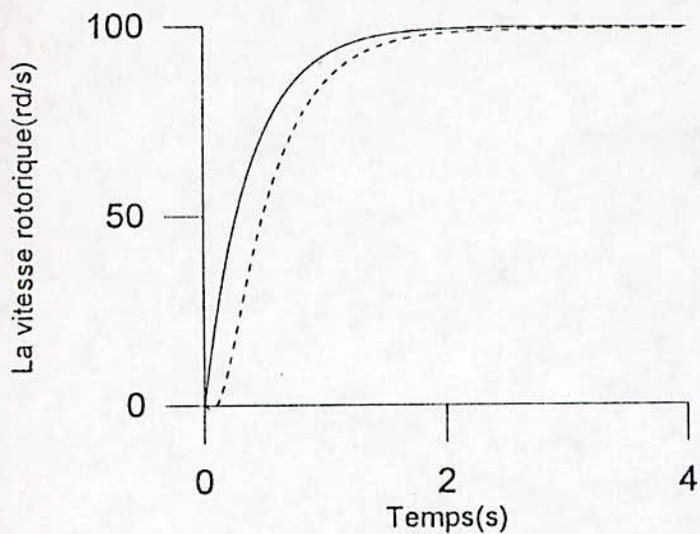
**Test de robustesse vis à vis la variation de la résistance rotorique (variation de 50%)**



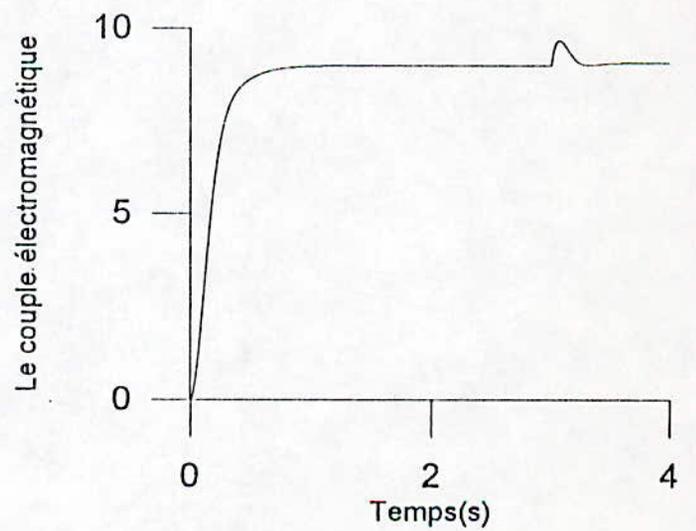
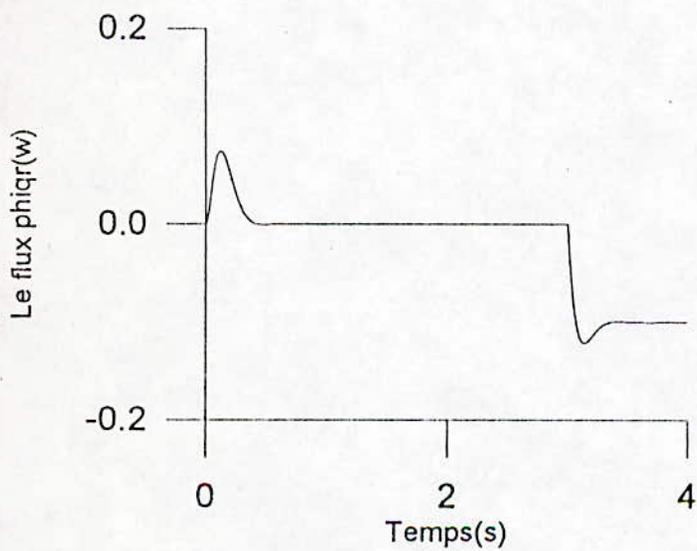
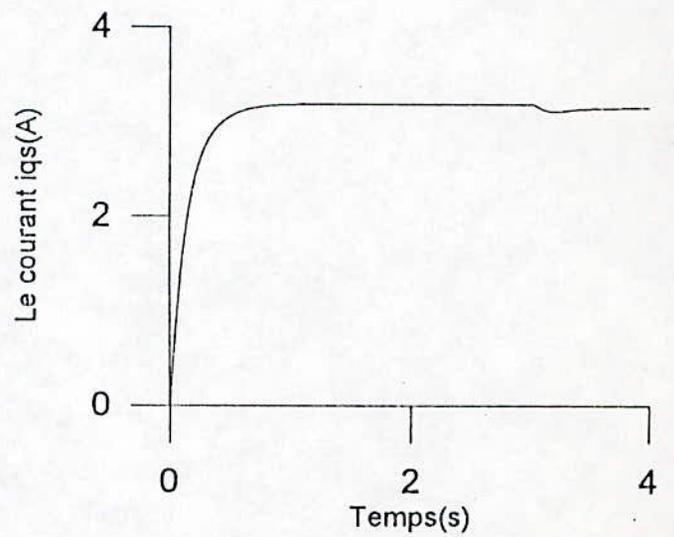
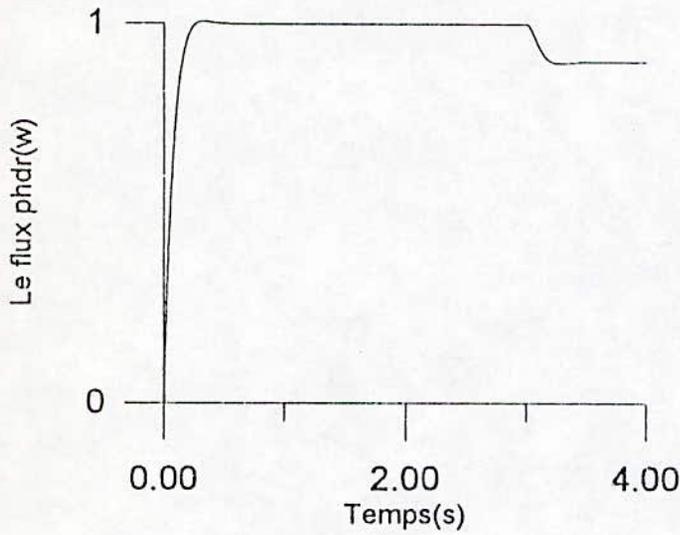
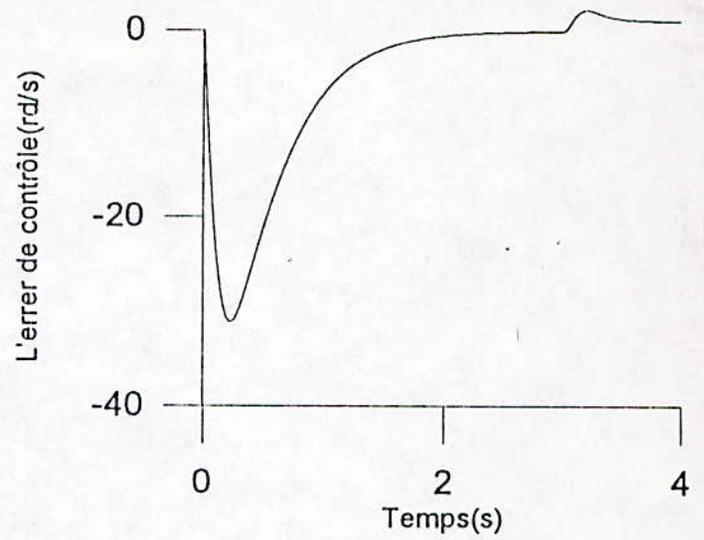
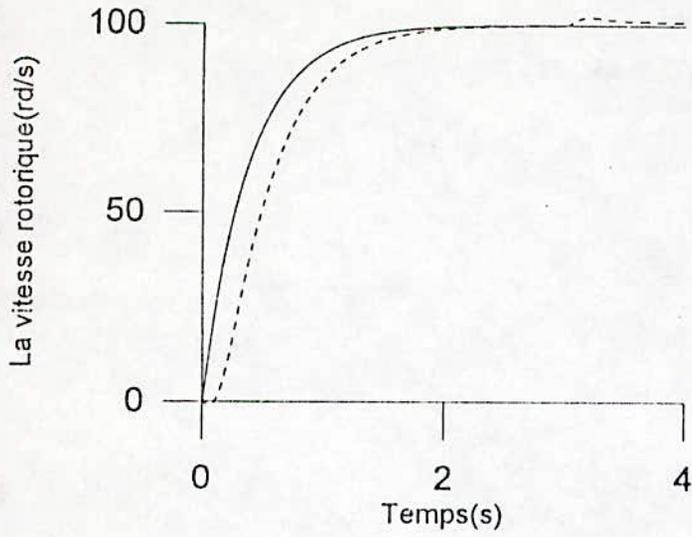
**Test de robustesse vis à vis la variation de la charge (cr de 15 à 10)  
Méthode de lightbody/Irwin**



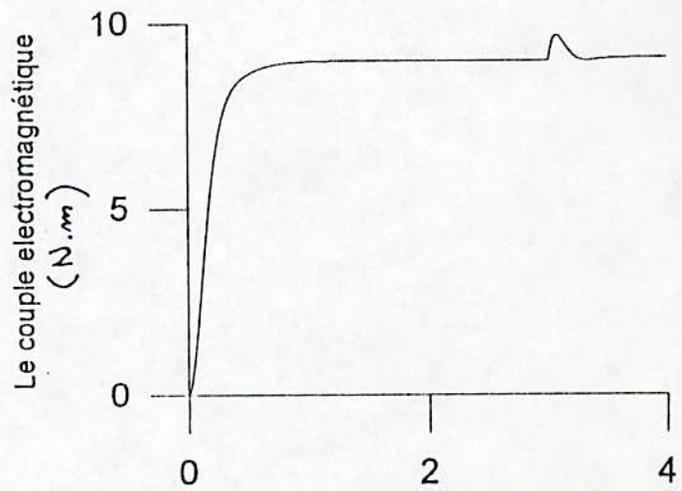
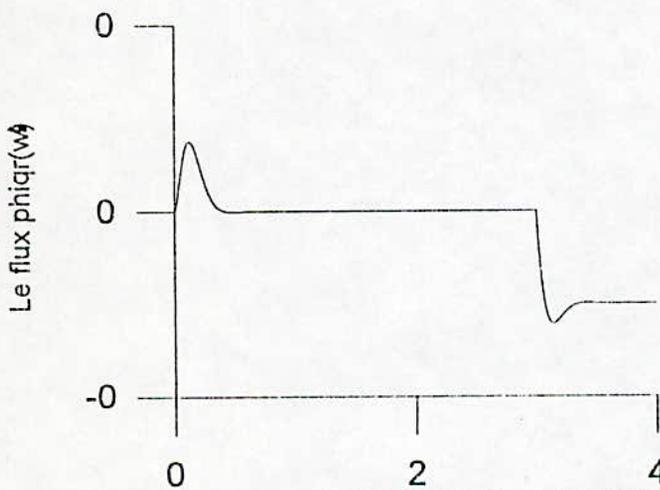
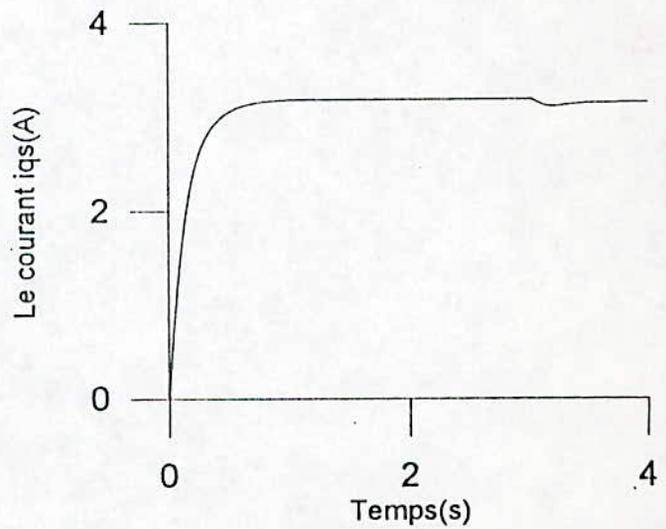
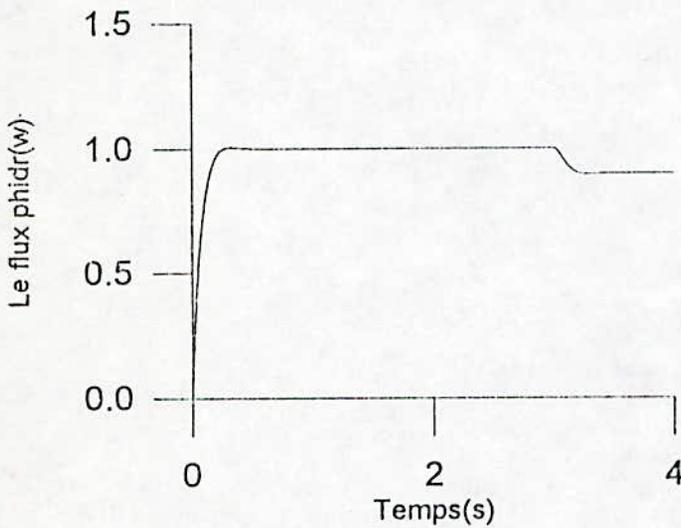
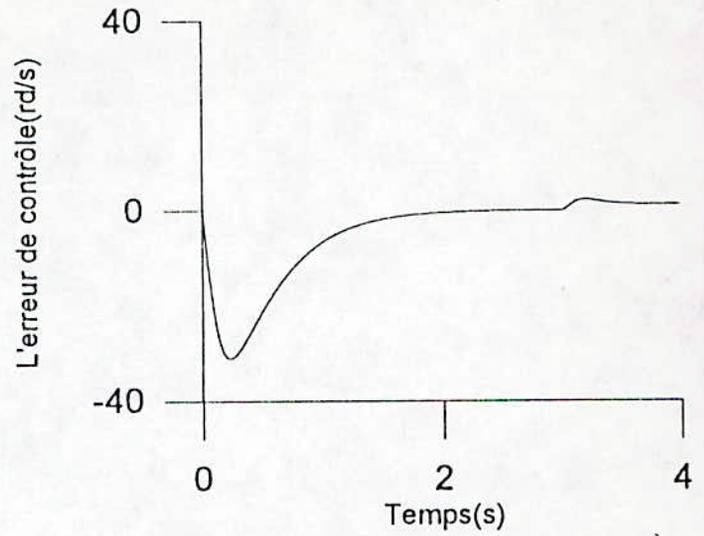
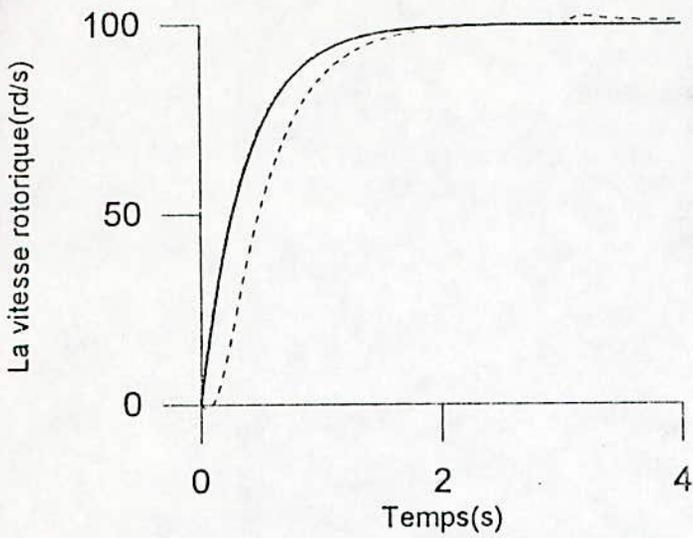
**Les résultats de simulation en appliquant la méthode de Siri/EI-Sharkawi sur L'ensemble FOC + MAS.**



**Test de robustesse vis à vis la variation de la charge  
 METHODE DE SIRI/EL-SHARKAWI**



**Test de robustesse vis à vis la variation de la résistance rotorique  
(variation de -20% à t=3s)  
Méthode Siri/El-Siarkawi.**



**Test de robustesse vis à vis la variation de la résistance rotorique  
(variation de +20% à t=3s)  
Méthode de Siri/El-Sharkawi.**

#### **4- Les résultats de simulation:**

Le modèle de référence utilisé est donné par: [32]

$$\frac{y_r}{r} = (1 - \exp(-f t / j)) \quad (3-7)$$

##### **4-1 La structure de Lightbody/Irwin:**

Premièrement, nous remarquons au démarrage que la valeur du courant  $i_{qs}$  augmente et elle a dépassé sa valeur nominale, ensuite elle a diminué et s'est stabilisé. La vitesse de la mas atteint la vitesse de référence avec une erreur de (1% à~10%) qui s'annulera après (1s) pour avoir une poursuite parfaite. L'introduction de perturbation n'influe pas sur les réponses du système, en plus si nous augmentons sa valeur, l'erreur entre la vitesse de la mas et la sortie du modèle de référence s'annulera au bout d'un temps inférieur.

Le flux rotorique prend la valeur de (0.4wb) après (1s) du démarrage, c'est la valeur de sa composante directe puisque la composante en quadratique s'annulera après des oscillations.

##### **4-1-1 Effet de variation des paramètres:**

###### **a) La variation de $R_r$ :**

Nous avons simulé la structure de commande en introduisant une variation au niveau de la résistance rotorique de  $1.5R_r$  à l'instant ( $t=1.5s$ ). Nous remarquons que lors de cette variation, la vitesse de la mas dépasse la vitesse de référence, mais ce dépassement ne dure pas longtemps puisque l'erreur diminuera jusqu'à ce quelle s'annule complètement au bout de 2s.

D'autre part nous remarquons l'augmentation du flux  $\phi_{idr}$  qui se stabilise à la valeur de (0.5wb). Le flux  $\phi_{iqr}$  reste toujours nulle après quelques oscillation.

###### **b) La variation de la charge:**

Avec la variation de la charge, nous remarquons de légère variation dans les réponses qui ne durera pas puisque l'erreur de vitesse revient à zéro. Même influence sur le flux que par la variation de  $R_r$ . La commande présentée, nous a permis de

réaliser la poursuite de modèle de référence au bout de (1s), même avec la présence de perturbation.

Donc, nous pouvons dire que cette commande permet le rejet de perturbation, et elle est robuste par rapport au variation des paramètres de la mas.

#### **4-2 La structure de Siri/El-Sharkawi:**

Le courant de commande obtenue par le schéma de la fig (3-4) est mieux que le précédent puisque sa valeur n'atteint pas la valeur nominale au démarrage, en plus il diminuera pour se stabiliser à la valeur (3.2A).

La composante directe du flux se stabilise à la valeur de référence au bout de (0.2s), en même temps la composante en quadratique s'annule. Si nous introduisons une perturbation, soit la charge, elle est totalement compensée. En augmentant sa valeur, la vitesse de la mas suit lentement la sortie du modèle de référence. Les autres réponses ne sont pas influencées.

##### **4-2-1 Effet de variation des paramètres :**

Pour le choix de la charge, nous avons opté pour une expression polynomiale du premier degrés . Lors de la variation de la valeur de  $c_r$ , nous avons une petite augmentation de l'erreur. La vitesse du système suit celle désirée avec une erreur de 0.5%. Les valeurs des flux diminuent mais elles restent toujours stables. Le courant de commande atteint (3.4A) au bout de (0.3s) de la variation de  $c_r$ , ensuite il reprend sa valeur (3.2A). La variation de  $R_r$  influe sur la vitesse, puisqu'il n'y aura pas une bonne poursuite( erreur de 2% en régime établi).

### Conclusion

*Par la variation des paramètres de la mas, nous avons trouvé que les réponses obtenues par la méthode de Lightbody/Irwin sont satisfaisantes puisque la vitesse de la mas suit le modèle de référence, le flux rotorique se stabilise après une légère variation, et la composante en quadratique revient à zéro après des petites oscillations.*

*Le schéma de commande de la figure (3-4) nous a permis d'obtenir de bons résultats, même avec la présence de perturbation. Si les paramètres changent de valeurs, la vitesse de la mas suit lentement la vitesse du modèle de référence. La variation des paramètres de la mas nous permet de conclure que notre commande est sensible à la variation de la résistance rotorique, et elle est robuste par rapport à la variation de  $c_r$ .*

# *Conclusion générale*

---

## CONCLUSION GENERALE

---

*Dans ce travail, nous avons étudié la commande adaptative par réseaux de neurones appliquée à la machine asynchrone commandée en courant.*

*Dans la première partie de notre travail, nous avons présenté la modélisation de la MAS suivie des résultats de simulation en boucle ouverte : à vide et en charge. Nous avons, notamment, appliqué la commande vectorielle à la MAS. La nécessité d'une autre technique de commande plus puissante s'imposait, ce qui nous a amené à utiliser la commande adaptative par réseaux de neurones.*

*Avant d'entamer notre commande, un rappel théorique sur les réseaux de neurones, ses différents algorithmes, a fait l'objet du 2<sup>ème</sup> chapitre.*

*Dans le 3<sup>ème</sup> chapitre, où nous avons utilisé la commande adaptative par réseaux de neurones ; nous avons proposé trois schémas de commande différents :*

- 1. Le 1<sup>er</sup> schéma de commande utilisé est celui proposé par LEWIS. L'étude de stabilité de cette méthode est faite sur le modèle du robot ; mais malgré cela, nous avons essayé de l'appliquer à la machine, poussées par les perspectives proposées par[22]. Malheureusement, d'après les résultats de simulation, bien que la poursuite de la trajectoire soit assez bonne, mais le signal de commande risque de détruire la machine (le signal de commande n'est autre que le courant iqs, celui-ci ne doit pas dépasser sa valeur nominale).*
- 2. Le 2<sup>ème</sup> schéma de commande, est celui proposé par Lightbody/Irwin où l'apprentissage du réseau est non-supervisé. Les résultats de simulation sont meilleurs et intéressants. Après plusieurs tests de robustesse vis à vis la variation de la vitesse rotorique et la variation de la charge ; nous estimons que cette méthode est bonne, mais qu'il lui faut un certain temps pour rejeter les perturbations et se stabiliser.*

3. Le 3<sup>ème</sup> schéma de commande proposé par Siri/El-Sharkawi où l'apprentissage du réseau de neurones est supervisé. Nous avons utilisé deux blocs de réseaux de neurones : un bloc neuronale pour l'identification, l'autre bloc pour la commande. Cette méthode était proposée pour l'identification & la commande d'un moteur à courant continu, de ce fait nous avons ajouté le FOC à la machine asynchrone, le comportement de l'ensemble FOC+MAS, ressemble à celui du MCC . Les résultats de simulation ont montré qu'il y a une erreur importante au début mais qui s'atténue au fur et à mesure, ceci est dû sans doute à l'identification qui prend du temps pour s'établir. Les mêmes tests de robustesse ont été effectués, nous avons constaté que cette topologie est surtout robuste vis à vis la variation de la charge, ce qui a été annoncé, effectivement, dans l'article[23]. En ce qui concerne le test de robustesse vis à vis la variation de la résistance rotorique, les résultats sont médiocres.

*L'étude de la machine asynchrone par réseaux de neurones a fait couler beaucoup d'encre à cause de l'application de la mas dans plusieurs domaine et aux nombreuses avantages que peu rapporter un réseau neuronal dans la commande des système dynamiques. Le domaine de recherche reste toujours ouvert pour d'autres techniques de commande par réseaux de neurones, nous pourrions citer le réseau RBF qui a donné de bons résultats et qui s'avère intéressant dans la commande.[9]*

# *Annexes*

## Annexe A

Dans cet annexe nous donnerons les paramètres de la machine utilisée dans ce mémoire :

$$P_n = 1.5 \text{ kw}$$

$$T_n = 220 \text{ v}$$

$$\text{Rendement Nominal} : 0.78$$

$$\text{Facteur de puissance nominatl} = 0.8$$

$$\text{Vibessee nominale} : 1420 \text{ tulmin}$$

$$\text{Frequence nominale} : 50 \text{ hz.}$$

$$\text{Courant nominal} : 3.64(\text{Y}) ; 6.31(\Delta) \text{ A}$$

$$R_s = 4.85 \Omega$$

$$R_r = 3.805 \Omega$$

$$L_s = L_r = 0.274 \text{ (H)}$$

$$P = 2$$

$$J = \text{moment d'inertie} = 0.031 \text{ kg.m}^2$$

$$f = \text{coefficient de frotlement} = 0.008 \text{ Nms/rd.}$$

## Annexe B

Dans cet annexe, nous donnons les gains utilisés par chaque méthode.

Pour la méthode de Lightbody/Irwin : le gain K1 correspond au gain du retour du flux phidr,

le gain K2 correspond au gain du retour de la vitesse,

le gain K3 correspond au gain du retour du flux phiqr.

le gain K4 correspond au gain de la consigne.

Méthode	K1	K2	K3	K4
Lewis	3	/	/	/
Lightbody/ Irwin	0.01	0.2	0.005	1
Siri/El- Sharkawi	0.5	0.6	/	/

Méthode	Architecture neuronale
Lewis	(3,11,1)
Lightbody/Irwin	(1,5,1)
Siri/El-Sharkawi	(2,5,1)

## Annexe C :

Dans cet annexe nous présenterons l'interface graphique réalisé à l'aide du MATLAB 4.2.

WELCOME TO "GRAPHICAL INTERFACE" named "GIMNET"

PLAN A SUIVRE:

- la simulation en boucle ouverte de la mas->cde.b.o
  - la cde vectorielle de la mas->cde/cde.vect
  - les différentes méthodes de cde neuronales:
    - la méthode de Lightbody/Irwin->cde/cde.adapt.nnet/m1
    - la méthode de Siri/EI-Sharkawi->cde/cde.adapt.nnet/m2
- pour ces deux dernière méthodes il faut donner les gains par les sliders
- pour cela executer le programme gains1-->lightbody/irwin;  
gains2->Siri/EI-shaikawi

Ce programme excute la méthode de lightbody  
donner les gains du retour

0.01	0.005
0.02	0.01
0.3	1
1.8	2

OK CANCEL

Ce programme excute la méthode de Siri/EI-Sharkawi  
donner les gains du retour

0.6  
(1) 0 < [ ] > 1

0.5  
(2) 0 < [ ] > 1

OK

CANCEL

# Erratum

MAS : Machine ASynchrone

RNA : Réseaux de Neurones Artificiels

MCC : Moteur à Courant Continu

FOC : Field Oriented Control.

Variables de commande page : 8

Tandis page : 13

Utilisation page : 16

S'avère page : 16

Fig-c-1-3- Fonction linéaire bornée page : 24

**BIBLIOGRAPHIE**

- 
- [1] Y. D. Landau, " Adaptive control, the model reference approach". Marcel Dekker, Inc, New York, 1979.
- [2] K.J.Aström and B.Wittenmark; " Adaptive control"; Eddison Wesley ,Reading MA 1988.
- [3] V.V.Chalem; "Adaptive control, techniques and application"; Marcel Dekker,Inc New York.
- [4] Richard P.Lippman ; "AN introduction to computing with Neural Networks". IEEE,trans on neurol network, 1987.
- [5] Bernard Widrow and Michael A. Lehr; "30 Years of adaptive neural networks: Perceptron, Madaline, and back-propagation". IEEE, trans on neurol network, 1990.
- [6] Eduardo Mendes : « Contribution à l'étude de servomoteurs à induction »  
Thèse de doctorat de l'université de Paris 6, 6 octobre 1993.
- [7] B. Hemici : « Commande de position par la technique du flux orienté d'un moteur asynchrone alimenté par un onduleur de courant » J. O. T, Nov., 1994.
- [8] J.Chatelain ; " Machines Electriques "; Tome1, Ed Dunod, 1983.
- [9] Luciano Boquets, Rafael Barea, Ricardo Garcia, Manuel Mazo, M. A. Sotelo :  
« IDENTIFICATION AND ADAPTIVE CONTROL OF SYSTEMS USING  
RECURRENT NEURAL NETWORK » . 3<sup>rd</sup> IFAC Symposium on Intelligent  
Components and Instruments for Control Application, France, June 9-11, 1997
- [10] Yayuan FU ; "Commandes découplées et adaptative des machines asynchrones triphasées". Thèse de Doctorat d'état ; Université de Montpellier II, 1991, 130P.
- [11] L.Barazane; " Commande Vectorielle d'un moteur asynchrone alimenté en courant"  
Thèse de Magister,ENP,1993.
- [12] M.A.El-SharKawi, A.A.El-Samathy,M.L.El-Sayed; "High Perfomance Drive of DC Brushless Motors Using Neural Network".  
IEEE, Trans on energy conversion, 1994.
- [13] Michael T.Wishart, and Ronald G.Harley; "Identification and control of Induction machine using artificial neural networks"; IEEE, Tans on Industry Applications MAY/JUNE 1995.
- [14] Dan Hammerstron : « Working with neurol networks » IEEE., Spectrum July, 1993.
- [15] Chen "Back propagation Neural Networks for nonlinear STA control "; IEEE , control system magazine.
- [16] K.Najim; "Commande adaptative des processus industriels"; Masson,1982.
-

- 
- [17] G.Lighthbody; Prof. G. W. Irwin : " Direct neural model reference adaptive control".  
IEEE Proc-control theory appl., vol. 142, No.1, January 1995.
- [18] Cotter, M.E. : « The Stone-Weierstrass theorem and its applications to neural nets »  
IEEE, trans., 1990 , NN-1, pp. 290-295
- [19] Cybenko, G : « Approximations by superpositions of sigmoidal function »  
Math. Signals Syst., 1989, 2, pp. 303-314
- [20] Nicolas Pierlot, Betty Lemaire-Semail; " Utilisation des Réseaux de Neurones dans la  
commande du Moteur Asynchrone".  
Laboratoire d'électrotechnique de puissance de Lille. Journée SEE : 7 avril 1994.
- [21] F. L. Lewis, A. Yesildirek, and K. Liu : « Neural network robot controller with  
guaranteed stability ». IEEE, conference on decision and control San -Antonio ,  
pp 2785-2791, 1993 4/97
- [22] Bachir, Lakehalayat ; " Commande adaptative décentralisée par réseau de neurone  
artificiel " ; PFE, ENP, 1997.
- [23] Siri. Weerasooriya, M.A.El-Shakawi ; " identification and control of DC motor using  
Back propagation Neural Networks". IEEE Trans on energy conversion, 1991
- [24] Demetri Psaltis, Athanasios Sideris and Alan A. Yamamura : « A Multilayered  
Neural Network Controller ». IEEE, Trans on neural network, april 1988.
- [25] K.Hunt, J.Sbarbaro ; " Neural Networks for control system -A survey".  
Automatica, 28, 1083, 112, 1992.
- [26] J.A. Freeman, D.M.Skapura; " Neural networks application and programming techniques"  
Ed Adison Wesley, Houston, 1990.
- [27] K.S.Narendra; "Identification and control of dynamical systems using Neural Network".  
IEEE, Trans on neural network, 1990.
- [28] M. J.Willis, C.D. Massimo, G. A. Montague, M. T. Tham, A. J. Morris :  
« artificiel neural network in process engineering ». IEE proceeding, May 1991.
-

*« notre ennemi dans l'étude c'est la suffisance ;  
quiconque veut réellement apprendre  
doit commencer par s'endébarasser.  
S' instruire sans jamais s'estimer satisfait,  
Et enseigner sans jamais se lasser ,  
Telle doit être notre attitude »*  
MAO TSE TONG.

## ملخص

في هذا العمل نقترح ثلاث طرق في التحكم التآلفي بواسطة الشبكات العصبية الاصطناعية ، الطريقة الأولى والثانية تعتمدان على التعلم اللامراقب وشبكة عصبية اصطناعية واحدة للتحكم ، أما الطريقة الثالثة فتعتمد على التعلم المراقب وشبكتين عصبيتين : الأولى للتعرف والثانية للتحكم . مجموع هذه الطرق طبقناها على الآلة اللامتزامنة المغذية بالتيار الكهربائي .

**الكلمات المفتاح :** التحكم التآلفي ، الشبكات الاصطناعية ، الآلة اللامتزامنة .

## RESUME

Dans ce travail, nous avons présenté trois méthodes de commande adaptives par réseaux de neurones. Les deux premières méthodes se reposent sur l'apprentissage non-supervisé et un seul réseau neuronal de commande. La troisième méthode utilise deux réseaux de neurones : un pour l'identification, tandis que l'autre est pour la commande.

**Mots clés :** Commande adaptative, réseaux de neurones, machine asynchrone

## ABSTRACT

In this work, three adaptive neural network were proposed. The first and second method proposed one neural network with an unsupervised learning. The last method used neural network : one for identify the plant and the other control it.

All those methods are applied to an asynchronous machine.

**Key Words :** Adaptive control, neural network, asynchronous machine