

11/96

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE  
LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

Département: *Génie électrique*

Option: *Automatique*

# PROJET DE FIN D'ETUDES

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات  
BIBLIOTHEQUE — المكتبة  
Ecole Nationale Polytechnique

## THEME

La commande supervisée par réseau de neurones de  
la machine asynchrone.

Proposé et dirigé par:

M.H. CHEKIREB

M. D. BOUKHETALA

Etudié par :

M<sup>lle</sup> N. BRAHIMI

Promotion: Juin 96

# Dédicace

*A* ma mère,

à ma mère,

à ma mère

*pour son soutien moral , et sa présence au près de moi durant toute ma formation.*

*A* mon très chère père, pour son aide aussi.

*A* tous mes frères Nazih, Yamen, Islemet spécialement Monsef.

*A* mon adorable soeur Hind-Isra.

*A* tous mes amis spécialement Farouk et Abd-el Wahab

*A* toutes mes cousines spécialement Souad

*A* tous ceux que j'aime et réserve mon affection.

*Je dédie ce modeste travail*

*Nouzha.*

# Remerciement

*Que Monsieur le président de jury trouve ici l'expression de ma vive reconnaissance pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de présider ce jury de mémoire.*

*Mes remerciements s'adressent également aux membres du jury qui ont acceptés de l'être, afin de juger ce travail, et à mon promoteur monsieur H.CHEKIREB pour son aide et soutien moral ainsi que sont appuis lors de l'élaboration de ce travail.*

*Je tiens à remercier aussi toute l'équipe du département de Genie Electrique, ainsi que les responsables de la bibliothèque pour leur contribution lors de ma recherche bibliographique.*

*Je voudrais terminer en saluant la promotion de l'automatique de juin 1996.*

*A tous je dis merci.*

## SOMMAIRE

**Introduction générale.....1.**

### Chapitre 1:

#### Introduction aux réseaux de neurones

|   |     |
|---|-----|
| 1. Introduction.....  | 2.  |
| 2. Les réseaux de neurones et la commande.....                        | 2.  |
| 3. Les différentes techniques de commande par réseau de neurones..... | 3.  |
| 3-1-. Commande supervisée.....  | 3.  |
| 3-2-. Commande inverse .....  | 4.  |
| 3-2-1. Les méthodes d'apprentissage.....                              | 4.  |
| 3-2-1-a. Méthode indirecte.....                                       | 4.  |
| 3-2-1-b. Méthode généralisée.....                                     | 5.  |
| 3-2-1-c. Méthode spécialisée.....                                     | 6.  |
| 3-2-1-d. Feed back error learning.....                                | 7.  |
| 3-3-. Commande adaptative.....  | 7.  |
| 3-3-1. Commande adaptative directe par réseau de neurones...8.        |     |
| 3-3-2. Commande adaptative indirecte par réseau de neurones.8.        |     |
| 4. Les réseaux de neurones .....                                      | 9.  |
| 4-1. La structure des réseaux de neurones.....                        | 9.  |
| 4-1-a. Le neurone.....  | 9.  |
| 4-1-b. Le réseau de neurones .....                                    | 11. |
| 4-2. Architecture des réseaux de neurones.....                        | 11. |
| 4-2-a. Réseau statique .....  | 11. |
| 4-2-b. Réseau dynamique.....  | 12. |
| 4-3. L' apprentissage des réseaux de neurones.....                    | 13. |
| 5. Conclusion.....  | 20. |

### Chapitre 2.

#### Les différents modèles de la machine asynchrone.

|  |     |
|--|-----|
| 1. Introduction.....   | 22. |
| 2. Modélisation de la machine asynchrone.....  | 22. |
| 2-1. Description .....   | 22. |
| 2-2. Modélisation.....   | 22. |
| 3. Modèle d'état de la machine asynchrone dans un repère arbitraire<br>alimentée en tension..... | 24. |
| 3-1. Dans le repère synchrone.....   | 25. |
| 3-2. Dans le repère du stator.....   | 25. |

|   |     |
|---|-----|
| 4. Modèle d'état de la machine asynchrone dans un repère arbitraire alimentée en courant..... | 26. |
| 4-1. Dans le repère synchrone.....  | 27. |
| 4-2. Dans le repère du stator.....  | 28. |
| 5. Modèle d'état de la machine asynchrone par orientation du champ rotorique .....            | 28. |
| 5-1. Alimentée en tension.....  | 29. |
| 5-2. Alimentée en courant.....  | 30. |
| 6. Conclusion.....  | 31. |

### Chapitre 3:

#### La machine asynchrone alimentée en tension et à orientation du champ rotorique.

|  |     |
|--|-----|
| 1. Introduction.....   | 33. |
| 2. Réglage du flux et de la vitesse du modèle à orientation du flux rotorique..... | 33. |
| 2-1. Réglage par retour d'état linéarisant.....                                    | 35. |
| 2-1-1. Réglage du flux et de la vitesse.....                                       | 35. |
| 2-1-1-a. Linéarisation et découplage.....  | 35. |
| 2-1-1-b. Synthèse du régulateur.....   | 40. |
| 2-1-1-c. Simulation et résultats.....  | 41. |
| 2-1-2. Réglage du flux et de la vitesse avec limitation du courant $I_{qs}$ .....  | 43. |
| 2-1-2-1. Simulation et résultats.....  | 46. |
| 2-2. Réglage par réseau de neurones.....   | 48. |
| 2-2-1. Première structure de commande.....   | 48. |
| 2-2-1-a. Synthèse des régulateurs neuronaux.....                                   | 49. |
| 2-2-1-b. Simulation et résultats.....  | 50. |
| 2-2-2. Seconde structure de commande.....  | 52. |
| 2-2-2-a. Synthèse des régulateurs.....   | 53. |
| 2-2-2-b. Simulation et résultats.....  | 53. |
| 3. Conclusion.....   | 61. |

## Chapitre 4:

### La machine asynchrone alimentée en tension à orientation réelle du flux rotorique.

|  |     |
|--|-----|
| 1. Introduction.....                               | 63. |
| 2. Réglage du flux et de la vitesse du modèle..... | 63. |
| 3. Commande par réseau de neurones.....            | 65. |
| 3-1. Structure de commande .....                   | 65. |
| 3-2. Simulation et résultats.....                  | 67. |
| 4. Conclusion.....                                 | 72. |
| <br>   |     |
| Conclusion générale.....                           | 74. |
| Annexe .....                                       | 76. |
| Bibliographie.....                                 | 88. |

## Glossaire

| Symbole                | Signification   |
|------------------------|---|
| $\omega_a$             | Vitesse angulaire du référentiel (rad/s)                |
| $\omega_s$             | Pulsation statorique (rad/s)                            |
| $\omega_r$             | Vitesse angulaire du rotor par rapport au stator (rd/s) |
| $\Omega$               | Vitesse mécanique du rotor de la machine                |
| $R_s$                  | Résistance d'une phase statorique ( $\Omega$ )          |
| $R_r$                  | Résistance d'une phase rotorique ( $\Omega$ )           |
| $V_{ds}, V_{qs}$       | Tension statorique d'axe direct, en quadrature (V)      |
| $i_{ds}, i_{qs}$       | Courant statorique d'axe direct, en quadrature (A)      |
| $\psi_{ds}, \psi_{qs}$ | Flux statorique d'axe direct, quadrature (Wb)           |
| $U_{d2}, U_{q2}$       | Tension rotorique d'axe direct, quadrature (V)          |
| $i_{d2}, i_{q2}$       | Courant rotorique d'axe direct, en quadrature (A)       |
| $\psi_{d2}, \psi_{q2}$ | Flux rotorique d'axe direct, en quadrature (Wb)         |
| $L_s$                  | Inductance propre cyclique du stator (H)                |
| $L_r$                  | Inductance propre cyclique du rotor (H)                 |
| $M$                    | Inductance mutuelle cyclique entre stator et rotor (H)  |
| $C_{em}$               | Couple électromagnétique (N.m)                          |
| $J$                    | Moment d'inertie des masses tournantes ( $Kg.m^2$ )     |
| $K_f$                  | Coefficient de frottement visqueux (N.m.s)              |
| $C_r$                  | Couple de charge (résistant) (N.m)                      |
| $P$                    | Nombre de paire de pôles                                |
| $\sigma$               | Coefficient de dispersion de la machine                 |
| $X_p$                  | Vecteur d'entrée du réseau de neurones                  |
| $Y_p$                  | Vecteur de sortie réseau de neurones                    |
| $W_{ij}$               | Vecteur de la connexion entre les neurones $i$ et $j$   |
| net $i$                | Somme pondérée du neurone $i$                           |
| $\theta_i$             | Valeur de Bios du neurone $i$                           |
| $I_i$                  | Sortie d'un neurone $i$ d'une couche cachée             |
| $O_i$                  | Sortie d'un neurone $i$ de la couche de sortie          |
| $E$                    | Erreur d'apprentissage                                  |

# *Introduction*

# *Générale*

*"Ne cherchez pas à avoir  
du génie , cherchez à  
faire du bon travail"*



## INTRODUCTION GENERALE:

La machine asynchrone est largement utilisée dans l'industrie pour ses avantages ( Robustesse, facilité de construction, faible coût, entretien réduit et grande plage de puissance).

Néanmoins sa commande pose de sérieux problèmes du fait que son modèle de connaissance est fortement couplé et non-linéaire, ce qui constitue un axe de recherche très fertile dans le domaine de l'automatique appliquée.

De plus en plus de travaux ont été consacrés à la commande de cette machine, telle la commande par mode de glissement et, la commande par retour d'état linéarisant.

Aujourd'hui, une nouvelle technique de commande, susceptible de prendre en charge les non-linéarités des systèmes, est proposée à la recherche: c'est la commande par réseau de neurones.

Dans ce qui suit, nous proposons d'étudier cette technique afin d'évaluer d'une part, sa capacité à traiter la non-linéarité du modèle, et d'autre part, sa robustesse vis à vis des perturbations externes et des dérives paramétriques.

Notre étude porte sur la commande supervisée par réseau de neurones de la machine asynchrone, alimentée en tension.

Ce travail est structuré en quatre chapitres organisés comme suit:

Dans la première partie, une introduction aux réseaux de neurones artificiels est présentée. L'application de ces derniers à la commande est aussi exposée.

Dans la seconde partie, une modélisation de la machine est traitée. Le modèle ainsi construit est utilisé pour donner une représentation permettant la simulation de la commande de la machine.

Le troisième chapitre, concerne l'application de la commande supervisée à la machine asynchrone alimentée en tension et à orientation parfaite du flux rotorique. Des résultats de simulations et tests de robustesse sont présentés.

Enfin une étude porte sur l'application de la commande supervisée (par réseau de neurones) au modèle de la machine asynchrone alimentée en tension à orientation réelle du champ rotorique.

Nous concluons, au vu des résultats obtenus concernant les performances dynamiques de cette commande supervisée et sa robustesse vis à vis des perturbations internes et externes.

# *Chapitre -1-*

## *Introduction aux réseaux de neurones*

***"Seule la théorie décide de ce  
que l'on peut observer"***

## 1- INTRODUCTION:

La théorie des systèmes, fournit des méthodes d'analyse et de synthèse parfaitement adaptées aux systèmes linéaires. Or en pratique, la plus part des systèmes existants sont des systèmes non-linéaires, ou la linéarisation est ou bien impossible ou bien non réalisable.

Les réseaux de neurones avec leurs capacité d'approximer n'importe quelles fonctions, pourraient présenter une solution à ce problème, et prendre en compte les caractéristiques particulières des systèmes non-linéaires.

Dans ce chapitre, des différentes techniques de commandes seront présentées, telle que la commande supervisée, la commande inverse et la commande adaptative, ensuite est exposé brièvement une description des réseaux de neurones: leurs structures, leurs architectures et leurs algorithmes d'apprentissage.

## 2- LES RESEAUX DE NEURONES ET LA COMMANDE:[14]

Les réseaux de neurones possèdent plusieurs propriétés qui leurs permettent d'être les candidat naturels, lors de la commande des systèmes dynamiques.

Tous ce que nous savons sur la dynamique d'un système (et même ce que nous ne savons pas) est implicitement stockés dans le réseau, et ceci grâce aux propriétés suivantes:

\* **Systèmes non-linéaires** : Les réseaux de neurones peuvent approximer n'importe quelle fonction.

\* **Le parallélisme**: Le réseau de neurones est l'interconnexion de plusieurs neurones, ceci augmente leurs robustesse.

\* **Apprentissage et généralisation**: Les réseaux de neurones peuvent être entraînés grâce à un certain nombre d'exemples. Un réseau de neurones bien entraîné peut généraliser même le cas non appris.

\* **Systèmes multivariables** : Les réseaux de neurones sont naturellement multivariables, ils sont directement applicables aux systèmes MIMO.

Ces propriétés rendent les réseaux de neurones souhaitables en commande des systèmes dynamiques.

### 3- LES DIFFERENTES TECHNIQUES DE COMMANDES PAR RESEAUX DE NEURONES [14 ][12][20]:

Dans ce paragraphe , sont exposées les techniques de commandes les plus importantes et les plus citées dans la bibliographie spécialisée.

#### 3-1- LA COMMANDE SUPERVISEE:

Comme son nom l'indique , cette technique de commande est basée sur l'utilisation d'un régulateur existant \_ qui peut être un être humain \_ comme fonction inconnue à approximer par un réseau de neurones .

Cette approche peut être vue comme une méthode de construction d' un système expert neuronal , par l'acquisition d'un "savoir faire" d'un expert.

Cette technique de commande possède les avantages suivants:

\* Premièrement , le réseau de neurones peut remplacer l'être humain dans les situations où le "feedback-control" est assuré par ce dernier.

\* Deuxièmement, le réseau de neurones étant un approximateur de fonction on peut donc avoir une forme explicite ( sous forme d'équations mathématiques) du régulateur , ceci permettrait une analyse.

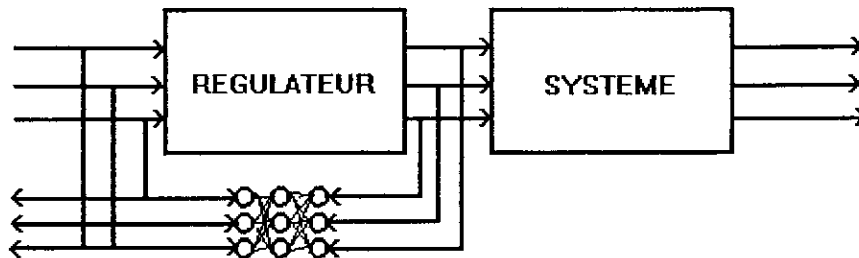


FIG-1-: Commande supervisée

### 3-2- LA COMMANDE INVERSE:

Dans la commande inverse , le réseau de neurones doit approximer la dynamique inverse du système, ce dernier sera simplement mis en cascade avec le système afin que le système résultant soit une fonction identité entre l'entrée et la sortie du système.

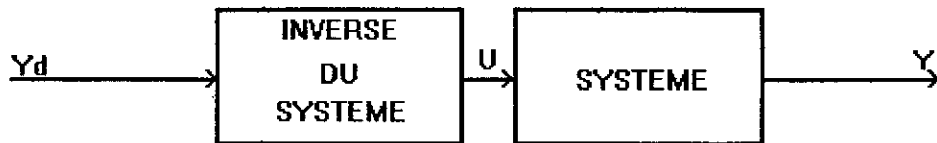


FIG-2- La commande inverse

#### 3-2-1- LES METHODES D'APPRENTISSAGE:

Comme il est présenté sur la figure-2- , les sorties désirées sont notées par  $Y_d$  et les sorties réelles du système sont notées par  $Y$ .

Le régulateur neuronal, doit approximer l'inverse du système , et produit à partir de la sortie désirée le signal de commande  $U$ , afin que  $Y$  soit proche de  $Y_d$  .

Pour accomplir cette tâche, plusieurs approches d'entraînement du réseau de neurones existent:

##### 3-2-1-a-METHODE D'APPRENTISSAGE INDIRECTE:

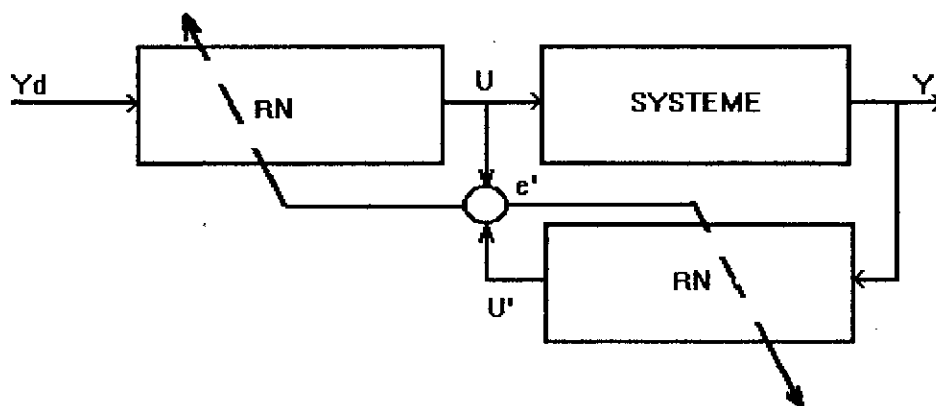


FIG-3: Apprentissage indirecte

On doit entraîner le réseau de neurones par l'adaptation de ses poids afin de minimiser l'erreur  $e' = U - U'$  en utilisant l'architecture présentée sur la figure -3- .

La minimisation de l'erreur  $e = Y_d - Y$  entraîne la minimisation de  $e'$ .

L'avantage de cette méthode est qu'elle permet d'entraîner le réseau uniquement dans le domaine de fonctionnement désiré puisqu'on commence par la sortie désirée .

Malheureusement, cette méthode n'est pas toujours valide, car minimiser  $e$  ne revient pas à minimiser  $e'$ , il peut exister des systèmes où le réseau converge vers une solution, où  $e'$  est nulle mais évidemment  $e$  ne l'est pas.

### 3-2-1-b- METHODE D'APPRENTISSAGE GENERALISEE:

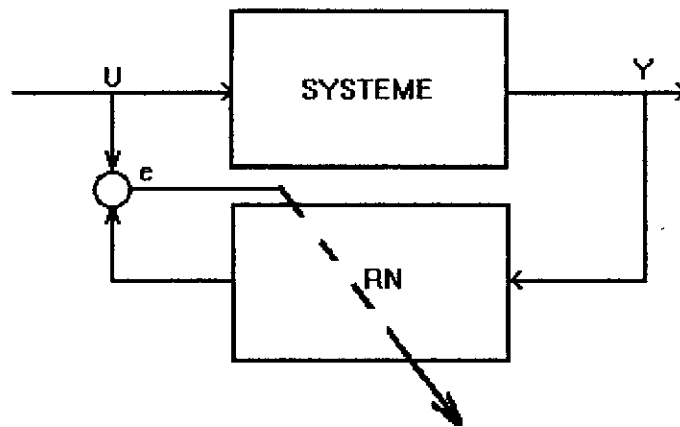


FIG-4: Apprentissage généralisé

La procédure d'entraînement est la suivante:

1- Une entrée du système est sélectionnée et appliquée au système pour obtenir la valeur de  $Y$  correspondante.

2- Le réseau de neurones est entraîné pour reproduire  $U$  à partir de  $Y$ .

3- Le réseau de neurones, ainsi entraîné doit être capable de produire  $U$  à partir d'un signal de référence  $Y_d$ .

Le succès de cette méthode est liée intimement à l'aptitude du réseau de neurones de généraliser aux cas non-appris.

Souvent, on ne connaît pas les entrées du système correspondantes aux sorties désirées ; alors on essaye de distribuer uniformément l'espace des entrées du système par les exemples d'entraînement afin que le réseau puisse faire l'interpolation.

Il est à remarquer que le réseau de neurones est entraîné pour apprendre les réponses du système sur un espace plus large que le nécessaire.

### 3-2-1-c- METHODE D'APPRENTISSAGE SPECIALISEE:

La procédure de cet apprentissage est la suivante:

1- La réponse désirée  $Y_d$  représente l'entrée du réseau.

2- le réseau de neurones est entraîné pour reproduire  $U$  qui conduit la sortie du système  $Y$  aux valeurs désirées  $Y_d$ .

Cette opération est accomplie par l'utilisation de l'erreur entre la réponse désirée et la sortie du système pour ajuster les poids du réseau par un algorithme d'apprentissage approprié.

L'avantage de cette méthode est qu'elle permet d'entraîner le réseau dans le domaine de fonctionnement désiré. Dans cette méthode, l'erreur entre la sortie du système  $Y$  et la sortie désirée  $Y_d$  doit être rétropropagée à travers le système afin d'avoir l'erreur à la sortie du réseau de neurones, utilisée dans l'entraînement.

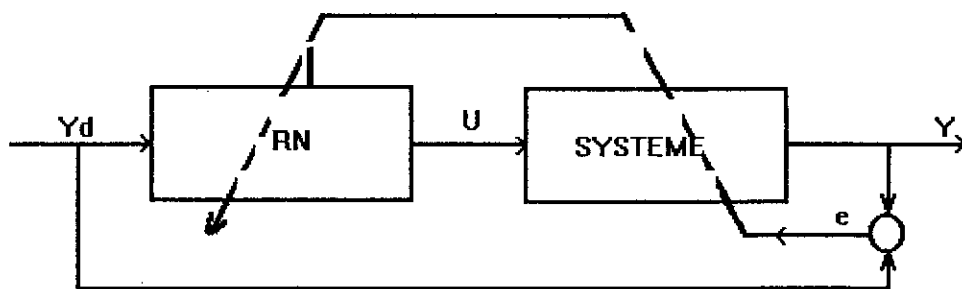


FIG -5: Apprentissage spécialisé

### 3-2-1-d FEEDBACK ERROR LEARNING:

Dans ce cas , le réseau de neurones utilisé dans la boucle d'anticipation, et il est entraîné en utilisant la sortie du régulateur comme signal d'erreur.

Le problème de cette méthode est qu'elle utilise des informations à priori sur le système qui ne sont pas toujours disponibles.

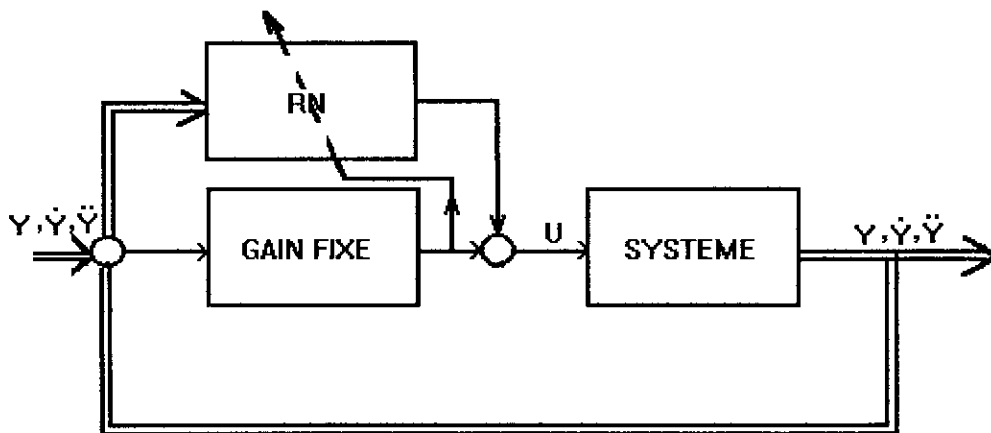


FIG-6- : Feedback error learning

### 3-3- COMMANDE ADAPTATIVE:[2]

Il existe deux approches pour la commande adaptative, la première dite directe , et la seconde dite indirecte.

Pour la commande adaptative directe les paramètres du régulateur sont ajustés directement de telle façon à minimiser une certaine norme de l'erreur de sortie.

Pour la commande adaptative indirecte les paramètres  $P^*(k)$  sont estimés à chaque instant , et les paramètres du régulateur  $\theta(k)$  sont calculés en supposant que  $P^*(k)$  représente la valeur exacte des paramètres du système  $P$ .

Quant le système dynamique est non-linéaire, on peut utiliser les réseaux de neurones comme régulateurs.



### 3-3-1- COMMANDE ADAPTATIVE DIRECTE PAR RESEAU DE NEURONES:

Dans la théorie de la commande adaptative conventionnelle , les méthodes d'ajustement des paramètres du régulateur basées sur la mesure de l'erreur de sortie utilise les concepts de positivité et passivité .

Une approche neuronale de cette commande est schématisée dans la figure-7-.

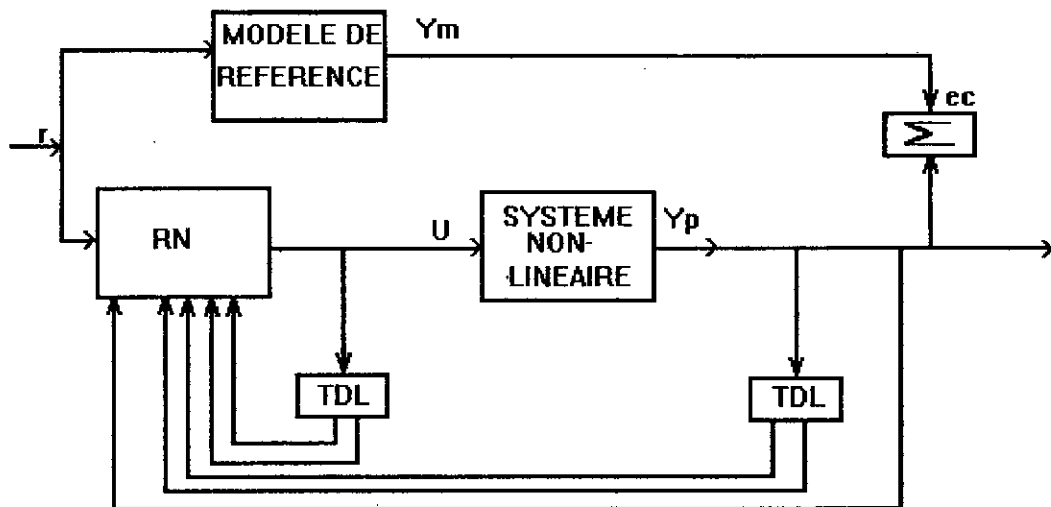


FIG-7 : Commande adaptative directive par reseau de neurones

Le bloc: TDL: Tapper Delay Line: est un bloc retardateur.

### 3-3-2- COMMANDE ADAPTATIVE INDIRECTE PAR RESEAU DE NEURONES:

Le système est paramétrisé et les paramètres du modèle sont ajustés par l'erreur d'identification.

Les paramètres du régulateur sont ajustés par la rétropropagation de l'erreur entre les sorties du modèle de référence et les sorties du modèle.

Un schéma bloc de cette méthode est présenté à la figure-8-.

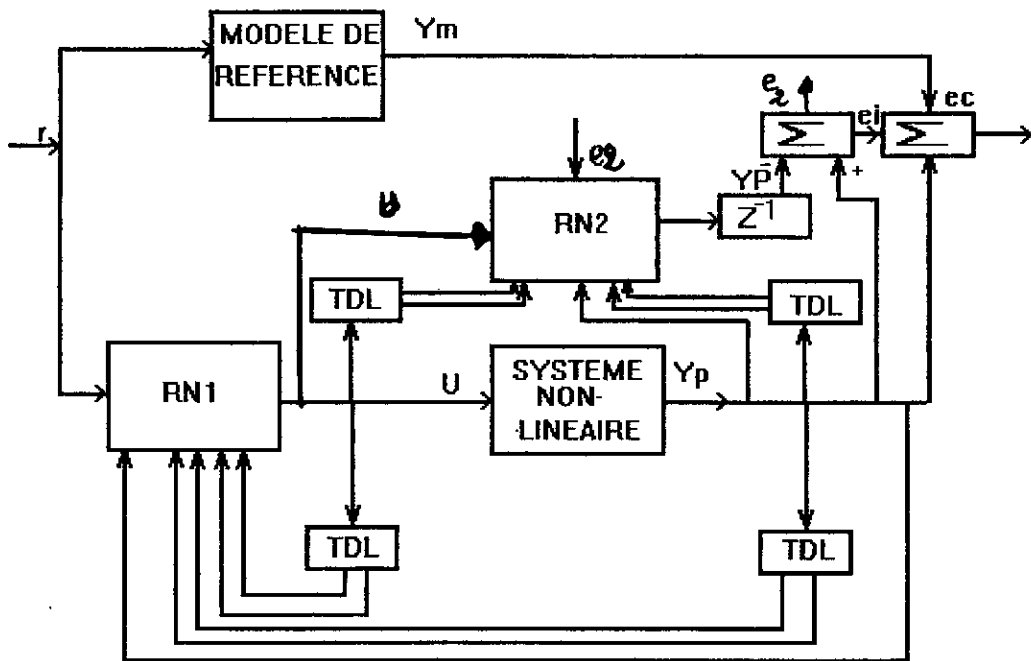


FIG -8: Commande adaptative indirecte par réseau de neurones

#### 4- LES RESEAUX DE NEURONES [8][10][12]:

Jusqu'à présent, le réseau de neurones a été considéré comme étant une boîte noire . Les questions concernant la structure et l'architecture du réseau de neurones, ainsi que celle concernant l'apprentissage et ses algorithmes correspondants sont l'objet de ce paragraphe.

#### 4-1- LA STRUCTURE DES RESEAUX DE NEURONES:

##### 4-1-a LE NEURONE:

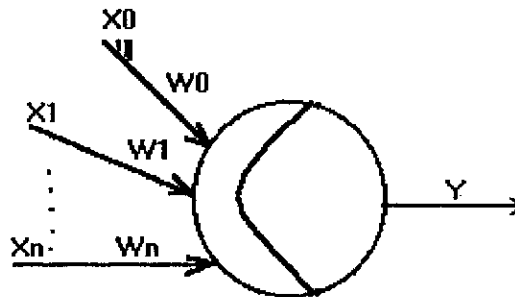


FIG -9 -:Modèle d'un neurones

Un neurone est fonctionnel caractérisé par des entrées X et une sortie Y dont l'état interne est donné par une somme pondérée des entrées , soit:

$$y = f\left(\sum_i W_i X_i + \theta\right)$$

Où les  $W_i$  sont les poids de connexions, et  $\theta$  est la polarisation du neurone.

La fonction  $f$  est la fonction d'activation , elle transforme le signal  $X_i$  non borné à l'instant  $t$  en un signal borné.

Cette fonction est non-linéaire et peut avoir l'un des doubles choix.

\* Dérivable / non-dérivable.

\* Ressemble à un pic / ressemble à un échelon.

\* Positive/ moyenne nulle.

\*\* La première catégorie permet de distinguer entre les fonctions lisses et les fonctions dures . Les fonctions lisses sont fondamentales dans les algorithmes d'apprentissage, tandis que les fonctions d'activations non-dérivables sont utilisées lorsque la réponse désirée possède deux valeurs uniquement (la fonction SIGNUM par exemple.).

\*\* La seconde catégorie permet de distinguer entre les fonctions d'activations qui possèdent des valeurs importantes autour de zéro, et celles qui possèdent des valeurs importantes loin de l'origine.

\*\* la troisième catégorie distingue entre les fonctions qui varient entre 0 et 1 et celles qui varient entre -1et1.

On peut citer d'une manière générale les fonctions d'activations suivantes:

1- LA SIGMOIDE:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}}$$

avec  $0 < f(x) < 1$

2- La TANH :

$$f(x) = \frac{1 - e^{-ax}}{1 + e^{-ax}}$$

avec  $-1 < f(x) < 1$

#### **4-1-b LE RESEAU DE NEURONES:**

Un réseau de neurones est obtenu par l'interconnexion de neurones considérés comme élément de base.

Ce réseau effectue d'une façon parallèle et distribuée une application de l'espace  $I^n$  de dimension n dans l'espace  $R^m$  de dimension m:

$$\Phi: I^n \Rightarrow R^m$$

Cette définition rassemble une large classe de réseaux de neurones.

D'après cette définition un réseau de neurones est caractérisée par le neurone comme élément élémentaire de base , et par la façon dont ses derniers sont connectés.

L'interconnexion de plusieurs neurones définit un champ de neurones, ce dernier peut avoir plusieurs architectures.

#### **4-2- ARCHITECTURE DES RESEAUX DE NEURONES:**

Un réseau de neurones peut être statique ou dynamique.

##### **4-2-1- RESEAU STATIQUE:**

Un réseau de neurones statique est un réseau dont la topologie de la connexion ne contient pas de boucles synaptiques fermées, il est constitué de telle sorte qu'il puisse être décomposé en plusieurs champ de neurones élémentaires appelés "couche" .

Les couches autres que les couches d'entrées ou de sorties sont appelées "couches cachées". Un neurone dans une couche ne reçoit ses entrées que des neurones situés plus en amont dans le sens entrées-sortis, mais pas forcément seulement des neurones situés sur la couche immédiatement précédente.(FIG-10-).

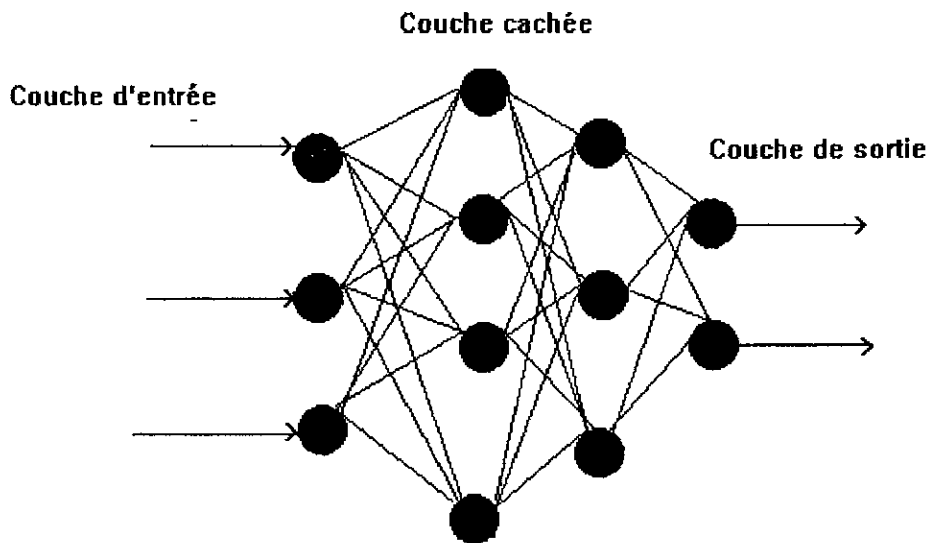


FIG-10: Architecture d'un réseau de neurones statique

#### 4-2-2- RESEAU DYNAMIQUE :

Contrairement aux réseaux statiques, les réseaux dynamiques contiennent dans leur architectures un bouclage (la topologie des connexions est bouclée). En général, la sortie de chaque neurone est reinjectée en entrée de chaque neurone, grâce à des poids variables, le réseau étant fondamentalement dynamique, il ne contient qu'une seule couche cachée (FIG-11-).

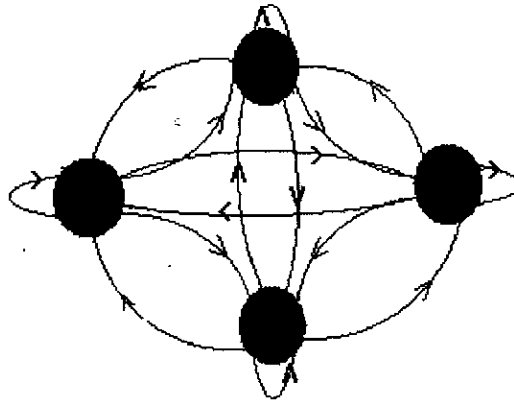


FIG-11- : Architecture d'un réseau dynamique

L'un des réseaux dynamiques les plus utilisés est appelé réseau de -HOPFIELD- [20] . c'est un cas qui a été découvert par HOPFIELD en 1980, il est généralement utilisé pour l'implémentation des mémoires associatives et pour la résolution des problèmes d'optimisations.

#### 4-3- L'APPRENTISSAGE DES RESEAUX DE NEURONES:

Avant l'implémentation d'un réseau de neurones, ce dernier doit passer par l'étape de l'apprentissage.

On appelle apprentissage , l'opération par laquelle le réseau de neurones acquiert la capacité de faire certaine tache en modifiant ses paramètres internes par l'utilisation d'un algorithme d'adaptation paramétrique appelé "algorithme d'apprentissage".

Il est dit d'un réseau qu'il a appris la fonction  $f(x)$  s'il répond par  $y$  ( $y=f(x)$ ) , lorsque  $x$  (variant dans le domaine de définition de  $f(x)$ ) est présenté à l'entrée.

Le but de l'apprentissage est donc de produire un réseau de neurones qui implante la fonction  $f$  à partir d'un nombre suffisant exemples disponibles.

Cette implantation qui est souvent une approximation de  $f$  peut se faire grâce à des algorithmes d'apprentissages

Pour les réseaux statiques , il existe plusieurs variantes d'algorithmes , on peut citer les plus connus les suivants:

\*FFN PATTERN (BACK PROPAGATION)[10][14].

\*FFN-BATCH[14].

\*BACKPROPAGATION AVEC MOMENTUM [10].

L'un des algorithmes les plus répandus est celui de la "backpropagation" .

Cet algorithme change les poids d'un réseau à chaque fois qu'un exemple  $y=f(x)$  est présenté .

Ce changement est fait de telle sorte à minimiser l'erreur entre la sortie désirée  $Y_d$ , et la réponse  $y$  du réseau à une entrée  $x_i$ , ceci est réalisé grâce à la descente du gradient. A chaque itération le signal d'entrée se propage dans le réseau dans le sens entrée-sortie , une sortie est ainsi obtenue , l'erreur entre cette sortie et la sortie désirée est calculée puis rétropropagée dans le sens sortie-entrée.

pour cet algorithme, l'apprentissage ne prend fin que lorsqu'une certaine erreur donnée par:

$$E = \sum_p E_p$$

est satisfaite ,avec

$$E_p = 1 / 2 \left[ \sum (y_{pj} - y'_{pj})^2 \right]$$

est la mesure de l'erreur sur le  $p$ ème exemple sur toutes les sorties .

Pour un réseau statique l'algorithme,d'apprentissage est le suivant:

Etape-1-:

Soit le vecteur d'entrée  $X_p = (X_{p1}, X_{p2}, \dots, X_{pn})^T$ .

Pour le  $p$ ème exemple, le signal total de l'entrée du  $j$ ème neurones de la couche cachée (h) est donné par:

$$NET_{pj}^h = \sum_{i=1} W_{ji}^h X_{pi} + \theta_j^h$$

Etape-2-:

Le signal de sortie du neurone  $j$  situé sur la couche cachée (h) est de la forme:

$$I_{pj} = f_j^h (NET_{pj}^h)$$

Etape-3-:

Le signal total appliqué à l'entrée du  $k$ ème neurone de la couche de sortie (0) est:

$$NET_{pk}^0 = \sum_{j=1} W_{kj}^0 I_{pj} + \theta_k^0$$

Etape-4-:

Le signal de sortie fournie par le neurone  $k$  de la couche de sortie est:

$$O_{pk} = f_k^0(\text{NET}_{pk}^0)$$

Etape -5-:

Ainsi, les termes d'erreurs pour la couche de sorties sont:

$$\delta_{pk}^0 = (y_{pk} - O_{pk}) f_k^{0'}(\text{NET}_{pk}^0)$$

Etape-6-:

Le calcul des termes d'erreur pour la couche cachée :

$$\delta_{pj}^h = f_j^h(\text{NET}_{pj}^h) \sum_k \delta_{pk}^0 W_{kj}^0$$

Etape -7-:

L'ajustement des poids pour la couche de sortie:

$$W_{kj}^0(t+1) = W_{kj}^0(t) + \eta \delta_{pk}^0 I_{pj}$$

Etape -8-:

L'ajustement des poids de la couche cachée.

$$W_{ji}^h(t+1) = W_{ji}^h(t) + \eta \delta_{pj}^h X_{pi}$$

Etape-9-:

le calcul de l'erreur.

$$E_p = 1 / 2 [y_{pk} - O_{pk}]^2$$

refaire toutes les étapes tant que l'erreur n'est pas satisfaite.

Malgré son efficacité , cette technique présente les inconvénients suivants:

- \* Problème des minimas locaux.
- \* Nécessité d'un matériel soft et hard sophistiqué.
- \* La très grande consommation de temps durant la phase d'apprentissage.



Le problème de la minimisation de temps d'apprentissage constitue et continue de faire l'objet de la recherche pour longtemps .

Les récents travaux sur la question ont permis d'aboutir à différents algorithmes d'apprentissage dit rapide.

Pour notre part , nous utiliserons les nouvelles techniques[16] permettant d'accélérer la convergence des algorithmes .

Cette technique est basée sur la minimisation d'une fonction objective alternative , après chaque cycle d'adaptation .

Cette fonction est définie par:

$$G(\lambda) = \lambda E + (1-\lambda)E'$$

$$G(\lambda) = \lambda \left( \sum_p \sum_{\kappa} \Phi_2(e_{kp}) \right) + (1-\lambda) \left( \sum_p \sum_{\kappa} \Phi_1(e_{kp}) \right) \quad (1-1)$$

AVEC:

$$\Phi_2(x) = 1 / 2[x^2].$$

et

$\Phi_1(.)$  est une fonction différentiable , positive , convexe et continue.  
Elle est souvent égale à:

$$\Phi_1(x) = \frac{1}{\beta} \ln [\cosh(\beta x)]$$

avec  $\beta$  un nombre réel positif.

et

$$\Phi_1'(x) = \text{TANH}(\beta x).$$

La variable  $\lambda$  varie entre 0 et 1.

\* Si  $\lambda = 1$  , l'équation (1-1) coïncide avec la fonction objective classique c'est à dire la minimisation de :

$$G(1) = E.$$

\*Si  $\lambda = 0$ , l'algorithme fonctionne jusqu'à la minimisation de :

$$G(0) = \sum_p \sum_{\kappa} \Phi_1(e_{kp}).$$

Quand  $0 < \lambda < 1$  l'équation (1-1) définit une variété de fonctions objectives alternant entre les deux extrêmes.

La variation de la valeur de  $\lambda$  est donnée par la fonction:

$$\lambda = \exp\left(\frac{-\mu}{E^2}\right). \quad (1-2)$$

avec  $\mu$  : nombre réel positif.

Au début de l'apprentissage ; quand la somme des erreurs  $E$  est grande ,  $\lambda$  est proche de 1 , et au fur et à mesure que  $E$  diminue ,  $\lambda$  s'approche obligatoirement de zéro.

Ainsi, la valeur du facteur  $\lambda$  est déterminé à chaque cycle et suit la variation de l'erreur  $E$ .

Cette technique peut être introduite dans l'algorithme de la "backpropagation" qui devient "Fast backpropagation".

\* Fast backpropagation:

Cet algorithme est basé sur la minimisation de  $G(\lambda)$  soit:

$$\frac{\delta G_p(\lambda)}{\delta W_p} = \sum_k \left[ \lambda \phi'_2(e_{kp}) + (1 - \lambda) \phi'_1(e_{kp}) \right] \frac{\delta e_{kp}}{\delta W_p}$$

Les différentes étapes de cet algorithme , pour un réseau statique sont les suivants:

Les étapes 1, 2, 3, et 4 sont identiques à celles de l'algorithme "Backpropagation".

Etape-5-:

Le calcul des termes pour la couche de sortie:

$$\delta_{pk}^0(\lambda) = \left[ \lambda (y_{pk} - o_{pk}) + (1 - \lambda) \text{TANH}(\beta (y_{pk} - o_{pk})) \right] f_k^0 (NET_{pk}^0)$$

Etape -6-:

Le calcul des termes d'erreurs pour la couche cachée.

$$\delta_{pj}^h(\lambda) = f_j^{h'}(\text{NET}_{pj}^h) \sum_k \delta_{pk}^0(\lambda) W_{kj}^0$$

Etape -7-:

L'ajustement des poids pour la couche de sortie

$$W_{kj}^0(t+1) = W_{kj}^0(t) + \eta \delta_{pk}^0 I_{pj}$$

Etape -8-:

L'ajustement des poids pour la couche cachée:

$$W_{ji}^h(t+1) = W_{ji}^h(t) + \eta \delta_{pj}^h X_{pi}$$

Etape-9-:

Le calcul de l'erreur:

$$E_p = 1 / 2 [y_{pk} - O_{pk}]^2$$

Etape-10-:

Le calcul de la somme des erreurs:

$$E = \sum_p E_p$$

Etape-11-:

Le calcul de  $\lambda$

$$\lambda = \exp\left(\frac{-\mu}{E^2}\right)$$

Pour les réseaux dynamiques l'apprentissage , peut se faire en utilisant l'un des algorithmes suivant:

\*FIXED POINT LEARNING [14].

\*TRAJECTORY LEARNING [14].

L'algorithme le plus répandu est le "FIXED POINT LEARNING" .

Cet algorithme est applicable aux réseaux de neurones qui possèdent trois couches, dont la couche cachée est entièrement connectée (FIG-12).

$$X = -X + Wg(X) + BZ(k) \quad (1-3)$$

$$y(k) = h^T X^* \quad (1-4)$$

avec:

$X \in \mathbb{R}^q$ ,  $g(.) : \mathbb{R}^q \rightarrow \mathbb{R}^q$  est un vecteur dont les éléments sont les fonctions  $g(.)$ .

$W, B, h$ , sont les poids d'interconnexion.

Dans (1-4),  $X^*$  spécifie un point d'équilibre stable (1-3) pour l'échantillon d'entrée  $Z(k)$  à l'instant  $k$ , en supposant que le point d'équilibre est atteint, (1-3) et (1-4) deviennent:

$$X^* = -X + Wg(X^*) + BZ(k) \quad (1-6)$$

$$y(k) = h^T X^*$$

ce qui est équivalent à:

$$X^*_i = \sum_{j=1}^q W_{ij} g_j(X^*_j) + \sum_{l=1} B_{il} Z_l(k) \quad (1-7)$$

$$y(k) = \sum_{i=1} h_i X^*_i$$

avec

$X^*_i, W_{ij}, g_j, B_{il}, Z_l(k)$  et  $h_i$  sont respectivement des éléments des matrices.

L'apprentissage d'un tel réseau se fait à l'aide de la "backpropation", en minimisant l'erreur de sortie:

$$E(k) = [Y_d(k) - Y(k)]^2 \quad (1-8)$$

$$E(k) = [Y_d(k) - h^T X^*]$$

$Y_d(k)$  étant la sortie désirée.

L'algorithme d'apprentissage peut être facilement déduit , en appliquant l'algorithme de la descente du gradient à ce réseau.

En effet:

$$h_i(k+1) = h_i(k) - u_1 (\delta E(k) / \delta h_i)$$

$$W_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) - u_2 (\delta E(k) / \delta W_{ij}) \quad (1-7)$$

$$B_{ij}(k+1) = B_{ij}(k) - u_3 (\delta E(k) / \delta B_{ij})$$

$u_1$ ,  $u_2$  et  $u_3$  sont les pas d'adaptation ; choisis d'une façon appropriée .

### **6- CONCLUSION:**

Dans ce chapitre nous avons parlé en premier lieu des différentes méthodes qui peuvent être utilisées d'une manière efficace dans la commande des systèmes non-linéaires.

On a d'abord commencé par la commande supervisée , ensuite la commande inverse qui est basée sur la détermination de la fonction inverse, quatre schémas d'apprentissage ont été proposés , chacune d'elle possède sa propre vision sur le problème, cette méthode est limitée par l'existence de la fonction inverse , enfin on a parlé de l'approche neuronale de la commande adaptative avec le modèle de référence.

En deuxième lieu nous avons présentés des définitions permettant de se familiariser avec les réseaux de neurones.

Rappelons qu'un réseau de neurones n'est rien d'autre qu'un approximateur de fonction basé sur l'interconnexion de plusieurs entités élémentaires appelées neurones .

Les réseaux de neurones ont été subdiviser selon leurs architectures en deux classes : statique et dynamique ,et enfin nous avons parlés de l'apprentissage des réseaux de neurones, plusieurs méthodes ont été présentées.

# *Chapitre -2-*

## *Les différents modèles de la machine asynchrone*

**"Notre vie se passe à manquer  
de temps pour réaliser nos  
idées , et à manquer d'idées  
pour employer notre temps"**

## INTRODUCTION:

La machine asynchrone, a toujours intéressée: les industriels pour sa robustesse et son entretien nul.

Néanmoins, la machine asynchrone, présente du point de vue de la commande un déficit très intéressant; ceci est dû à:

- ◆ La non-linéarité du modèle dynamique .
- ◆ Deux des variables d'états (composantes du flux rotorique ) sont généralement non-mesurables.
- ◆ La variation considérable de la résistance rotorique quand la machine s'échauffe, ce qui altère considérablement la dynamique du système.

Dans ce chapitre; et avant d'aborder la commande, nous modélisons la machine asynchrone triphasée par le modèle biphasé équivalent.

Des différents modèles de la machine asynchrone, alimentée soit en tension soit en courant sont présentés.

## 2- MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE TRIPHASEE:

### 2-1- DESCRIPTION:

La machine asynchrone dont nous allons étudié la mise en équation et la modélisation, est une machine dont les armatures magnétiques du stator et du rotor sont toutes deux cylindriques, donc séparées par un entrefer constant et munies chacune d'un enroulement triphasé.

Cette modélisation est parfaite, en admettant les hypothèses simplificatrices suivantes:

- ◆ Le circuit magnétique est non saturé et parfaitement feuilleté au stator et rotor .
- ◆ On ne considère que le premier harmonique d'espace de la distribution de la force magnétomotrice créée par chaque phase du stator et du rotor .

### 2-2 MODELISATION:

Pour simplifier la présentation des équations électriques et magnétiques de la machine asynchrone, est introduite la transformation de PARK [3], dans un repère arbitraire tournant à la vitesse angulaire  $\omega_a$  .

L'application de cette transformation donne :

◆ Equations électrique et magnétiques

L'application de la transformation de PARK aux courants, aux tensions et aux flux permet d'avoir un système d'équations à coefficients constants, soient:

$$\begin{cases} v_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d\psi_{ds}}{dt} - \omega_a \psi_{qs} \\ v_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\psi_{qs}}{dt} + \omega_a \psi_{ds} \end{cases} \quad (2-1)$$

$$\begin{cases} V_{dr} = R_r i_{dr} + \frac{d\psi_{dr}}{dt} - (\omega_a - \omega_r) \psi_{qr} \\ V_{qr} = R_r i_{qr} + \frac{d\psi_{qr}}{dt} + (\omega_a - \omega_r) \psi_{dr} \end{cases} \quad (2-2)$$

L'application de cette transformation; pour les équations magnétiques donne :

$$\begin{cases} \psi_{ds} = L_s \cdot i_{ds} + M \cdot i_{dr} \\ \psi_{qs} = L_s \cdot i_{qs} + M \cdot i_{qr} \end{cases} \quad (2-3)$$

$$\begin{cases} \psi_{dr} = L_r \cdot i_{dr} + M \cdot i_{ds} \\ \psi_{qr} = L_r \cdot i_{qr} + M \cdot i_{qs} \end{cases} \quad (2-4)$$

◆ L'équation mécanique de la machine est donnée par:



$$C_{em} = J \frac{d\Omega}{dt} + K_f \Omega + C_r \quad (2-5)$$

♦ L'expression du couple électromagnétique est donnée par:

$$C_{em} = p. (\psi_{ds}. i_{ds} - \psi_{qs}. i_{qr}) \quad (2-6)$$

En vue de la commande, la machine asynchrone peut être commandée soit en tension, soit en courant, en fonction du type de son alimentation.

### 3- MODELE D'ETAT DE LA MACHINE ASYNCHRONE DANS UN REPERE ARBITRAIRE, ALIMENTE EN TENSION :

En prenant comme vecteur d'état :  $\mathbf{X} = [i_{ds}; i_{qs}; \psi_{dr}; \psi_{qr}; \omega_r]^T$ , Le vecteur  $(v_{ds}, v_{qs})^T$  comme vecteur de commande, et en faisant quelques substitutions dans les équations (2-1) et (2-2) en utilisant les équations (2-3) et (2-4).

En posant:

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

Le modèle d'état de la machine asynchrone dans le repère arbitraire est représenté par le système d'équations d'état suivants:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{di_{ds}}{dt} = -\left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right) i_{ds} + \omega_a i_{qs} + \frac{1-\sigma}{\sigma M T_r} \psi_{dr} + \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \psi_{qr} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{ds} \\ \frac{di_{qs}}{dt} = -\left(\frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}\right) i_{qs} - \omega_a i_{ds} + \frac{1-\sigma}{\sigma M T_r} \psi_{qr} - \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \psi_{dr} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{qs} \\ \frac{d\psi_{dr}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \psi_{dr} + (\omega_a - \omega_r) \psi_{qr} \\ \frac{d\psi_{qr}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{qs} - \frac{1}{T_r} \psi_{qr} - (\omega_a - \omega_r) \psi_{dr} \\ \frac{d\omega_r}{dt} = \frac{p^2 M}{J L_r} (\psi_{dr} i_{qs} - \psi_{qr} i_{ds}) - \frac{K_f}{J} \omega_r - \frac{p}{J} C_r \end{array} \right. \quad (2-7)$$

**3-1 MODELE DE LA MACHINE ASYNCHRONE DANS UN REFERENTIEL SYNCHRONE:**

Dans un référentiel synchrone; la vitesse angulaire du référentiel  $\omega_a$  est égale à la pulsation statorique  $\omega_s$ ; donc le modèle (2-7) devient:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{di_{ds}}{dt} = -\left(\frac{1}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma L_r}\right)i_{ds} + \omega_s i_{qs} + \frac{1-\sigma}{\sigma M T_r} \psi_{dr} + \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \psi_{qr} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{ds} \\ \frac{di_{qs}}{dt} = -\left(\frac{1}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma L_r}\right)i_{qs} - \omega_s i_{ds} + \frac{1-\sigma}{\sigma M T_r} \psi_{qr} - \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \psi_{dr} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{qs} \\ \frac{d\psi_{dr}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \psi_{dr} + (\omega_s - \omega_r) \psi_{qr} \\ \frac{d\psi_{qr}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{qs} - \frac{1}{T_r} \psi_{qr} - (\omega_s - \omega_r) \psi_{dr} \\ \frac{d\omega_r}{dt} = \frac{p^2 M}{J L_r} (\psi_{dr} i_{qs} - \psi_{qr} i_{ds}) - \frac{K_f}{J} \omega_r - \frac{p}{J} C_r \end{array} \right. \quad (2-8)$$

Le système (2-8) est dit; modèle de la machine asynchrone dans un référentiel synchrone; commandé en tension .

**3-2 MODELE DE LA MACHINE ASYNCHRONE DANS LE REPERE DU STATOR:**

Dans un référentiel lié au stator; la vitesse angulaire du référentiel  $\omega_a$  est nulle . Ainsi, en prenant le vecteur  $\mathbf{X} = [i_{ds}, i_{qs}, \psi_{dr}, \psi_{qr}, \omega_r]^T$  comme vecteur d'état, les tensions statoriques (  $v_{ds}$  ,  $v_{qs}$  ) comme variables de commande, et le couple résistant  $C_r$  comme perturbation; on aboutit à un modèle de la machine asynchrone dans le repère du stator, alimentée en tension le suivant :

$$\left\{ \begin{aligned} \frac{di_{ds}}{dt} &= -\left(\frac{1}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma L_r}\right)i_{ds} + \frac{1-\sigma}{\sigma M T_r} \psi_{dr} + \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \psi_{qr} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{ds} \\ \frac{di_{qs}}{dt} &= -\left(\frac{1}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma L_r}\right)i_{qs} + \frac{1-\sigma}{\sigma M T_r} \psi_{qr} - \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \psi_{dr} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{qs} \\ \frac{d\psi_{dr}}{dt} &= \frac{M}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \psi_{dr} - \omega_r \psi_{qr} \\ \frac{d\psi_{qr}}{dt} &= \frac{M}{T_r} i_{qs} - \frac{1}{T_r} \psi_{qr} + \omega_r \psi_{dr} \\ \frac{d\omega_r}{dt} &= \frac{p^2 M}{J L_r} (\psi_{dr} i_{qs} - \psi_{qr} i_{ds}) - \frac{K_f}{J} \omega_r - \frac{p}{J} C_r \end{aligned} \right. \quad (2-9)$$

#### **4- MODELE DE LA MACHINE ASYNCHRONE ALIMENTEE EN COURANT DANS UN REPERE ARBITRAIRE :**

Considérant que les courants statoriques s'installent instantanément, le modèle (2-7) se réduit à:

$$\left\{ \begin{aligned} \frac{d\psi_{dr}}{dt} &= -R_r i_{dr} + (\omega_a - \omega_r) \psi_{qr} \\ \frac{d\psi_{qr}}{dt} &= -R_r i_{qr} - (\omega_a - \omega_r) \psi_{dr} \\ \frac{d\omega_r}{dt} &= \frac{P^2 M}{J L_r} (\psi_{dr} i_{qs} - \psi_{qr} i_{ds}) - \frac{K_f}{J} \omega_r - \frac{p}{J} C_r \end{aligned} \right. \quad (2-10)$$

Or d'après (2-4)

$$\psi_{dr} = L_r i_{dr} + M i_{ds}$$

$$\psi_{qr} = L_r i_{qr} + M i_{qs}$$

d'où

$$i_{dr} = \frac{\psi_{dr}}{L_r} - \frac{M}{L_r} i_{ds} \quad i_{dr} = \frac{\psi_{dr}}{L_r} - \frac{M}{L_r} i_{ds} \quad (2-11)$$

$$i_{qr} = \frac{\psi_{qr}}{L_r} - \frac{M}{L_r} i_{qs} \quad (2-12)$$

En faisant quelques substitutions dans les équations (2-10), en utilisant les équations (2-11) et (2-12), on aboutit au système d'équations d'états suivant :

$$\begin{cases} \frac{d\psi_{dr}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \psi_{dr} + (\omega_a - \omega_r) \psi_{qr} \\ \frac{d\psi_{qr}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{qs} - \frac{1}{T_r} \psi_{qr} - (\omega_a - \omega_r) \psi_{dr} \\ \frac{d\omega_r}{dt} = \frac{p^2 M}{J L_r} (\psi_{dr} i_{qs} - \psi_{qr} i_{ds}) - \frac{K_f}{J} \omega_r - \frac{p}{J} C_r \end{cases} \quad (2-13)$$

#### **4-1 MODELE DE LA MACHINE ASYNCHRONE ALIMENTEE EN COURANT DANS UN REPERE SYNCHRONE:**

Dans un référentiel synchrone, ou la vitesse angulaire du référentiel  $\omega_a$  est égale à la pulsation statorique  $\omega_s$ , le modèle (2-13) devient;

$$\begin{cases} \frac{d\psi_{dr}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \psi_{dr} + (\omega_s - \omega_r) \psi_{qr} \\ \frac{d\psi_{qr}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{qs} - \frac{1}{T_r} \psi_{qr} - (\omega_s - \omega_r) \psi_{dr} \\ \frac{d\omega_r}{dt} = \frac{p^2 M}{J L_r} (\psi_{dr} i_{qs} - \psi_{qr} i_{ds}) - \frac{K_f}{J} \omega_r - \frac{p}{J} C_r \end{cases} \quad (2-14)$$

Avec  $(\psi_{dr}, \psi_{qr}, \omega_r)^T$  vecteur d'état et  $(i_{ds}, i_{qs})^T$  vecteur de commande  $(\psi_{dr}, \psi_{qr}, \omega_r)^T$

#### 4-2 MODELE DE LA MACHINE ASYNCHRONE ALIMENTEE EN COURANT DANS UN REPERE DU STATOR:

Dans un référentiel lié au stator la vitesse angulaire du référentiel  $\omega_a$  est nulle le modèle (2-13) devient:

$$\begin{cases} \frac{d\psi_{dr}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \psi_{dr} - \omega_r \psi_{qr} \\ \frac{d\psi_{qr}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{qs} - \frac{1}{T_r} \psi_{qr} + \omega_r \psi_{dr} \\ \frac{d\omega_r}{dt} = \frac{p^2 M}{J L_r} (\psi_{dr} i_{qs} - \psi_{qr} i_{ds}) - \frac{K_f}{J} \omega_r - \frac{p}{J} C_r \end{cases} \quad (2-15)$$

#### 5- MODELE DU MOTEUR COMMANDEE PAR ORIENTATION DU CHAMP ROTORIQUE:

Dans ce cas; le référentiel (d,q) est positionné de manière a ce que l'axe "d" s'aligne avec le vecteur du flux rotorique, ceci permet de régler le flux rotorique en contrôlant le courant  $i_{ds}$ , et contrôler le couple électromagnétique développé par la machine en réglant le courant  $i_{qs}$  (FIG-1-).

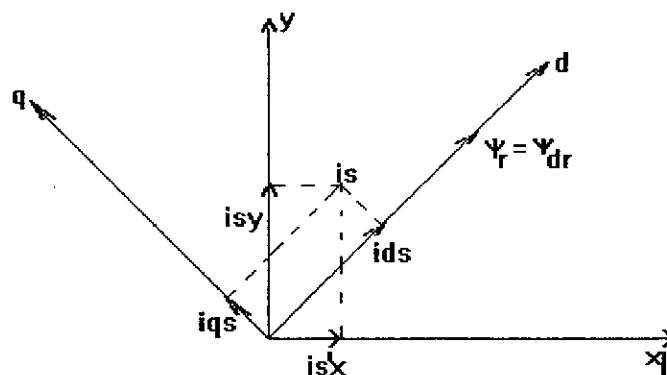


FIG-2: Orientation du flux rotorique

Les trois dernières équations différentielles du système (2-8) s'écrivent alors :

$$\frac{d\psi_{dr}}{dt} = -\frac{1}{T_r} \psi_{dr} + \frac{1}{T_r} M i_{ds} \quad (2-16)$$

$$0 = -(\omega_s - p\Omega) \psi_{dr} + \frac{M}{T_r} i_{qs} \quad (2-17)$$

$$\frac{d\Omega}{dt} = \frac{pM}{JL_r} \psi_{dr} i_{qs} - \frac{K_r}{J} \Omega - \frac{C_r}{J} \quad (2-18)$$

L'équation (2-17) a introduit une condition de maintien de l'orientation du flux rotorique sur la pulsation statorique  $\omega_s$  par :

$$\omega_s = p \Omega + \frac{M}{T_r} \frac{i_{qs}}{\psi_{dr}} \quad (2-19)$$

Avec  $p\Omega = \omega_r$  |

et  $\psi_r = \psi_{dr}$

L'intégral de l'équation (2-19) nous permet de déterminer la position du référentiel mobile à chaque instant.

### 5-1 MODELE DE LA MACHINE ASYNCHRONE ALIMENTEE EN TENSION A FLUX ORIENTE:

En remplaçant  $\omega_s$  par sa valeur (2-19) dans le système d'état (2-8); on aboutit au modèle dynamique suivant:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{di_{ds}}{dt} = -\left(\frac{1}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma L_r}\right)i_{ds} + \omega_r i_{qs} + \frac{1-\sigma}{\sigma M T_r} \psi_r + \frac{M i_{qs}^2}{T_r \psi_r} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{ds} \\ \frac{di_{qs}}{dt} = -\left(\frac{1}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma L_r}\right)i_{qs} - \omega_r i_{ds} - \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \psi_r - \frac{M i_{qs} i_{ds}}{T_r \psi_r} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{qs} \\ \frac{d\psi_r}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \psi_r \\ \frac{d\omega_r}{dt} = \frac{p^2 M}{J L_r} \psi_r i_{qs} - \frac{K_f}{J} \omega_r - \frac{p}{J} C_r \end{array} \right. \quad (2-20)$$

Avec  $(i_{ds}, i_{qs}, \psi_r, \omega_r)^T$  est le vecteur d'état et  $(V_{ds}, V_{qs})$  est le vecteur de commande.

## 5-2 MODELE DE LA MACHINE ASYNCHRONE ALIMENTEE EN COURANT A FLUX ORIENTE:

Pour la machine alimentée en courant à flux orienté, les courants statoriques  $i_{ds}$  et  $i_{qs}$  sont considérés comme variables de commande et le vecteur  $(\psi_r, \omega_r)^T$  est le vecteur d'état.

Le modèle dynamique est donc le suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\psi_r}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \psi_r \\ \frac{d\omega_r}{dt} = \frac{p^2 M}{J L_r} \psi_r i_{qs} - \frac{K_f}{J} \omega_r - \frac{p}{J} C_r \end{array} \right. \quad (2-21)$$

L'équation (2-19) donne la valeur de  $\omega_s$  à chaque instant .

## **6- CONCLUSION:**

Dans ce chapitre, nous avons présenté une modélisation de la machine asynchrone par le modèle biphasé équivalent ( en utilisant la transformation de PARK ) dans un référentiel synchrone, alimentée soit en courant soit en tension, et les deux modèles adaptés à la commande qui en résultent dans le cas de l'orientation du flux rotorique.



## Chapitre -3-

# *La machine asynchrone alimentée en tension et à orientation parfaite du champ rotorique*

**"Apprenez que dans la vie sans  
un peu de travail on a point de  
plaisir"**

## 1- INTRODUCTION:

Le modèle de la machine asynchrone à orientation du champ, alimenté en tension, est un modèle non-linéaire, de plus le courant statorique apparaît comme une grandeur interne qui prend généralement des valeurs prohibitives durant le régime transitoire de réglage du flux et de la vitesse .

Dans la première partie, nous présentons tout d'abord le modèle de la machine asynchrone à orientation du champ rotorique alimenté en tension , ensuite par l'application d'une transformation diffeomorphe et un retour d'état linéarisant nous obtenons un modèle linéaire dans le nouveau système de coordonnées.

Afin d'améliorer la dynamique de réglage du flux rotorique et de la vitesse de rotation, tout en limitant le courant  $I_{qs}$ , une structure particulière de la commande est proposée.

Dans la deuxième partie, est étudiée l'application de la commande supervisée par réseaux de neurones à la machine asynchrone représentée par le modèle étudié .

Pour assurer la limitation du courant statorique  $I_{qs}$  tout en ayant une satisfaisante dynamique des grandeurs à réguler, deux structures différentes sont proposées.

## 2- REGLAGE DU FLUX ET DE LA VITESSE DU MODELE A ORIENTATION DU FLUX ROTORIQUE:

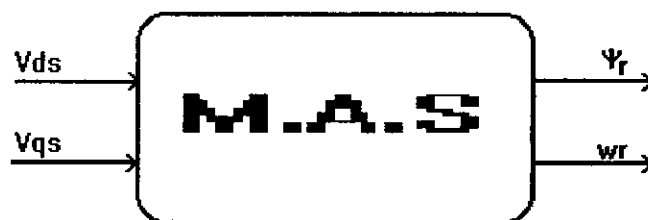


FIG-1: Schéma de la machine asynchrone alimentée en tension

Le modèle, à orientation du champ rotorique de la machine asynchrone alimentée en tension avec  $(i_{ds}, i_{qs}, \psi_r, \omega_r)^T$  le vecteur d'état et  $(V_{ds}, V_{qs})^T$  le vecteur de commande est représenté par le système d'équations pour lequel:

$$(X_1, X_2, X_3, X_4)^T = (i_{ds}, i_{qs}, \psi_r, \omega_r)^T$$

ci-dessous

$$\begin{cases} \dot{X}_1 = F_1 + \frac{1}{\sigma L_s} V_{ds} \\ \dot{X}_2 = F_2 + \frac{1}{\sigma L_s} V_{qs} \\ \dot{X}_3 = F_3 \\ \dot{X}_4 = F_4 \end{cases} \quad (3-1)$$

Avec:

$$\begin{cases} F_1 = -\left(\frac{1}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma L_r}\right)X_1 + X_4 X_2 + \frac{1-\sigma}{\sigma M T_r} X_3 + \frac{M X_2^2}{T_r X_3} \\ F_2 = -\left(\frac{1}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma L_r}\right)X_2 - X_1 X_4 - \frac{1-\sigma}{\sigma M} X_4 X_3 - \frac{M X_1 X_2}{T_r X_3} \\ F_3 = \frac{M}{T_r} X_1 - \frac{1}{T_r} X_3 \\ F_4 = \frac{p^2 M}{J L_r} X_3 X_2 - \frac{K_f}{J} X_4 - \frac{p}{J} C_r \end{cases} \quad (3-2)$$

Sous forme vectorielle on a :

$$\begin{cases} \dot{X} = f(X) + g_1(X) V_{ds} + g_2(X) V_{qs} \\ y_1 = (0, 0, 1, 0) X^T \\ y_2 = (0, 0, 0, 1) X^T \end{cases} \quad (3-3)$$

Avec

$$g_1(X) = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma_{Ls}} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (3-4)$$

$$g_2(X) = \begin{pmatrix} 0 \\ \frac{1}{\sigma_{Ls}} \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (3-5)$$

Une représentation du système (3-1) par un modèle linéaire et découplé, est possible par la technique du retour d'état linéarisant, et transformation difféomorphique .

Le vecteur d'état est transformé par difféomorphisme en un nouveau vecteur d'état pour lequel la dynamique du système apparaît comme linéaire et découplé.

Cette transformation est obtenue en prenant comme nouvelles coordonnées les sorties à stabiliser et leurs dérivées jusqu'à l'ordre (r-1) ou r est l'ordre du degré relatif .

## **2-1 REGLAGE PAR RETOUR D'ETAT LINEARISANT:**

### **2-1-1- REGLAGE DU FLUX ET DE LA VITESSE**

#### **2-1-1-a LINEARISATION ET DECOUPLAGE:**

Le modèle (3-1) est un modèle fortement non-linéaire et couplé.

Le degré relatif par rapport à la première sortie :  $y_1 = X_3 = \psi_r$ .

Soit:

$$Z_1 = h_1(X) = X_3 \quad (3-6)$$

Donc:

$$\dot{Z}_1 = \frac{\delta h_1}{\delta X} \dot{X} \quad (3-7)$$

$$\dot{Z}_1 = \frac{\delta h_1}{\delta X} f(x) + \frac{\delta h_1}{\delta X} g_1(x) V_{ds} + \frac{\delta h_1}{\delta X} g_2(x) V_{qs} \quad (3-8)$$

Avec:

$$\begin{aligned} \frac{\delta h_1}{\delta X} f(x) &= F_3 \\ \frac{\delta h_1}{\delta X} f(x) &= F_3 \end{aligned} \quad (3-9)$$

$$\frac{\delta h_1}{\delta X} g_1(x) = 0 \quad (3-10)$$

$$\frac{\delta h_1}{\delta X} g_2(x) = 0 \quad (3-11)$$

L'équation (3-8) devient:

$$\dot{Z}_1 = F_3(x) \quad (3-12)$$

On pose:

$$\dot{Z}_1 = Z_2 = F_3(x) \quad (3-13)$$

La dérivée (3-13) est :

$$\dot{Z}_2 = \frac{\delta F_3(x)}{\delta X} \dot{X} \quad (3-14)$$

$$\dot{Z}_2 = \frac{\delta F_3}{\delta X} f(x) + \frac{\delta F_3}{\delta X} g_1(x) V_{ds} + \frac{\delta F_3}{\delta X} g_2(x) V_{qs} \quad (3-15)$$

Avec:

$$\frac{\delta F_3(x)}{\delta(x)} g_1(x) = \frac{M}{T_r \sigma_{Ls}} \quad (3-16)$$

$$\frac{\delta F_3(x)}{\delta(x)} g_2(x) = 0 \quad (3-17)$$

$$\frac{\delta F_3(x)}{\delta(x)} f(x) = \frac{M}{T_r} F_1(x) - \frac{1}{T_r} F_3(x) \quad (3-18)$$

L'équation (3-15) devient :

$$\dot{Z}_2 = \frac{1}{T_r} F_3(x) + \frac{M}{T_r} F_1(x) + \frac{M}{\sigma_{Ls} T_r} V_{ds} \quad (3-19)$$

Le degré relatif par rapport au flux est donc d'ordre 2.

On introduit la nouvelle commande  $U_1$  telle que:

$$U_1 = \dot{Z}_2 = \frac{1}{T_r} F_3(x) + \frac{M}{T_r} F_1(x) + \frac{M}{\sigma_{Ls} T_r} V_{ds} \quad (3-20)$$

Ainsi la commande réelle du système  $V_{ds}$  est liée à  $U_1$  par:

$$V_{ds} = \frac{\sigma_{Ls} T_r}{M} \left[ U_1 + \frac{1}{T_r} F_3 - \frac{M}{T_r} F_1 \right] \quad (3-21)$$

Le degré relatif par rapport à la deuxième sortie :  $Y_2 = X_4 = \omega_r$   
Soit:

$$\dot{Z}_3 = h_2(x) = x_4 \quad (3-22)$$

La dérivée de  $Z_3$  donne :

$$\dot{Z}_3 = \frac{\delta h_2(x)}{\delta X} \dot{X} = \frac{\delta h_2(x)}{\delta X} f(x) + \frac{\delta h_2(x)}{\delta X} g_1(x) V_{ds} + \frac{\delta h_2(x)}{\delta X} g_2(x) V_{qs} \quad (3-23)$$

Avec

$$\frac{\delta h_2(x)}{\delta X} f(x) = F_4 \quad (3-24)$$

$$\frac{\delta h_2(x)}{\delta X} g_1(x) = 0 \quad (3-25)$$

$$\frac{\delta h_2(x)}{\delta X} g_2(x) = 0 \quad (3-26)$$

L'équation (3-23) devient:

$$\dot{Z}_3 = F_4 \quad (3-27)$$

On pose:

$$Z_4 = \dot{Z}_3 \quad (3-28)$$

et de la même manière :

$$\dot{Z}_4 = \frac{\delta F_4(x)}{\delta X} \dot{X} = \frac{\delta F_4(x)}{\delta X} f(x) + \frac{\delta F_4(x)}{\delta X} g_1(x) V_{ds} + \frac{\delta F_4(x)}{\delta X} g_2(x) V_{qs} \quad (3-29)$$

Avec:

$$\frac{\delta F_4(x)}{\delta X} f(x) = \frac{p^2 M}{J L_r} x_3 F_2(x) - \frac{p^2 M}{J L_r} x_2 F_3(x) + \frac{K_f}{J} F_4 \quad (3-30)$$

$$\frac{\delta F_4(x)}{\delta X} g_1(x) = 0 \quad (3-31)$$

$$\frac{\delta F_4(x)}{\delta X} g_2(x) = \frac{p^2 M}{J L_r} x_3 \frac{1}{\sigma L_s} \quad (3-32)$$

De ceci l'équation (3-29) devient:

$$\dot{Z}_4 = \frac{p^2 M}{J L_r} x_3 F_2 + \frac{p^2 M}{J L_r} x_2 F_3 + \frac{K_f}{J} F_4 + \frac{p^2 M}{J L_r} x_3 \frac{1}{\sigma L_s} V_{qs} \quad (333)$$

Le degré relatif par rapport à la vitesse est d'ordre 2.

La nouvelle commande U2 est introduite telle que :

$$\dot{Z}_4 = U_2 \quad (3-34)$$

Ou encore:

$$U_2 = \frac{p^2 M}{J L_r} x_3 F_2 + \frac{p^2 M}{J L_r} x_2 F_3 + \frac{K_f}{J} F_4 + \frac{p^2 M}{J L_r} x_3 \frac{1}{\sigma L_s} V_{qs} \quad (335)$$

La commande réelle Vqs est liée à U2 par:

$$V_{qs} = \frac{J L_r L_s \sigma}{p^2 M x_3} \left[ U_2 - \frac{p^2 M}{J L_r} x_3 F_2 - \frac{p^2 M}{J L_r} x_2 F_3 + \frac{K_f}{J} F_4 \right] \quad (3-36)$$

Et ainsi le système est exactement linéarisable.

En récapitulant: d'après les équations: (3-6) , (3-13), (3-22) et (3-28), la transformation difféomorphique des variables d'états adoptée est:

$$\begin{cases} Z_1 = x_3 \\ Z_2 = F_3 \\ Z_3 = x_4 \\ Z_4 = F_4 \end{cases} \quad (3-37)$$



La dynamique du système représenté par ces nouvelles variables d'états est:

$$\begin{cases} \dot{Z}_1 = Z_2 \\ \dot{Z}_2 = U_1 \end{cases} \quad \text{Sous-système linéaire -1-} \quad (3-38)$$

$$\begin{cases} \dot{Z}_3 = Z_4 \\ \dot{Z}_4 = U_2 \end{cases} \quad \text{Sous-système linéaire-2-} \quad (3-39)$$

Les équations (3-21) et (3-36) assurent le découplage. Et ainsi le système vu par ces nouvelles variables d'états (3-38) et (3-39) est un système linéaire et découplé (FIG-2-).

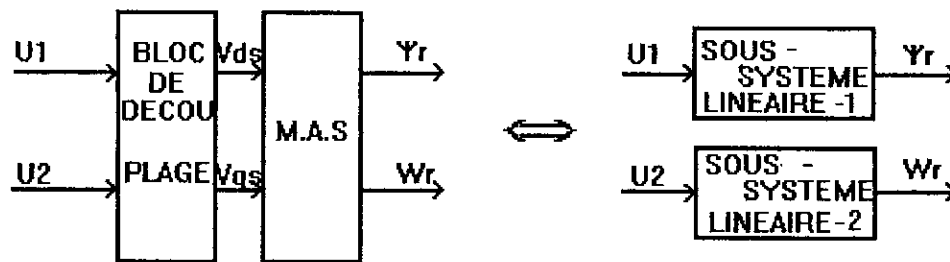


FIG2-: Découplage et linéarisation

### 2-1-1-b- SYNTHÈSE DES RÉGULATEURS:

\* Le régulateur R1 du flux rotorique est synthétisé en utilisant le sous-système linéaire 1 . Dans le cas du réglage par retour d'état du signal de commande U1 est donné par:

$$U_1 = K_{1ref}\psi_{ref} - K_1 Z_1 - K_2 Z_2 \quad (3-40)$$

Avec  $\psi_{ref}$  étant le flux rotorique de référence.

$K_{1ref}$ ,  $K_1$  et  $K_2$  sont les coefficients de la contre-réaction d'état.

\* Le régulateur R2 de la vitesse est synthétisé en utilisant le sous-système linéaire 2.

\* Le signal de commande U2 obtenu dans le cas du réglage par retour d'état est de la forme :

$$U_2 = K_{3ref}\omega_{ref} - K_3 Z_3 - K_4 Z_4 \quad (3-41)$$

Avec  $\omega_{ref}$  étant la vitesse de référence.

$K_{3ref}$ ,  $K_3$ , et  $K_4$  sont les coefficients de la contre-réaction d'état.

La structure de commande est illustrée sur la figure -3-.

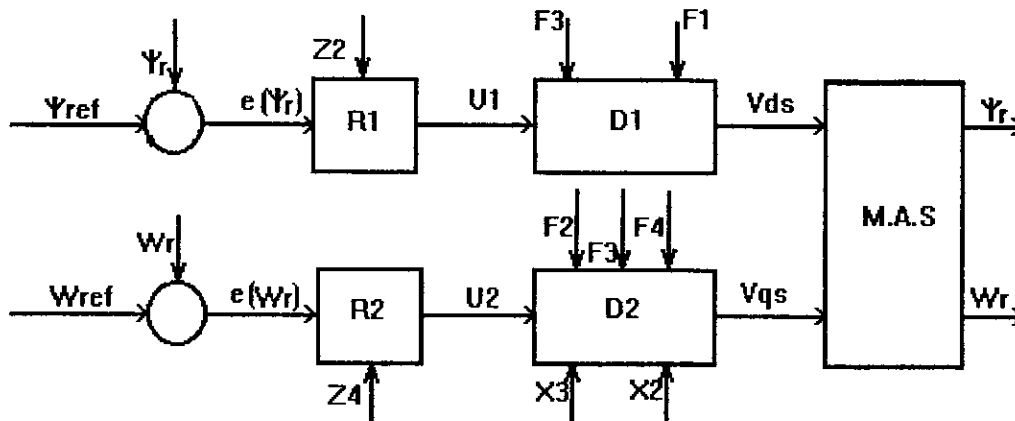


FIG-3: Structure de commande du modèle alimenté en tension à flux orienté par retour d'état linéarisant

Avec D1 et D2 : les blocs de découplage.

### 2-1-1-c- SIMULATION ET RESULTATS:

la résolution du système d'équations non-linéaires est faite à l'aide de l'algorithme de RUNGE KUTTA d'ordre 4.

Un pas de calcul de 0,001(s) est utilisé pour la simulation numérique du système.

Après un ensemble d'essais, une dynamique satisfaisante est obtenue par l'intermédiaire des régulateurs R1 et R2, ayants les coefficients de réglage suivant:

$$K_{1ref} = K_1 = 12000.$$

$$K_2 = 400.$$

$$K_{3ref} = K_3 = 200.$$

$$K_4 = 46.$$

Les réponses sont illustrées sur la planche 3-1.

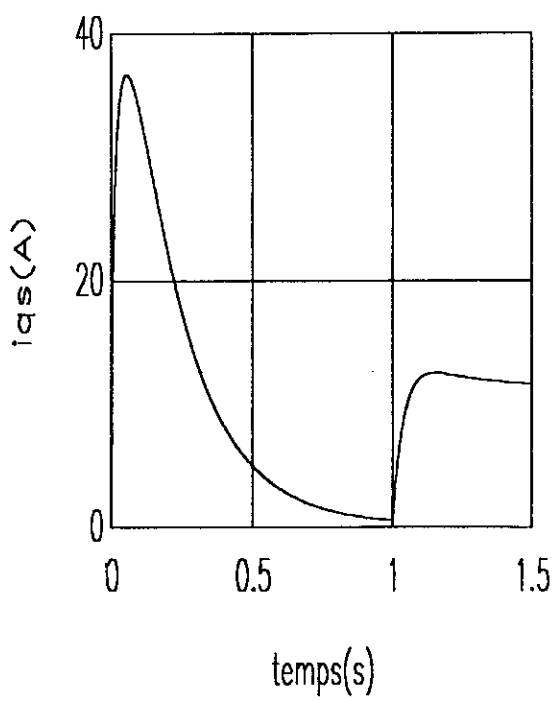
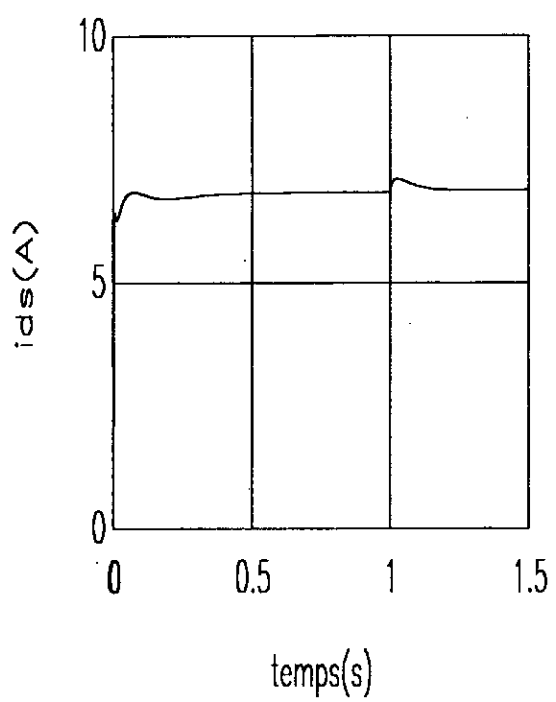
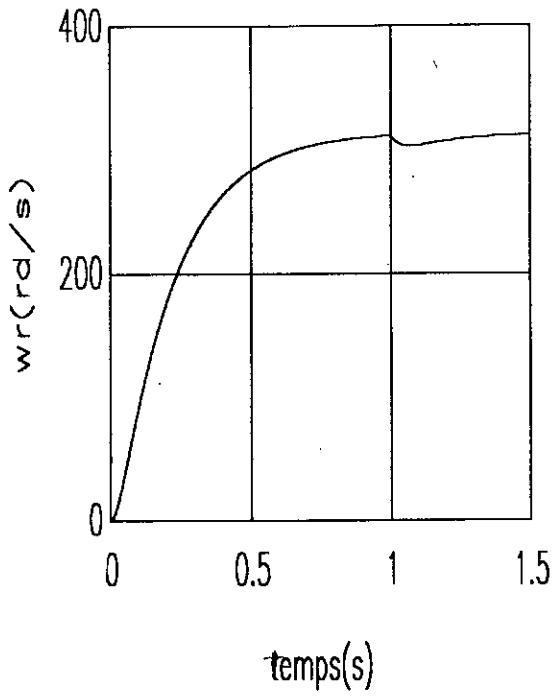
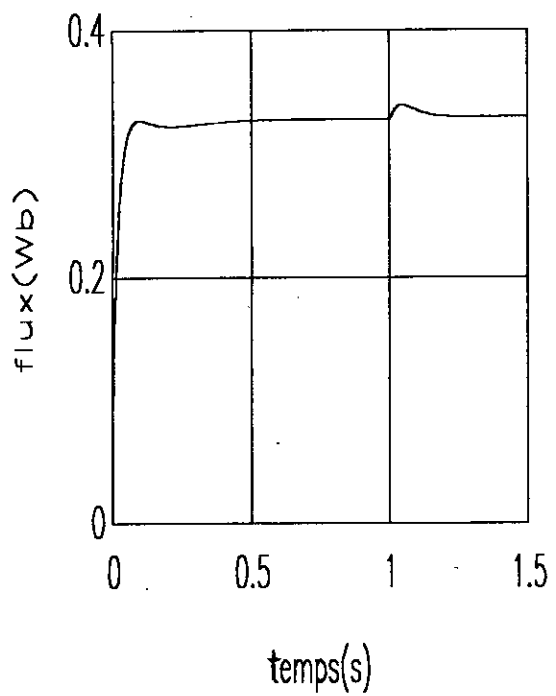


Planche (3-1): résultats de simulation de la structure de commanse :section (2-1-1) (FIG-3-)

\* Analyse des performances:

La simulation est effectuée pour une consigne de flux rotorique de 0,328(Wb). et une consigne de vitesse angulaire de 314(rd/s).

Il est simulé le démarrage à vide du moteur avec application sur son arbre d'un échelon de couple de valeur nominal 23,81(N.) à l'instant  $t=1(s)$ .

La dynamique du flux est très rapide, avec un temps de réglage (à 5% de la valeur finale) de 0,05(s).

Le courant  $I_{ds}$  atteint une valeur maximale de 7(A), une fois la référence du flux atteinte,  $I_{ds}$  décroît pour prendre constamment la valeur de 6,8(A).

Le temps de réponse de la vitesse  $\omega_r$  à 5% est de l'ordre de 0,63(s), sans dépassement et avec une erreur statique pratiquement nulle.

Le courant  $I_{qs}$ , atteint en régime transitoire une valeur maximale de 36,63(A), qui peut être une valeur intolérable, aussitôt la vitesse de consigne atteinte  $I_{qs}$  décroît pour s'approcher asymptotiquement de zéro.

L'introduction du couple de charge nominal est rapidement compensée.

De la réponse de la vitesse, il apparaît que celle-ci chute de 3,4% de sa valeur de consigne pour retrouver après 0,35(s) sa valeur initiale.

Le flux rotorique est légèrement influencé, cela apparaît au dépassement marqué d'amplitude de 1% qui est très rapidement annulé par le régulateur, il apparaît de même pour l'allure du courant  $I_{ds}$ .

Concernant le courant  $I_{qs}$ , celui-ci varie instantanément dès l'application de la charge pour prendre la valeur de 11,64(A) qui permet la compensation du couple résistant.

### 2-1-2 REGLAGE DU FLUX ET DE LA VITESSE AVEC LIMITATION DU COURANT $I_{qs}$ :

Pour une meilleur dynamique de la vitesse, est ajouté un troisième régulateur pour la régulation du courant  $I_{qs}$ .

La régulation, ou à vraie dire la limitation de la grandeur  $I_{qs}$ , qui est une grandeur interne au système, permet l'élimination du pic, qui se présente au niveau de  $I_{qs}$ , tout en ayant une dynamique satisfaisante de la vitesse.

Par conséquent il faut déterminer le degré relatif de la grandeur  $I_{qs}$ . Il est ajouté aux transformations effectuées dans le modèle précédant (3-1), une 5<sup>ème</sup> transformation qui est:

$$Z_5 = h_3(x) = x_2 \quad (3-42)$$

$$\dot{Z}_5 = \frac{\delta h_3}{\delta x} \dot{x} \quad (3-43)$$

D'où :

$$\dot{Z}_5 = \dot{X}_2 = F_2 + \frac{1}{\sigma L_s} V_{qs} \quad (3-44)$$

Ainsi le degré relatif du courant  $I_{qs}$  est d'ordre 1.

La nouvelle commande  $U_{2i}$  est introduite telle que :

$$U_{2i} = \dot{Z}_5 \quad (3-45)$$

Ainsi lorsque le courant  $I_{qs}$  est régulé, la commande réelle  $V_{qs}$  prend la valeur  $V_{qsi}$  telle que :

$$V_{qsi} = \sigma L_s U_{2i} - \sigma L_s F_2 \quad (3-46)$$

Lorsque le flux et la vitesse sont régulés, est appliqué la transformation T1 (3-37):

$$\begin{cases} Z_1 = X_3 \\ Z_2 = F_3 \\ Z_3 = X_4 \\ Z_4 = F_4 \end{cases}$$

Et la dynamique du système se met alors sous la forme (3-38) et (3-39):

$$\begin{cases} \dot{Z}_1 = Z_2 \\ \dot{Z}_2 = U_1 \end{cases} \quad \text{Dynamique linéaire 1.}$$

$$\begin{cases} \dot{Z}_3 = Z_4 \\ \dot{Z}_4 = U_2 \end{cases} \quad \text{Dynamique linéaire 2.}$$

Lorsque le flux et le courant  $I_{qs}$  sont régulés, est appliqué au système la transformation T2 :

$$\begin{cases} Z_1 = X_3 \\ Z_2 = F_3 \\ Z_5 = X_2 \\ Z_3 = X_4 \end{cases} \quad (3-47)$$

Et la dynamique du système se met alors sous la forme (3-38), (3-48) et (3-49):

$$\begin{cases} \dot{Z}_1 = Z_2 \\ \dot{Z}_2 = U_1 \end{cases} \quad \text{dynamique linéaire 1. (3-38)}$$

$$\dot{Z}_5 = U_{2i} \quad \text{dynamique linéaire 2. (3-48)}$$

$$\dot{Z}_3 = F_4 \quad \text{dynamique des zéros (3-49)}$$

Le régulateur R3 du courant  $I_{qs}$  est synthétisé en utilisant également le réglage par retour d'état.

soit:

$$U_{2i} = K_{5ref} I_{qsref} - K_5 Z_5 \quad (3-50)$$

Avec:  $I_{qsref} = 14,4(A)$ .

et  $K_{5ref}$  et  $K_5$  sont les coefficients du retour d'état.

La structure de réglage est représentée à la figure-4- , celle-ci comprend en plus du bloc de découplage, un bloc de commutation qui assure la commande  $V_{qs}$  qu'il faut appliquer à la machine asynchrone en fonction de l'état du réglage.

Ainsi pour une vitesse inférieure à 80% de la vitesse de référence, la structure assure le réglage du flux et la limitation du courant  $I_{qs}$  par le fait que  $V_{qs} = V_{qsi}$ .

Lorsque la vitesse dépasse la valeur 80% de la vitesse de référence , la structure prend en charge le réglage du flux et celui de la vitesse en supposant  $V_{qs} = V_{qsv}$ .

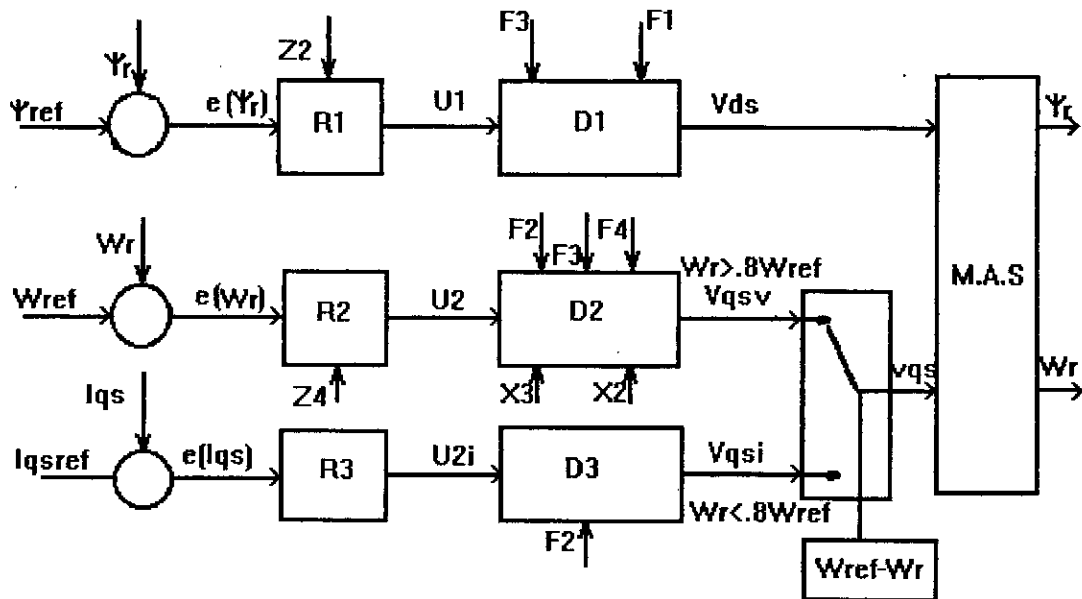


FIG 4: Schéma de commande avec limitation du courant  $I_{qs}$

### 2-1-2-1 SIMULATION ET RESULTATS:

La simulation est faite avec un pas d'échantillonnage du flux et de la vitesse égale à 0,001(s), et en utilisant l'algorithme de résolution de RUNGE KUTTA d'ordre 4.

Les coefficients de réglage des régulateurs (R1,R2) sont inchangés. Pour satisfaire les exigences de la limitation du courant  $I_{qs}$ , les coefficients du régulateur R3 sont tels que:

$$K5_{ref} = K5 = 1450.$$

Il est simulé le démarrage à vide de la machine asynchrone avec application du couple de charge nominal à l'instant  $t=1(s)$ . Les réponses de la machine asynchrone sont représentées sur la planche 3-2.

\*Analyse des performances:

La réponse en vitesse de la machine présente des performances intéressantes caractérisées par un temps de réponse à 5% de 0.8(s), sans dépassement et une erreur statique pratiquement nulle.

La commutation du régulateur du courant  $I_{qs}$  à celui de la vitesse s'établit à l'instant  $t=0.6(s)$

La régulation du courant  $I_{qs}$  a permis une limitation de ce dernier à une valeur égale à 14,4(A), à partir de l'instant  $t=0,6(s)$ , le courant  $I_{qs}$  décroît pour s'approcher asymptotiquement de zéro.

La dynamique du flux rototique est très rapide, avec un temps de réponse à 5% de 0,08(s), au moment de la commutation une chute de 1% apparaît, qui est très rapidement annulée.

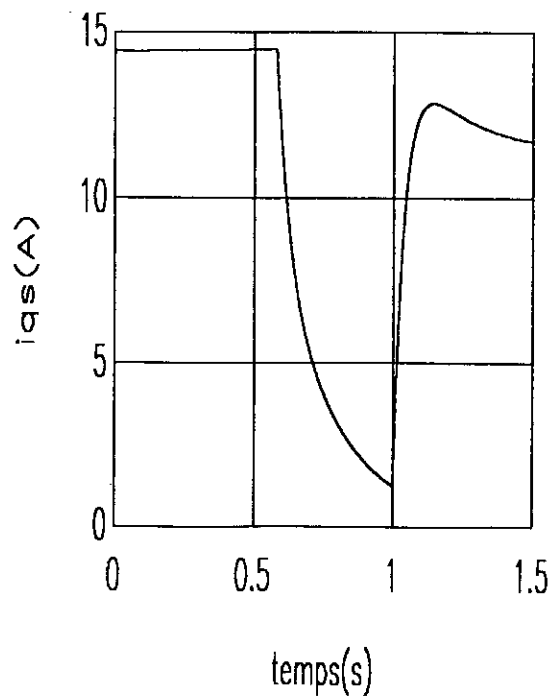
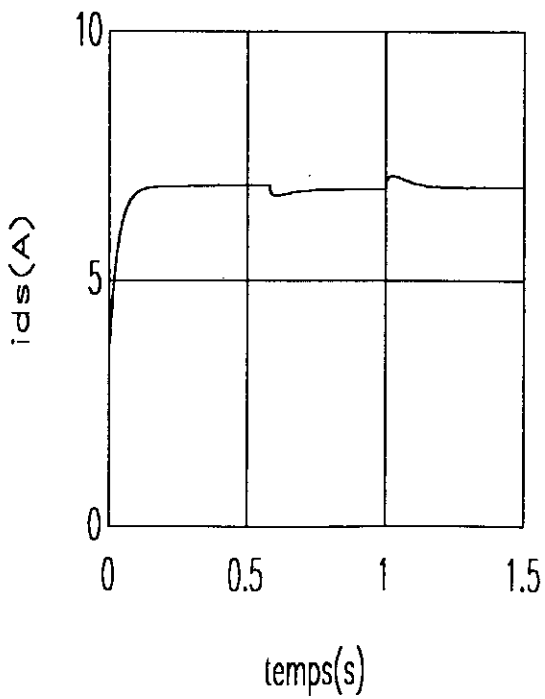
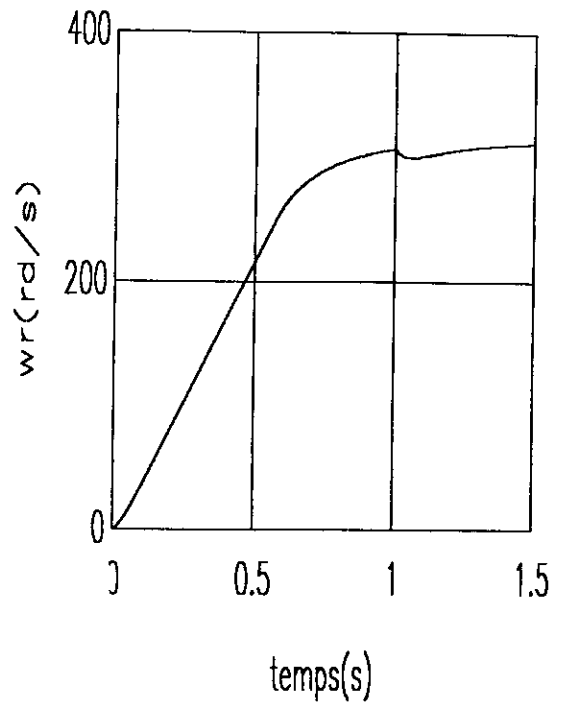
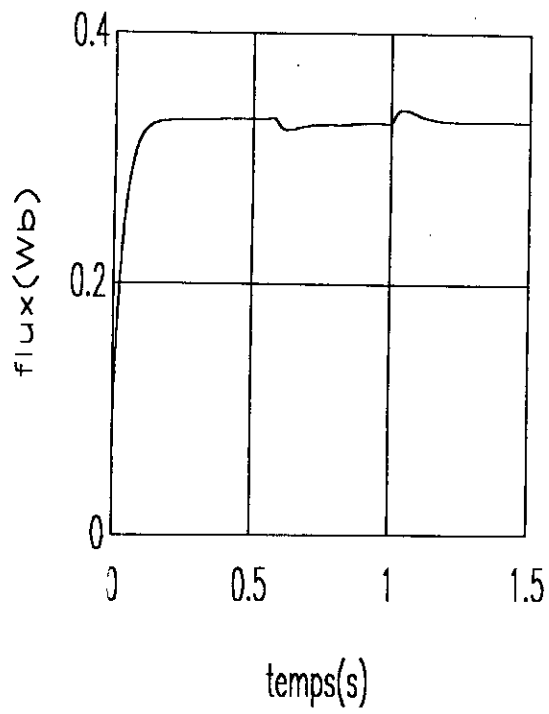


Planche 3-2 : Réponses de simulation de la structure de commande ,section (2-1-2)(fig-4-)



Le courant  $I_{ds}$  atteint la valeur 6,8(A) sans aucun dépassement, la réponse de cette dernière possède la même allure et les performances que celle du flux rotorique .

L'introduction du couple de charge ne perturbe pas vraiment le système .

En effet; la réponse de la vitesse présente une chute de 3,7% qui est au bout de 0,25(s) éliminée par le régulateur .Le courant  $I_{qs}$ , dès l'application du couple de charge , augmente pour atteindre asymptotiquement la valeur 11,7(A) , qui permet la compensation du couple résistant .

Quant au flux , ce dernier est légèrement influencé , cela apparaît au dépassement marqué d'amplitude de 1% qui est très rapidement annulé par le régulateur .

## **2-2 REGLAGE PAR RESEAU DE NEURONES:**

L'application de la commande par retour d'état linéarisant est satisfaisante du point de vu des performances dynamiques :

\* Réponse rapide du flux rotorique et de la vitesse ,

\* Erreur statique nulle .

Néanmoins, cette commande nécessite un retour d'état global et la connaissance du couple de charge .

De plus il faut ajouter le temps de calcul pour effectuer le découplage .

Dans cette partie, nous allons remplacer les trois paires régulateur-bloc de découplage (R1-D1), (R2,D2) et (R3,D3) synthétisés par retour d'état linéarisant par des régulateurs neuronaux , afin de voir la capacité de ces derniers à recopier les réponses désirées.

### **2-2-1- PREMIERE STRUCTURE DE COMMANDE:**

Nous proposons d'implanter par réseau de neurones la structure de la commande par retour d'état linéarisant de la figure-4-, section(2-1-2). .

Du fait que la commande par réseau de neurones est supervisée , celle-ci peut avoir une structure similaire à celle copiée. Ainsi la structure de la commande supervisée (fig-5-) par réseau de neurones comprend un réseau de neurones RN1 pour le réglage du flux , et un deuxième RN2 pour la commande de la vitesse enfin un troisième RN3 pour la limitation du courant  $I_{qs}$ .

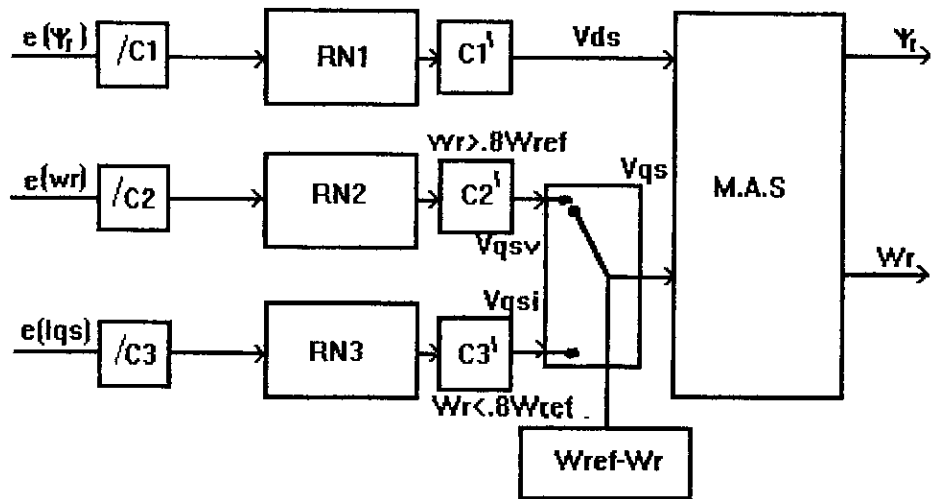


FIG-5 : Structure de commande supervisée pour le modèle alimenté en tension

Il est à remarquer que, l'implémentation d'un régulateur neuronal remplit la tâche de deux blocs; le régulateur classique , et le bloc de découplage .

### 2-2-1-a- SYNTHÈSE DES RÉGULATEURS NEURONAUX:

La synthèse d'un régulateur neuronal nécessite en premier lieu la détermination de la structure du réseau la plus appropriée, pour l'implémentation du régulateur désiré , ensuite entraîner le réseau jusqu'à ce qu'il reproduise la fonction réalisée par ce régulateur .

\*Dimensionnement des réseaux de neurones:

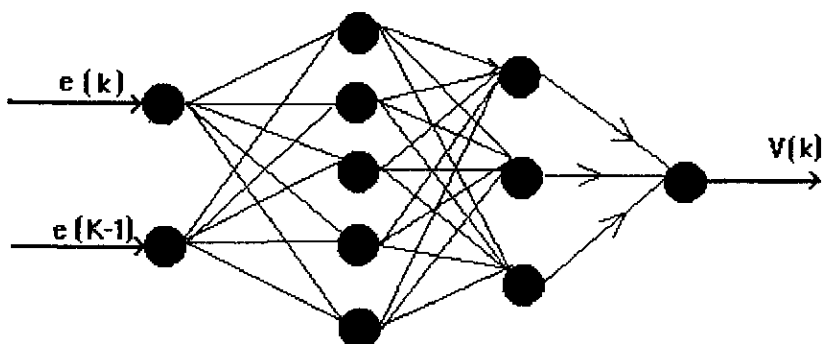


FIG-6- La structure du régulateur neuronal utilisé

Pour une meilleure approximation de la fonction désirée est adoptée une structure multicouche, et en entrée est appliquée, en plus de l'erreur à l'instant (K), l'erreur à l'instant (K-1) (fig-6-).

Un même type de réseau de neurones statique appartenant à la classe R<sub>2531</sub> est utilisé pour les régulateurs neuronaux (RN1,RN2,RN3) respectivement du flux, de la vitesse et du courant I<sub>qs</sub>.

#### \* DETERMINATION DU RESEAU RN1:

Le nombre de vecteurs d'entraînement est de "86" distribués d'une manière condensée en régime transitoire par pas de 0,001 (s) et en régime permanent par pas de 0,005(s) [annexe 2] .

Les poids du réseau sont ajustés, en utilisant l'algorithme "FAST BACK PROPAGATION" avec un même pas d'adaptation  $\eta$  pour toutes les valeurs de 0,25.

après 100000 itérations, l'apprentissage a été arrêté pour une erreur de  $E=0,013$ . Les poids obtenus sont présentés dans [ L'annexe 2].

#### \* DETERMINATION DU RESEAU RN2:

Le nombre de vecteurs d'entraînement est de "25" distribués entre 80% de la vitesse référentielle avec un pas de 0,005(s) [annexe 3]

Les poids du réseau sont ajustés, en utilisant l'algorithme "FAST BACK PROPAGATION" avec un même pas d'adaptation  $\eta$  pour toutes les valeurs de 0,25.

après 10000 itérations, l'apprentissage a été arrêté pour une erreur de  $E=5,5 \cdot 10^{-3}$  Les poids obtenus sont présentés dans [ L'annexe 3].

#### \* DETERMINATION DU RESEAU RN3:

Le nombre de vecteurs d'entraînement est de "25" distribués entre le régime transitoire avec un pas de 0,001(s) et le régime permanent avec un pas de 0,06(s) [annexe 4] .

Les poids du réseau sont ajustés, en utilisant l'algorithme "FAST BACK PROPAGATION" avec un même pas d'adaptation  $\eta$  pour toutes les valeurs de 0,25.

après 100000 itérations, l'apprentissage a été arrêté pour une erreur de  $E=2,7 \cdot 10^{-3}$  Les poids obtenus sont présentés dans [ L'annexe 4].

#### 2-2-1-b SIMULATION ET RESULTATS:

La commande est du type numérique; une période d'échantillonnage de 0,001 (s) est adoptée pour le flux rotorique et la vitesse angulaire.

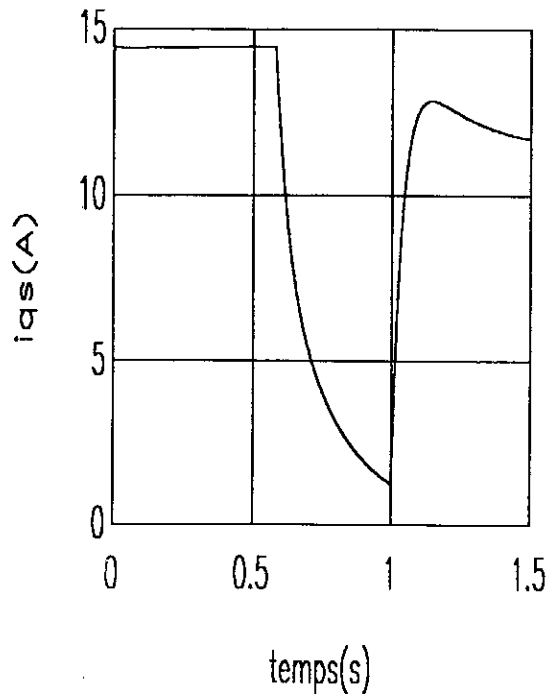
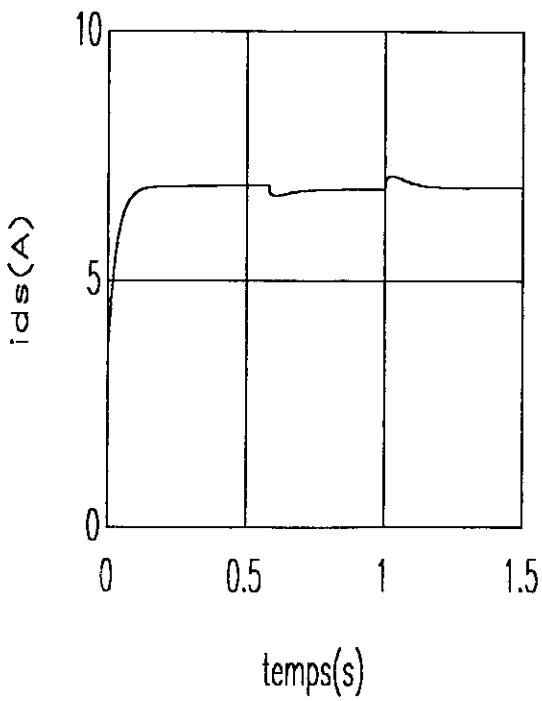
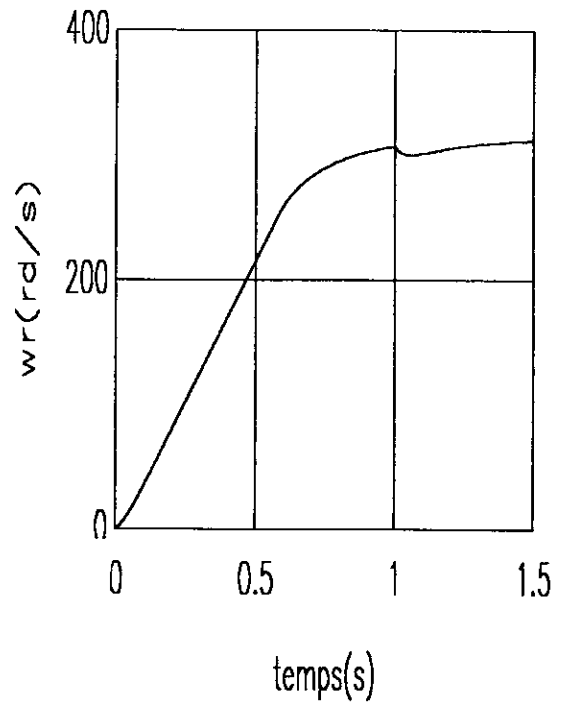
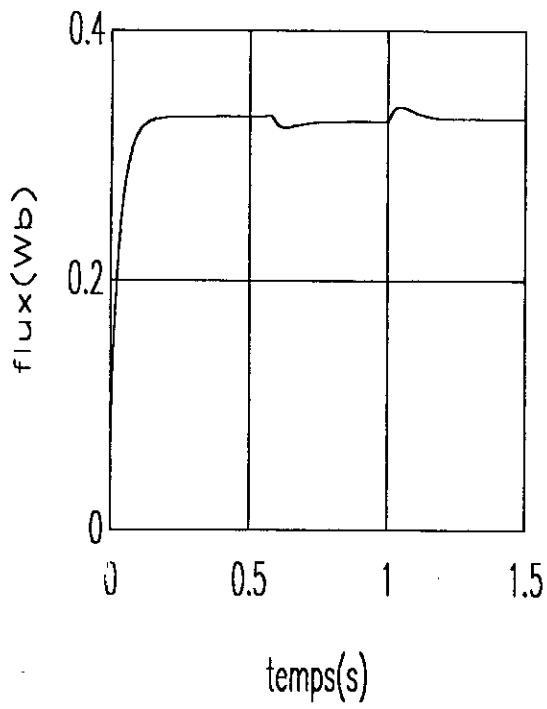


Planche 3-3 : Réponses de simulation de la 1<sup>ère</sup> structure de commande par réseau de neurones, section (2-2-1)(fig-5-)

les réponses des différentes grandeurs sont montrées sur la planche 3-3.

\* Analyse des performances:

le moteur effectue un démarrage à vide puis est introduite à l'instant  $t=1(s)$  une charge nominal égale à  $23,81(Nm)$ .

Les allures des réponses des grandeurs sont pratiquement identiques à celles obtenues dans la section (2-1-2) la réponse de la vitesse est très bien amortie avec un temps de réponse de  $0,75(s)$  , à l'instant d'application du couple résistant celle-ci diminue de  $3\%$  de sa valeur initiale , mais cette chute est très rapidement annulé après  $0,2(s)$ .

La réponse du flux est plus rapide marquant un temps de montée de  $0,67(s)$  .

Les performances citées jusqu'ici ont montrées la capacité des réseaux de neurones à recopier les réponses désirées en assurant une régulation satisfaisante.

### 2-2-2- SECONDE STRUCTURE DE COMMANDE:

Une deuxième structure est proposée pour la régulation du flux rotorique et la vitesse , tout en assurant une limitation du courant statorique  $I_{qs}$ , sans avoir recours à la commutation .

Cette structure est représentée sur la figure -7-.

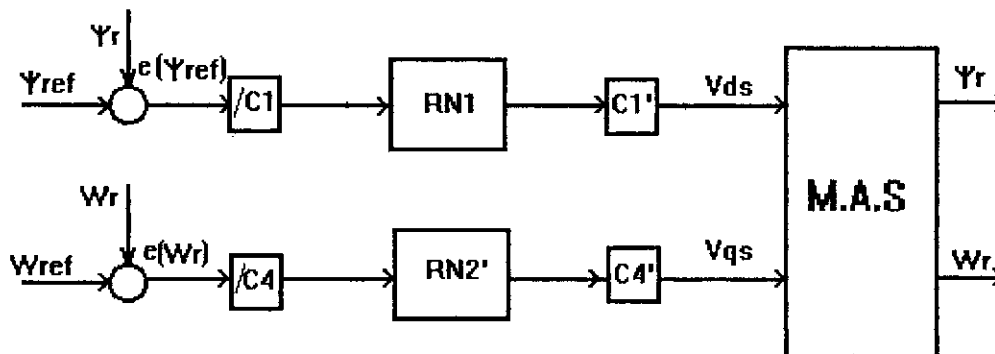


FIG-7: Structure de commande pour le modèle alimenté en tension

Pour le flux rotorique le même régulateur RN1 est utilisé pour la première structure (fig-5) est adopté. Quant à la grandeur de la vitesse référentielle un nouveau régulateur est proposé. Ce régulateur (RN2') doit assurer à la fois la limitation du courant  $I_{qs}$  ( lorsque la vitesse angulaire est inférieur à 80% de la référence ) et la régulation de vitesse ( lorsque la vitesse angulaire est supérieur à 80% de la référence ). Par conséquent ce régulateur doit être capable d'imposer tout l'allure de la réponse de la vitesse obtenue dans la section (2-1-2) en utilisant toujours la commande supervisée.

### 2-2-2-1- SYNTHÈSE DU RÉGULATEUR RN2' :

Un réseau de neurones appartenant à la classe  $R_{2531}$  est utilisé .

Pour une meilleure approximation l'entrée de l'erreur à l'instant  $(K-1)$  est injectée à l'entrée en plus de l'erreur à l'instant  $(K)$ .

#### \*DETERMINATION DU RÉSEAU DE NEURONES RN2:

Pour que le réseau RN2' puisse remplacer le rôle de deux réseaux RN2 et RN3 et la commutation , il faut au moment de l'apprentissage procéder d'une manière particulière .

En effet à l'entrée du réseau il faut appliquer les erreurs de réglage de vitesse à l'instant  $(K)$  et  $(K-1)$  , mais à la sortie du réseau il faut reproduire la commande  $V_{qsi}$  si le courant  $I_{qs}$  est en limitation , si non la commande  $V_{qsv}$ .

Le nombre de vecteur d'entraînement est de 51 exemples distribués par un pas de 0,005(s) en régime transitoire et régime permanent avec un pas de 0,01(s) [annexe5].

les poids du réseau sont ajustés à chaque instant on utilisant l'algorithme "FAST BACKPROPAGATION".

après 10000 itération l'apprentissage a été arrêté par une erreur de  $E = 2,9 \cdot 10^{-3}$  .

### 2-2-2-b SIMULATION ET RESULTATS:

la simulation est faite par un pas d'échantionnage pour les deux grandeurs égale 0,01(s).

Les réponses des différentes grandeurs sont présentées sur la planche 3-4

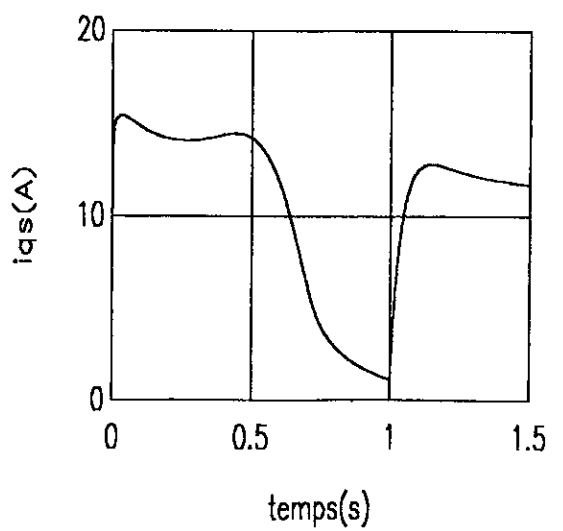
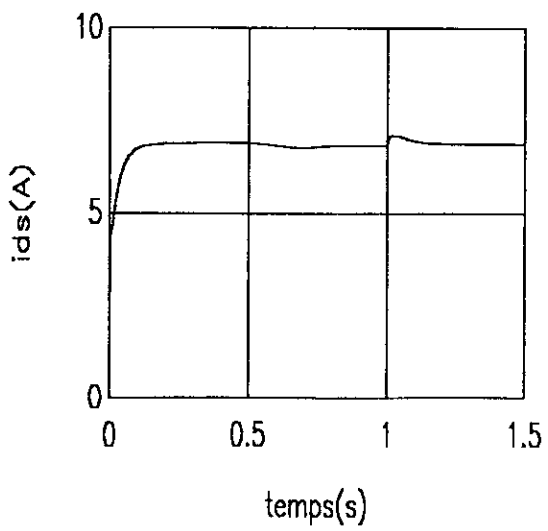
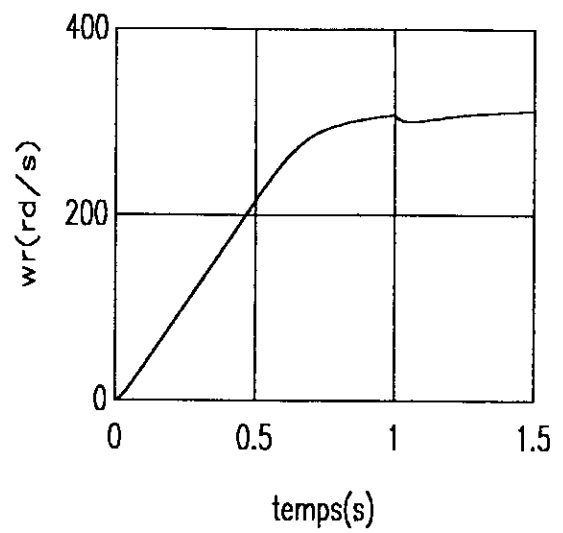
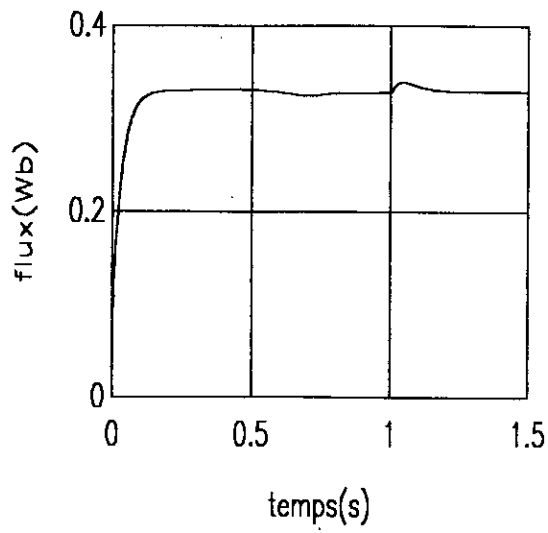


Planche 3-4 : Réponses de simulation de la 2<sup>eme</sup> structure de commande par réseau de neurones, section (2-2-2)(fig-7-)

\* Analyses des performances.

Le moteur fait un démarrage à vide, puis on introduit une charge nominal à l'instant  $t=1(s)$ . Les performances dynamiques sont intéressantes, le temps de réponse de la vitesse à 5% est de l'ordre de 0,8(s), sans dépassement est une erreur pratiquement nulle.

Le courant  $I_{qs}$  atteint la valeur de 15,03(A) au démarrage, cette valeur est maintenue jusqu'à ce que la vitesse atteinte les 80% de sa valeur de référence.

la dynamique du flux est encore plus rapide on signale un temps de réponse pour cette grandeur égale à 0,07(s), le courant  $I_{ds}$  atteint une valeur de 6,8(A). sans dépassement une fois la référence du flux atteinte.

L'introduction d'un couple de charge nominal est rapidement compensé par la machine, cela se voit sur la réponse de la vitesse qui chute de 4,4% de la valeur de consigne pour retrouver au bout de 0,2(s) sa valeur initiale.

Le flux rotorique est légèrement influencé, en effet un dépassement de 2% est marqué, ce dernier est annulé au bout de 0,15 (s) par le régulateur neuronal.

Compte-rendu de ces résultats, il est à remarqué que la structure de commande (section (2-2-2)), permet d'avoir de bonnes réponses que celles obtenues dans la section (2-1-2) mais celle-ci sont sans effet de commutation.

\*Test de robustesse :

Après avoir vu les performances des régulateurs neuronaux en fonctionnement normal, on se propose dans ce qui suit d'étudier leur robustesse vis à vis des variations de la résistance rotorique, la résistance statorique, l'inductance propre cyclique du stator et l'inductance cyclique propre du rotor.

1- Variation de la résistance rotorique : (pl-3-5).

On introduit une variation de la résistance rotorique avec  $0,5R_r < R_r < 1,7R_r$ .

Les grandeurs ne font aucun dépassement en régime transitoire avec un temps de réponse invariant. Mais en régime permanent, des petites variations de 2% sont signalées pour une résistance rotorique au delà de  $1,7R_r$ .

2- Variation de la résistance statorique: (pl-3-6).

Le régulateur neuronal n'est pas sensible aux variations de la résistance statorique.



3- Variation de l'inductance propre cyclique rotorique (pl 3-7).

On introduisant une variation du paramètre  $L_r$ , pour  $0,7L_r < L_r < L_r$ , on obtient un réseau de réponses pour chaque valeur, la dynamique en régime transitoire reste inchangée, en marquant à chaque essai un temps de réponse pratiquement constant.

Au dessous de  $0,7L_r$  des petites variations de l'ordre de **1%** sont enregistrées en régime permanent.

4- Variation de l'inductance propre cyclique statorique (pl 3-8).

De même que pour l'inductance propre cyclique rotorique, aucune variation en régime transitoire n'est enregistrée, mais en régime permanent de petites variations sont signalées pour des valeurs inférieures à  $0,7L_r$ .

A travers ces résultats ; on peut conclure que la commande par réseau de neurones est relativement robuste par rapport aux variations des paramètres internes de la machine.

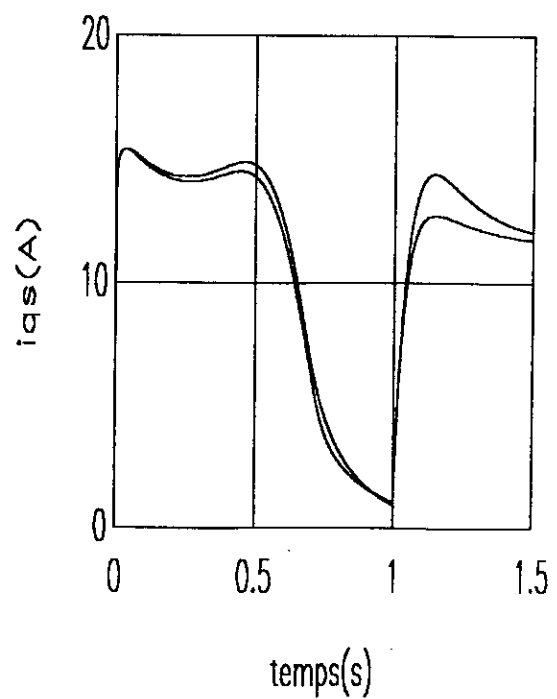
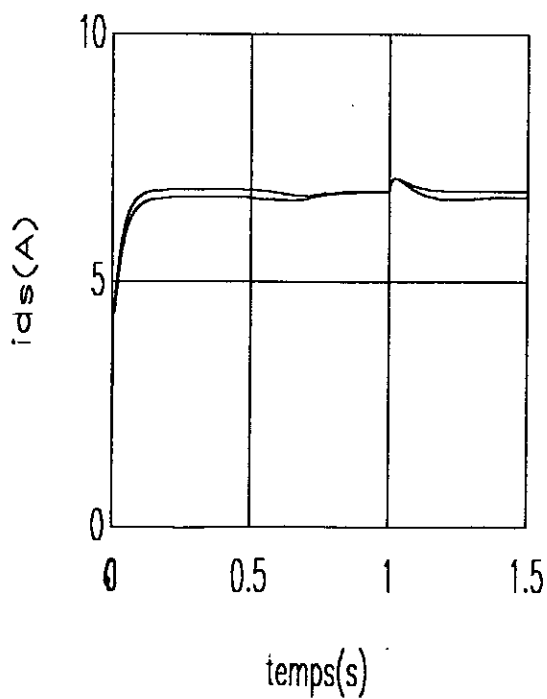
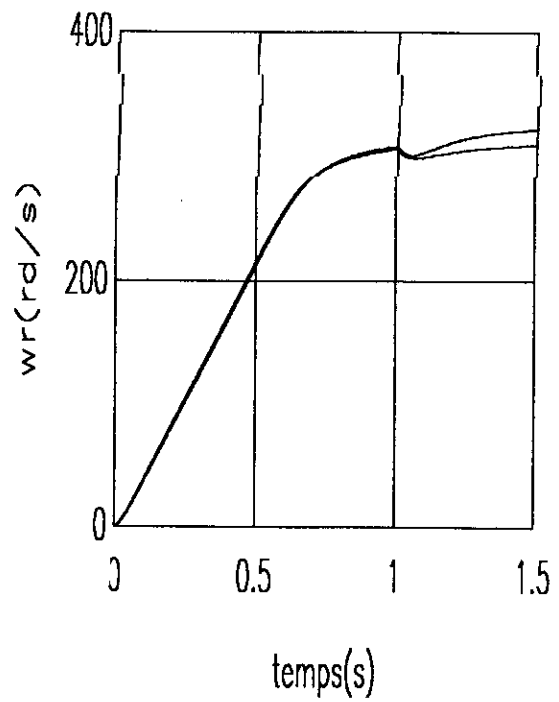
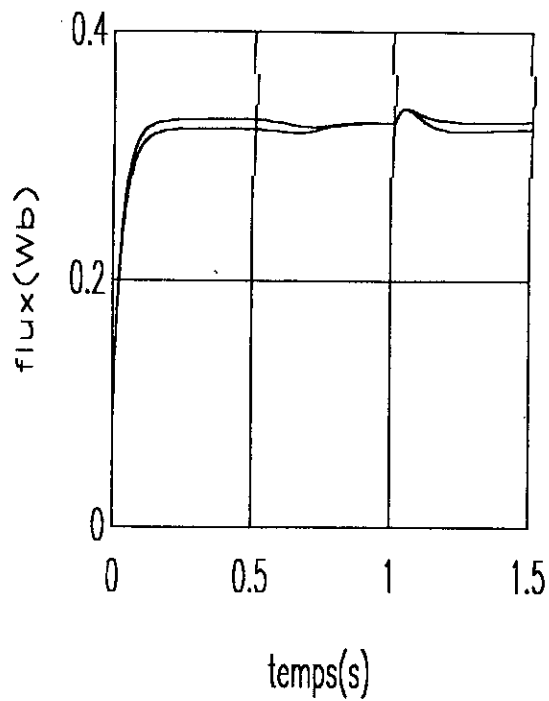


Planche 3-5: Test de robustesse par rapport aux variations de  $R_r$  pour la structure de commande ,section (2-2-2)(fig-7-)

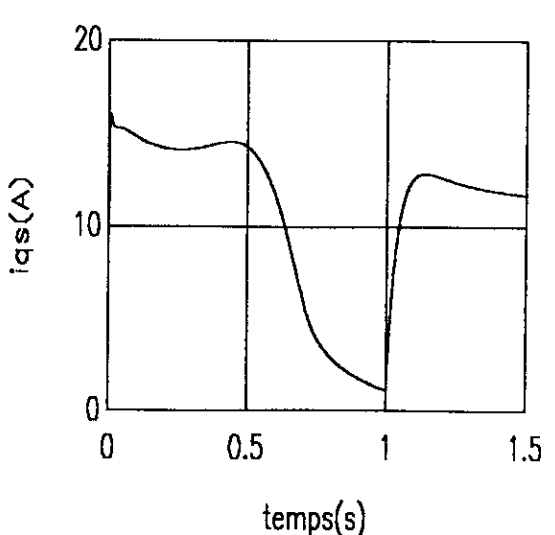
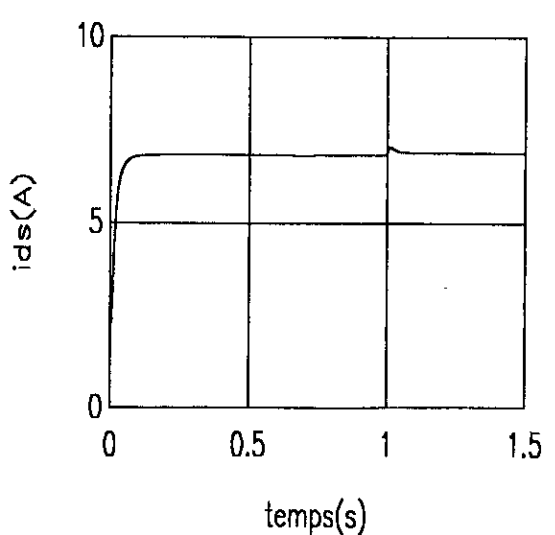
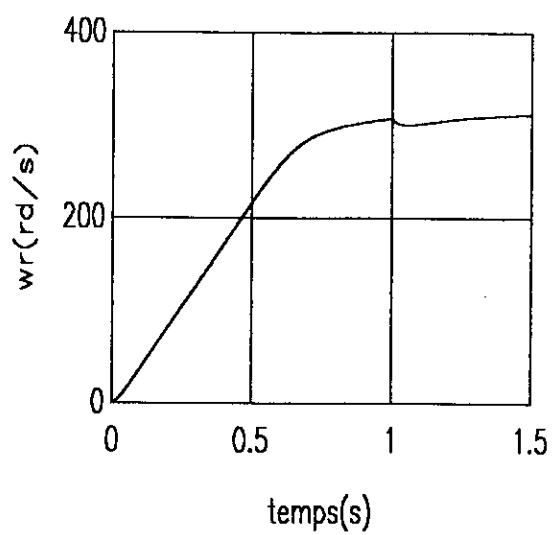
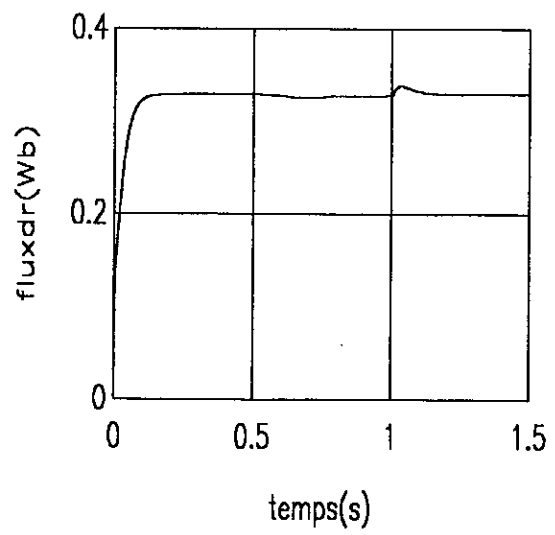


Planche 3-6: Test de robustesse par rapport aux variations de  $R_s$  pour la structure de commande ,section (2-2-2)(fig-7-)

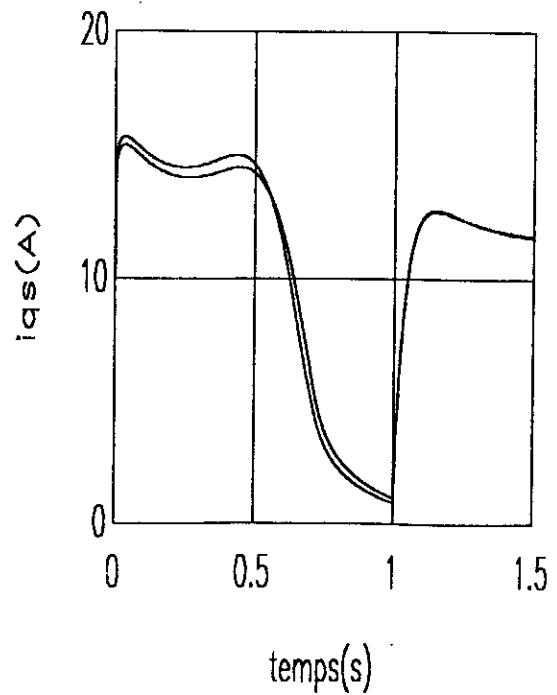
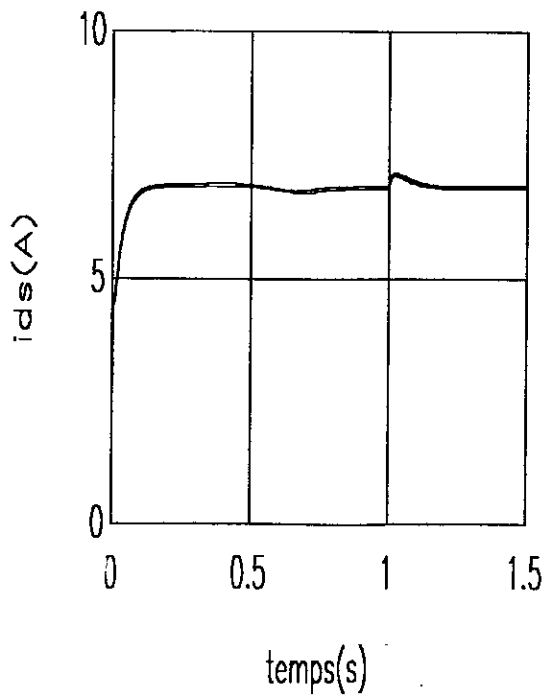
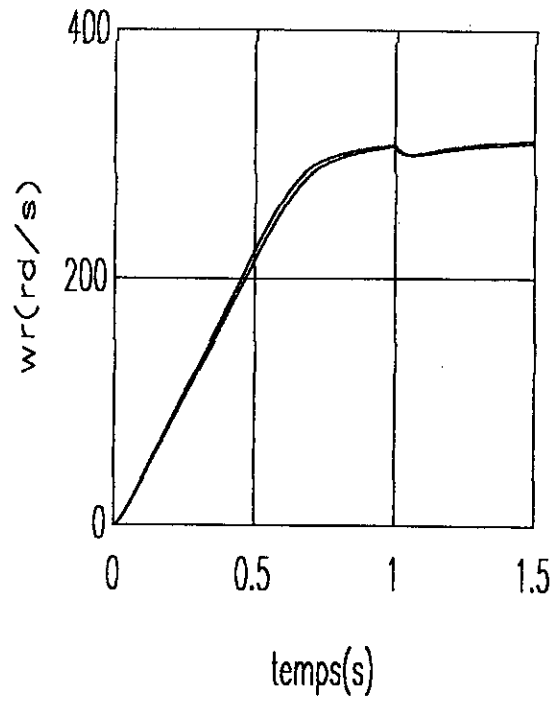
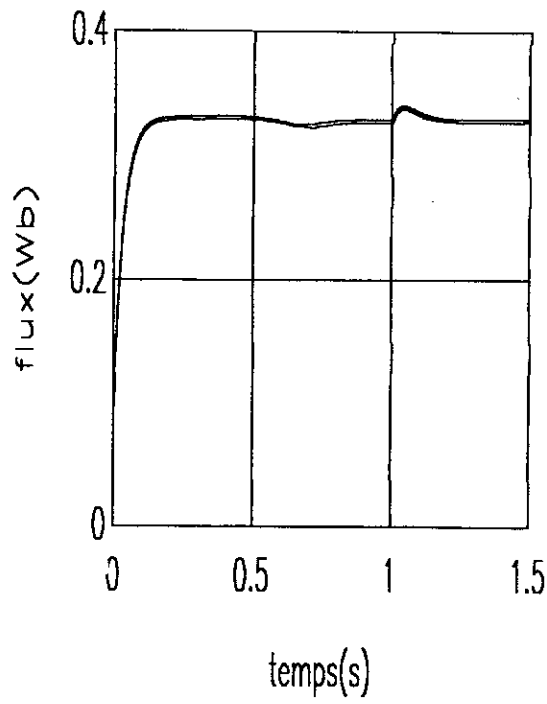


Planche 3-7: Test de robustesse par rapport aux variations de  $L$  pour la structure de commande, section (2-2-2)(fig-7-)

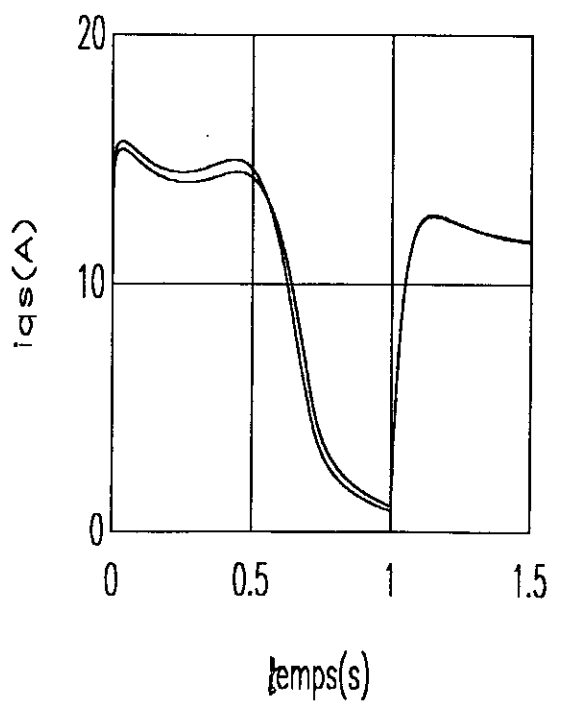
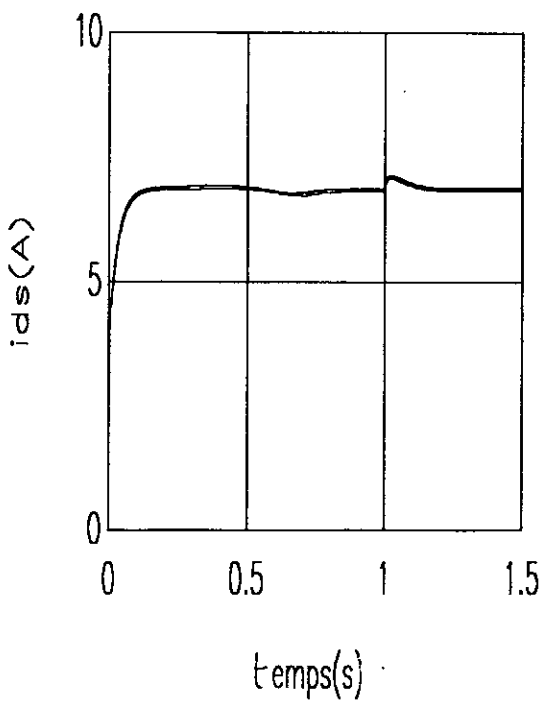
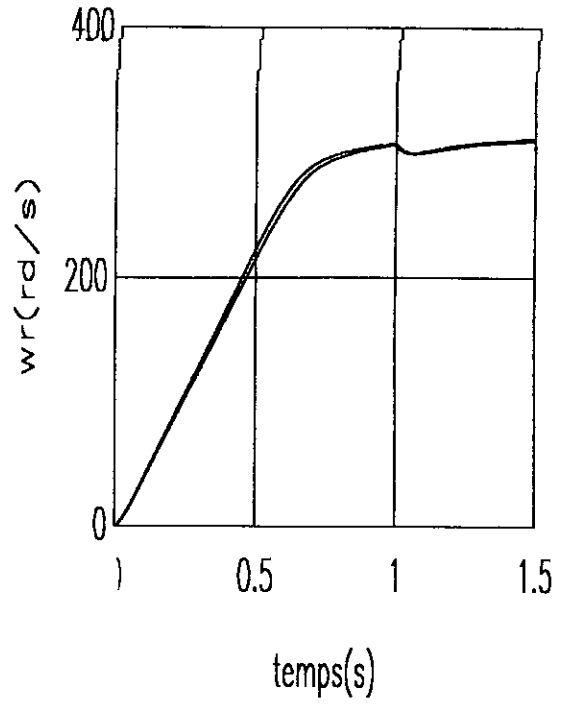
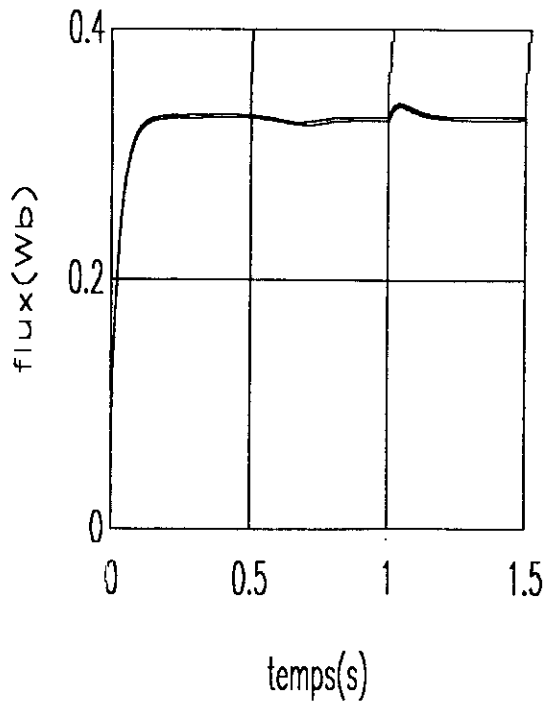


Planche 3-8: Test de robustesse par rapport aux variations de  $L_s$  pour la structure de commande, section (2-2-2)(fig-7-)

### 3-CONCLUSION:

Dans ce chapitre ; nous avons traité le modèle de la machine asynchrone alimentée en tension et à flux orienté .

En premier lieu la méthode du retour d'état linéarisant après une transformation difféomorphique a été appliquée.

En adoptant une structure de commande permettant la limitation du courant statorique et la régulation des grandeurs de sortie, cette méthode a donné pleine satisfaction .

En second lieu , la commande supervisée par réseau de neurones a été appliquée au modèle étudié.

Les résultats ont montrés que le régulateur neuronal est susceptible de générer un signal de commande parfaitement adapté et qui permet un rejet total des perturbations dues aux variations des paramètres internes de la machine.

## *Chapitre -4-*

*La machine asynchrone  
alimentée en tension et à  
orientation réelle du  
champ rotorique.*

**"Goutte après goutte on peut  
creuser la pierre .  
Un seau d'eau ne ferait  
qu'enlever la poussière."**

## 1- INTRODUCTION:

La réalisation en temps réel de la commande de la machine asynchrone se présente par son modèle dans le repère synchrone lié au champ rotorique nécessite , en plus des commandes  $V_{ds}$  et  $V_{qs}$  , le signal de commande de la pulsation statorique  $\omega_s$  .

Pour effectuer cette commande , une structure appropriée est proposée à l'étude.

En effet le signal de la pulsation statorique est produit à partir du modèle à orientation parfaite du champ rotorique.

Il est souhaité que la commande ainsi produite, permet au modèle réel de se comporter comme un modèle à orientation parfaite du flux rotorique.

Dans ce chapitre est étudié la commande de la machine asynchrone alimentée en tension représentée par son modèle dans le repère synchrone en utilisant les réseaux de neurones.

## 2- REGLAGE DU FLUX ET DE LA VITESSE DU MODELE ALIMENTEE EN TENSION DANS UN REPERE SYNCHRONE:

Pour la simulation en temps réel, le modèle alimenté en tension dans le repère synchrone est utilisé (4-1) :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{di_{ds}}{dt} = -\left(\frac{1}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma L_r}\right)i_{ds} + \omega_s i_{qs} + \frac{1-\sigma}{\sigma M T_r} \psi_{dr} + \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \psi_{qr} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{ds} \quad (4-1-a) \\ \frac{di_{qs}}{dt} = -\left(\frac{1}{\sigma L_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma L_r}\right)i_{qs} - \omega_s i_{ds} + \frac{1-\sigma}{\sigma M T_r} \psi_{qr} - \frac{1-\sigma}{\sigma M} \omega_r \psi_{dr} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{qs} \quad (4-1-b) \\ \frac{d\psi_{dr}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \psi_{dr} + (\omega_s - \omega_r) \psi_{qr} \quad (4-1-c) \\ \frac{d\psi_{qr}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{qs} - \frac{1}{T_r} \psi_{qr} - (\omega_s - \omega_r) \psi_{dr} \quad (4-1-d) \\ \frac{d\omega_r}{dt} = \frac{p^2 M}{J L_r} (\psi_{dr} i_{qs} - \psi_{qr} i_{ds}) - \frac{K_f}{J} \omega_r - \frac{p}{J} C_r \quad (4-1-e) \end{array} \right.$$

Avec:  $(i_{ds}, i_{qs}, \psi_{qr}, \psi_{dr}, \omega_r)^T$  le vecteur d'état et  $(V_{ds}, V_{qs})^T$  est le vecteur de commande (FIG-1-).





FIG-1- Schéma -bloc de la machine asynchrone alimentée en tension dans un repère synchrone

Pour obtenir la pulsation statorique  $\omega_s$  il faut alimenter le modèle de la machine asynchrone à orientation parfaite du champ, ensuite en fonction des états ( $I_{qs}$ ,  $\omega_r$ ,  $\Psi_r$ ) obtenus, Calculer  $\omega_s$  dans la condition de l'orientation parfaite du champ rotorique (FIG-2-).

$$\omega_s = \omega_r + \frac{I_{qs}}{\Psi_r} \frac{M}{T_r} \quad (4-2)$$

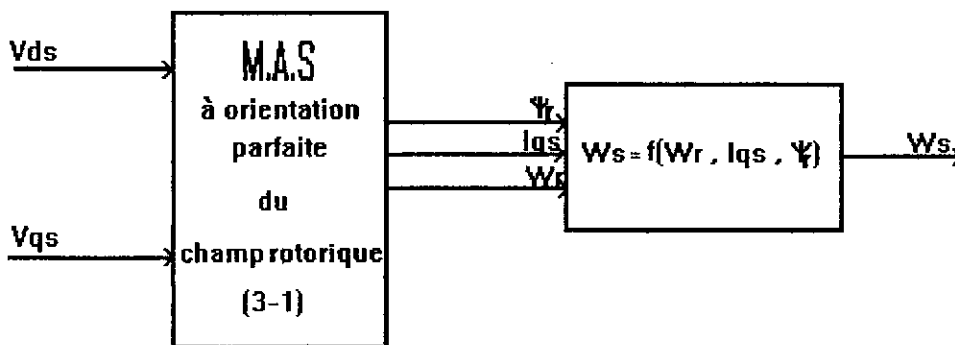


FIG-2- Structure permettant le calcul de  $\omega_s$

L'injection de la pulsation statorique ainsi calculée, dans le modèle (4-1) permet l'annulation instantanée de l'équation (4-1-d), par conséquent le modèle (4-1) se comporte alors, comme un modèle à orientation parfaite du champ rotorique.

La structure de commande du modèle réel est donc la suivante(FIG-3-).

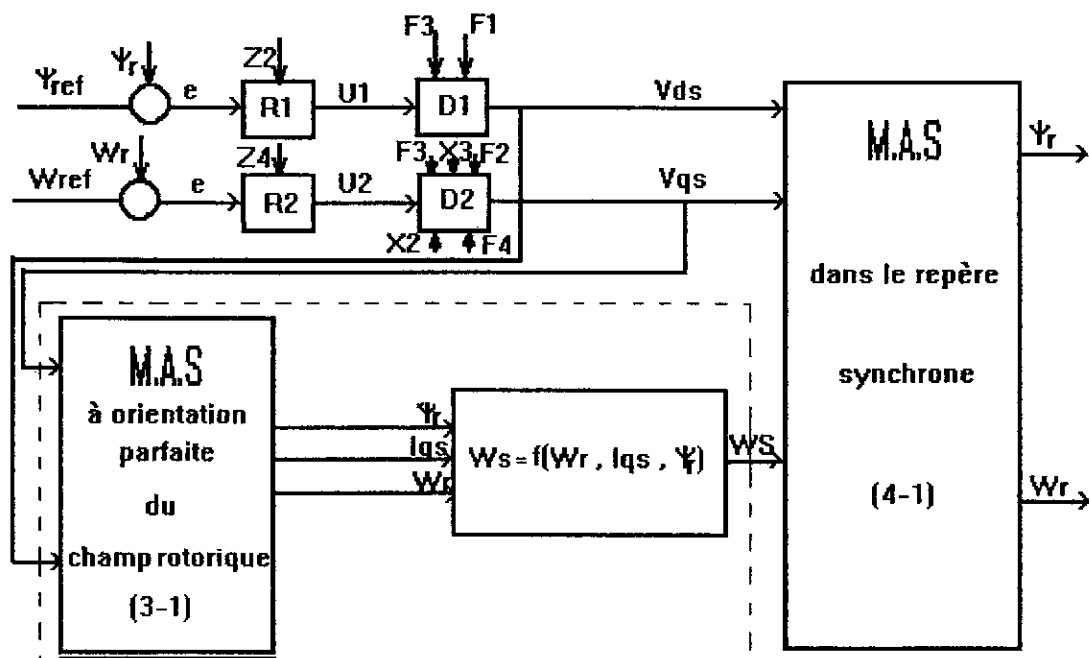


FIG-3 : Commande par retour d'état linéarisant de la M.A.S à orientation réelle du champ rotorique

### 3- COMMANDE PAR RESEAU DE NEURONES:

#### 3-1- STRUCTURE DE COMMANDE:

Toute la structure représentée par le bloc en pointillés sur la figure -3- permettant le calcul de  $\omega_s$ , est remplacé par un réseau de neurones RN4 statique à deux entrées :  $(V_{ds}, V_{qs})$  et à une sortie  $\omega_s$  et appartenant à la classe R281.

Cependant le régulateur neuronal du flux, qui joue le rôle du bloc (R1-D1) et celui de la vitesse qui joue le rôle de (R2-D2) déterminés précédemment (section 2-2-2) restent inchangés.

La structure de commande est donc la suivante:

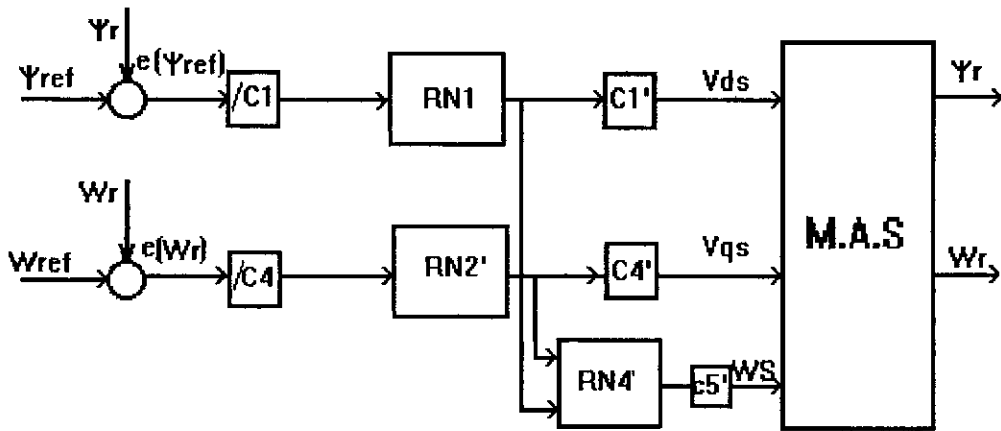


FIG-4: Structure de commande par réseau de neurones de la M.A.S dans le repère synchrone

\* L'apprentissage du régulateur statorique (RN4) est effectué en utilisant 21 exemples selon le schéma de figure -5-.

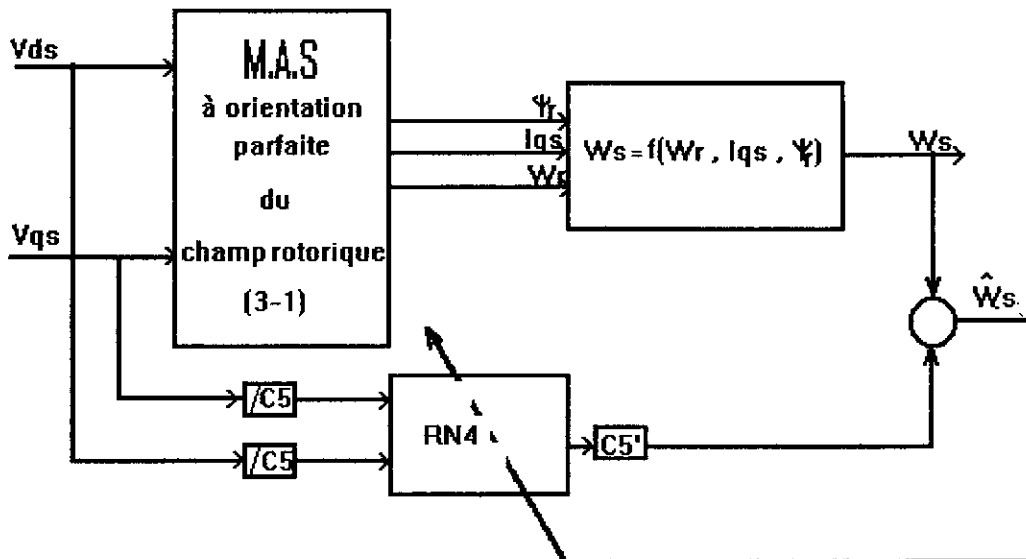


FIG-5 : Apprentissage du régulateur RN4

L'adaptation des poids est effectuée selon l'algorithme "FAST BACKPROPAGATION" avec un pas d'adaptation  $n=0,25$ . L'erreur d'apprentissage est de  $E=1,4.10^{-3}$ .

### 3-2- SIMULATION ET RESULTATS:

La simulation de la machine asynchrone alimentée en tension dans le repère synchrone est exécutée en utilisant la méthode de résolution de RUNGE KUTTA d'ordre 4. Une période d'échantillonnage est choisie pour chaque grandeur égale à 0.001(s).

\* Analyse des performances:(PL4-1),(PL4-2).

Le moteur effectue tout d'abord un démarrage à vide puis à l'instant  $t=1$  s) il est chargé par un échelon de couple de valeur nominal de 23,81 (N.m).

Les performances dynamiques sont très intéressantes en effet la réponse de la vitesse est très bien amortie avec un temps de réponse à 5% de 0,81(s) avec une erreur statique pratiquement nulle.

Le courant  $I_{qs}$  atteint au démarrage une valeur de 15,9(A) , cette valeur est maintenue pratiquement constante jusqu'à ce que la vitesse angulaire atteigne 80% de la consigne référentielle, ensuite le courant  $I_{qs}$  décroît pour s'approcher asymptotiquement de la valeur nulle.

La dynamique du flux rotorique  $\Psi_{dr}$  est très rapide , il est signalé un temps de réponse de 0,08 (s) pour cette grandeur , une réponse sans dépassement ni erreur statique.

Une fois la référence du flux  $\Psi_{dr}$  atteinte le courant  $I_{ds}$  atteint asymptotiquement la valeur de 6,8 (A).

Le flux rotorique  $\Psi_{qr}$  atteint au démarrage une valeur de 0,025 (Wb) qui est une valeur acceptable ,ensuite atteint au bout de 0,005(s) avec une allure oscillante la valeur nulle.

L'introduction du couple de charge nominal est rapidement compensée par la machine cela se voit sur la réponse de la vitesse qui chute de 4,1% de la valeur de consigne pour retrouver au bout de 0,27(s) sa valeur initiale.

Le courant  $I_{qs}$  dès l'application de la charge nominal augmente pour atteindre la valeur 11,9(A) pour compenser le couple résistant.

Le flux rotorique  $\Psi_{dr}$  est légèrement influencé , un dépassement d'amplitude de 2% est enregistré qui s'annule au bout de 0,1(s) .

Quant au flux rotorique  $\Psi_{qr}$  , celui-ci atteint une valeur de 0,047(Wb) lors de l'application du couple résistant, ensuite il atteint au bout de quelques millisecondes (0.001(s)) une valeur pratiquement nulle.

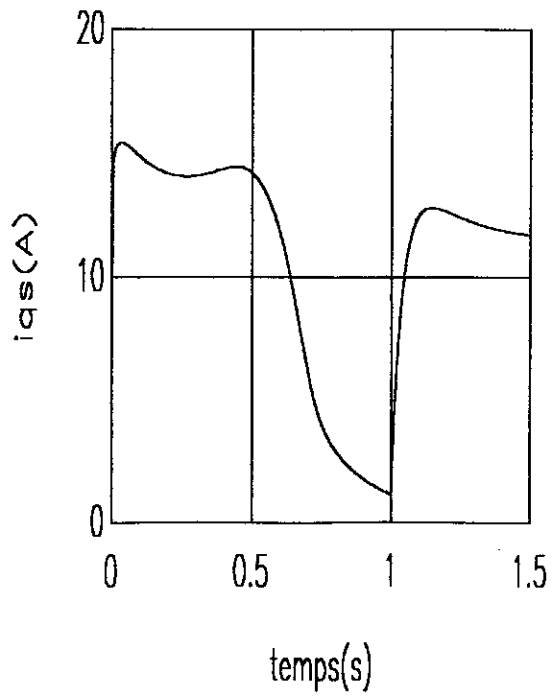
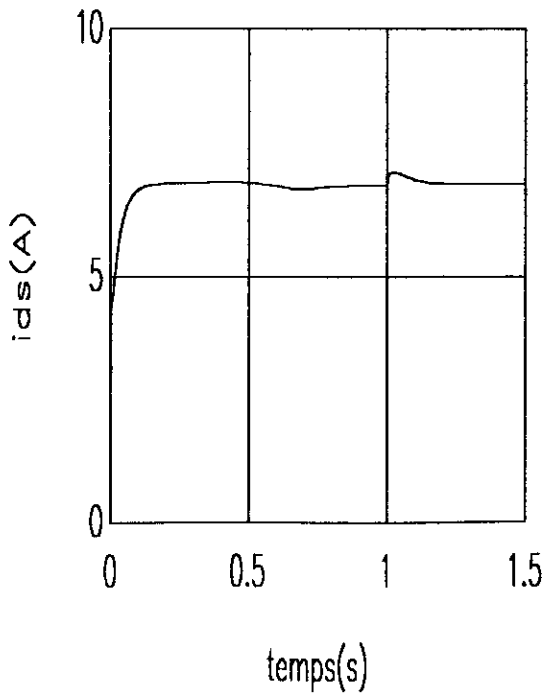
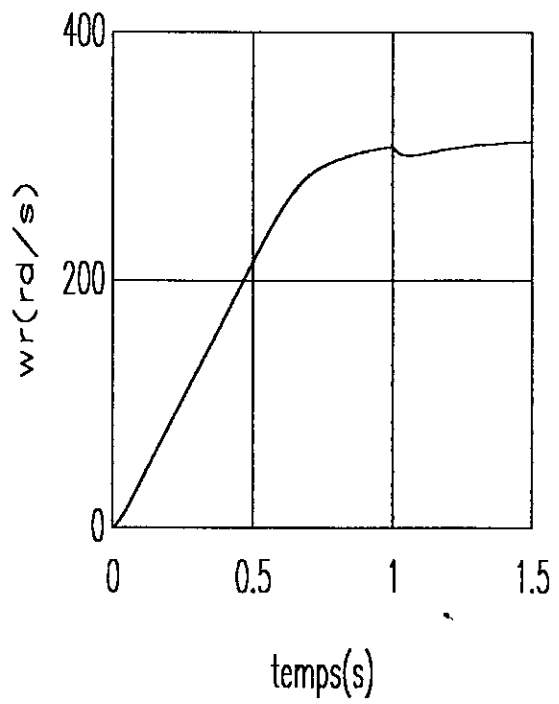
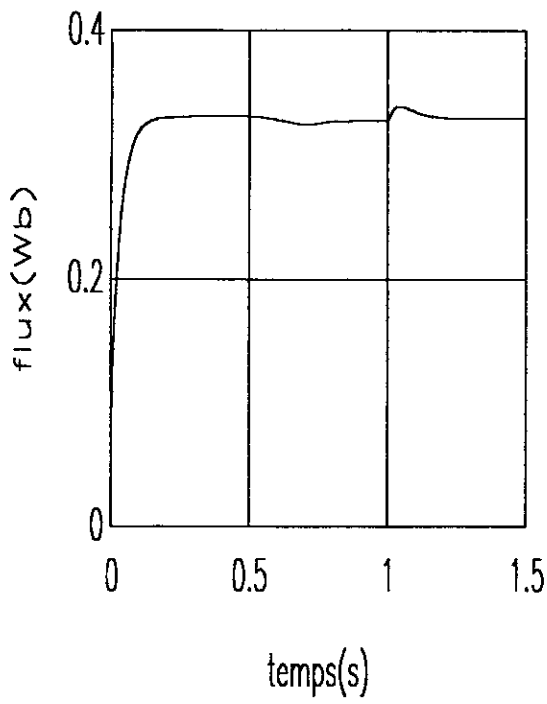


Planche 4-1 : Réponses de simulation de la structure de commande par réseau de neurones, section (3)(fig-4)

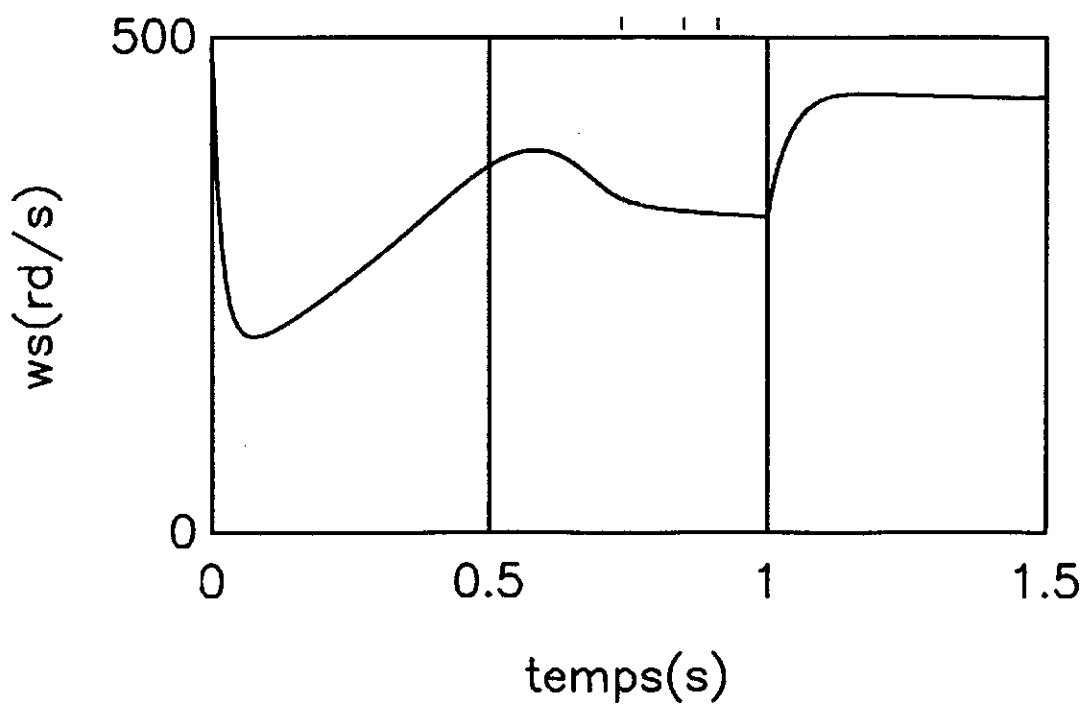
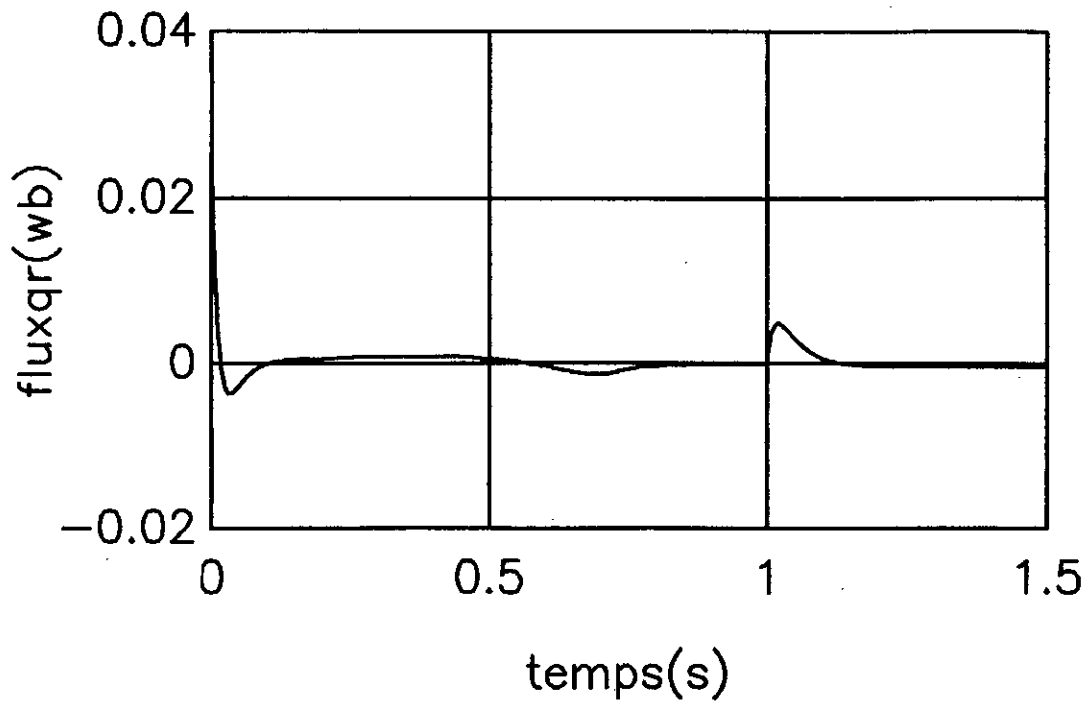


Planche 4-2 : (Suite) Réponses de simulation de la structure de commande par réseau de neurones, section (3)(fig-4-)

Les résultats obtenus démontrent l'efficacité de cette structure de commande pour la régulation du flux rotorique et la vitesse de la machine asynchrone à orientation réelle du champ rotorique.

\*Tests de robustesse(PI 4-3).

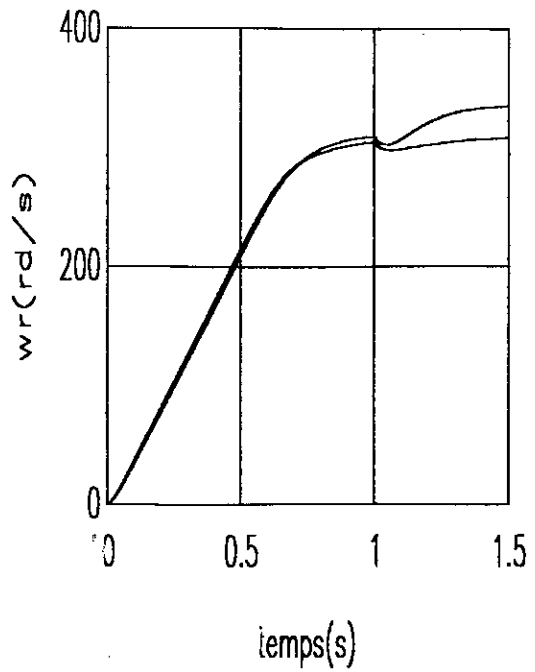
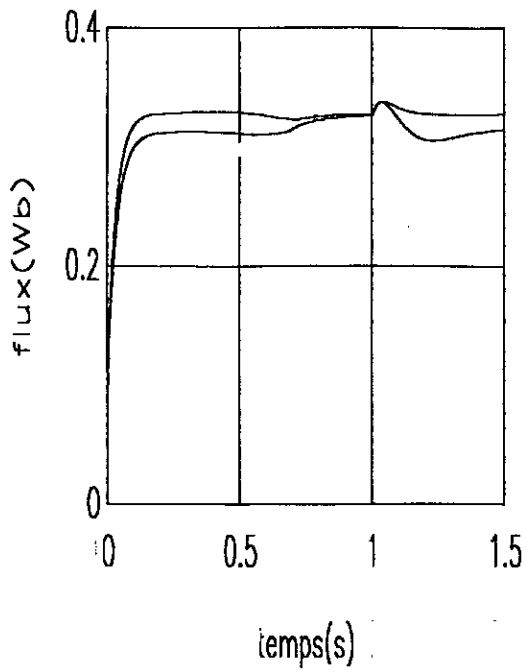
Nous allons soumettre à présent le système à une série de tests de robustesse vis à vis des variations des paramètres internes de la machine.

\*Variation de la résistance rotorique et résistance statorique.

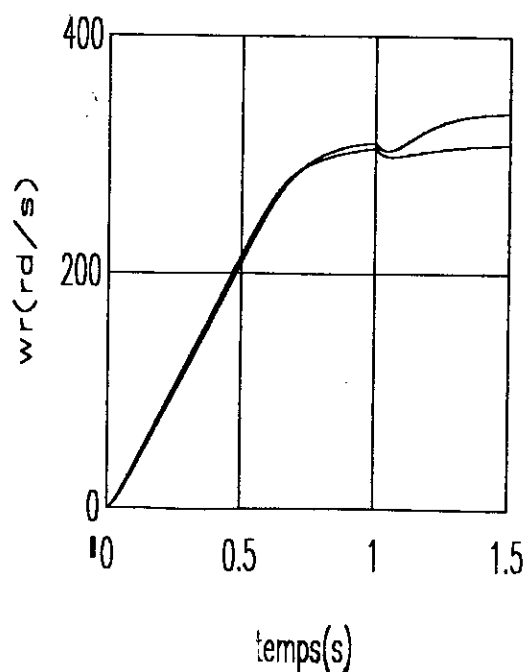
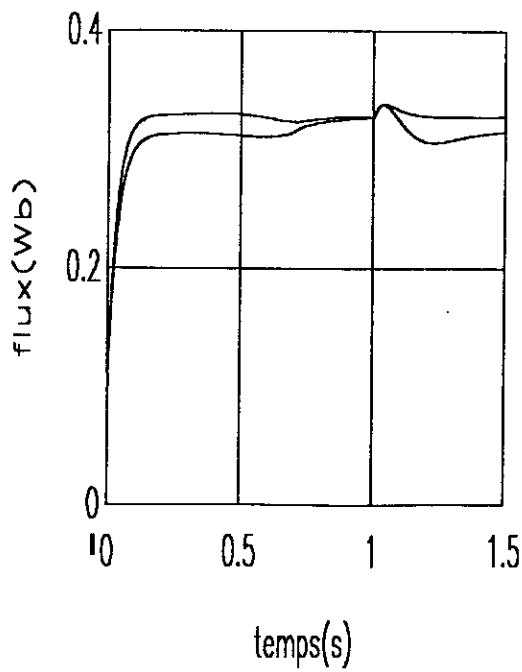
Pour une variation des résistances statorique et rotorique de  $0,7R_r < R_r < 1,7R_r$  et  $0,7R_s < R_s < 1,7R_s$  une erreur de 5,1% est signalée pour la dynamique de la vitesse et une erreur de 2% est marquée pour le flux  $\psi_{qr}$ .

\* Variation de l'inductance propre cyclique du stator et du rotor.

Pour une variation de l'inductance propre cyclique rotorique et statorique de:  $0,7L_r < L_r$  et  $0,7L_s < L_s$ . Une erreur permanente de 4,2% est marquée pour la vitesse et de 3,2% pour le flux rotorique  $\psi_{dr}$ .



Variations de  $R_r$  et  $R_s$



Variations de  $L_r$  et  $L_s$

Planche 4-3: Test de robustesse pour la structure de commande, section (3)(fig-4-)



#### **4- CONCLUSION:**

Les résultats de simulation obtenus permettent de conclure ce qui suit :

\* La dynamique de la commande obtenue de la machine dans le repère synchrone s'approche à celles du modèle à orientation parfaite du flux rotorique.

Les réseaux de neurones avec leur capacité à recopier n'importe quelles fonction peuvent assurer cette tâche.

\* Les résultats de robustesse obtenus ont montrés que les régulateurs neuronaux adoptés pour la structure de commande du modèle réel sont relativement robustes.

# Conclusion générale

***"Si j'ai appris une chose au cours de ma longue vie, c'est que toute notre science confrontée à la réalité apparaît comme primitive et enfantine , et pourtant c'est ce que nous possédons le plus précieux".***

## CONCLUSION GENERALE

Le travail de mémoire présenté concerne la commande supervisée par réseau de neurones d'une machine asynchrone, cette étude se résume par les points suivants:

Partant du modèle de PARK nous avons élaborés deux modèles:

- \* Le modèle alimenté en tension représenté dans le repère synchrone.
- \* Le modèle alimenté en tension représenté dans le repère synchrone et à flux orienté.

Pour le modèle alimenté en tension et à orientation parfaite du champ rotorique deux methodes de commandes sont appliquées:

- \* La commande par retour d'état linéarisant et difféomorphisme.
- \* La commande supervisée par réseau de neurones.

La synthèse de la première commande est appliquée sans et avec limitation du courant statorique .

Au vu des résultats obtenus nous avons tirés les constatations suivantes:

- \* Une dynamique satisfaisante des grandeurs : flux et vitesse.
- \* Erreur permanente nulle.
- \* Une limitation du courant  $I_{qs}$  en régime transitoire de la réponse de la vitesse.

Les réponses de cette technique de commande sont implémentés, par la commande supervisée par réseau de neurones. Les simulations obtenus concernant cette dernière technique ont montrés qu'une fois l'apprentissage accomplit les régulateurs neuronaux recopient fidelement les mêmes fonctions assurées par la commande par retour d'état linéarisant.

Pour le modèle de la machine asynchrone à orientation réel du champ rotorique, seul la commande supervisée est testée, les résultats obtenus ont donnés plein satisfaction , Ainsi la dynamique du modèle à orientation réelle du champ rotorique s'approche du celles à orientation parfaite du champ rotorique.

Relativement aux résultats de robustesse obtenus pour le modèle à orientation parfaite du champ rotorique les résultats du modèle réel sont plus sensibles aux dérives paramétriques de la machine.

Vu, les résultats obtenus notamment du points de vu dynamique et robustesse les réseaux de neurones sont donc un outils fiable pour être implementés dans une structure de commande de la machine asynchrone alimentée en tension .

# *Bibliographie*

*"Pour faire de grandes choses ,  
il ne faut pas être un si grand  
génie, il ne faut pas être  
au dessus des hommes , il faut  
être avec eux."*

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] Abou- Mustafa Y., "Information Théory ,Complexity and Net works", In Penkaj Mehra and Benjamin, W. Wah, Artificial NeuralNet Works:Concepts and héory, IEE, Computer Society Press Tutoria, pp 474-478 ,1992.
- [2] Astrom K. J. , "Adaptive Feedback Control " , Proc. IEEE, 75n185,222,1987.
- [3] Barret P., "Regime Transitoire Des Machines Tournantes Electrique" , Ed.Eyrolles, 1982.
- [4] Belhini A. , Figalli G. , et Tosti F. , "Linearised Model Of Lnduction Motors Drivese Via FeedBack Decoupling, 4th Eurpoean Conference On Power Electronic And application, Florence, Italie, 1991.
- [5] Blachke F. , "The Principle Of Field Orientation As Epplied To The Transvektor Closed Loop Control System For Rotating Fiel Machines", Siemens Review , no 34, pp 217-220, 1972.
- [6] Bose B. , K. , "Power Electronics and Ac Drives " , Prentice Hall , 1986.
- [7] Chatelin J. , "Machine Electriques" , Tome 1 , Dunod Edition, 1983.
- [8] Davalo E. , Naim P. , "Des Réseaux De Neurones" , Ed Eyrolles , 1990.
- [9] El-Shrkawi M. , A. , El-Samahy A. A. , El-Sayed M. , L. , "Hight Performance Drive Networks" , IEEE Trans. On Energy Conversion, Vol. 9 , no 2 , 1994.
- [10] Freeman J. A. , Skapura D., M., "Neural Networks : Algorithms, Applicatios and Programming Techniques", Ed Addison-Wesley, 1990.
- [11] Fu Y., "Commande Découplée et Adaptative des Machines Asynchrones Triphasées", Thèse de Doctorat , Université de Montpellier, Mars 1991.
- [12] Fukuda T. , and Shibata T. , "Théory and Applications of Neural networks For Industrial Control Systems " IEEE Trans. On Industrial Electronic, 39,473-489,1992.
- [13] Funahashi K., I., " On The Approximate Réalisation Of Cpntinuias Mapping By Neural Networks" , Neural Networks, 2, 183-192, 1989.

- [14] Hunt K. , J., Sbarbaro D. , Zbikowski R. , Gawthrop P. J. "Neural Networks For Control Systems" A survey . Automatica , 28, 1083-1112, 1992.
- [15] Isidori A., " Non-Linear Control Systems" 2ieme, Ed Springer Verlag, 1989.
- [16] Karayiannis N. B. ,and Venetsanopoulos A. N. , "Artificial Neural Networks:Learning Algorithms, Performances, Evaluation and Applications" Kluwer Academic Press. 1993.
- [17] Kim D., Ha I., et Ko M. , "Control Of Induction Motors Via Feedback Linearisation With Input-Output Decoupling"Int Journal Of Control, Vol. 50, no4, 1990.
- [18] Kosko B. , "Neural Networks and Fuzzy Systems : A Dynamical Approach to Machine Intelligence", Prentice-Hall, 1992.
- [19] Kung S., Y., and JHaway J., N., "Neural Networks Architectures For Robotic Applications " , IEEE Trans. On Robotics and Automation , 5 , 641- 657 , 1989.
- [20] Lippman R. , P. , "An Introduction To Computing With Neural Nets" , In Penkaj Mehra and Benjamin W. Wah Artificial Neural Networks:Concepts and Theory , IEEE Computer Society Press Tutorial , pp , 13-31 , 1992.
- [21] Narendra K. , S. , "Neural Networks For Control " , Chapter 5 , pp 115-142 , Mit Press, Cambridge , 1990.
- [22] Narendra K.,S.,and Parthasarathy, "Identification and Control Of Dynamical Systems Using Neural Networks " , IEEE Trans., On Neural Networks ,1,4-27.
- [23] Narendra K., S., and Annaswamy , "Stable Adaptive Systems " Prentice-Hall Englewood Cliffs , NJ.
- [24] Nguyen D., Widrow B., "Neural Networks For Self Learning Control Systems " , IEEE Contr. Syst. , Magazine , pp. 18-23-, April , 1990.
- [25] Nibouche et M. , S. ,Bouchrit , "Limitation Du Courant Par Poursuite De Trajectoire Rectiligne Lors de La Commande Non-Linéaire De La Machine Asynchrone ". AJOT Journal.

- [26] Werbos P. J., "Backpropagation Throught Time : What it does and How to do it? " , Proc Of IEEE , 78, 1550-1560 .
- [27] Williams R.,J., and D. Zipser, "A Learning Algorithm For Continally Running Fully Reccurent Neural Networks" Neural Computation ,1 , 270-280 1989.
- [28] Yamada T. , Yabuta T. , " Non-Linéar Neural Network Controller For Dynamic System" , IEEE Conf . , pp,1244-1249 , 1990.



# Annexe

*"Si tes projets portent sur un an , sèmes le grain ,  
S'ils portent sur dix ans , plantes un arbre,  
S'ils portent sur cent ans , instruis le peuple."*

**Caractéristiques de la machine**

La machine asynchrone utilisée dans ce travail de mémoire possède les caractéristiques suivantes:

**- Paramètres électriques**

$$R_s = 1.12 \Omega$$

$$R_r = 1.12 \Omega$$

$$L_s = 0.17 \text{ H}$$

$$L_r = 0.015 \text{ H}$$

$$M = 0.048 \text{ H}$$

$$P = 2 \text{ (nombre de paire de pôles)}$$

$$\sigma = 0.096$$

**- Paramètres mécaniques**

$$J = 0.135 \text{ Kg.m}^2$$

$$K_f = 0.00182 \text{ N.m.s}$$

$$C_r = 23.81 \text{ N.m}$$

### Pour le flux rotorique (RN1)

Les différents poids du réseau de neurones RN1 sont les suivants:

#### a- Première couche cachée

La première couche cachée contient 5 neurones.

$W_{ji}^1$ : est le poids de la connexion entre le  $J^{\text{ème}}$  neurone et la composante du vecteur d'entrée  $i$ .

avec:  $J = 1 - 5$ .

$i = 1 - 2$

| $i$ | J | 1         | 2        | 3         | 4         | 5          |
|-----|---|-----------|----------|-----------|-----------|------------|
| 1   |   | 0.679921  | 0.172755 | -0.667088 | -1.219820 | -7.173261  |
| 2   |   | -4.906450 | 0.351954 | 4.692274  | -8.904315 | -12.790813 |

#### b- Seconde couche cachée

La seconde couche cachée contient 3 neurones.

$W_{ij}^2$ : est le poids de la connexion entre le  $K^{\text{ème}}$  neurone de la deuxième couche cachée et le  $J^{\text{ème}}$  neurone de la première couche cachée.

Avec:  $K = 1 - 3$

$J = 1 - 5$

| J | K | 1         | 2         | 3         |
|---|---|-----------|-----------|-----------|
| 1 |   | -3.237447 | -2.645892 | 4.002894  |
| 2 |   | 0.327739  | 0.034180  | -0.210876 |
| 3 |   | 3.374203  | 2.518509  | -3.625777 |
| 4 |   | 0.259540  | -3.177871 | 8.528893  |
| 5 |   | 5.591030  | -1.096237 | 11.599458 |

**c- Couche de sortie**

La couche de sortie contient une seule neurone.

$W_k^0$ : est le poids de connexion entre le neurone de la couche de sortie et le  $K^{\text{ème}}$  neurone de la seconde couche cachée.

| K | $W^0$     |
|---|-----------|
| 1 | -4.394099 |
| 2 | -3.642562 |
| 3 | 1.158744  |

Les coefficients de réduction sont:

$$C_1 = 1$$

$$C_1' = 92.047$$

## Pour la vitesse angulaire (RN2)

Les différents poids du réseau de neurones RN2 sont les suivantes:

### a- Première couche cachée

Elle contient 5 neurones

$W_{ji}^1$ : est le poids de connexion entre le  $J^{\text{ème}}$  neurone et la composition du vecteur d'entrée  $i$ .

avec:  $J = 1 - 5$

$i = 1 - 2$

| J | 1        | 2        | 3        | 4         | 5         |
|---|----------|----------|----------|-----------|-----------|
| 1 | 4.44008  | 2.361011 | 2.505184 | 1.427555  | -1.572431 |
| 2 | 5.234907 | 2.911049 | 3.010646 | -0.089878 | 0.146658  |

### b- Seconde couche cachée

Elle contient 3 neurones:

$W_{jk}^2$ : est le poids de la connexion entre le  $K^{\text{ème}}$  neurone de la 2<sup>ème</sup> couche cachée et le  $J^{\text{ème}}$  neurone de la première couche cachée.

avec:  $K = 1 - 3$

$J = 1 - 5$

| K | 1         | 2         | 3         |
|---|-----------|-----------|-----------|
| 1 | 0.979835  | 0.683837  | 5.982274  |
| 2 | -1.165707 | -0.63790  | 3.89418   |
| 3 | -1.021195 | -0.652408 | 4.099144  |
| 4 | 0.17168   | 1.257636  | 0.690310  |
| 5 | -0.297039 | -1.464869 | -0.943560 |

**c- Couche de sortie**

La couche de sortie contient un seul neurone.

$W_k^0$ : est le poids de connexion entre le neurone de la couche de sortie et le  $K^{\text{ème}}$  neurone de la seconde couche cachée.

| K | $W^0$     |
|---|-----------|
| 1 | -1.692621 |
| 2 | -1.785185 |
| 3 | 1.063879  |

Les coefficients de réduction sont:

$$C_2 = 330.52$$

$$C'_2 = 515.46$$

### Pour le courant statorique $i_{qs}$

Les différents poids du réseau de neurones RN3 sont les suivants:

#### a- Première couche cachée

La première couche cachée contient 5 neurones.

$W_{ji}^1$  : est le poids de la connexion entre le  $j^{\text{ème}}$  neurone et la composante du vecteur d'entrée  $i$ .

avec :  $J = 1 - 5$

$i = 1 - 2$

| J | 1        | 2         | 3         | 4         | 5         |
|---|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 1 | 0.059555 | 0.280936  | 0.611573  | -0.478915 | -0.213211 |
| 2 | 0.248501 | -0.043187 | -0.055355 | 0.107085  | 0.036372  |

#### b- Seconde couche cachée

La seconde couche cachée contient 3 neurones;

$W_{ij}^2$  : est le poids de la connexion entre le  $K^{\text{ème}}$  neurone de la 2<sup>ème</sup> couche cachée et le  $J^{\text{ème}}$  neurone de la première couche cachée.

avec :  $K = 1 - 3$

$J = 1 - 5$

| J | K | 1         | 2         | 3         |
|---|---|-----------|-----------|-----------|
| 1 | 1 | 0.120403  | 0.090710  | 0.351999  |
| 2 | 1 | -0.133687 | 0.236914  | 0.105262  |
| 3 | 1 | -0.465929 | 0.272117  | 0.369654  |
| 4 | 1 | 0.556377  | -0.293156 | -0.071099 |
| 5 | 1 | 0.242311  | -0.088455 | 0.080720  |

**c- Couche de sortie**

La couche de sortie contient un seul neurone.

$W_k^0$  : est le poids de connexion entre le neurone de la couche de sortie et le  $K^{\text{ème}}$  neurone de la seconde couche cachée.

| K | $W^0$     |
|---|-----------|
| 1 | -0.727668 |
| 2 | 0.386716  |
| 3 | 0.216471  |

Les coefficients de réduction sont:

$$C_3 = 15.150$$

$$C'_3 = 515.464$$



### Pour la vitesse angulaire $\omega_r$ (RN'2)

Les différents poids des réseaux de neurones (RN'2) sont les suivants:

#### a- Première couche cachée

La première couche cachée contient 5 neurones.

$W_{ji}^1$ : est le poids de la connexion entre le  $J^{\text{ème}}$  neurone et la composante du vecteur d'entrée  $i$  et la composante du vecteur d'entrée  $i$ .

avec :  $J = 1 - 5$

$i = 1 - 2$

| J | 1        | 2        | 3        | 4        | 5         |
|---|----------|----------|----------|----------|-----------|
| i |          |          |          |          |           |
| 1 | 4.884617 | 2.636359 | 2.756139 | 1.176901 | -1.341086 |
| 2 | 5.771588 | 3.056919 | 3.175268 | 0.046825 | 0.038605  |

#### b- Seconde couche cachée

La seconde couche cachée contient 3 neurones.

$W_{jk}^2$ : est le poids de la connexion entre le  $K^{\text{ème}}$  neurone de la seconde couche cachée et le  $J^{\text{ème}}$  neurone de la première couche cachée.

avec :  $K = 1 - 3$

$J = 1 - 5$

| K | 1         | 2         | 3         |
|---|-----------|-----------|-----------|
| J |           |           |           |
| 1 | 0.963650  | 0.970949  | 6.582907  |
| 2 | -1.456016 | -0.645140 | 4.216652  |
| 3 | -1.301636 | -0.669554 | 4.435305  |
| 4 | 0.604575  | -1.319892 | 0.758428  |
| 5 | -0.619245 | -1.458431 | -1.013942 |

**c- Couche de sortie**

La couche de sortie contient un seul neurone.

de  $cW_k^0$  : est le poids de connexion entre le neurone de la couche de sortie et le  $K^{ème}$  neurone de la seconde couche cachée.

| K | $W^0$     |
|---|-----------|
| 1 | -1.733240 |
| 2 | -1.775970 |
| 3 | 1.040831  |

Les coefficients de réduction sont:

$$C_4 = 330.520$$

$$C'_4 = 515.464$$

**Pour la pulsation statorique  $\omega_s$  du (RN4)**

Les différents poids de réseau de neurones RN4 sont les suivants.

**a- Première couche cachée**

La première couche cachée contient 8 neurones.

$W_{ji}^1$  : est le poids de la connexion entre le  $J^{\text{ème}}$  neurone et la composante du vecteur d'entrée  $i$ .

avec :  $J = 1 - 8$

$i = 1 - 2$

| J | 1         | 2         | 3         | 4          | 5         | 6        | 7         | 8         |
|---|-----------|-----------|-----------|------------|-----------|----------|-----------|-----------|
| 1 | -1.296185 | -0.905051 | 7.675953  | -0.8554776 | -2.175352 | 1.200738 | -1.748596 | -1.100506 |
| 2 | 1.226372  | 0.425089  | -1.095902 | 0.385200   | 3.017240  | 0.185513 | 2.582351  | 0.606994  |

**b- Couche de sortie**

La couche de sortie contient un seul neurone.

$W_k^0$  : est le poids de connexion entre le neurone de la couche de sortie et le  $J^{\text{ème}}$  neurone de la première couche cachée.

| J | 1        | 2        | 3         | 4        | 5        | 6         | 7        | 8        |
|---|----------|----------|-----------|----------|----------|-----------|----------|----------|
|   | 1.598724 | 0.738380 | -8.548028 | 0.666306 | 3.627791 | -1.628918 | 3.001599 | 1.035676 |

Les coefficients de réduction sont:

$$C_5 = 515.464$$

$$C'_5 = 526.31$$