

7/99

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

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

D.E.R Génie Electrique et Informatique

Spécialité Automatique



Projet de fin d'étude

COMMANDE ADAPTATIVE DE LA MACHINE ASYNCHRONE PAR RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Proposé par :

Mr. D.BOUKHETALA
Mr. F.BOUDJEMA

Présenté par :

Mr. : BEN BOUZID SALIM
Mr. : BENCHERIF ALI KARIM

Année Universitaire 1998/ 1999

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE 10 AVENUE HASSEN BADI EL-HARRACH ALGER

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

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

D.E.R Génie Electrique et Informatique
Spécialité Automatique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Projet de fin d'étude

COMMANDE ADAPTATIVE DE LA MACHINE ASYNCHRONE PAR RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Proposé par :

Mr. D.BOUKHETALA
Mr. F.BOUDJEMA

Présenté par :

Mr. : BEN BOUZID SALIM
Mr. : BENCHERIF ALI KARIM

Année Universitaire 1998/ 1999

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE 10 AVENUE HASSEN BADI EL-HARRACHI ALGER

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

À mes chers parents ,à qui je ne rendrais jamais assez.

À ma grand-mère .

À mes chères frères et sœurs : à qui je souhaite une bonne réussite dans leurs vie et surtout dans leurs études .

À toute ma grande famille

À tout mes amis(es) de Cbercbell

Karim

Je dédie ce travail

À mes chers parents à qui je ne rendrais jamais assez

À mon père qui a toujours était à mes cotés .

À mes chères frères et sœurs : à qui je souhaite une bonne réussite dans leurs vie et surtout dans leurs études

À ma grand-mère ,mes tantes

À mon ami d'enfance Ouatik et à tous mes amis(es)

Salim

À tous Nos collègues de la promotion, spécialement à Karim le cuisinier

Remerciements

Nous remercions dieu de nous avoir donné la force physique et morale pour accomplir ce travail.

Nous remercions nos promoteurs M^R D. Boukhetala et M^R F. Boudjema, pour leurs aides, leurs encouragements et la patience avec laquelle ils ont bien voulu travailler avec nous.

Nous remercions les respectables membres du jury, B. Hemici et M. S Boucherit pour avoir bien voulu évaluer notre travail.

Nous remercions aussi M. Y. Yeddou pour l'aide et les conseils qu'il nous a portés tout au long du travail.

في هذه المذكرة تطرقنا إلى دراسة عدة إستراتيجيات التحكم التلاؤمي عن طريق الشبكات العصبية الإصطناعية (RBF) وتطبيقها لقيادة المحرك اللائزمني (التحريضي). لقد تبيننا بنية لا مركزية في التحكم كون أننا أدخلنا فصلا بين الحقل المغناطيسي والعزم الإلكترومغناطيسي بإستعمال طريقة توجيه الحقل المغناطيسي. الشبكات العصبية (RBFG) تمنح إمكانيات جد مفلحة في قيادة الأنظمة نظرا للقدرات التي تمنحها هذه الشبكات في التقريب والتلاؤم والتحكم. إن إستعمال طرق لتدعيم التعلم؛ إستراتيجية المعدل الثانوي أو إستراتيجية التحكم المختلط (معدل إستعجالي بالنمط الإنزلاقي) يسمح بتحسين قدرات المعدل التلاؤمي عن طريق الشبكات العصبية (RBFG).

كلمات مفتاحية :

المحرك اللائزمني، النمط الإنزلاقي، الشبكات العصبية الإصطناعية، التحكم التلاؤمي بالشبكات العصبية والتحكم المختلط.

Abstract

In this thesis strategies of neural adaptive controls have been applied in order to pilot an asynchronous motor.

A decentralised form has been adopted thanks to a cut out achieved between the flux and the electromagnetic couple, by adopting a flux orientation.

Neural networks offer favourable possibilities in the conduct of the process through their characteristics that make them universal approximators as well as their performances in terms of adaptations and learning.

The use of helping means in the learning through adding an auxiliary regulator or though mixed control strategies (regulator with sliding mod) enables the improvement of the adaptive control performances through neural networks.

Key words:

Asynchronous motor, Sliding mod, Neural networks, Adaptive control with neural networks, Mixed control.

Résumé :

Dans ce mémoire des stratégies de commandes adaptatives neuronales (RBF) ont été appliquées à la conduite d'une machine asynchrone.

Une forme décentralisée a été adoptée, grâce au découplage réalisé entre le flux et le couple électromagnétique, en adoptant une orientation du flux.

Les réseaux de neurones (RBFG) offrent des possibilités avantageuses en conduite de processus, vu leurs caractéristiques d'approximateurs universelles et leurs performances en adaptation et en apprentissage.

L'utilisation de moyens d'aide à l'apprentissage, par l'ajout d'un régulateur auxiliaire ou par des stratégies de commandes mixtes (régulateur par mode de glissement), permet d'améliorer les performances de la commande adaptatives par réseaux de neurones (RBFG).

Mots clés :

Machine asynchrone, mode de glissement, réseaux de neurones artificiels, commande adaptative par réseaux de neurones et commande mixte.

Introduction générale

Chapitre I Modélisation de la MAS

| | |
|--|----|
| I.1 Introduction | 5 |
| I.2 Description de la machine | 5 |
| I.3 Hypothèses de travail | 6 |
| I.4 Modélisation de la MAS | 6 |
| I.4.1 Mise en équations | 9 |
| I.4.2 La transformation de Blandel-Park | 11 |
| I.4.3 Modélisation de la MAS dans le repère de PARK | 12 |
| I.4.4 Choix du référentiel | 16 |
| I.5 Modèle en tension de la MAS | 16 |
| I.6 Modèle en courant de la MAS | 20 |
| I.7 Technique de la commande par flux orienté | 23 |
| I.7.1 Introduction | 23 |
| I.7.2 Description de la technique | 24 |
| I.7.3 Modèle de la MAS à flux rotorique orienté | 25 |
| I.7.4 Différentes méthodes d'orientation du flux | 25 |
| I.7.5 Structure de la commande par orientation du flux rotorique | 28 |
| I.8 Conclusion | 30 |

Chapitre II Commande à structure variable de la MAS

| | |
|--|----|
| II.1 Introduction | 31 |
| II.2 Systèmes à structure variable | 31 |
| II.2.1 Définitions | 32 |
| II.2.2 Configurations de base pour les systèmes à structure variable | 32 |
| II.3 Commande par mode de glissement | 33 |
| II.3.1 Définitions | 33 |
| II.3.2 Principe de la commande par mode de glissement | 33 |
| II.4 Conception de la commande par mode de glissement | 34 |
| II.5 Expression analytique de la commande par mode glissant | 34 |
| II.6 Phénomène de Chattering | 36 |
| II.7 Application de la commande par mode glissant à la MAS | 38 |
| II.7.1 Modèle en Courant | 39 |
| II.7.2 Modèle en tension | 39 |
| II.8 Conclusion | 49 |

| | |
|--|----|
| II.6 Phénomène de Chattering | 38 |
| II.7 Application de la commande par mode glissant à la MAS | 39 |
| II.7.1 Modèle en Courant | 39 |
| II.7.2 Modèle en tension | 49 |
| II.8 Conclusion | 61 |

Chapitre III *Présentation des réseaux de neurones*

| | |
|---|----|
| III.1 Introduction | 62 |
| III.2 Neurone biologique et système nerveux | 63 |
| III.3 Les réseaux de neurones artificiels | 64 |
| III.4 Le neurone formel | 65 |
| III.4.1 Modèle de Mc Culloch & Pitts | 65 |
| III.4.2 Modèle mathématique général du neurone | 65 |
| III.5 Classification des réseaux de neurones | 70 |
| III.6 Architecture des réseaux de neurones | 71 |
| III.6.1 Entrées et sorties d'un réseau de neurones | 71 |
| III.6.2 La connectivité dans les réseaux de neurones | 71 |
| III.6.3 Les poids synaptiques | 72 |
| III.7 Comportement dynamique des réseaux de neurones | 73 |
| III.8 Stabilité des réseaux de neurones | 74 |
| III.8.1 Fonction de Lyapunov | 74 |
| III.8.2 Stabilité du réseau de Grossberg | 74 |
| III.9 Apprentissage des réseaux de neurones | 75 |
| III.9.1 Protocole d'apprentissage | 76 |
| III.9.2 Les différents types d'apprentissage | 77 |
| III.9.3 Les problèmes d'apprentissage | 78 |
| III.10 Les réseaux de neurones à fonction de base radiale RBF | 79 |
| III.10.1 Principes de base | 79 |
| III.10.2 Architecture et fonctionnement des réseaux RBF | 80 |
| III.10.3 Caractéristique de fonctionnement et recouvrement | 81 |
| III.10.4 Apprentissage des réseaux RBF | 81 |
| III.11 Réseaux RBF et approximation des fonctions | 85 |
| III. 12 Conclusion | 88 |

Chapitre IV *Commande adaptative par réseaux de neurones*

| | |
|---|----|
| IV. 1 Introduction | 89 |
| IV.2 Régulateur Auto-ajustable par réseaux de neurones | 90 |
| IV.3 Régulateur auto-ajustable par Réseaux de neurones RBF | 92 |
| IV.4 Régulateur auto-ajustable par réseaux RBF appliqué à la MAS alimentée en courant | 96 |

| | |
|--|-----|
| IV.5 Régulateur auto-ajustable par réseaux RBF appliqué à la MAS alimentée en tension | 111 |
| IV.6 Observation du flux | 16 |
| IV.7 Conclusion | 20 |



Chapitre V Commande adaptative mixte par RBF

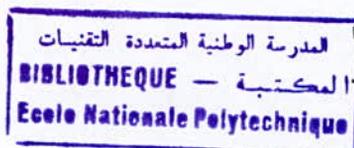
| | |
|--|-----|
| V.1 Introduction | 121 |
| V.2 Position du problème | 121 |
| V.3 Commande adaptative par réseau de neurones gaussien | 124 |
| V.3.1 Architecture générale du régulateur | 125 |
| V.3.2 Synthèse du régulateur et Analyse de la stabilité | 128 |
| V.4 Généralisation de la commande pour $b(X_i(t)) \neq 1$ | 129 |
| V.5 Commande adaptative mixte pour la MAS alimentée en courant | 133 |
| V.6 Commande adaptative mixte pour la MAS alimentée en tension | 142 |
| V.7. Conclusion | 151 |

Conclusion générale 152



Liste des symboles

| Symboles | description |
|-----------------------|---|
| C_e | couple électromagnétique. |
| C_r | couple résistant. |
| f_{vf} | coefficient de frottement visqueux. |
| $[I_r]$ | $(= [i_a, i_b, i_c]^T)$, vecteur des courants des phases du rotor |
| $[I_s]$ | $(= [i_A, i_B, i_C]^T)$, vecteur des courants des phases du stator |
| $[I_s^{ab}]$ | $(= [i_{as}, i_{bs}]^T)$, vecteur des courants statoriques dans le référentiel lié au stator |
| $[I_r^{ab}]$ | $(= [i_{ar}, i_{br}]^T)$, vecteur des courants rotoriques dans le référentiel lié au stator |
| $[I_s^{\alpha\beta}]$ | $(= [i_{\alpha s}, i_{\beta s}]^T)$, vecteur des courants statoriques dans le référentiel lié au rotor |
| $[I_r^{\alpha\beta}]$ | $(= [i_{\alpha r}, i_{\beta r}]^T)$, vecteur des courants rotoriques dans le référentiel lié au rotor |
| $[I_s^{dq}]$ | $(= [i_{ds}, i_{qs}]^T)$, vecteur des courants statoriques dans le référentiel lié au champ tournant. |
| $[I_r^{dq}]$ | $(= [i_{dr}, i_{qr}]^T)$, vecteur des courants rotoriques dans le référentiel lié au champ tournant. |
| J | moment d'inertie. |
| l_r | inductance cyclique propre du stator. |
| l_{rr} | inductance propre du rotor. |
| l_s | inductance cyclique propre du stator. |
| l_{ss} | inductance propre du stator. |
| l_{sr} | inductance cyclique mutuelle du stator-rotor. |
| m_{rr} | inductance mutuelle entre les phases du rotor. |
| m_{ss} | inductance mutuelle entre les phases du stator. |
| m_{sr} | inductance mutuelle entre le stator et le rotor. |
| N_s | nombre de conducteurs d'une phase du stator. |
| N_r | nombre de conducteurs d'une phase du rotor. |
| n_p | nombre de paire de pôle. |
| ω_{ind} | pulsation des courants rotoriques. |
| ω_{gl} | vitesse de glissement . |
| ω_m | vitesse mécanique du rotor. |
| ω_{syn} | vitesse de synchronisme. |
| $[\psi_r]$ | $(= [\psi_a, \psi_b, \psi_c]^T)$ vecteur du flux couplé du rotor. |
| $[\psi_s]$ | $(= [\psi_A, \psi_B, \psi_C]^T)$ vecteur du flux couplé du stator. |
| R_r | résistance d'une phase rotorique . |
| R_s | résistance d'une phase statorique . |
| T_r | constante de temps du flux rotorique. |
| θ_e | avance trigonométrique de l'axe de phase a du rotor par rapport à l'axe de phase A du stator. |
| θ_m | angle géométrique réel. |
| θ_r | avance trigonométrique de l'axe directe du rotor par rapport à la phase a du rotor. |
| θ_s | avance trigonométrique de l'axe directe du stator par rapport à la phase A du stator. |
| $[U_s]$ | $(= [U_A, U_B, U_C]^T)$ vecteur des tensions des phases du stator. |
| $(.)^*, (.)_d$ | Grandeurs désirés |



Introduction générale

Le moteur asynchrone (MAS) est le moteur électrique le plus utilisé dans l'industrie ; il est peut coûteux ; on le fabrique en grande série. Il est robuste et son entretien est limité ; il est sûr : *son fonctionnement ne génère pas d'étincelles comme c'est le cas pour un moteur à courant continu (MCC).*

Ce type de moteur équipe la quasi-totalité des machines-outils classiques (scies, raboteuse, bobineuses, tapis roulant, pompes, compresseurs, perceuses, tours, fraiseuse, etc). Il fonctionne directement sur le secteur alternatif, sans transformation préalable de l'énergie électrique qui l'alimente, c'est le moteur industriel par excellence qui ne possède pas d'organes délicats comme le collecteur du MCC, et qui n'utilise pas de contacts glissants comme le moteur synchrone (pour l'excitation du rotor). Les courants, qui circulent dans le stator, constituent l'unique source externe de champ magnétique : *le rotor n'a pas à être relié à une source d'énergie électrique.* Il existe bien des courants rotoriques qui participent, eux aussi, à la création du champ magnétique, mais ce sont des courants induits.

Lorsque l'on n'a pas d'exigence très marquée sur la constance de la vitesse d'un moteur, et lorsqu'il n'est pas nécessaire de faire varier celle-ci de manière continue, dans de larges proportions, c'est le MAS que l'on utilise. Sa vitesse varie un peu quand on le charge, on dit qu'il glisse, mais ce glissement, en général, ne dépasse pas quelques centièmes de la vitesse à vide. Le démarrage des MAS ne pose pas de problème pour les unités de petite puissance, par contre, pour les moteurs de forte puissance, il faut démarrer sous tension réduite pour éviter un appel de courant trop élevé.

Avec tous ces avantages le MAS a été cependant délaissé à cause de la complexité de son asservissement, au profit du MCC, surtout dans les applications à vitesse constante ou lorsqu'il s'agit de faire varier celle-ci de manière continue dans de larges proportions. Cependant, depuis quelques années, le contrôle des machines électriques a acquis une importance considérable avec l'apparition des convertisseurs statiques (onduleurs, gradateurs, hacheurs, etc.) utilisant des semi-conducteurs et la technologie des microprocesseurs. La difficulté pour commander le MAS réside dans le fait que le modèle mathématique du système est non linéaire, multivariable et fortement couplé du fait de l'existence d'un couplage complexe entre les deux armatures statorique et rotorique. Par ailleurs, les commandes qui consistent à réguler le couple électromagnétique par la pulsation rotorique et le flux par le rapport tension/fréquence n'ont pas pu répondre aux exigences technologiques actuelles.

L'apparition de la commande vectorielle introduite par Kovacs en 1959 et reprise par Blasshke en 1972, constitue une révolution pour le contrôle du MAS. Cette technique consiste à ramener le comportement du MAS à celui d'un MCC, en effectuant une linearisation asymptotique et un découplage entre le flux et le couple électromagnétique.

L'évolution de la théorie des systèmes de commande a donné naissance à une multitude de techniques qui assure l'asservissement de la MAS, à savoir (la commande par mode de

glissement, la commande basé sur la passivité, la commande adaptative, les réseaux de neurones, la logique floue ..etc)

La commande adaptative par modèle de référence (MRAC) ou par régulateur auto-ajustable (RST) a pour objectif d'obtenir certaine performance désirée en présence des perturbations et des variations internes propres à la machine [Hes 96] de manière générale ces techniques de commandes adaptatives ont engendré un grands nombre d'application dans divers domaines pratiques [Gen 96]. L'avantage principal de ces commandes réside dans la possibilité d'implémentation des algorithmes issus des développements théoriques motivés par l'évolution technologique des calculateurs numériques.

Cependant face aux systèmes non linéaires qui présente des structures fort complexe, la synthèse des régulateurs exige une étude détaillée de la dynamique du système et en l'absence d'information à priori sur le système à commander cette tâche est d'autant plus difficile, aussi la compensation des incertitudes non structurées n'est plus garantie.

L'utilisation des réseaux de neurones en commande adaptative s'avère un moyen efficace pour pallier) ces problèmes, dans ce sens plusieurs travaux ont été développés [Nar 90] [Che 90]. En effet les avantages que présentent les réseaux de neurones surtout en identification et approximation de fonctions ont poussé leur utilisation dans la conduite des processus.

Dans ce présent travail, qui porte essentiellement sur la commande adaptative par réseaux de neurones de types RBF appliquée à la MAS, on a adopté une stratégie de commande décentralisée afin de palier le problème du temps de calcul et de simplifier la synthèse des régulateurs et l'analyse de stabilité.

Le chapitre I portera essentiellement sur la modélisation de la MAS dans le repère de Park et la présentation de la technique du flux orienté.

Dans le chapitre II une commande non linéaire à structure variable sera présentée vue que celle ci sera utilisée plus tard comme moyen d'aide à l'apprentissage (chapitre V).

Le chapitre III sera consacré aux différentes notions théoriques concernant les réseaux de neurones artificiels, architecture, activation, apprentissage ...etc

Dans le chapitre IV, l'approche adaptative par réseaux de neurone sera appliquée par la MAS sous la forme d'un régulateur auto-ajustable, on utilisera pour cela plusieurs réseaux de neurones RBF avec une étude comparative entre les résultats de chacune et afin d'améliorer l'apprentissage des RBF une stratégie de commande par régulateur auxiliaire (régulateur linéaire) sera proposée.

Dans le chapitre V, toujours dans le souci d'améliorer l'apprentissage des réseaux RBF (gaussien) et d'assurer la stabilité du système et la convergence de l'erreur on utilisera en plus du régulateur auxiliaire, un régulateur de secours, non linéaire cette fois (mode de glissement).

Tout au long de ces chapitres, des simulations seront effectuées afin de montrer les performances des commandes proposées, ces simulations sont réaliser avec le langage Fortran 90, proche du langage machiné ce qui offre une rapidité d'exécution.

Chapitre I

Modélisation de la MAS

I.1 Introduction

La représentation des processus physiques par des modèles mathématiques est une étape très importante dans l'asservissement des systèmes. En effet, afin d'élaborer une structure de commande, il est important de disposer d'un modèle mathématique représentant fidèlement les caractéristiques du processus. Ce modèle ne doit pas être trop simple pour ne pas s'éloigner de la réalité physique, et ne doit pas être trop complexe pour simplifier l'analyse et la synthèse des structures de commande.

Dans ce présent chapitre, il sera question de modélisation de la MAS, dans un premier lieu, on donnera de manière explicite le modèle mathématique de la MAS (Equations électriques et mécaniques) dans son référentiel triphasé, puis on réduira l'ordre du système par une transformation dite de PARK. Cette transformation modélise la MAS dans un nouveau référentiel, biphasé cette fois.

Le choix d'un référentiel adéquat, permettra d'appliquer la technique du flux orienté, afin d'éliminer le couplage naturel existant entre le flux et le couple électromagnétique.

Dans un dernier lieu, on donnera le principe de la commande par orientation du flux rotorique ainsi que la simulation numérique des différentes grandeurs de la MAS.

I.2 Description de la machine

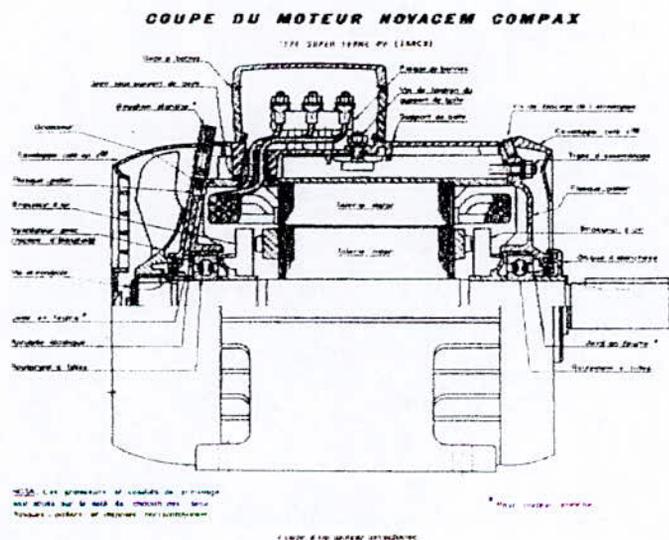


Fig I.1 coupe d'un moteur asynchrone

Une machine asynchrone (fig I.1) comporte une partie fixe, dite stator, constituée par un empilage de tôles à faible taux de perte, supportant des bobinages symétriques triphasés, alimentés en alternatif triphasé. La partie mobile, dite rotor, n'est pas alimentée, elle est en court circuit et peut être de deux types :

- Bobiné (à bagues), muni d'un enroulement généralement triphasé connecté à des bagues isolées sur lesquelles frottent des ballais en charbon.
- A cage d'écureuil, formée d'un ensemble de barres conductrices reliées entre elles à chaque extrémité par des anneaux (généralement en cuivre).

I.3 Hypothèses de travail [Chu 96]

on suppose que :

- La machine asynchrone est symétrique ayant n_p paires de pôle.
- Le rotor est bobiné, le bobinage est triphasé au stator et au rotor.
- Le rotor est à cage, on peut considérer le bobinage triphasé équivalent.
- Les axes de phase statorique et rotorique sont décalés identiquement d'un angle électrique, 120° .
- L'entrefer est d'épaisseur uniforme en négligeant l'effet de l'encoche et la perméance de l'entrefer constante.
- La saturation du circuit magnétique, l'hystérésis et les courants de Foucault peuvent être négligés et les circuits magnétiques sans perte sont linéaires.
- L'effet de peau est négligeable.
- La force magnétomotrice créée par chacune des phases du stator et du rotor est à répartition sinusoïdale.
- Les résistances des enroulements sont constantes : $R_A=R_B=R_C=R_S$ et $R_a=R_b=R_c=R_r$

I.4 Modélisation de la MAS [Cha 83][Chu 96]

I.4.1 Mise en équations

a. Equations électriques

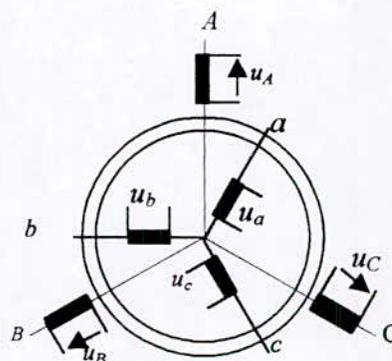


Fig. I.2 Représentation schématique d'une MAS

Les équations électriques peuvent être exprimées de manière concise par la forme matricielle suivante :

pour le stator :

$$[U_S] = R_S [I_S] + \frac{d}{dt} [\Psi_S] \quad (I.1)$$

$$[U_S] = \begin{bmatrix} u_A \\ u_B \\ u_C \end{bmatrix}, \quad [I_S] = \begin{bmatrix} i_A \\ i_B \\ i_C \end{bmatrix}, \quad [\Psi_S] = \begin{bmatrix} \Psi_A \\ \Psi_B \\ \Psi_C \end{bmatrix}$$

pour le rotor :

$$[U_r] = R_r [I_r] + \frac{d}{dt} [\Psi_r] \quad (I.2)$$

$$[U_r] = \begin{bmatrix} u_a \\ u_b \\ u_c \end{bmatrix}, \quad [I_r] = \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix}, \quad [\Psi_r] = \begin{bmatrix} \Psi_a \\ \Psi_b \\ \Psi_c \end{bmatrix}$$

avec :

U_S : vecteur des tensions de phases statoriques A, B, C.

U_r : vecteur des tensions de phases rotoriques a, b, c. (elles sont nulles, car le rotor est en court-circuit)

I_S : vecteur des courants de phases statoriques.

I_r : vecteur des courants de phases rotoriques.

R_S : résistance d'un enroulement statorique.

R_r : résistance d'un enroulement rotorique.

Ψ_S : vecteur du flux couplé statorique.

Ψ_r : vecteur du flux couplé rotorique.

Expressions des flux :

Les flux sont donnés par :

$$[\Psi_S] = [L_S][I_S] + [M_S][I_r] \quad (I.3)$$

$$[\Psi_r] = [L_r][I_r] + [M_r][I_S] \quad (I.4)$$

Avec :

$$\begin{aligned} [L_S] &= \begin{bmatrix} l_{ss} & m_{ss} & m_{ss} \\ m_{ss} & l_{ss} & m_{ss} \\ m_{ss} & m_{ss} & l_{ss} \end{bmatrix}, & [M_S] &= m_{sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta_e) & \cos(\theta_e + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_e + \frac{4\pi}{3}) \\ \cos(\theta_e + \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta_e) & \cos(\theta_e + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta_e + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_e + \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta_e) \end{bmatrix} \\ [L_r] &= \begin{bmatrix} l_{rr} & m_{rr} & m_{rr} \\ m_{rr} & l_{rr} & m_{rr} \\ m_{rr} & m_{rr} & l_{rr} \end{bmatrix}, & [M_r] &= m_{sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta_e) & \cos(\theta_e + \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta_e + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta_e + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_e) & \cos(\theta_e + \frac{4\pi}{3}) \\ \cos(\theta_e + \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta_e + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_e) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Remarque

Vu qu'on a supposé, que la machine possède un entrefer constant, et que ses deux armatures sont triphasées et symétriques, alors les inductances propres et mutuelles entre enroulements d'une même armature sont constantes et égales :

$$\begin{aligned} l_A &= l_B = l_C = l_{ss} \\ l_a &= l_b = l_c = l_{rr} \\ m_{AB} &= m_{AC} = m_{BA} = m_{BC} = m_{CA} = m_{CB} = m_{ss} \\ m_{ab} &= m_{ac} = m_{ba} = m_{bc} = m_{ca} = m_{cb} = m_{rr} \end{aligned}$$

l_{ss} : inductance propre des enroulements statorique.

l_{rr} : inductance propre des enroulements rotorique.

m_{ss} : inductance mutuelle entre les différentes phases du stator.

$$m_{ss} = -\frac{1}{2} l_{ss}$$

m_{rr} : inductance mutuelle entre les différentes phases du rotor.

$$m_{rr} = -\frac{1}{2} l_{rr}$$

Les matrices $[M_s]$ et $[M_r]$ dans (I.3) et (I.4) représentent les inductances mutuelles entre stator-rotor ($m_{aA}, m_{bA}, m_{cA}, m_{Aa}, m_{Ab}, \dots$), elles sont dites aussi matrices de couplage entre stator et rotor.

$$m_{sr} = \frac{N_s}{N_r} l_{ss}$$

N_s : nombre de spires dans chaque enroulement statorique.

N_r : nombre de spires dans chaque enroulement rotorique.

θ_e : l'angle électrique entre l'axe de référence du stator et du rotor. (c'est l'avance trigonométrique de l'axe a sur l'axe A .

$$\theta_e = n_p \theta_m$$

avec θ_m angle géométrique réel et n_p nombre de paires de pôles

On remarque que :

$$[M_s]^T = [M_r]$$

En remplaçant (I.3) et (I.4) respectivement dans (I.1) et (I.2) on aura :

$$[U_S] = R_S [I_S] + [L_S] \frac{d}{dt} [I_S] + \frac{d}{dt} [M_S] [I_r] \quad (I.5)$$

$$[0] = R_r [I_r] + [L_r] \frac{d}{dt} [I_r] + \frac{d}{dt} [M_S]^T [I_S]$$

B. Equation mécanique

$$\frac{d}{dt} (J \omega_m) + f_{vf} \omega_m = C_e - C_r \quad (I.6)$$

Avec :

C_e : couple électromagnétique

$$C_e = [I_S]^T \left[\frac{dM_S}{d\theta_m} \right] [I_r] \quad (I.7)$$

C_r : couple résistant (de charge).

f_{vf} : coefficient de frottement visqueux.

J : moment d'inertie.

ω_m : vitesse mécanique du rotor

$$\omega_m = \frac{d\theta_m}{dt} = \frac{1}{n_p} \frac{d\theta_e}{dt}$$

I.4.2 La transformation de Blandel-Park [Chu 96]

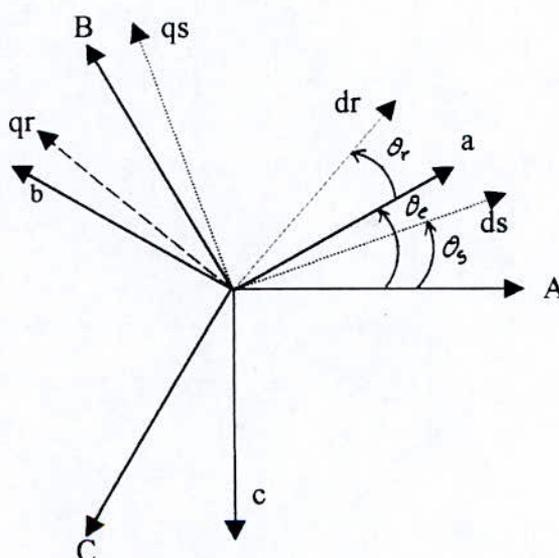


Fig I.3 La transformation de Blandel-Park

La transformation de PARK consiste à transformer les enroulements triphasés du stator et du rotor en enroulements biphasés orthogonaux équivalents. C'est à dire, au lieu de considérer les trois phases statorique d'axes fixes A, B, C on considère l'enroulement équivalent formé de deux bobinages d'axes perpendiculaires d_s et q_s tournant à la vitesse ω_s par rapport au stator.

De même pour le rotor, aux enroulements a, b, c on substitue deux enroulements d'axes perpendiculaires d_r et q_r tournant à la vitesse ω_r par rapport au rotor.

$$\omega_s = \frac{d\theta_s}{dt}$$

$$\omega_r = \frac{d\theta_r}{dt}$$

θ_s : désigne le décalage de l'axe d_s par rapport à celui de A .

θ_r : désigne le décalage de l'axe d_r par rapport à celui de a .

Cette transformation doit tenir compte de l'égalité des solénations, des énergies électriques et magnétiques instantanées et de l'égalité des tensions en régime permanent. ce passage est donné par les relations suivantes :

$$\begin{aligned} [I_{dqoS}] &= [T(\theta_S)][I_S] , & [I_{dqor}] &= [T(\theta_r)][I_r] \\ [U_{dqoS}] &= [T(\theta_S)][U_S] , & [U_{dqor}] &= [T(\theta_r)][U_r] \\ [\psi_{dqoS}] &= [T(\theta_S)][\psi_S] , & [\psi_{dqor}] &= [T(\theta_r)][\psi_r] \end{aligned} \quad (I.8)$$

avec:

$$\begin{aligned} [I_{dqoS}] &= [i_{dS} \quad i_{qS} \quad i_{oS}]^T , & [U_{dqoS}] &= [u_{dS} \quad u_{qS} \quad u_{oS}]^T , & [I_{dqor}] &= [i_{dr} \quad i_{qr} \quad i_{or}]^T \\ [U_{dqor}] &= [u_{dr} \quad u_{qr} \quad u_{or}]^T , & [\psi_{dqoS}] &= [\psi_{dS} \quad \psi_{qS} \quad \psi_{oS}]^T , & [\psi_{dqor}] &= [\psi_{dr} \quad \psi_{qr} \quad \psi_{or}]^T \end{aligned}$$

et $T(\theta)$ est la matrice de passage de Park donnée par :

$$T(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin\theta & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (I.9)$$

son inverse est :

$$T^{-1}(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$$

I.4.3 Modélisation de la MAS dans le repère de PARK

En utilisant la matrice de passage $T(\Theta)$, on obtient à partir des équations (I.5) les nouvelles équations suivantes :

$$[U_{Sdqo}] = R_S [I_{Sdqo}] + [T(\theta_S)] [L_S] \left(P [T(\theta_S)]^{-1} [I_{Sdqo}] \right) + [T(\theta_S)] P \left([M_S] [T(\theta_S)]^{-1} [I_{rdqo}] \right) \quad (I.10)$$

$$[U_{rdqo}] = R_r [I_{rdqo}] + [T(\theta_r)] [L_r] \left(P [T(\theta_r)]^{-1} [I_{rdqo}] \right) + [T(\theta_r)] P \left([M_r] [T(\theta_r)]^{-1} [I_{Sdqo}] \right)$$

avec: $p = \frac{d}{dt}$

En supposant les tensions d'alimentation sinusoïdales et équilibrées, les tensions et les courant homopolaires, u_{s0} , u_{r0} , i_{s0} , i_{r0} , sont nulles, par conséquent les équations sous forme matricielle deviennent :

$$\begin{bmatrix} u_{Sd} \\ u_{Sq} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_S + l_S p & -l_S \frac{d\theta_S}{dt} & E_{13} & E_{14} \\ l_S \frac{d\theta_S}{dt} & R_S + l_S p & E_{23} & E_{24} \\ E_{31} & E_{32} & R_r + l_r p & -l_r \frac{d\theta_r}{dt} \\ E_{41} & E_{42} & l_r \frac{d\theta_r}{dt} & R_r + l_r p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{Sd} \\ i_{Sq} \\ i_{rd} \\ i_{rq} \end{bmatrix} \quad (I.11)$$

ou :

$$E_{13} = l_{Sr} \left(-n_p \omega_m + \frac{d\theta_r}{dt} \right) \sin \alpha + \cos \alpha p, \quad E_{23} = l_{Sr} \left(n_p \omega_m + \frac{d\theta_r}{dt} \right) \cos \alpha + \sin \alpha p$$

$$E_{14} = -l_{Sr} \left(n_p \omega_m + \frac{d\theta_r}{dt} \right) \cos \alpha + \sin \alpha p, \quad E_{24} = l_{Sr} \left(-n_p \omega_m + \frac{d\theta_r}{dt} \right) \sin \alpha + \cos \alpha p$$

$$E_{31} = l_{Sr} \left(\frac{d\theta_S}{dt} - n_p \omega_m \right) \sin \alpha + \cos \alpha p, \quad E_{41} = l_{Sr} \left(\frac{d\theta_S}{dt} - n_p \omega_m \right) \cos \alpha - \sin \alpha p$$

$$E_{32} = -l_{Sr} \left(\frac{d\theta_S}{dt} - n_p \omega_m \right) \cos \alpha - \sin \alpha p, \quad E_{42} = l_{Sr} \left(\frac{d\theta_S}{dt} - n_p \omega_m \right) \sin \alpha + \cos \alpha p$$

Avec :

$\alpha = n_p \theta_m + \theta_r - \theta_s$: c'est le décalage entre l'axe d_r et l'axe d_s .

$$l_s = l_{ss} - m_{ss}, \quad l_r = l_{rr} - m_{rr}, \quad l_{sr} = 3/2(m_{sr})$$

l'expression du couple électromagnétique devient :

$$C_e = [I_{sdqo}]^T \left([T(\theta_S)]^{-1} \right)^T \left[\frac{dM_S}{d\theta_m} \right] [T(\theta_r)]^{-1} [I_{rdqo}] \quad (I.12)$$

I.4.4 Choix du référentiel

A. Référentiel lié au stator (d'axes a,b)

Ce système utilise un référentiel dont les axes du stator et du rotor sont fixes par rapport au stator, donc les axes directs d_s et d_r sont confondus avec l'axe de la phase A , on a alors :

$$\theta_s = 0, \quad \theta_r = -n_p \theta_m \text{ et } \alpha = 0$$

D'où :

$$\omega_s = 0 \text{ et } \omega_r = -n_p \omega_m$$

En remplaçant dans (I.11), on aura :

$$\begin{aligned} u_{as} &= R_s i_{as} + \frac{d}{dt} \Psi_{as} \\ u_{bs} &= R_s i_{bs} + \frac{d}{dt} \Psi_{bs} \\ 0 &= R_r i_{ar} + \frac{d}{dt} \Psi_{as} + n_p \omega_m \Psi_{br} \\ 0 &= R_r i_{br} + \frac{d}{dt} \Psi_{br} - n_p \omega_m \Psi_{ar} \end{aligned} \quad (I.13)$$

Les expressions des flux, sont données par:

$$\begin{aligned}
 \Psi_{as} &= l_s i_{as} + l_{sr} i_{ar} \\
 \Psi_{bs} &= l_s i_{bs} + l_{sr} i_{br} \\
 \Psi_{ar} &= l_r i_{ar} + l_{sr} i_{as} \\
 \Psi_{br} &= l_r i_{br} + l_{sr} i_{bs}
 \end{aligned} \tag{I.14}$$

L'expression du couple électromagnétique est donnée par:

$$C_e = \frac{n_p l_{sr}}{l_r} (\Psi_{ar} i_{bs} - \Psi_{br} i_{as}) \tag{I.15}$$

Mise sous forme d'équations d'états

En choisissant comme variables d'états de la machine, les éléments du vecteur suivant: $[i_{as}, i_{bs}, \Psi_{ar}, \Psi_{br}, \omega_m]^T$, et à partir de (I.13) et (I.14), on peut aboutir à la forme d'état suivante:

$$\begin{aligned}
 \dot{i}_{as} &= -\gamma i_{as} + \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r T_r} \Psi_{ar} + \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r} n_p \omega_m \Psi_{br} + \frac{1}{\sigma l_s} u_{as} \\
 \dot{i}_{bs} &= -\gamma i_{bs} + \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r T_r} \Psi_{br} - \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r} n_p \omega_m \Psi_{ar} + \frac{1}{\sigma l_s} u_{bs} \\
 \dot{\Psi}_{ar} &= -\frac{1}{T_r} \Psi_{ar} - n_p \omega_m \Psi_{br} + \frac{l_{sr}}{T_r} i_{as} \\
 \dot{\Psi}_{br} &= -\frac{1}{T_r} \Psi_{br} + n_p \omega_m \Psi_{ar} + \frac{l_{sr}}{T_r} i_{bs} \\
 \dot{\omega}_m &= \frac{n_p l_{sr}}{J l_r} (\Psi_{ar} i_{bs} - \Psi_{br} i_{as}) - \frac{f_{vf}}{J} \omega_m - \frac{c_r}{J}
 \end{aligned} \tag{I.16}$$

avec

$$\sigma = 1 - \frac{l_{sr}^2}{l_s l_r}, \quad \gamma = \frac{l_{sr}^2 R_r + l_r^2 R_s}{\sigma l_s l_r^2}, \quad T_r = \frac{l_r}{R_r}$$

B. Référentiel lié au rotor (d'axes α , β)

Ce référentiel utilise un système d'axes, dont les axes du stator et du rotor tournent à la vitesse de rotation du rotor, on a alors :

$$\begin{aligned} \theta_s &= n_p \theta_m, \quad \theta_r = 0 \quad \text{et} \quad \alpha = 0 \\ \omega_s &= n_p \omega_m \quad \text{et} \quad \omega_r = 0 \end{aligned}$$

En remplaçant dans (I.11) on aura :

$$\begin{aligned} u_{\alpha s} &= R_s i_{\alpha s} + \frac{d}{dt} \Psi_{\alpha s} - \omega_s \Psi_{\beta s} \\ u_{\beta s} &= R_s i_{\beta s} + \frac{d}{dt} \Psi_{\beta s} + \omega_s \Psi_{\alpha s} \\ 0 &= R_r i_{\alpha r} + \frac{d}{dt} \Psi_{\alpha r} \\ 0 &= R_r i_{\beta r} + \frac{d}{dt} \Psi_{\beta r} \end{aligned} \tag{I.17}$$

Les expressions des flux sont données par:

$$\begin{aligned} \Psi_{\alpha s} &= l_s i_{\alpha s} + l_{sr} i_{\alpha r} \\ \Psi_{\beta s} &= l_s i_{\beta s} + l_{sr} i_{\beta r} \\ \Psi_{\alpha r} &= l_r i_{\alpha r} + l_{sr} i_{\alpha s} \\ \Psi_{\beta r} &= l_r i_{\beta r} + l_{sr} i_{\beta s} \end{aligned} \tag{I.18}$$

L'expression du couple électromagnétique est donnée par:

$$C_e = \frac{n_p l_{sr}}{l_r} (\Psi_{\alpha r} i_{\beta s} - \Psi_{\beta r} i_{\alpha s}) \tag{I.19}$$

Mise sous forme d'équations d'états

En choisissant comme variables d'états de la machine, les éléments du vecteur suivant: $[i_{\alpha s}, i_{\beta s}, \Psi_{\alpha r}, \Psi_{\beta r}, \omega_m]^T$, et à partir de (I.17) et (I.18), on peut aboutir à la forme d'état suivante:

$$\begin{aligned}
i_{\alpha s} &= -\gamma i_{\alpha s} + n_p \omega_m i_{\beta s} + \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r T_r} \Psi_{\alpha r} + \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r} n_p \omega_m \Psi_{\beta r} + \frac{1}{\sigma l_s} u_{\alpha s} \\
i_{\beta s} &= -\gamma i_{\beta s} - n_p \omega_m i_{\alpha s} + \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r T_r} \Psi_{\beta r} - \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r} n_p \omega_m \Psi_{\alpha r} + \frac{1}{\sigma l_s} u_{\beta s} \\
\dot{\Psi}_{\alpha r} &= -\frac{1}{T_r} \Psi_{\alpha r} + \frac{l_{sr}}{T_r} i_{\alpha s} \\
\dot{\Psi}_{\beta r} &= -\frac{1}{T_r} \Psi_{\beta r} + \frac{l_{sr}}{T_r} i_{\beta s} \\
\dot{\omega}_m &= \frac{n_p l_{sr}}{J l_r} (\Psi_{\alpha r} i_{\beta s} - \Psi_{\beta r} i_{\alpha s}) - \frac{f_{vf}}{J} \omega_m - \frac{c_r}{J}
\end{aligned} \tag{I.20}$$

C. Référentiel lié au champ tournant (d'axes d,q)

Ce référentiel est lié étroitement à la commande vectorielle, l'essentiel de cette commande est de découpler la commande du flux de celle du couple électromagnétique. Les axes statoriques et rotoriques $(d_s, q_s), (d_r, q_r)$ tournent tous à la vitesse du champ tournant, vitesse de synchronisme, d'où la disposition de ψ_r sur l'axe d_r , on a alors :

$$\begin{aligned}
\omega_s &= \omega_{syn} \\
\omega_r &= n_p \omega_{gl} = n_p (\omega_{syn} - \nu_m) = \omega_{ind} \\
\alpha &= 0
\end{aligned}$$

avec :

- ω_{syn} : vitesse de synchronisme.
- ω_{gl} : vitesse de glissement.
- ω_{ind} : pulsation des courants rotoriques

En remplaçant dans (I.11) on aura :

$$\begin{aligned}
u_{ds} &= R_s i_{ds} + \frac{d}{dt} \Psi_{ds} - \omega_{syn} \Psi_{qs} \\
u_{qs} &= R_s i_{qs} + \frac{d}{dt} \Psi_{qs} + \omega_{syn} \Psi_{ds} \\
0 &= R_r i_{dr} + \frac{d}{dt} \Psi_{dr} - n_p (\omega_{syn} - \omega_m) \Psi_{qr} \\
0 &= R_r i_{qr} + \frac{d}{dt} \Psi_{qr} + n_p (\omega_{syn} - \omega_m) \Psi_{dr}
\end{aligned} \tag{I.21}$$

Les expressions des flux sont données par:

$$\begin{aligned}
 \Psi_{ds} &= l_s i_{ds} + l_{sr} i_{dr} \\
 \Psi_{qs} &= l_s i_{qs} + l_{sr} i_{qr} \\
 \Psi_{dr} &= l_r i_{dr} + l_{sr} i_{ds} \\
 \Psi_{qr} &= l_r i_{qr} + l_{sr} i_{qs}
 \end{aligned} \tag{I.22}$$

Et celle du couple électromagnétique par:

$$C_e = \frac{n_p l_{sr}}{l_r} (\Psi_{dr} i_{qs} - \Psi_{qr} i_{ds}) \tag{I.23}$$

Mise sous forme d'équations d'états

On choisira dans ce cas le vecteur d'état suivant: $[i_{ds}, i_{qs}, \psi_{dr}, \psi_{qr}, \omega_m]^T$, et à partir de (1.20) et (1.21), on peut aboutir à la forme d'état suivante:

$$\begin{aligned}
 \dot{i}_{ds} &= -\gamma i_{ds} + n_p \omega_{syn} i_{qs} + \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r T_r} \Psi_{dr} + \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r} n_p \omega_m \Psi_{qr} + \frac{1}{\sigma l_s} u_{ds} \\
 \dot{i}_{qs} &= -\gamma i_{qs} - n_p \omega_{syn} i_{ds} + \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r T_r} \Psi_{qr} - \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r} n_p \omega_m \Psi_{dr} + \frac{1}{\sigma l_s} u_{qs} \\
 \dot{\Psi}_{dr} &= \frac{l_{sr}}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \Psi_{dr} + n_p (\omega_{syn} - \omega_m) \Psi_{qr} \\
 \dot{\Psi}_{qr} &= \frac{l_{sr}}{T_r} i_{qs} - \frac{1}{T_r} \Psi_{qr} - n_p (\omega_{syn} - \omega_m) \Psi_{dr} \\
 \dot{\omega}_m &= \frac{n_p l_{sr}}{J l_r} (\Psi_{dr} i_{qs} - \Psi_{qr} i_{ds}) - \frac{f_{vf}}{J} \omega_m - \frac{c_r}{J}
 \end{aligned} \tag{I.24}$$

I.5 Modèle en tension de la MAS

En choisissant comme référentiel de travail, celui lié au champ tournant d'axes (d,q) et en considérant :

- Le vecteur d'état : $X = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]^T$ avec : $x_1 = i_{ds}$, $x_2 = i_{qs}$, $x_3 = \psi_{dr}$, $x_4 = \psi_{qr}$, $x_5 = \omega_m$
- Le vecteur d'entrée : $U = [u_{ds}, u_{qs}]^T$
- Le vecteur de sortie : $Y = [x_3, x_5]^T$

Le modèle en tension de la M.A.S, s'écrira alors sous la forme suivante :

$$\begin{aligned}
 \dot{x}_1 &= -\gamma x_1 + n_p \omega_{syn} x_2 + \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r T_r} x_3 + \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r} n_p x_5 x_4 + \frac{1}{\sigma l_s} u_{ds} \\
 \dot{x}_2 &= -n_p \omega_{syn} x_1 - \gamma x_2 - \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r} n_p x_5 x_3 + \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r T_r} x_4 + \frac{1}{\sigma l_s} u_{qs} \\
 \dot{x}_3 &= \frac{l_{sr}}{T_r} x_1 - \frac{1}{T_r} x_3 + n_p \omega_{syn} x_4 - n_p x_5 x_4 \\
 \dot{x}_4 &= \frac{l_{sr}}{T_r} x_2 - n_p \omega_{syn} x_3 - \frac{1}{T_r} x_4 + n_p x_5 x_3 \\
 \dot{x}_5 &= \frac{n_p l_{sr}}{J l_r} (x_3 x_2 - x_4 x_1) - \frac{f_{vf}}{J} x_5 - \frac{c_r}{J}
 \end{aligned} \tag{I.25}$$

Simulation et commentaire

- **A vide**

Lors du démarrage de la MAS alimentée en tension, on constate un fort appel des courants statorique i_{ds} et i_{qs} , qui atteignent respectivement des pics de $25 A$ et $-25 A$, comme on peut le constater sur les courbes associées de la fig I.4. Ils peuvent être à l'origine de la destruction de la machine en cas de répétition excessive d'où la nécessité d'une limitation de ces courants. Le régime permanent est atteint au bout de $0.20 sec$, les courants i_{ds} et i_{qs} se stabilisent respectivement à $1A$ et $-7A$.

Quant au couple électromagnétique, on constate qu'au démarrage il est pulsant et atteint des pics de $60 N.m$, ce qui explique le bruit engendré par la partie mécanique de la machine au démarrage. Une fois le régime permanent établi le couple électromagnétique se stabilise à la valeur de $1 N.m$ qui correspond à des pertes par frottement, chose logique, car la machine fonctionne à vide. La vitesse elle, atteint sa valeur nominale de $1490 tr/min$ au bout de 0.20 secondes.

- **En charge**

Avec l'application d'une charge constante de valeur de $10 N.m$ à l'instant $1sec$, on remarque une légère diminution de la vitesse de rotation et une augmentation des courants statorique. Ceci se répercute sur le couple électromagnétique qui augmente afin de compenser le couple de charge et les pertes de frottement.

De même pour les flux rotorique, on constate une diminution de ψ_{dr} à l'instant de l'application de la charge et une augmentation de ψ_{qr} à cette même instant, chose qui explique le couplage naturel existant entre le flux et le couple.

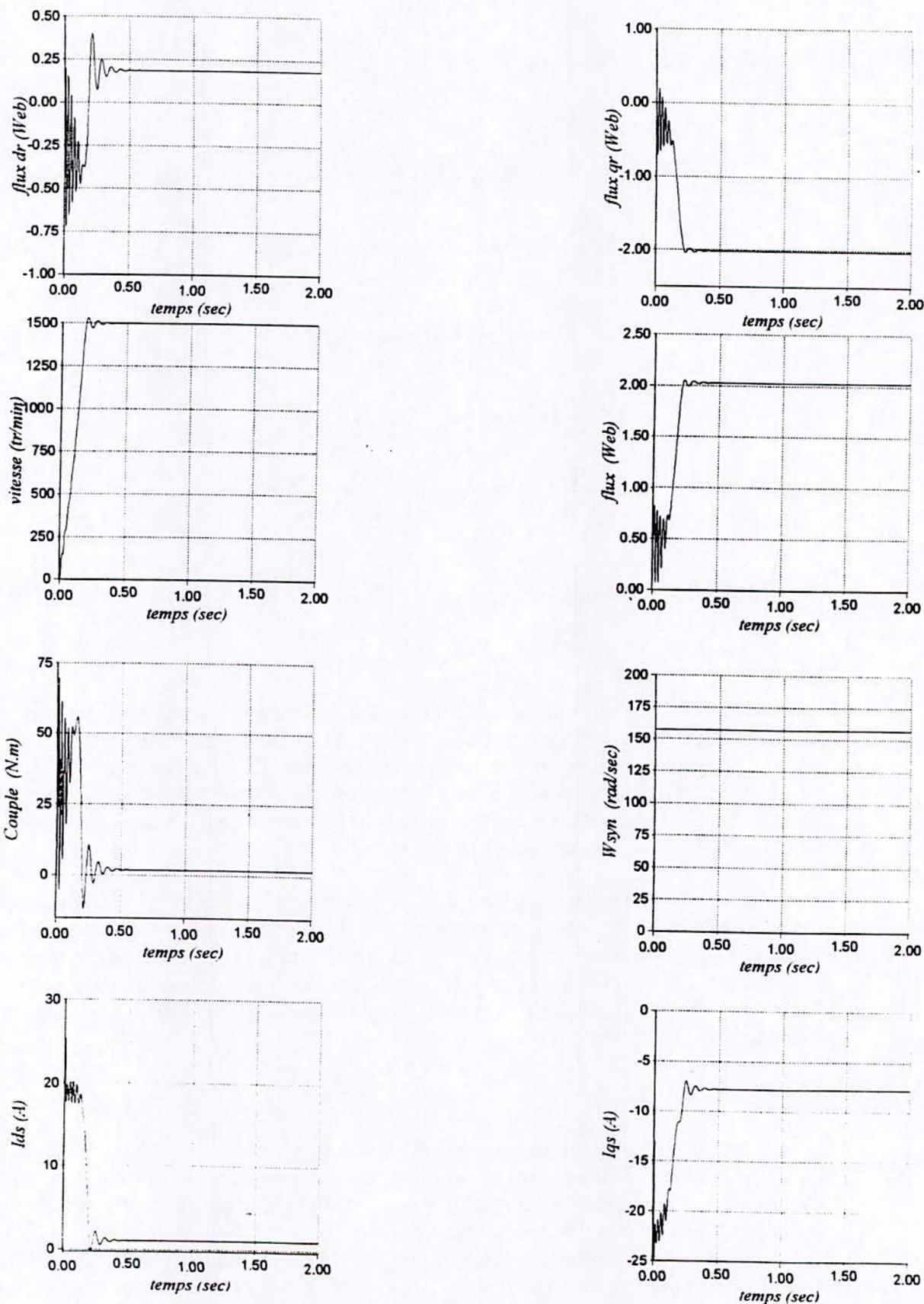


Fig I.4 Simulation en boucle ouverte (à vide) de la MAS alimentée en tension

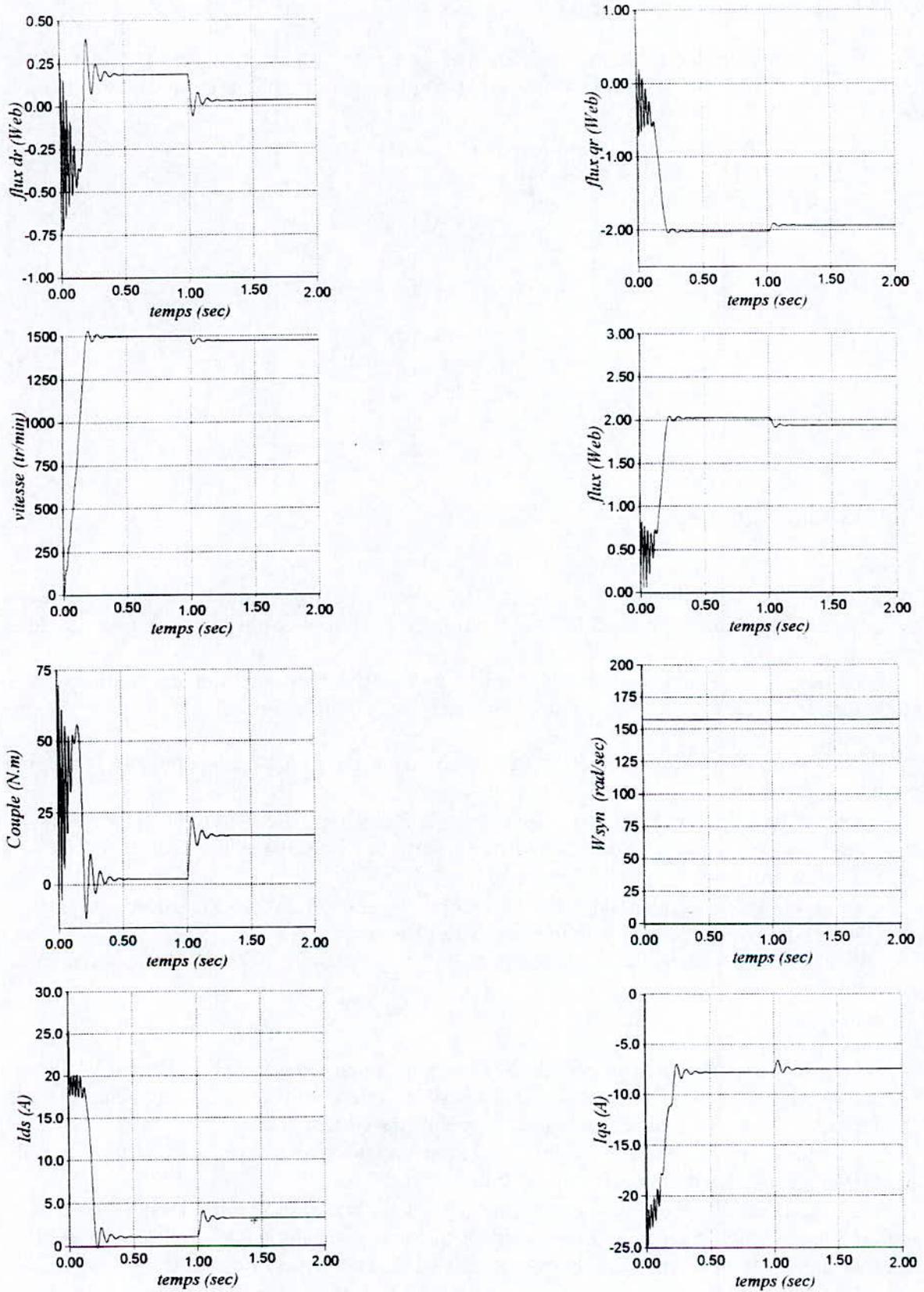


Fig I.5 Simulation en boucle ouverte de la MAS alimentée en tension avec introduction d'un couple de charge $c_r=5 \text{ N.m}$ à $t=1 \text{ sec}$

I.6 Modèle en courant de la MAS

Toujours en choisissant le même référentiel lié au champ tournant, et en considérant un nouveau vecteur d'état X et un nouveau vecteur d'entrée U , on obtient le modèle en courant de la MAS :

- Le vecteur d'état : $X = [x_1, x_2, x_3]^T$ avec : $x_1 = \psi_{dr}$ $x_2 = \psi_{qr}$, $x_3 = \omega_m$
- Le vecteur d'entrée : $U = [i_{ds}, i_{qs}]^T$
- Le vecteur de sortie : $Y = [x_1, x_3]^T$

$$\begin{aligned}\dot{x}_1 &= -\frac{1}{T_r} x_1 + n_p \omega_{syn} x_2 - n_p x_3 x_2 + \frac{l_{sr}}{T_r} i_{ds} \\ \dot{x}_2 &= -n_p \omega_{syn} x_1 - \frac{1}{T_r} x_2 + n_p x_3 x_1 + \frac{l_{sr}}{T_r} i_{qs} \\ \dot{x}_3 &= \frac{n_p l_{sr}}{J l_r} (x_1 i_{qs} - x_2 i_{ds}) - \frac{f_{vf}}{J} x_3 - \frac{c_r}{J}\end{aligned}\quad (1.26)$$

Simulation et commentaire

A vide

Pour la M.A.S alimenté en courant, la première constatation à faire concerne le démarrage qui est lent, comparé à la M.A.S alimenté en tension, et le régime transitoire dure environ 4 sec.

Le couple électromagnétique se stabilise à une valeur de 1.5 N.m qui compense les pertes par frottement, après avoir atteint une valeur maximale de 10 N.m lors du régime transitoire.

La vitesse de rotation atteint la valeur nominale de 1490 tr/min une fois le régime permanent établi.

La composante directe du flux rotorique ψ_{dr} , évolue normalement et ne présente pas de variation brusque tout au long du régime transitoire jusqu'à atteindre la valeur de 1.6 web en régime permanent.

La composante normale du flux rotorique ψ_{qr} , présente un pique qui descend jusqu'à -0.55web en transitoire pour se stabiliser enfin au alentour de zéro.

Quant à l'évolution du flux rotorique, elle est identique à celle de sa composante directe.

En charge

Lors de l'application d'un couple de charge de valeurs de 5 N.m à l'instant 5sec, on remarque que le couple électromagnétique réagit à cette perturbation et augmente afin de compenser le couple de charge appliqué et les pertes par frottement.

La vitesse de rotation aussi est influencée par l'application du couple de charge, car elle subit une légère diminution à partir de l'instant 5sec.

La composante directe du flux rotorique ψ_{dr} subit une diminution à l'instant 5sec et se stabilise juste après. Sa composante normale quant à elle, augmente et descend jusqu'au alentour de -0.75web à l'instant 5sec et se stabilise après à la valeur de -0.5 web.

Le flux rotorique subit lui aussi une baisse à l'instant 5sec et a la même allure que sa composante directe ψ_{dr} . Ici on remarque clairement le couplage existant entre le flux et le couple.

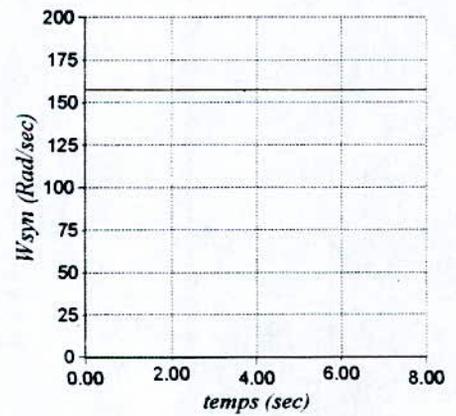
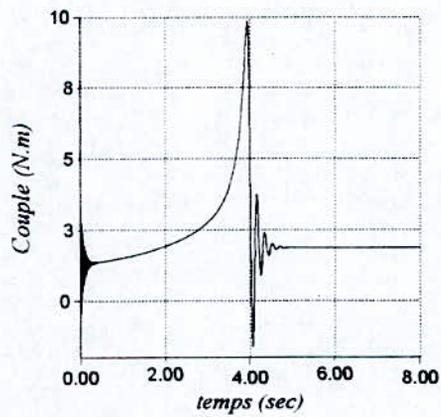
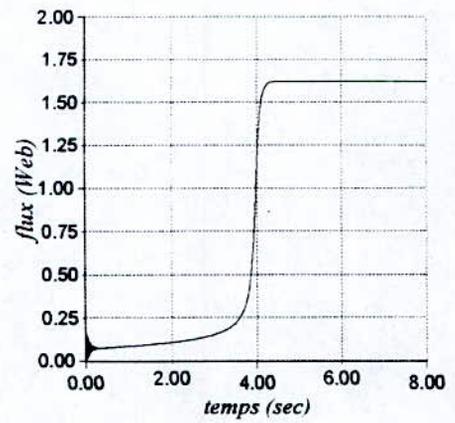
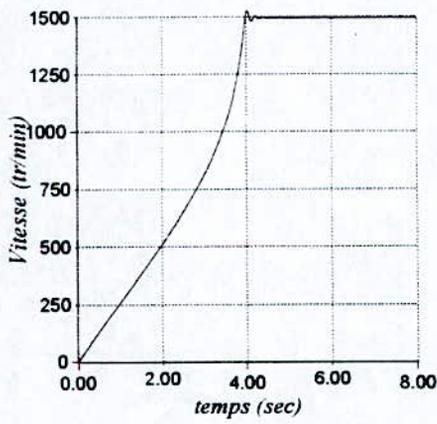
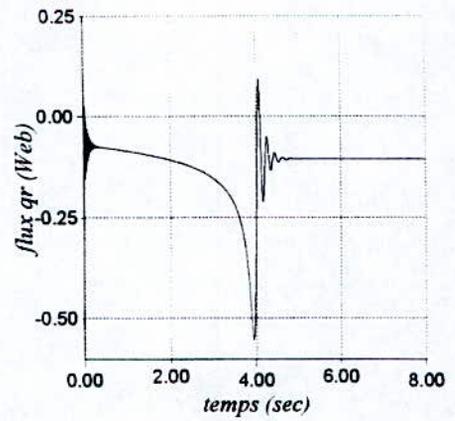
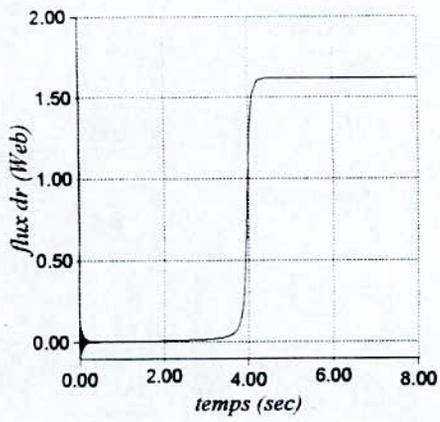


Fig I.6 Simulation en boucle ouverte (à vide) de la MAS alimentée en courant

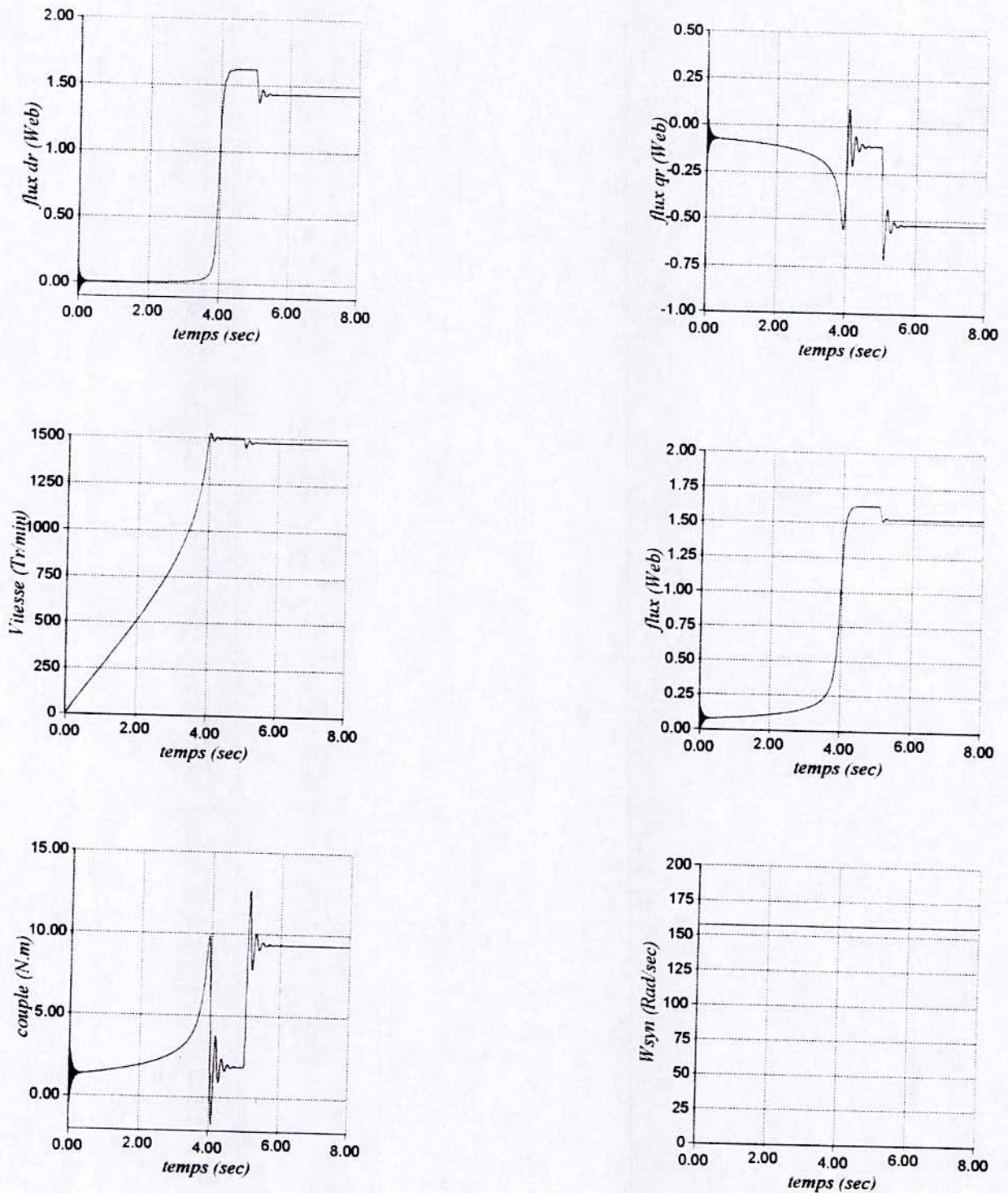


Fig I.7 Simulation en boucle ouverte de la MAS alimentée en courant avec introduction d'un couple de charge $c_r=5 \text{ N.m}$ à $t=5 \text{ sec}$,

I.7 Technique de la commande par flux orienté

I.7.1 Introduction [Der 97]

En 1972, Blaschke a proposé une nouvelle théorie de la commande connue sous le nom du « flux orienté » qui rend le comportement de la MAS semblable à celui de la machine à courant continu. Cette technique de commande permet de régler le flux rotorique avec le courant i_{ds} séparément du couple électromagnétique qui est réglé par le courant i_{qs} .

L'étymologie nous ramène à une notion élémentaire, mais très importante de l'électromagnétique ; à savoir : la force exercée sur un conducteur parcouru par un courant placé dans un champ magnétique est égale au produit vectoriel du vecteur courant par le vecteur champ. Il en résulte évidemment que l'amplitude de cette force sera maximale pour des intensités de courants et du champ donné quand le vecteur courant sera perpendiculaire au vecteur champ.

Appliquée aux moteurs électriques, cette propriété est utilisée pour obtenir le couple et le mode de fonctionnement recherché en positionnant d'une manière optimale les vecteurs courants et les vecteurs flux résultants.

Si ce principe est naturellement appliqué pour les machines à courant continue, il n'en n'est pas de même pour les machines à courants alternatifs, par conséquent : la commande par flux orienté des machines alternatives est une commande par orientation de ces deux grandeurs (vecteur courant et vecteur flux), ceci est possible grâce à l'isotropie et à la symétrie de la MAS à cage d'écureuil.

Le principe de cette technique est d'éliminer le problème de couplage entre l'induit et l'inducteur en dissociant le courant statorique en deux composantes en quadrature dans un repère de référence liée au flux (rotorique, statorique ou d'entrefer) de telle sorte que l'une des composantes commande le flux et l'autre commande le couple. Ceci permet de ramener la MAS à des fonctionnements comparable à ceux d'une MCC à excitation séparée où le courant inducteur commande le flux et le courant induit le couple.

I.7.2 Description de la technique

Dans le modèle de la machine asynchrone représenté dans un référentiel liée au champ tournant l'axes (d,q), Le vecteur flux peut être décomposé en une composante directe selon l'axe d, et une composante transversale selon l'axe q.

L'orientation du flux consiste à maintenir la composante directe constante et à annuler la composante en quadrature. Ceci est possible si l'axe d coïncide avec la direction désirée du flux.

La commande par orientation du flux peut se faire par l'orientation de l'un de ces trois flux :

Par le flux rotorique ψ_r avec les conditions : $\psi_{dr} = \psi_r$ et $\psi_{qr} = 0$

Par le flux statorique ψ_s avec les conditions : $\psi_{ds} = \psi_s$ et $\psi_{qs} = 0$

Par le flux d'entrefer ψ_g avec les conditions : $\psi_{dg} = \psi_g$ et $\psi_{qg} = 0$

Dans ce présent travail on va considérer une orientation à flux rotorique, pour éliminer le maximum de couplage.

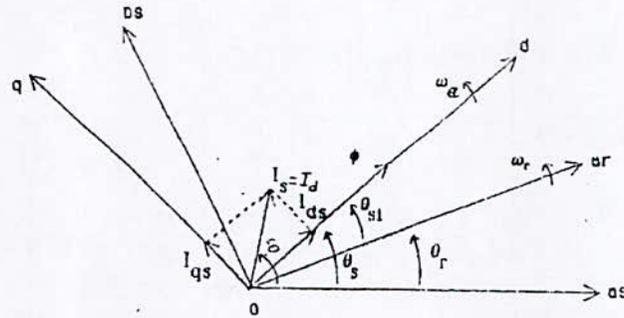


Fig I.8 Principe de l'orientation du flux rotorique

Avec cette technique de commande, on veut éliminer le couplage existant entre le couple C_e et le flux ψ_r , et commandé séparément ψ_r par I_{ds} , et le couple C_e par I_{qs} .
 En posant $\psi_{dr} = \psi_r$ et $\psi_{qr} = 0$ l'expression du couple devient :

$$C_e = \frac{n_p l_{sr}}{l_r} \Psi_{dr} i_{qs} \tag{1.27}$$

Et l'expression de la dynamique de ψ_{dr} sera alors :

$$\dot{\Psi}_{dr} = \frac{l_{sr}}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \Psi_{dr} \tag{1.28}$$

Aussi d'après l'équations lié a ψ_{qr} , on a l'expression de la pulsation de synchronisme :

$$\omega_{syn} = \omega_m + \frac{l_{sr}}{n_p T_r} \frac{i_{qs}}{\psi_r} \tag{1.29}$$

I.7.3 Modèle de la MAS à flux rotorique orienté :

En remplaçant ω_{syn} par (1.29) et le couple par sa nouvelle expression (1.27), le modèle donné par les équations (1.25) devient :

$$\begin{aligned}
\dot{x}_1 &= -\gamma x_1 + n_p x_5 x_2 + \frac{l_{sr} x_2^2}{T_r x_3} + \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r T_r} x_3 + \frac{1}{\sigma l_s} u_{ds} \\
\dot{x}_2 &= -n_p x_5 x_1 - \frac{l_{sr} x_2 x_1}{T_r x_3} - \gamma x_2 - \frac{l_{sr}}{\sigma l_s l_r} n_p x_5 x_3 + \frac{1}{\sigma l_s} u_{qs} \\
\dot{x}_3 &= \frac{l_{sr}}{T_r} x_1 - \frac{1}{T_r} x_3 \\
\dot{x}_5 &= \frac{n_p l_{sr}}{j l_r} x_3 x_2 - \frac{f_{vf}}{j} x_5 - \frac{c_r}{j}
\end{aligned} \tag{I.30}$$

Avec $x_1 = i_{ds}$, $x_2 = i_{qs}$, $x_3 = \psi_{dr}$, $x_4 = \psi_{qr}$, $x_5 = \omega_m$

On remarque que le flux rotorique dépend seulement de la composante directe du vecteur courant statorique I_{ds} , et que le couple C_e dépend de l'autre composante en quadrature i_{qs} si le flux rotorique est maintenu constant.

Donc, on a décomposé le vecteur courant statorique en deux termes I_{ds} et I_{qs} pour commander le flux et le couple indépendamment l'un de l'autre.

I.7.4 Différentes méthodes d'orientation du flux [Ben 95]

Pour réaliser la commande par orientation du flux il est nécessaire de connaître à chaque instant certaines grandeurs, à savoir :

1. La position du flux, nécessaire pour les transformations de coordonnées biphasé-Triphasé et inversement.
2. Le module du flux, nécessaire pour la régulation du flux.
3. La composante I_{qs} du courant statorique, nécessaire pour la régulation de la vitesse.

Nous présentons dans ce qui suit, les principales méthodes d'orientation du flux ; les méthodes directes (utilisations de capteurs de flux, modèles dynamiques de flux) et les méthodes indirectes.

I.7.4.1 Méthode directe

Cette méthode consiste à déterminer la position et le module du flux (dans notre travail, on va s'intéresser au flux rotorique seulement.) Cette méthode s'avère très difficile car ces deux grandeurs ne sont pas mesurables directement, pour cette raison on utilisera deux procédés :

A. Utilisation de capteurs de flux

Afin d'accéder au flux, on place convenablement des capteurs dans l'entrefer de la machine, ces capteurs peuvent être :

- Des capteurs à Effet hall placés sous les dents statorique, ces capteurs donnent des valeurs locales du flux, le flux global est obtenu après traitement de ces valeurs.

Le flux mesuré par ce genre de capteur est très sensible aux encoches rotorique et de ce fait très riche en harmoniques.

- Des bobines supplémentaires placées sur un pôle du stator (2 bobines) chaque bobine nous fournit instantanément la valeur d'une composante du flux (ψ_1, ψ_2). Le module et la phase du flux sont alors calculés par les relations suivantes :

$$\Psi = |\tilde{\Psi}| = \sqrt{\Psi_1^2 + \Psi_2^2}$$

$$\theta_S = \text{Arg}(\Psi) = \text{Arctg}\left(\frac{\Psi_2}{\Psi_1}\right)$$

- Les bobines statoriques elles-mêmes ; en effet les tensions aux bornes du moteur peuvent nous renseigner sur le flux.

Cependant chaque méthode présente un certains nombres d'inconvénients, par exemple la 1^{ère} méthode rend les moteurs fragiles et les avantages de la MAS (simplicité, robustesse et faible coût) sont perdus. La 3^{ème} méthode quant à elle ne peut être utilisée en basse vitesse [Maz 92].

Le schéma de commande se présentera ainsi :

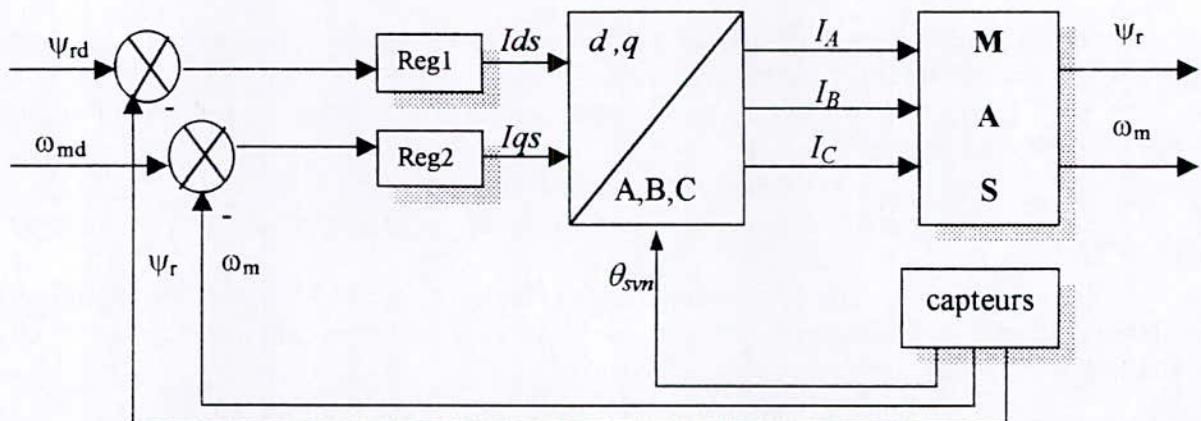


Fig I.9 Schémas de commande par orientation du flux rotorique
Méthode directe (capteurs de flux)

B. Modèle dynamique du flux

Pour contourner les difficultés liées à l'utilisation des capteurs, on a pensé à développer des modèles dynamiques du flux. En utilisant directement les équations de la machine dans le référentiel lié au flux rotorique, on a :

$$\begin{aligned} \dot{\Psi}_r &= -\frac{1}{T_r} \Psi_r + \frac{L_{sr}}{T_r} I_{ds} \\ \dot{\theta}_s &= \omega_s = \omega_m + \frac{L_{sr}}{n_p T_r} \frac{I_{qs}}{\Psi_r} \end{aligned} \tag{I.31}$$

La mesure des courants statorique et de la vitesse de rotation donne directement le module et la phase du flux rotorique.

Le schéma de commande sera ainsi :

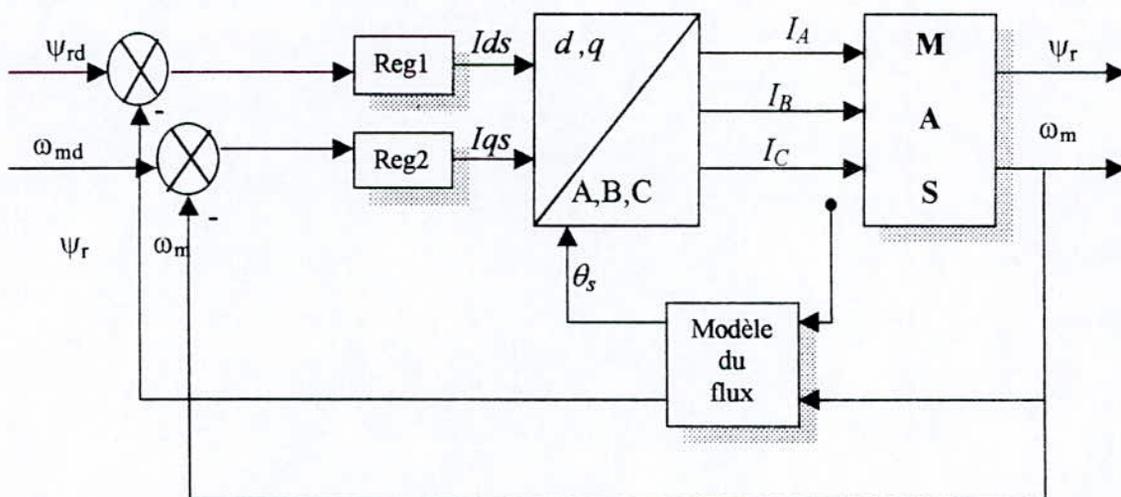


Fig I.10 Schémas de commande par orientation du flux rotorique
Méthode directe (modèle dynamique)

1.7.4.2 Méthode indirecte

La méthode indirecte consiste à ne pas utiliser l'amplitude du flux, mais seulement sa position. Cette méthode élimine donc le besoin d'utiliser un capteur de flux (capteur physique ou modèle dynamique) mais nécessite l'utilisation d'un capteur de position ou de la vitesse du rotor. La phase du flux est alors déterminée en utilisant un modèle mathématique qui peut être intégré dans la structure de commande

Remarque

Malgré les avantages que peut présenter les techniques de mesure en utilisant des modèles dynamiques adéquats, ce type de méthode s'avère inefficace dans le cas de système variant dans le temps, c'est le cas de la MAS qui après un certain temps de fonctionnement subit des variation sur ces paramètres (R_s, R_r, L_s, L_r et L_{sr}) en effet la constante de temps du rotor (T_r) est difficilement mesurable dans le cas d'un moteur à cage d'écureuil, de plus en régime dynamique, la température du rotor n'est jamais constante, et comme la résistance des barres rotorique dépend de la température, la constante de temps varie en permanence.

D'autre part, si la machine est saturée, l'inductance du rotor varie et de ce fait, la constante de temps également, tous ces problèmes font que T_r n'est jamais connue avec précision et ceci se répercute sur le découplage entre le flux et le couple qui ne sera plus assuré dans la commande de la machine.

De nombreuses recherches se penchent sur ce problème à travers le monde. On essaye par exemple de compenser les variations en mesurant directement les paramètres, ou alors, de calculer les variations en utilisant des informations sur une grandeur auxiliaire comme la puissance, la température... etc [Maz 92]

I.7.5 Structure de la commande par orientation du flux rotorique

Dans le repère fixe du stator les courants sont sinusoïdaux en régime permanent, tandis que dans le repère tournant lié au champ rotorique ces courants sont constants. Le calcul de ces courants de commande se fait en fonction de la dynamique désirée et la structure de commande sera donnée par les équations suivantes :

$$\begin{aligned}
 i_{ds}^* &= \frac{1}{l_{sr}} \left(T_r \frac{d\psi_r^*}{dt} + \psi_r^* \right) \\
 i_{qs}^* &= \frac{l_r}{n_p l_{sr}} \frac{C_e^*}{\psi_r^*} \\
 \omega_{syn}^* &= \omega_m^* + \frac{l_{sr}}{n_p T_r} \frac{i_{qs}^*}{\psi_r^*}
 \end{aligned}
 \tag{1.32}$$

Avec :

(.)^{*} : les grandeurs désirées.

Le schéma bloc de cette structure de commande est représenté à la figure 1.9.

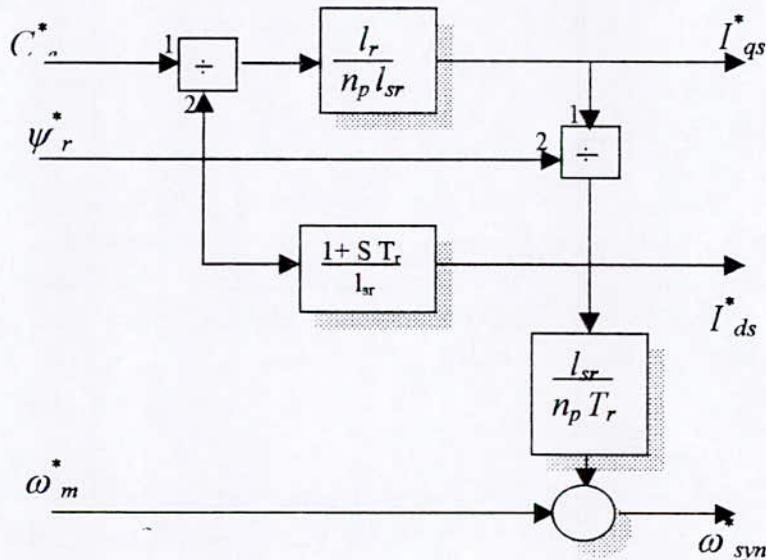


Fig I.11 Structure de commande par orientation du flux rotorique

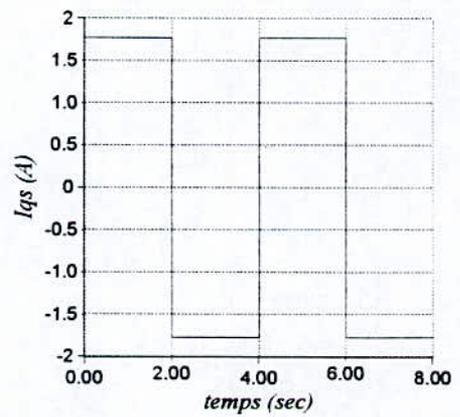
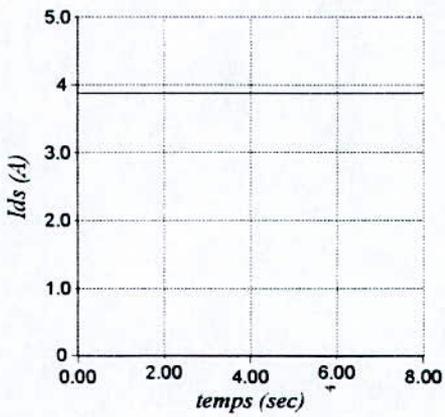
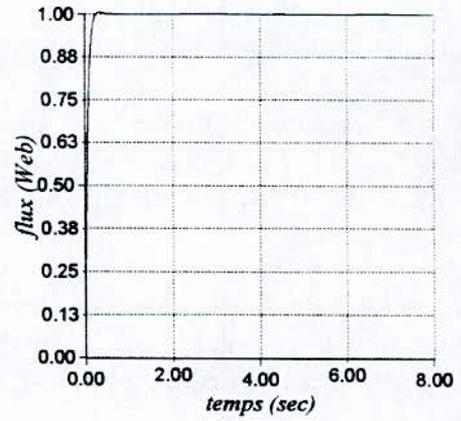
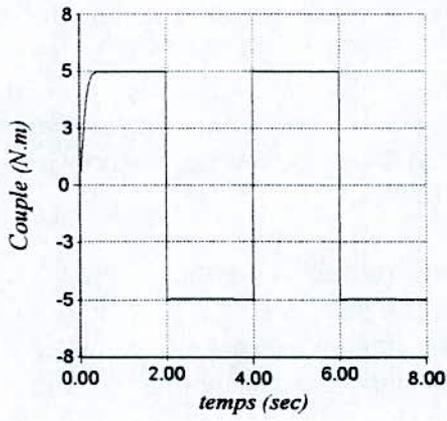
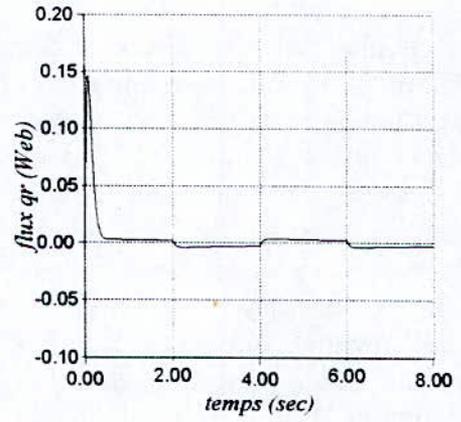
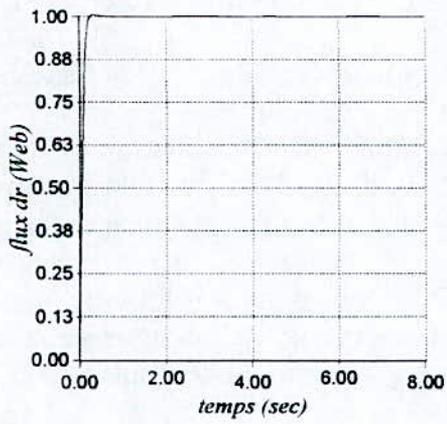


Fig I.12 Commande par flux orienté de la Mas alimentée en courant avec alternance du couple désiré

Simulation et commentaire

Les courbes obtenues fig I.12 montrent clairement l'orientation du flux rotorique et le découplage entre celui-ci et le couple électromagnétique.

On remarque que le couple atteint sa valeur de référence 5 N.m au bout de 0.2 sec et que cette réponse ne présente aucun dépassement.

La composante directe du flux rotorique, elle aussi, atteint rapidement sa valeur de référence I_{web} sans dépassement au bout de 0.2 sec. La composante normale elle, tend rapidement vers zéro en régime établi, ce qui nous amènes à dire que le flux rotorique ψ_r est bien orienté suivant l'axe od du référentielle (d,q) .

En faisant varier le couple désiré entre 5 et -5 N.m on remarque que le couple électromagnétique suit à chaque fois sa valeur de référence sans que le flux rotorique ne soit affecté et qui lui reste égale à sa valeur de référence, chose qui montre le découplage entre le couple et le flux.

I.8 Conclusion

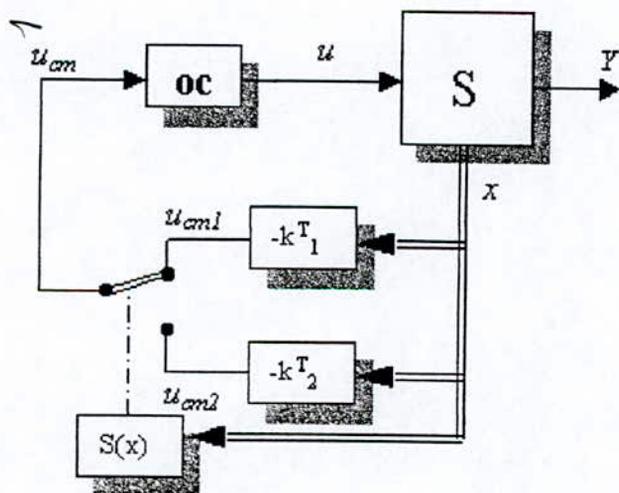
Dans ce chapitre, on a remarqué que la MAS est un système non-linéaire fortement couplé. La mise en équation de la MAS dans un repère biphasé (transformation de Park) permet de réduire l'ordre du système.

Les simulations de la MAS en boucle ouverte ont montré le couplage naturel existant entre le flux et le couple électromagnétique, et que la MAS alimentée en tension est plus rapide que lorsqu'elle est alimentée en courant.

Le choix d'un référentiel lié au champ tournant rotorique permet d'appliquer la technique du flux orienté et éliminer ainsi le couplage existant entre le flux et le couple électromagnétique. La réalisation de la commande par flux orienté nécessite la connaissance à chaque instant de certaines grandeurs dont les plus importantes sont le module et la position du flux.

L'utilisation de modèles dynamiques dans les méthodes directes et indirectes nécessite la parfaite connaissance des paramètres de la machine (R_r , L_r , R_s , L_s et L_{sr}), cependant, ces paramètres varient suivant le régime de fonctionnement de la machine.

Chapitre II



*Commande
à
structures
variables*

Chapitre II

Commande à structure variable de la MAS

II.1 Introduction

Parmi les techniques de commande on linéaire, on retrouve la commande par mode glissant, qui est un cas particulier de la commande à structure variable. Cette technique trouve ses origines dans la théorie de la commande bang-bang, dans la commande des systèmes à relais et dans les circuits d'électronique de puissance.

Le principe de la commande par mode de glissement consiste à amener la trajectoire d'état d'un système vers une surface de glissement et de la faire commuter à l'aide d'une logique de commutation appropriée autour de celle-ci jusqu'au point d'équilibre, d'où le phénomène de glissement.

Parmi les propriétés du mode glissant on peut citer:

- La trajectoire de l'état du système en mode de glissement appartient à une variété (surface) de dimension inférieure à celle de l'espace d'état, par conséquent l'ordre des équations différentielles régissant le fonctionnement du système en mode de glissement est réduit.
- La dynamique du système en mode de glissement est déterminée uniquement par le choix des coefficients de la surface de glissement.
- Sous certaines conditions similaires aux systèmes dont la commande est à fort gain, la technique des modes glissants est robuste par rapport aux variations de certains paramètres
- La théorie des modes glissants s'adapte bien pour les systèmes dont la commande est discontinue.

Dans ce chapitre, on présentera dans un premier lieu les notions théoriques concernant la commande par mode de glissement, puis son application à la commande d'une MAS.

II.2 Systèmes à structure variable

II.2.1 Définition [Dje 96]

Un système est dit à structure variable, s'il admet une représentation par des équations différentielles du type :

$$\dot{X} = \begin{cases} f_1(x) & \text{si condition "1" vérifiée} \\ \vdots & \vdots \\ f_n(x) & \text{si condition "n" vérifiée} \end{cases} \quad f_j \in C^k, k \geq 1 \quad (\text{II.1})$$

Lorsque la condition i est vérifiée, le système commute vers la structure i associée.

En conséquence, les systèmes à structures variables sont caractérisés par le choix d'une fonction et d'une logique de commutation.

II.2.2 Configurations de base pour les systèmes à structure variable [Buh 86]

On peut distinguer deux configurations de base pour les systèmes à structure variable.

A. Changement de la structure par commutation d'une contre réaction d'état variable

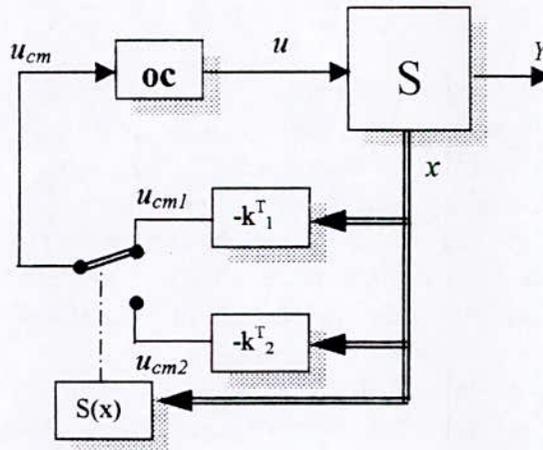


Fig II.1 Commutation d'une contre réaction d'état variable

$$\begin{aligned}
 U_{cm} &= -k^T_1 \cdot x & \text{si } S(x) > 0 \\
 U_{cm} &= -k^T_2 \cdot x & \text{si } S(x) < 0
 \end{aligned}
 \tag{II.2}$$

En régime glissement on a $S(x) = 0$.

B. Changement de la structure par commutation au niveau de l'organe de commande

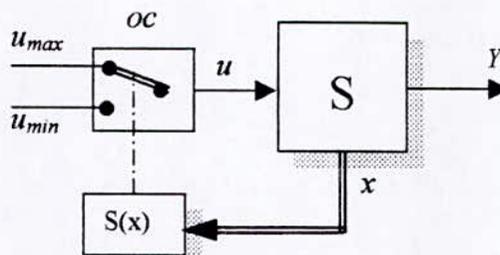


Fig II.2 Commutation au niveau de l'organe de commande

$$U = \begin{cases} U_{max} & \text{Si } S(x) > 0 \\ U_{min} & \text{Si } S(x) < 0 \end{cases}
 \tag{II.3}$$

En régime glissant on a $s(x) = 0$.

II.3 Commande par mode de glissement

II.3.1 Définitions [Utk 77] [Gay 96] [Slo 86]

A. Surface de glissement

Il a été convenu dans la littérature que le terme surface de glissement représente la fonction de commutation. On retrouve aussi la notion de surface de commutation qui n'est rien d'autre que la surface désirée sur laquelle le système doit évoluer.

B. Mode convergence

C'est le comportement durant lequel la variable à réguler se déplace à partir d'un état initial vers la surface de commutation $S = \{x(t) / S(x,t) = 0\}$.

C. Régime ou mode de glissement

C'est le mouvement (Comportement) du système le long de la surface de commutation. La dynamique dans ce mode dépend du choix de la surface de glissement. Il apparaît quand la commande ramène l'état x sur la surface de commutation et s'efforce de l'y maintenir.

D. Régime permanent

Ce régime est considéré afin d'étudier la réponse du système autour de son point d'équilibre. Il caractérise la qualité et la performance de la commande.

II.3.2 Principe de la commande par mode de glissement [Dje 96] [Bou 91]

Considérons la classe des systèmes non linéaires décrite par :

$$\begin{aligned} \dot{X} &= f(X) + g(X).U \\ Y &= h(X) \end{aligned} \quad (\text{II.4})$$

Avec

$X \in \mathbb{R}^n$: Etats du système

$Y \in \mathbb{R}^m$: Sortie du système

U : Vecteur de commande $U = [u_1 \dots u_j]^T$ et $j = 1 \dots m$.

f, g, h : Sont des fonctions analytiques et vectorielles de dimensions appropriées.

Les commandes non linéaires u_j ($j = 1 \dots m$) prennent les valeurs suivantes :

$$U_j = \begin{cases} u_j^+ & \text{Si } S_j(X) > 0 \\ u_j^- & \text{Si } S_j(X) < 0 \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

Où $S_j(X)$ est la surface de glissement associé à la commande u_j ($j = 1 \dots m$).

La surface globale sera :

$$S(X) = [S_1(X), \dots, S_j(X)]^T \quad \text{et } j = 1 \dots m$$

En suivant la structure variable de la commande U on peut dire que le système est décrit par :

$$\dot{X} = \begin{cases} f(X) + g(X).U^+ & \text{si } S(X) > 0 \\ f(X) + g(X).U^- & \text{si } S(X) < 0 \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

on pose

$$\begin{aligned} F^+ &= f(X) + g(X).U^+ \\ F^- &= f(X) + g(X).U^- \end{aligned}$$

Les champs de vecteurs « F^+ » et « F^- » sont bien définis avec la commande U .

Le régime glissant est obtenu lorsque la commande U subit des commutations successives entre deux valeurs u^+ et u^- et ceci jusqu'au point d'équilibre. On obtient un régime glissant théorique lorsque la fréquence de commutation tend vers l'infini.

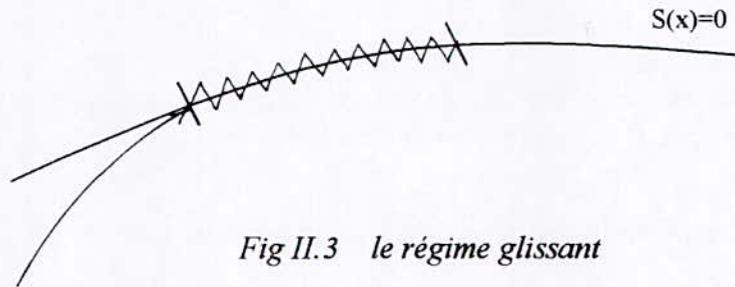


Fig II.3 le régime glissant

Dans le paragraphe suivant, on abordera les conditions d'existence du régime glissant.

II.4 Conception de la commande par mode de glissement

La conception de la commande par mode de glissement nécessite le passage par trois étapes :

Etape 1 : Choix d'une surface de glissement

Le nombre et la forme des surfaces de glissement, sont déterminé en fonction de l'application et des objectifs visés.

Pour un système défini par une équation d'état non linéaire de la forme :

$$\begin{aligned} \dot{X} &= f(X) + g(X).U \\ x &\in \mathbb{R}^n \text{ et } U \in \mathbb{R}^m \end{aligned}$$

Le nombre de surfaces de glissement associé à ce système est choisi égale au nombre m de ses entrées.

Pour le choix de la forme des surfaces de glissement, deux possibilités sont offertes. La première dans le plan d'état et la seconde dans le plan de phase. La première présente une réponse transitoire lente (parfois de conception difficile). Par contre la seconde est une fonction scalaire assujettie à la dynamique désirée. A cet effet, une forme assez générale est

proposée pour déterminer la surface de glissement qui assure une convergence de la grandeur de sortie vers sa valeur de référence. [Slo 91]

Soit y_i une sortie à commander, sa dynamique est donnée par :

$$y_i^{(r)} = d(Y_i) + v(Y_i)u_i \quad (\text{II.7})$$

Avec :

y_i : la sortie à commander.

Y_i : un vecteur d'état

$d(.)$: une fonction généralement non linéaire qui peut être inconnue, mais de bornes connues.

$v(.)$: un gain de commande fonction de Y_i , pouvant être inconnue, mais de signes et de bornes connues.

Le problème de la commande est de ramener le vecteur d'état Y_i à suivre une trajectoire désirée Y_{id} :

$$Y_{id} = \begin{bmatrix} y_{id} & \dot{y}_{id} & \dots & y_{id}^{(r-1)} \end{bmatrix}^T$$

en présence des imprécisions sur $d(.)$ et $v(.)$.

Si on définit l'erreur de poursuite par :

$$e_i = Y_i - Y_{id} = \begin{bmatrix} e_{id} & \dot{e}_{id} & \dots & e_{id}^{(r-1)} \end{bmatrix}^T \quad (\text{II.8})$$

La surface de glissement sera donnée par :

$$S_i(X) = \left(\frac{d}{dt} + \lambda \right)^{r-1} e_i \quad (\text{II.9})$$

Avec :

r : degré relatif, lié à la sortie y_i (II.7).

λ : une constante strictement positive.

On constate que $S_i(X)=0$ est une équation différentielle linéaire dont l'unique solution est $e_i=0$

Etape 2 : Etablissement des conditions d'existence du mode de glissement

[Bou 91] [Gay 96] [Slo 86]

En utilisant les notions élémentaires de la géométrie différentielle on peut dire que, le régime glissant existe localement dans un ouvert « X » de la surface $S(X)$ chaque fois que :

$$\begin{aligned} \lim_{S \rightarrow 0^+} L_{F^+} S(X) &= \lim_{S \rightarrow 0^+} \langle dS, F^+ \rangle < 0 \\ \lim_{S \rightarrow 0^-} L_{F^-} S(X) &= \lim_{S \rightarrow 0^-} \langle dS, F^- \rangle < 0 \end{aligned} \quad (\text{II.10})$$

Avec :

dS : Gradient de $S(X)$

$L_{F^*} \cdot S(X)$: La dérivée de Lie suivant le champ de vecteurs F^* ($* = +, -$).

L'interprétation de ces inégalités est que les projections des champs de vecteurs F^+ et F^- sur le vecteur gradient dS sont de signe contraire, par conséquent les champs commandés se dirigent vers la surface de commutation $S(X)$.

Cependant, on peut présenter un autre critère conçu autour d'une fonction de Lyapunov. Le principe consiste à définir une fonction scalaire $V_i(X)$ positive pour chaque sortie y_i et de construire une loi de commande afin que cette fonction décroît ($\dot{V}_i(X) < 0$) et garantir ainsi la stabilité de la sortie et du système.

$$\text{Si on choisi :} \quad V_i(X) = \frac{1}{2} S_i^2(X) \quad (\text{II.11})$$

$$\text{Sa dérivée est :} \quad \dot{V}_i(X) = S_i(X) \dot{S}_i(X) \quad (\text{II.12})$$

Pour que $V_i(X)$ décroît, il faut que $S_i(X) \dot{S}_i(X) < 0$, cette condition oblige les trajectoires du système à commuter autour de la surface de commutation en se rapprochant vers elle. En plus de cela, le choix de la surface $S_i(X)$ doit garantir l'attraction de la variable à commander vers sa valeur de référence, ce qui justifie le choix de la surface de la forme (II.9).

Etape 3 : Calcul de la commande

Les systèmes à structures variables comme cités auparavant sont caractérisés par le choix d'une fonction et d'une logique de commutation. Dans la commande par mode de glissement, La surface $S_i(X)$ définit cette fonction de commutation, et en fonction du signe de cette surface, la commande commute entre deux valeurs u_{max} et u_{min} , cette variation brusque provoque un phénomène à très haute fréquence appelé « chattering ». Pour surmonter cet inconvénient, plusieurs méthodes ont été proposées. [Utk 93]

A cet effet on pose :

$$u_i = u_{ieq} + u_{is} \quad (\text{II.13})$$

u_{ieq} : correspond à la commande équivalente proposée par Fillipov et Utkin, elle correspond à la valeur moyenne continue que prend la commande lors d'une commutation lors de la commutation entre u_{max} et u_{min} . L'expression de cette commande est obtenue en tenant compte du fait que le comportement durant le mode de glissement est décrit par :

$$\dot{S}_i(X) = 0 \quad (\text{II.14})$$

u_{is} : est un terme introduit pour satisfaire la condition de convergence $S_i(X) \dot{S}_i(X) < 0$, il détermine ainsi le comportement dynamique du système durant le mode de convergence, il est donné par :

$$\dot{S}_i(X) \equiv u_{is} \quad (\text{II.15})$$

II.5 Expression analytique de la commande par mode glissant [Bou 91]

Soit le système décrit par les équations (II.4).

Dans le paragraphe II.4 on a choisi une commande du type : $U = U_{eq} + U_s$

Avec :

$$U_{eq} = [u_{1eq} \quad u_{2eq} \quad \dots \quad u_{meq}]^T$$

$$U_s = [u_{1s} \quad u_{2s} \quad \dots \quad u_{ms}]^T$$

En régime glissant idéal l'expression des surfaces et leurs dérivées sont nulles :

$$S(X) = 0 \quad \text{avec} \quad S(X) = [S_1(X), S_2(X), \dots, S_m(X)]^T$$

$$\dot{S}(X) = 0$$

On a alors $U_s = 0$ donc $U = U_{eq}$
Et

$$\dot{S}(X) = \left(\frac{\partial S}{\partial t}\right)^T \frac{dX}{dt} + \frac{\partial S}{\partial t} \quad (\text{II.16})$$

En remplaçant (II.4) dans (II.16) on a :

$$\dot{S}(X) = \left(\frac{\partial S}{\partial t}\right)^T [f(X) + g(X).U] + \frac{\partial S}{\partial t} \quad (\text{II.17})$$

Ainsi la commande équivalente est donnée par :

$$U_{eq} = - \left[\left(\frac{\partial S}{\partial t}\right)^T . g(X) \right]^{-1} \left\{ \left(\frac{\partial S}{\partial t}\right)^T . f(X) + \frac{\partial S}{\partial t} \right\} \quad (\text{II.18})$$

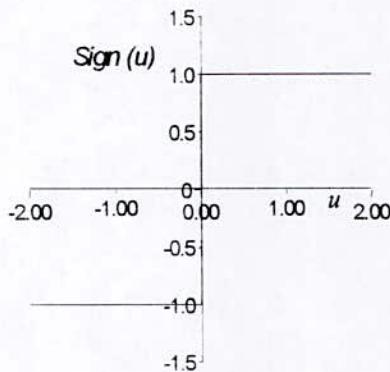
Avec la condition de réversibilité :

$$\det \left[\left(\frac{\partial S}{\partial t}\right)^T . g(X) \right] \neq 0$$

Mais le régime idéal n'est pratiquement jamais réalisable, et afin de ramener l'état du système vers la surface de glissement à chaque fois qu'il s'en écarte, convient de prendre :

$$U_s = \dot{S}(X) = -K \text{Sign}(S(X)) \quad (\text{II.19})$$

Avec : $K = \text{diag}(k_1, k_2, \dots, k_m)$



$$\text{sign}(X) = \begin{cases} 1 & \text{si } S(X) > 0 \\ -1 & \text{si } S(X) < 0 \end{cases}$$

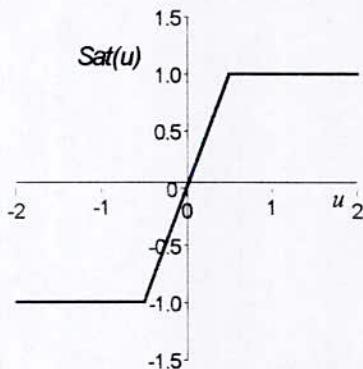
Fig II.4 fonction sign

II.6 Phénomène de Chattering (broutement)

Lors de la commutation à haute fréquence, il y a apparition d'un phénomène appelé « Chattering » qui a un effet néfaste sur le système. C'est le principal inconvénient des techniques de commandes par mode de glissement, il peut endommager les actionneurs par des sollicitations trop fréquentes et nuire ainsi aux fonctionnements et aux performances du système.

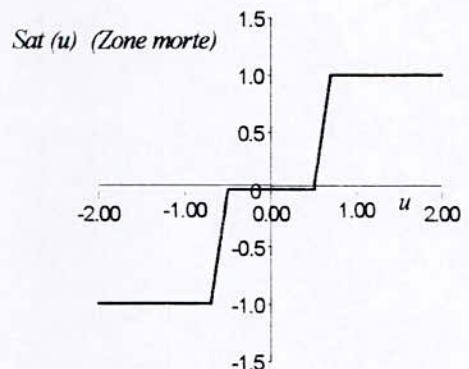
En prenant compte de ces considérations d'ordre pratique, des solutions ont été proposées afin de réduire les différentes accentuées de ce phénomène.

Les amplitudes des ondulations peuvent être atténuées en remplaçant la fonction *Sign* par la fonction *Sat* (II.5 : a, b) ou la fonction *Smooth* (II.6)



$$\text{Sat}(S) = \begin{cases} -1 & \text{si } S < -\varepsilon \\ \frac{S}{\varepsilon} & \text{si } |S| < \varepsilon \\ 1 & \text{si } S > \varepsilon \end{cases}$$

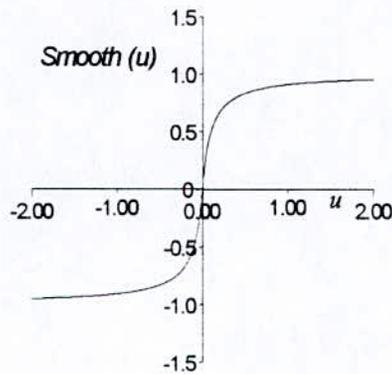
a. Fonction Sat



$$\text{Sat}(S) = \begin{cases} 0 & \text{si } |S| < \varepsilon_1 \\ \frac{S - \varepsilon_1}{\varepsilon_2 - \varepsilon_1} & \text{si } \varepsilon_1 < |S| < \varepsilon_2 \\ \text{sign}(S) & \text{si } |S| > \varepsilon_2 \end{cases}$$

b. Fonction Sat avec zone morte

Fig II.5 Fonction Sat



$$\text{Smooth}(S) = \frac{S}{|S| + \varepsilon}$$

Fig II.6 fonction smooth

II.7 Application de la commande par mode glissant à la MAS

II.7.1 Modèle en Courant

Le modèle de la MAS alimentée en courant a été élaboré dans le premier chapitre, et ce dernier est repris dans l'annexe B.

Les grandeurs que l'on désire commander sont le flux et la vitesse

Pour le flux

$$\begin{cases} y_1 = \Psi_r^2 = (x_1^2 + x_2^2) \\ \dot{y}_1 = 2(-a_1 y_1 + a_2 (x_1 i_{ds} + x_2 i_{qs})) \end{cases} \quad (\text{II.20})$$

Pour la vitesse

$$\begin{cases} y_2 = \omega_m = x_3 \\ \dot{y}_2 = a_3 y_2 (I_{qs} x_1 - I_{ds} x_2) - a_4 x_3 - a_5 C_r \end{cases} \quad (\text{II.21})$$

A. Choix des surfaces

Si l'on définit les variables d'erreurs de poursuite comme suit :

Pour le flux : $e_1 = y_{1d} - y_1 = \Psi_{rd}^2 - \Psi_r^2$

Pour la vitesse : $e_2 = y_{2d} - y_2 = \omega_{md} - \omega_m = x_{3d} - x_3$

Où y_{1d} et y_{2d} sont les valeurs désirées

et comme on peut le constater, le degré relatif des grandeurs de sortie est d'ordre 1 d'où le choix des surfaces de glissements de la forme :

$$\begin{cases} S_1 = e_1 = y_{1d} - y_1 \\ S_2 = e_2 = y_{2d} - y_2 \end{cases} \quad (\text{II.22})$$

L'expression de leurs dérivées est:

$$\begin{cases} \dot{S}_1 = \dot{e}_1 = \dot{y}_{1d} - \dot{y}_1 = \dot{y}_{1d} - 2(-a_1 y_1 + a_2(x_1 i_{ds} + x_2 i_{qs})) \\ \dot{S}_2 = \dot{e}_2 = \dot{y}_{2d} - \dot{y}_2 = \dot{y}_{2d} - (a_3(x_1 i_{qs} - x_2 i_{ds}) - a_4 x_3 - a_5 C_r) \end{cases} \quad (\text{II.23})$$

B. Expressions des commandes

On a donc

$$\begin{cases} \dot{S}_1 = Z_1(x) - 2 a_2 (x_1 i_{ds} + x_2 i_{qs}) \\ \dot{S}_2 = Z_2(x) - a_3 (x_1 i_{qs} - x_2 i_{ds}) \end{cases} \quad (\text{II.24})$$

Avec :

$$\begin{cases} Z_1(x) = \dot{y}_{1d} + 2 a_1 y_1 \\ Z_2(x) = \dot{y}_{2d} + a_4 x_3 + a_5 C_r \end{cases} \quad (\text{II.25})$$

En imposant des conditions d'attractivité de la forme :

$$\dot{S}_i = -k_i g(S_i) ; \quad i=1,2$$

Avec g une fonction (*Sign*, *Sat* ou *Smooth*), on assure alors la convergence vers la surface de glissement, car $S_i \dot{S}_i \leq 0 \quad \forall S_i$.

D'où le système d'équations suivant :

$$\begin{cases} -k_1 g(S_1) = Z_1(x) - 2 a_2 (x_1 i_{ds} + x_2 i_{qs}) \\ -k_2 g(S_2) = Z_2(x) - a_3 (x_1 i_{qs} - x_2 i_{ds}) \end{cases} \quad (\text{II.26})$$

Les expressions des commandes sont déterminées en résolvant le système d'équations (II.26), d'où :

$$\begin{pmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 a_2 x_1 & 2 a_2 x_2 \\ -a_3 x_2 & a_3 x_1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} Z_1(x) + k_1 g(S_1) \\ Z_2(x) + k_2 g(S_2) \end{pmatrix} \quad (\text{II.27})$$

Il suffit de remplacer la fonction $g(\cdot)$ par *Sign*, *Sat* ou *Smooth*.

C. Interprétation et commentaire :

Toutes les simulations ont été faite avec les gains $k_1=200$, $k_2=270$

Les différentes simulations effectuées sont résumées dans le tableau suivant :

Les coefficients intervenant dans les fonctions Sat et Smooth sont égaux à $\varepsilon = 0,5$

| | Figures | Interprétations et commentaires |
|----------------------------------|----------------------|--|
| A vide | II.7.1 Fct Sign | <ul style="list-style-type: none"> Le flux et vitesse atteignent leurs valeurs de références sans aucun dépassement, la dynamique du flux est plus rapide que celle de la vitesse qui atteint sa référence en 0.7 sec. cependant ces grandeurs présentent un chattering . On voit une bonne orientation du flux puisque le flux qr varie entre 0.055 Web et 0.085 Web c'est à dire d'une valeur moyenne 0.07 Web. Les commandes i_{ds} et i_{qs} présentent un chattering considérable puisqu'elle reste en commutation entre -7.5 et 7.5 A qui sont les valeurs maximales et minimales admissibles des courant . |
| | II.7.2 Fct Sat | <ul style="list-style-type: none"> Même remarques, sauf que le chattering disparaît pour le flux, la vitesse et les commandes (i_{ds} et i_{qs}), seulement les commandes présentes des points de cassures Les courants se stabilisent au valeurs $i_{ds}=3.83$ A et $i_{qs}=0.9$ A |
| | II.7.3 Fct Smooth | <ul style="list-style-type: none"> Même remarques, avec disparition du chattering et des points de cassures , les commandes se sont lissées. |
| (1) Inversion de la vitesse | II.7.4 Fct Sat | <ul style="list-style-type: none"> L'inversion de la vitesse se fait normalement en 1.3 sec, aucun dépassement n'est signalé et le flux n'est pas influencé . |
| (2) Introduction d'une charge | II.7.5 Fct Sat | <ul style="list-style-type: none"> Lorsque la charge est introduite, la vitesse et le flux ne sont pas influencé seul les commande se réadapte pour donner un couple électromagnétique qui compense la charge introduite . |
| (3) Variation des paramètres | II.7.6 Fct Sat | <ul style="list-style-type: none"> Rejet totale de la perturbation, la vitesse n'est pas influencé seul le flux présente une légère chute . |
| (1)+(2)+(3) | II.7.7 Fct Smooth | <ul style="list-style-type: none"> Les courants sont réadapté à chaque instant (Introduction d'une charge C_r, inversion de la vitesse et variation des paramètres) et permettent de maintenir les valeurs désirées . |

Tab1 Tableau récapitulatif des différentes simulations effectuées en Modes glissants
Modèle en courant

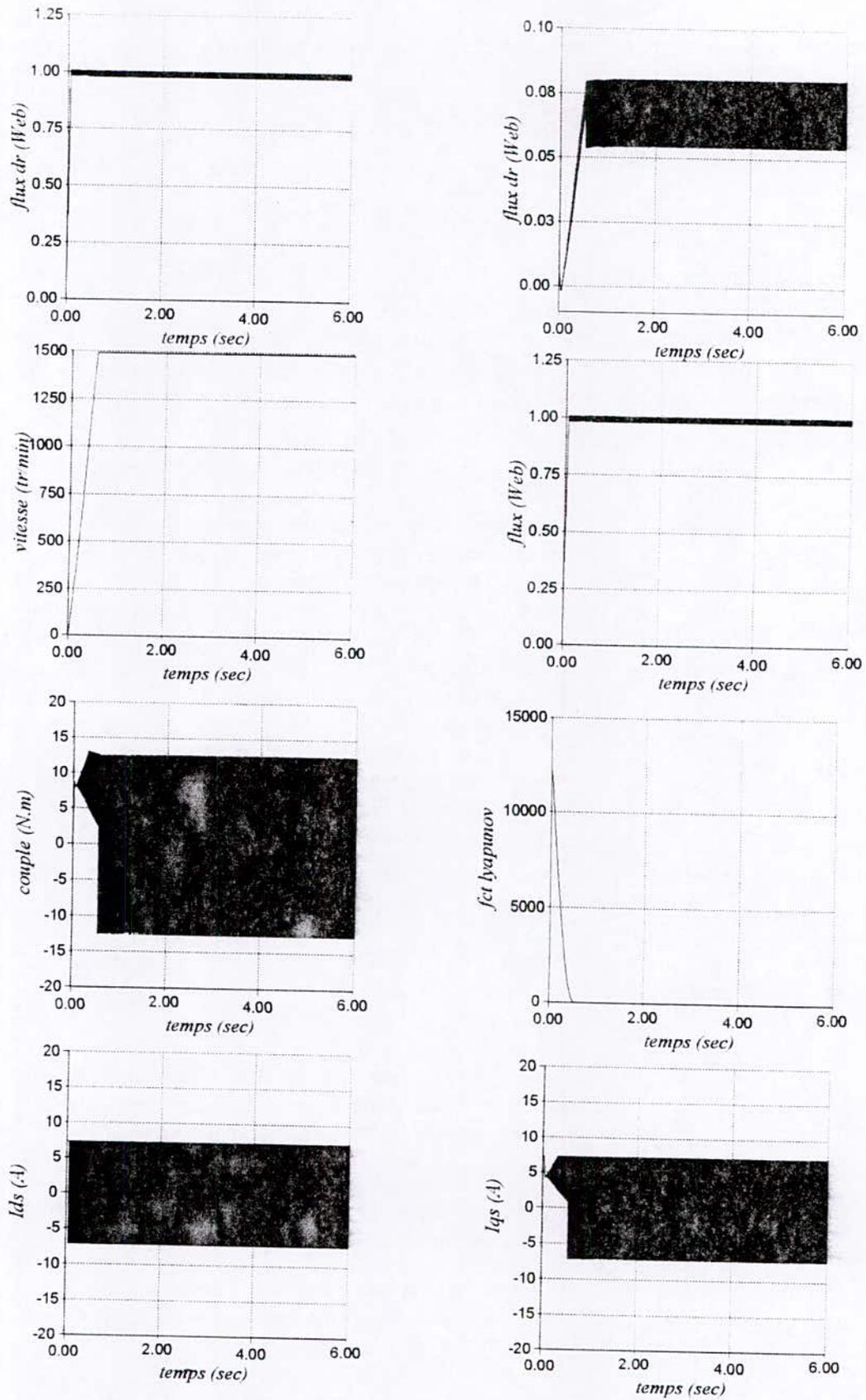


Fig II.7.1 Utilisation de la fonction Sign
Simulation à vide de la MAS alimentée en courant

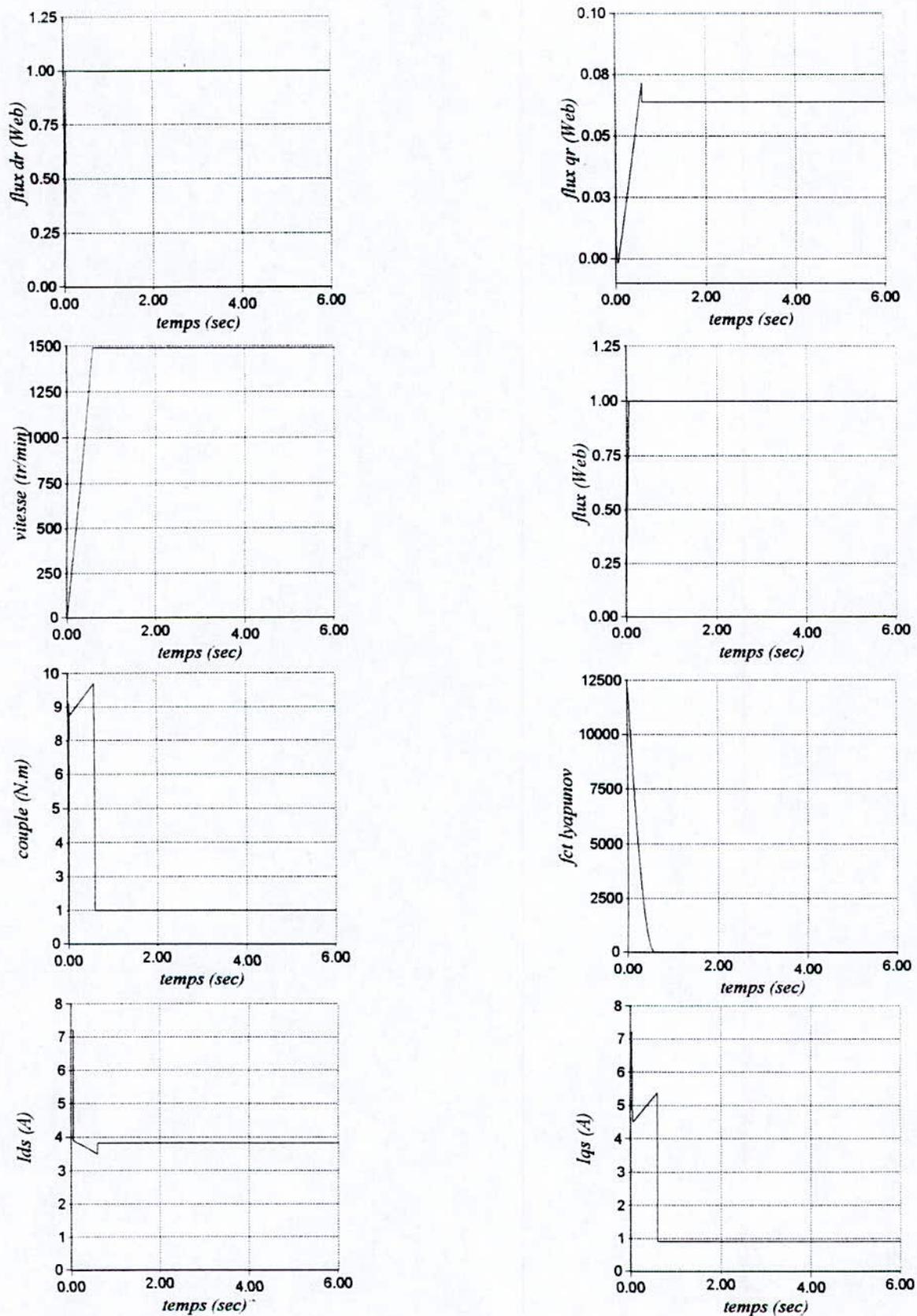


Fig II.7.2 Utilisation de la fonction Sat
Simulation à vide de la MAS alimentée en courant

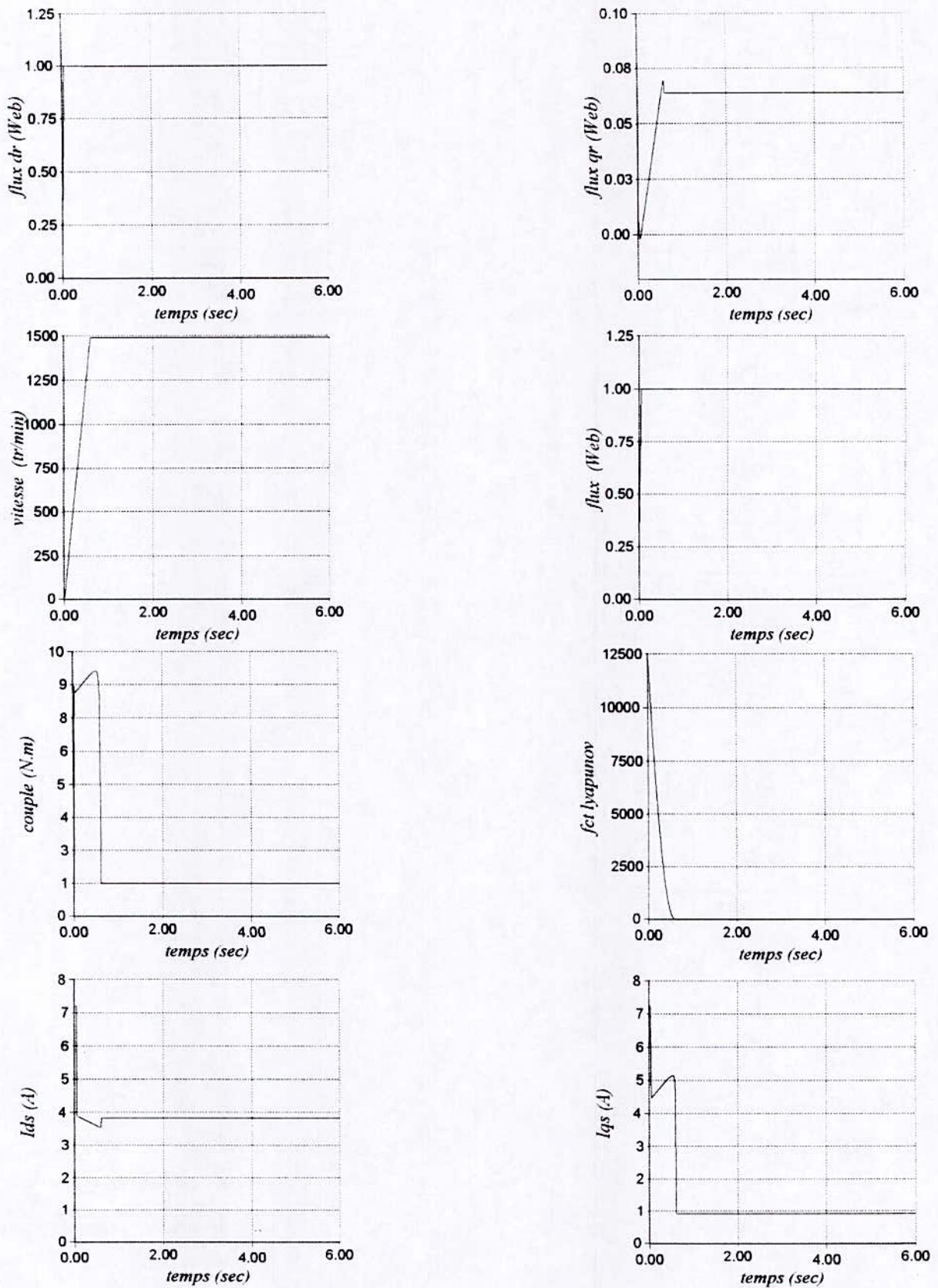


Fig II.7.3 Utilisation de la fonction Smooth
Simulation à vide de la MAS alimentée en courant

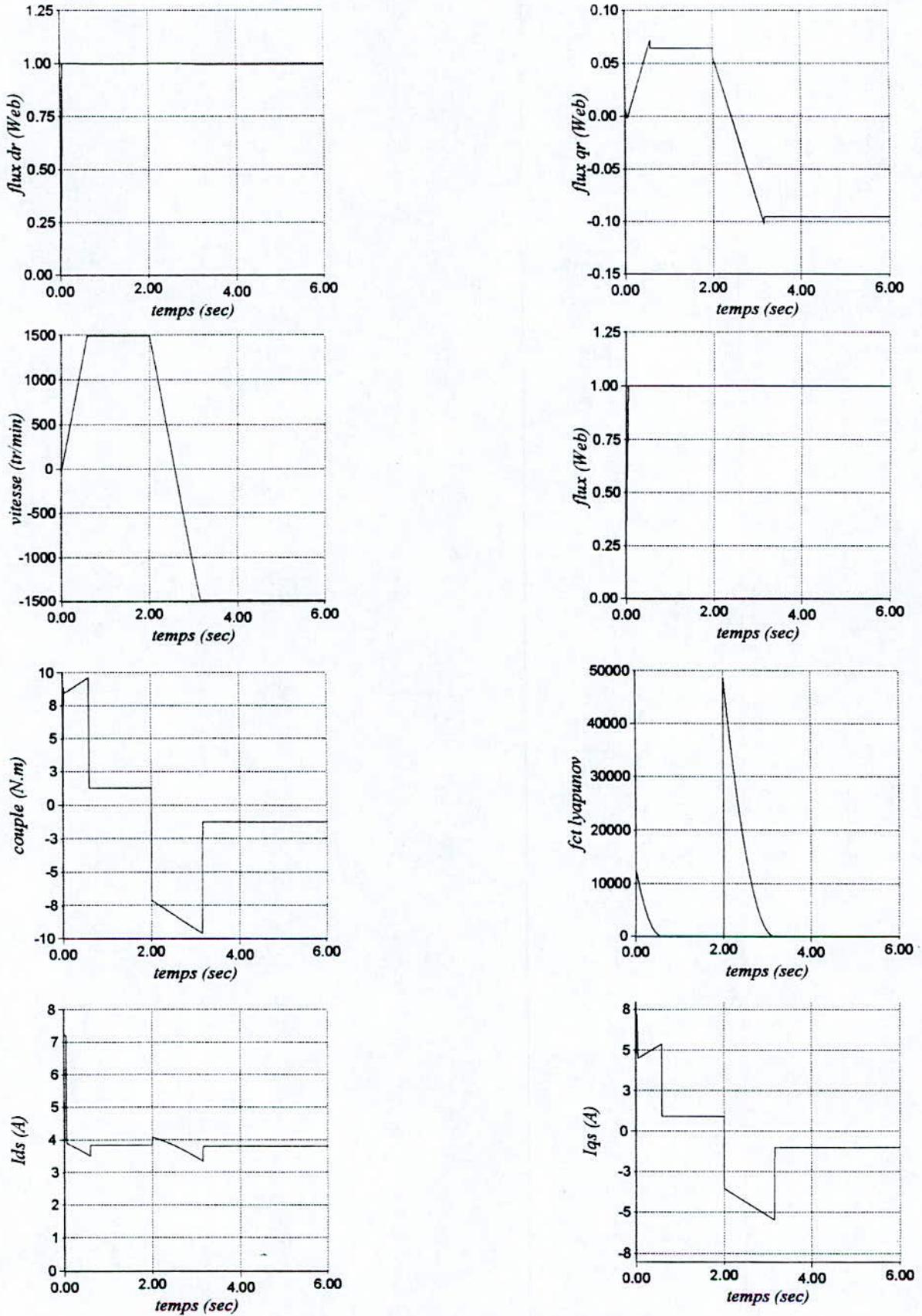


Fig II.7.4 Utilisation de la fonction Sat avec inversion de la vitesse à $t=2\text{sec}$

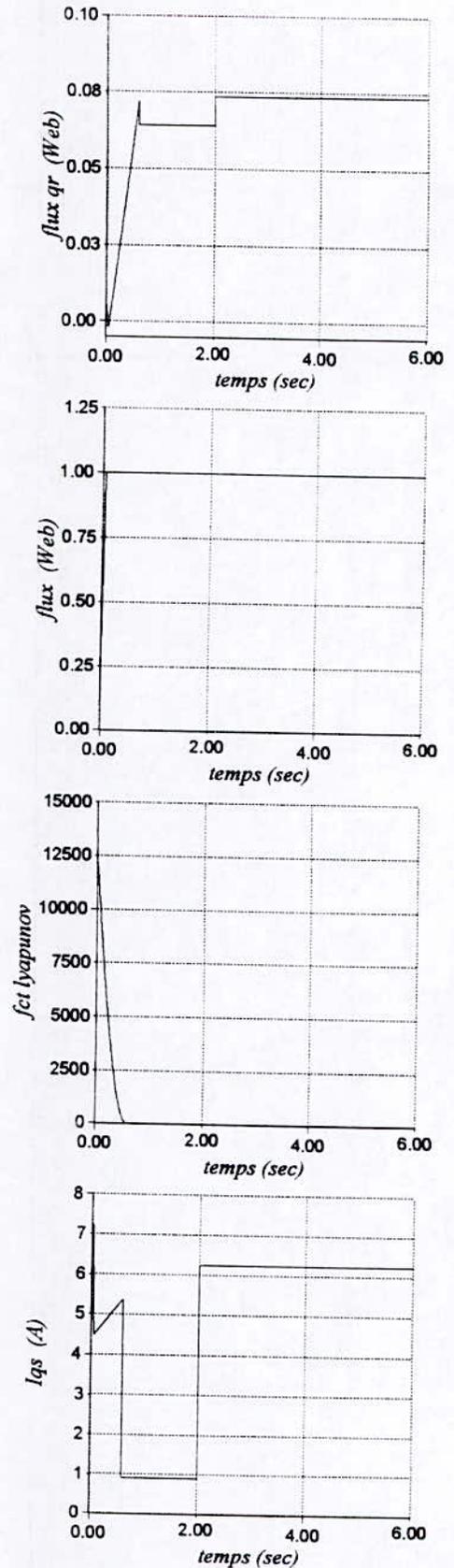
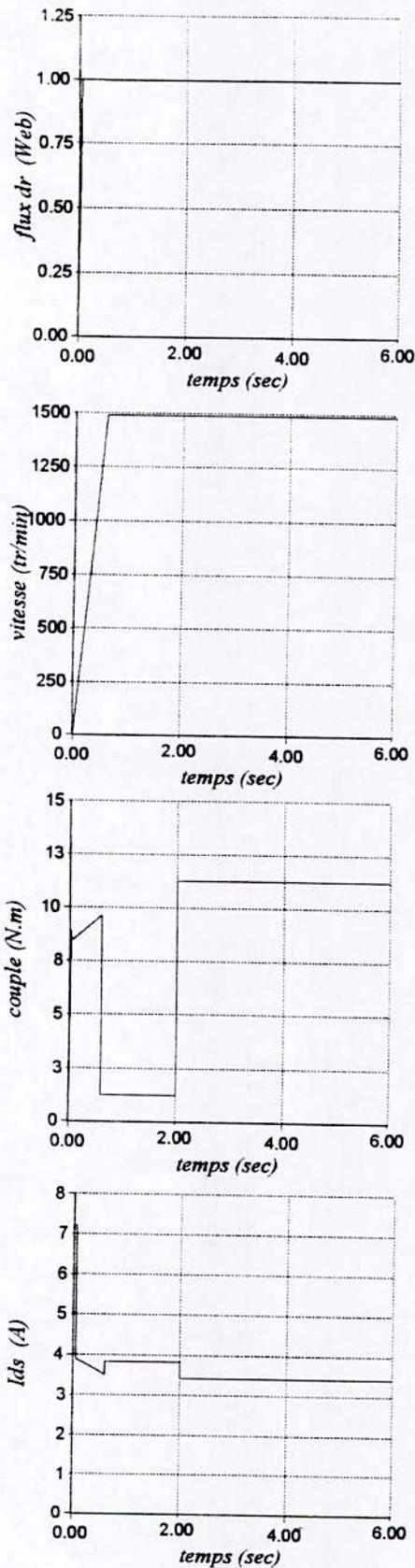


Fig.II.7.5 Utilisation de la fonction Sat
Avec l'introduction d'un couple de charge $c_r=10$ N.m à $t=2$ sec

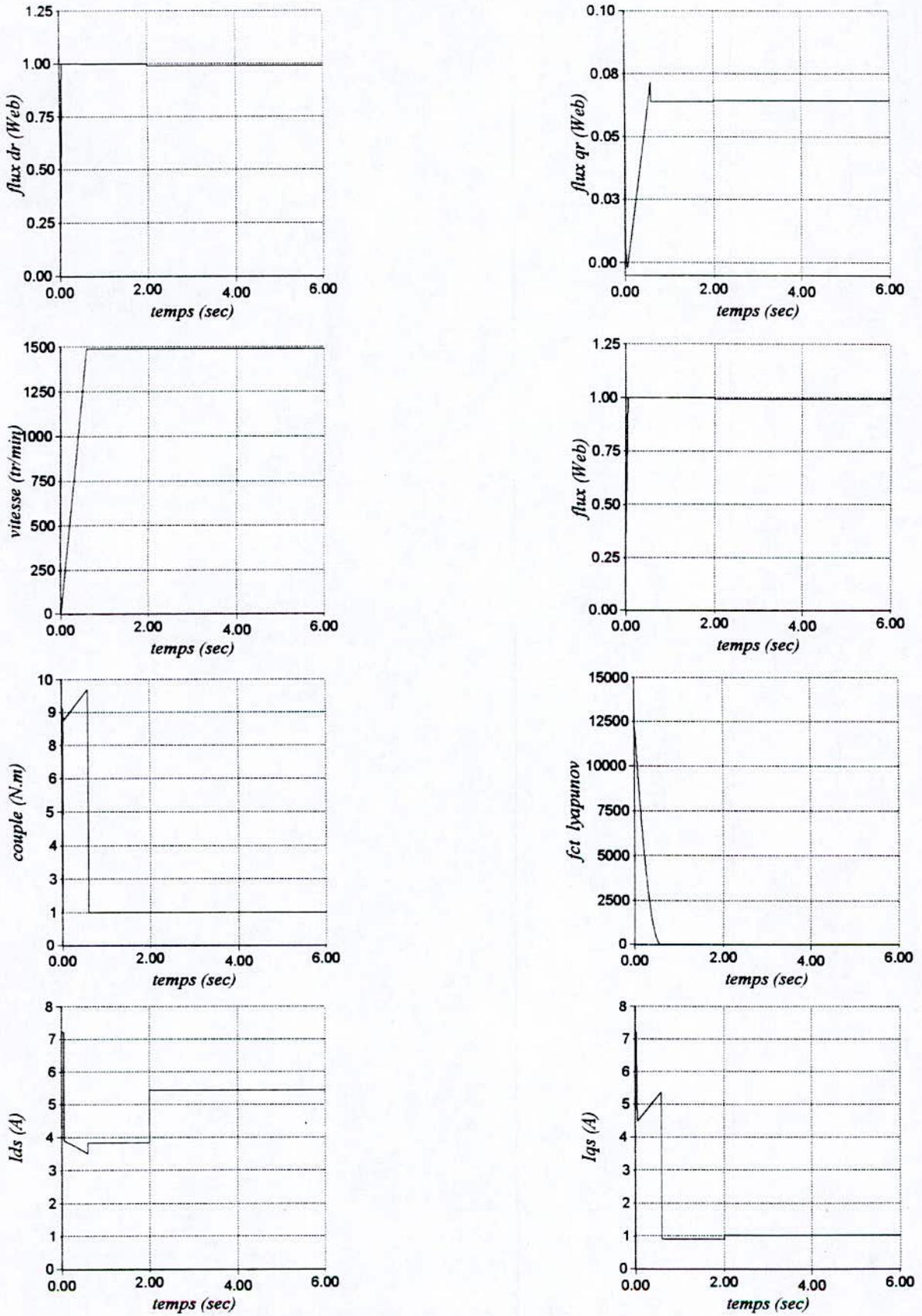


Fig II.7.6 Utilisation de la fonction Sat
Avec variation de $R_r+100\%$, $L_r-30\%$ et $M-30\%$ à $t=2\text{sec}$

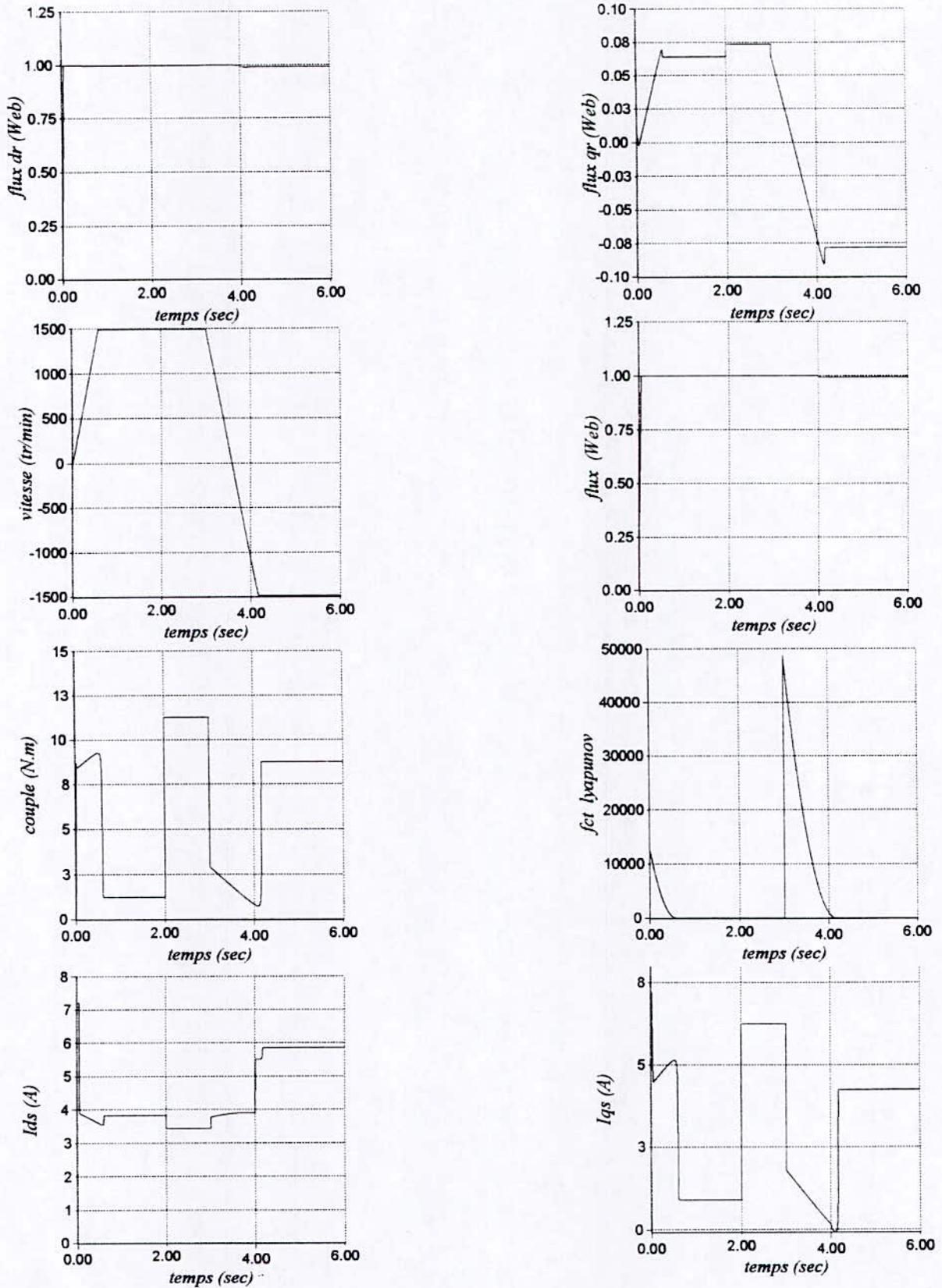


Fig II.7.7 Utilisation de la fonction **Smooth** avec :
 - Introduction d'un $C_r=10$ N.m à $t=2$ sec
 - Inversion de la vitesse à $t=3$ sec
 - Variation sur $R_r+100\%$, $L_r-30\%$ et $M-30\%$ à $t=4$ sec

II.7.2 Modèle en tension

Le modèle de la MAS alimentée en tension a été élaboré dans le premier chapitre, ce dernier est repris dans l'annexe B.

Les grandeurs que l'on désire réguler sont le flux et la vitesse.

Pour le flux

$$\begin{cases} y_1 = \Psi_r^2 = (x_3^2 + x_4^2) \\ \dot{y}_1 = 2(-b_3 y_1 + a_3(x_1 x_3 + x_2 x_4)) \\ \ddot{y}_1 = 2(-b_3 \dot{y}_1 + a_3(x_1 f_1 + x_2 f_2 + x_3 f_3 + x_4 f_4) + a_3 e(x_3 u_{ds} + x_4 u_{qs})) \end{cases} \quad (\text{II.28})$$

Pour la vitesse

$$\begin{cases} y_2 = \omega = x_5 \\ \dot{y}_2 = -a_5 y_2 + b_5(x_2 x_3 - x_1 x_4) - c_5 C_r \\ \ddot{y}_2 = -a_5 \dot{y}_2 + b_5(x_3 f_4 + x_2 f_1 - x_4 f_3 - x_1 f_2) + b_5 e(-x_4 u_{ds} + x_3 u_{qs}) \end{cases} \quad (\text{II.29})$$

A. Choix des surfaces

Si l'on définit les variables d'erreurs de poursuite comme suit :

$$\text{Pour le flux : } e_1 = y_{1d} - y_1 = \Psi_{rd}^2 - \Psi_r^2$$

$$\text{Pour la vitesse : } e_2 = y_{2d} - y_2 = \omega_{md} - \omega_m = x_{5d} - x_5$$

Les grandeurs de sortie sont de degrés relatifs deux, donc le choix des surfaces de glissements sera de la forme :

$$\begin{cases} S_1 = \dot{e}_1 + \lambda_1 e_1 = (\dot{y}_{1d} - \dot{y}_1) + \lambda_1 (y_{1d} - y_1) \\ S_2 = \dot{e}_2 + \lambda_2 e_2 = (\dot{y}_{2d} - \dot{y}_2) + \lambda_2 (y_{2d} - y_2) \end{cases} \quad (\text{II.30})$$

Avec λ_1 et λ_2 des constantes strictement positives.

L'expression de leurs dérivées est:

$$\begin{cases} \dot{S}_1 = \ddot{e}_1 + \lambda_1 \dot{e}_1 = (\ddot{y}_{1d} - \ddot{y}_1) + \lambda_1 (\dot{y}_{1d} - \dot{y}_1) \\ \dot{S}_2 = \ddot{e}_2 + \lambda_2 \dot{e}_2 = (\ddot{y}_{2d} - \ddot{y}_2) + \lambda_2 (\dot{y}_{2d} - \dot{y}_2) \end{cases} \quad (\text{II.31})$$

B. Expressions des commandes

En remplaçant (II.28) et (II.29) dans (II.31) on a :

$$\begin{cases} \dot{S}_1 = Z_1(x) - 2 a_3 e (x_3 u_{ds} + x_4 u_{qs}) \\ \dot{S}_2 = Z_2(x) - b_5 e (-x_4 u_{ds} + x_3 u_{qs}) \end{cases} \quad (\text{II.32})$$

Avec :

$$\begin{cases} Z_1(x) = \ddot{y}_{1d} + \lambda_1 \dot{y}_{1d} + (2b_3 - \lambda_1) \dot{y}_1 - 2 a_3 (x_1 f_1 + x_2 f_2 + x_3 f_3 + x_4 f_4) \\ Z_2(x) = \ddot{y}_{2d} + \lambda_2 \dot{y}_{2d} + (a_5 - \lambda_2) \dot{y}_2 - b_5 (x_3 f_4 + x_2 f_1 - x_4 f_3 - x_1 f_2) \end{cases} \quad (\text{II.33})$$

En imposant des conditions d'attractivité de la forme :

$$\dot{S}_i = -k_i g(S_i) \quad ; \quad i = 1, 2$$

avec g une fonctions (Sign, Sat ou Smooth), on assure la convergence vers la surface de glissement, car $S_i \dot{S}_i \leq 0 \quad \forall S_i$.

d'où le système d'équations suivant :

$$\begin{cases} -k_1 g(S_1) = Z_1(x) - 2 a_3 e (x_3 u_{ds} + x_4 u_{qs}) \\ -k_2 g(S_2) = Z_2(x) - b_5 e (-x_4 u_{ds} + x_3 u_{qs}) \end{cases} \quad (\text{II.34})$$

Les expressions des commandes sont données alors en résolvant le système d'équations (II.34) d'où :

$$\begin{pmatrix} u_{ds} \\ u_{qs} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 a_3 e x_3 & 2 a_3 e x_4 \\ -b_5 e x_4 & b_5 e x_3 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} Z_1(x) + k_1 g(S_1) \\ Z_2(x) + k_2 g(S_2) \end{pmatrix} \quad (\text{II.35})$$

Il suffit de remplacer la fonction g par l'une des fonctions : Sign, sat ou smooth .

Avec le choix des surfaces de la forme (II.30) on garantit l'attraction des variables à réguler vers leurs valeurs de références. Cependant il est important de montrer que les courants sont stables, pour cela, il suffit de combiner les expressions de y_1 et y_2 avec celles des surfaces en régime de glissement établi ($S_i = 0$, $i=1,2$), on aboutit facilement à :

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 a_3 x_3 & 2 a_3 x_4 \\ -b_5 x_4 & b_5 x_4 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} (2b_3 - \lambda_1) y_1 + \dot{y}_{1d} + \lambda_1 y_{1d} \\ (a_5 - \lambda_2) y_2 + \dot{y}_{2d} + \lambda_2 y_{2d} + c_5 C_r \end{pmatrix} \quad (\text{II.36})$$

Lorsque y_1 et y_2 atteignent leurs valeurs de références constantes et puisque dans notre cas y_{1d} et y_{2d} sont nulles les courants se stabilisent.

Dans ce qui va suivre, une stratégie de commande en cascade est proposée, vu qu'elle sera adoptée ultérieurement dans la commande adaptative, ce choix est justifié car on terminera notre étude par une comparaison entre les différentes techniques de réglage.

Dans cette nouvelle approche on aura quatre surfaces de glissement de la forme :

$$S_i(x) = e_i = y_{id} - y_i \quad , \quad i=1 \dots 4$$

Les variables à réguler sont toujours le flux et la vitesse, en plus des courants statoriques i_{ds} et i_{qs} .

Régulation du flux et de la vitesse

Les démarches à suivre sont identiques à celles du modèle en courant (II.7.1) :

$$\begin{cases} y_1 = x_3^2 + x_4^2 \\ y_2 = x_5 \end{cases} \quad (\text{II.37})$$

Les surfaces de glissement sont :

$$\begin{cases} S_1 = e_1 = y_{1d} - y_1 \\ S_2 = e_2 = y_{2d} - y_2 \end{cases}$$

Leurs dérivés sont :

$$\begin{cases} \dot{S}_1 = Z_1(x) - 2 a_3 (x_3 i_{ds} + x_4 i_{qs}) \\ \dot{S}_2 = Z_2(x) - b_5 (x_3 i_{qs} - x_4 i_{ds}) \end{cases} \quad (\text{II.38})$$

Avec :

$$\begin{cases} Z_1(x) = \dot{y}_{1d} + 2 b_3 y_1 \\ Z_2(x) = \dot{y}_{2d} + a_5 x_5 + c_5 C_r \end{cases} \quad (\text{II.39})$$

En imposant les mêmes conditions d'attractivité que dans II.7.1, on donne directement les expressions des courants :

$$\begin{pmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 a_3 x_3 & 2 a_3 x_4 \\ -b_5 x_4 & b_5 x_3 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} Z_1(x) + k_1 g(S_1) \\ Z_2(x) + k_2 g(S_2) \end{pmatrix} \quad (\text{II.40})$$

Avec $g(.)$ pouvant être la fonction *sign*, *sat* ou *smooth*.

Régulation des courants

En considérant les valeurs des courants déterminé dans (II.41), comme étant des valeurs désirées on peut écrire :

$$\begin{cases} S_3 = i_{ds}^* - y_3 \\ S_4 = i_{qs}^* - y_4 \end{cases} \quad (\text{II.41})$$

Avec $y_3 = x_1$ et $y_4 = x_2$

On a :

$$\begin{cases} \dot{y}_3 = f_3 + e u_{ds} \\ \dot{y}_4 = f_4 + e u_{qs} \end{cases}$$

Les dérivés des surfaces seront :

$$\begin{cases} \dot{S}_3 = Z_3(x) - e u_{ds} \\ \dot{S}_4 = Z_4(x) - e u_{qs} \end{cases} \quad (\text{II.42})$$

Avec :

$$\begin{cases} Z_3(x) = i_{ds}^* - f_3 \\ Z_4(x) = i_{qs}^* - f_4 \end{cases} \quad (\text{II.43})$$

En imposant des conditions d'attractivité de la forme :

$$\dot{S}_i = -k_i g(S_i) ; \quad i = 3,4$$

L'expression des tensions de commande seront comme suit :

$$\begin{cases} u_{ds} = \frac{1}{e} (Z_3(x) + k_3 g(S_3)) \\ u_{qs} = \frac{1}{e} (Z_4(x) + k_4 g(S_4)) \end{cases} \quad (\text{II.44})$$

Il suffit de remplacer $g(.)$ par : *sign*, *sat* ou *smooth*

C. Interprétation et commentaire :

Toutes les simulations ont été faites avec les gains $k1=200$, $k2=270$, $k3=8000$, $k4=10000$

Les différentes simulations effectuées sont résumées dans le tableau suivant :

Les coefficients intervenant dans les fonctions Sat et Smooth sont égaux à $\varepsilon=2,5$

| | Figures | Interprétations et commentaires |
|--|----------------------|---|
| A vide | II.8.1 Fct Sign | <ul style="list-style-type: none"> Le flux et la vitesse atteignent leurs références sans aucun dépassement avec un chattering considérable. Les courants (i_{ds}, i_{qs}) oscillent entre 10A et -5A et dépassent donc les valeurs maximales 7.5 A (c'est à dire $1,2 i_{nominale}$) Les commandes commutent entre -280 Volt et 400 Volt et présentent un énorme chattering. |
| | II.8.2 Fct Sat | <ul style="list-style-type: none"> On voit une bonne orientation du flux puisque le flux qr se stabilisent à 0.07 Web Le flux et la vitesse atteignent leurs consignes sans dépassement et sans chattering. Il y a un fort appel de courant au démarrage mais celui ci se stabilise et ne présente aucun chattering. Les commandes u_{ds} et u_{qs} ne présentent pas de chattering. |
| | II.8.3 Fct Smooth | <ul style="list-style-type: none"> Même remarque sauf que les commandes et les courants sont plus lissées. |
| (1) Inversion de la vitesse | II.8.4 Fct Sat | <ul style="list-style-type: none"> L'inversion de la vitesse se fait normalement, aucun dépassement n'est signalé et le flux n'est pas influencé, avec apparition de quelques pics pour les commandes. |
| (2) Introduction d'une charge | II.8.5 Fct Sat | <ul style="list-style-type: none"> Lors de l'introduction de la charge, la vitesse et le flux ne sont pas influencés seule la commande se réadapte pour donner un couple électromagnétique qui compense la charge introduite. |
| (3) Variation des paramètres | II.8.6 Fct Sat | <ul style="list-style-type: none"> La vitesse chute légèrement tandis que le flux se dégrade et chute de 20% et le flux qr augmente pour se stabiliser à 0.38 Web. |
| (1)+(2)+(3) | II.8.7 Fct Smooth | <ul style="list-style-type: none"> Les courants et les commandes sont réadaptés à chaque instant (Introduction d'une charge C_r, inversion de la vitesse et variation des paramètres) et permettent ainsi de maintenir les valeurs désirées, cependant le flux dr se dégradent lors de la variation des paramètres et se stabilise à 0.3 Web (chute de 60%) et le flux qr augmente et se maintient à 0.8 Web ce qui permet de maintenir le flux total à 1 Web |

Tab2 Tableau récapitulatif des différentes simulations effectuées en Modes glissants
Modèle en tension

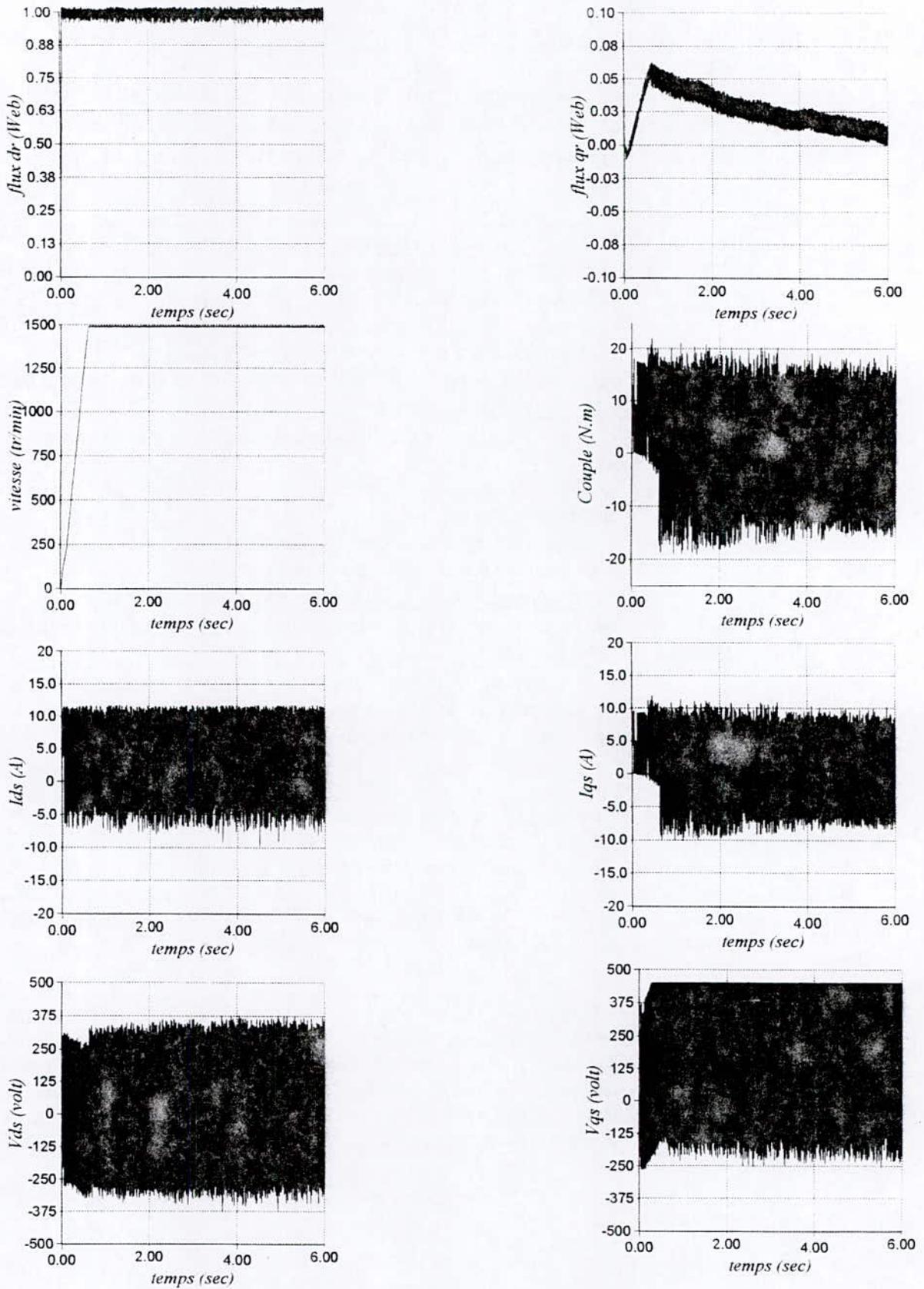


fig II.8.1 Utilisation de la fonction Sign
Simulation à vide de la MAS alimentée en tension

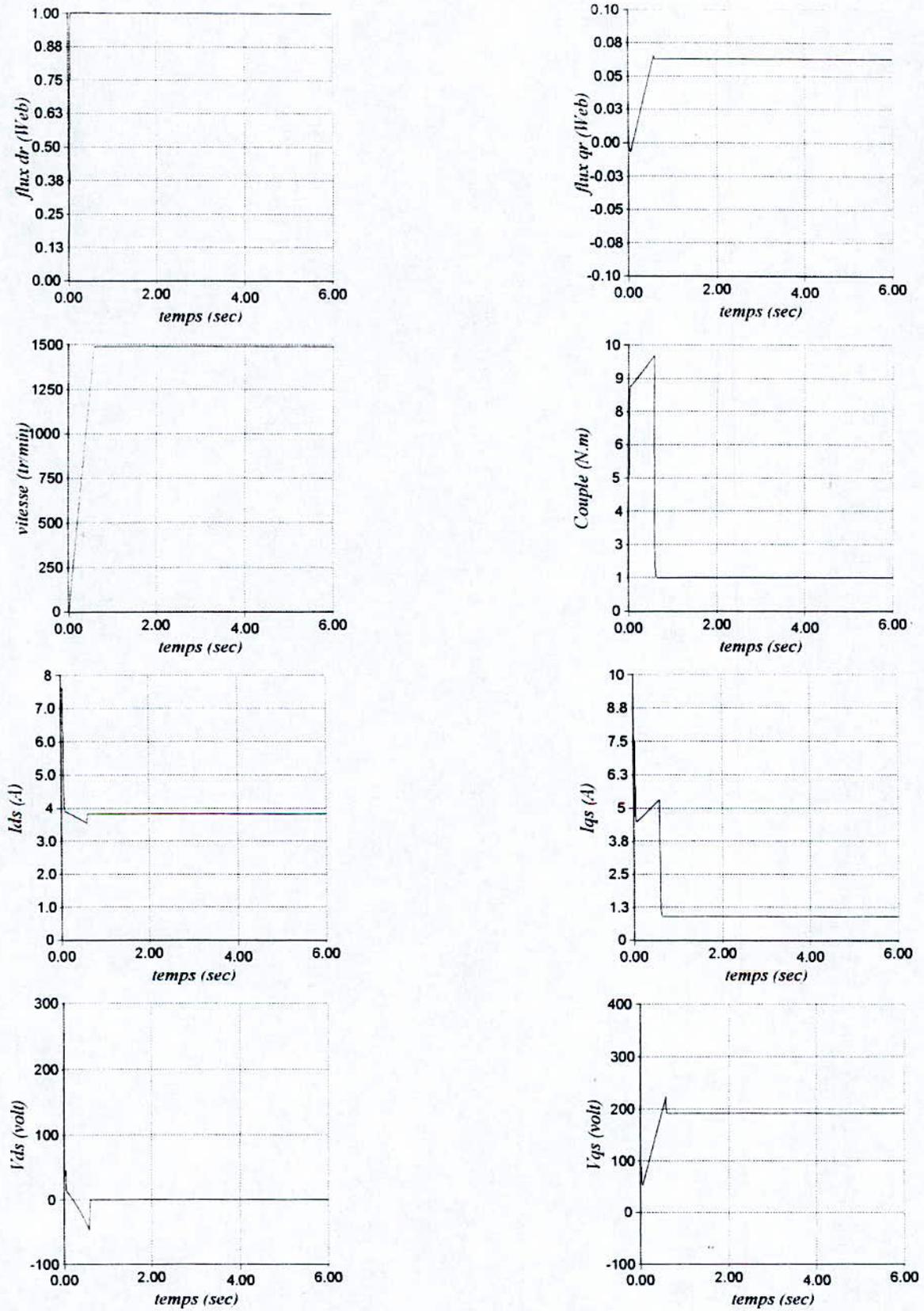


fig II.8.2 Utilisation de la fonction Sat
Simulation à vide de la MAS alimentée en tension

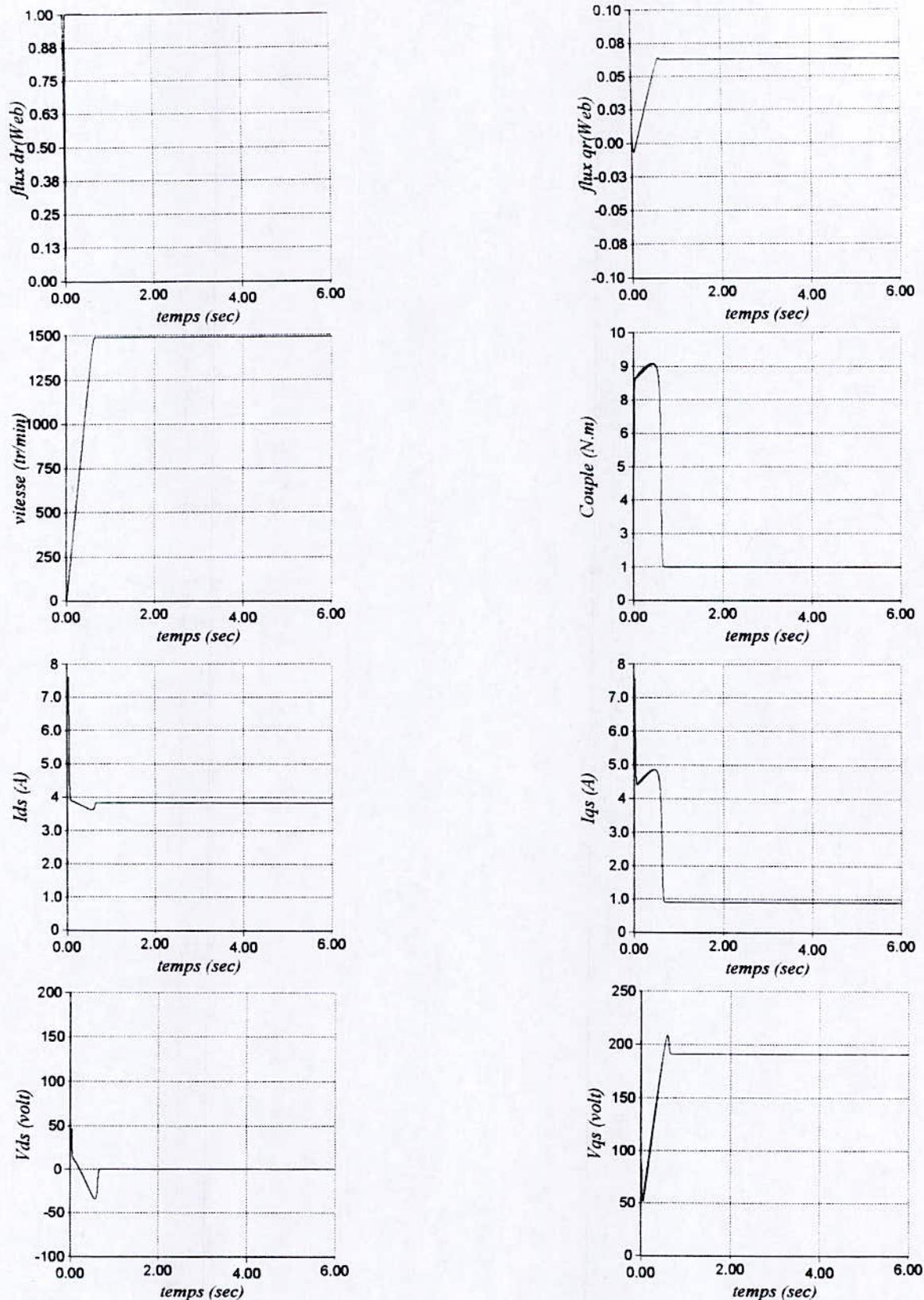


fig II.8.3 Utilisation de la fonction Smooth
Simulation à vide de la MAS alimentée en tension

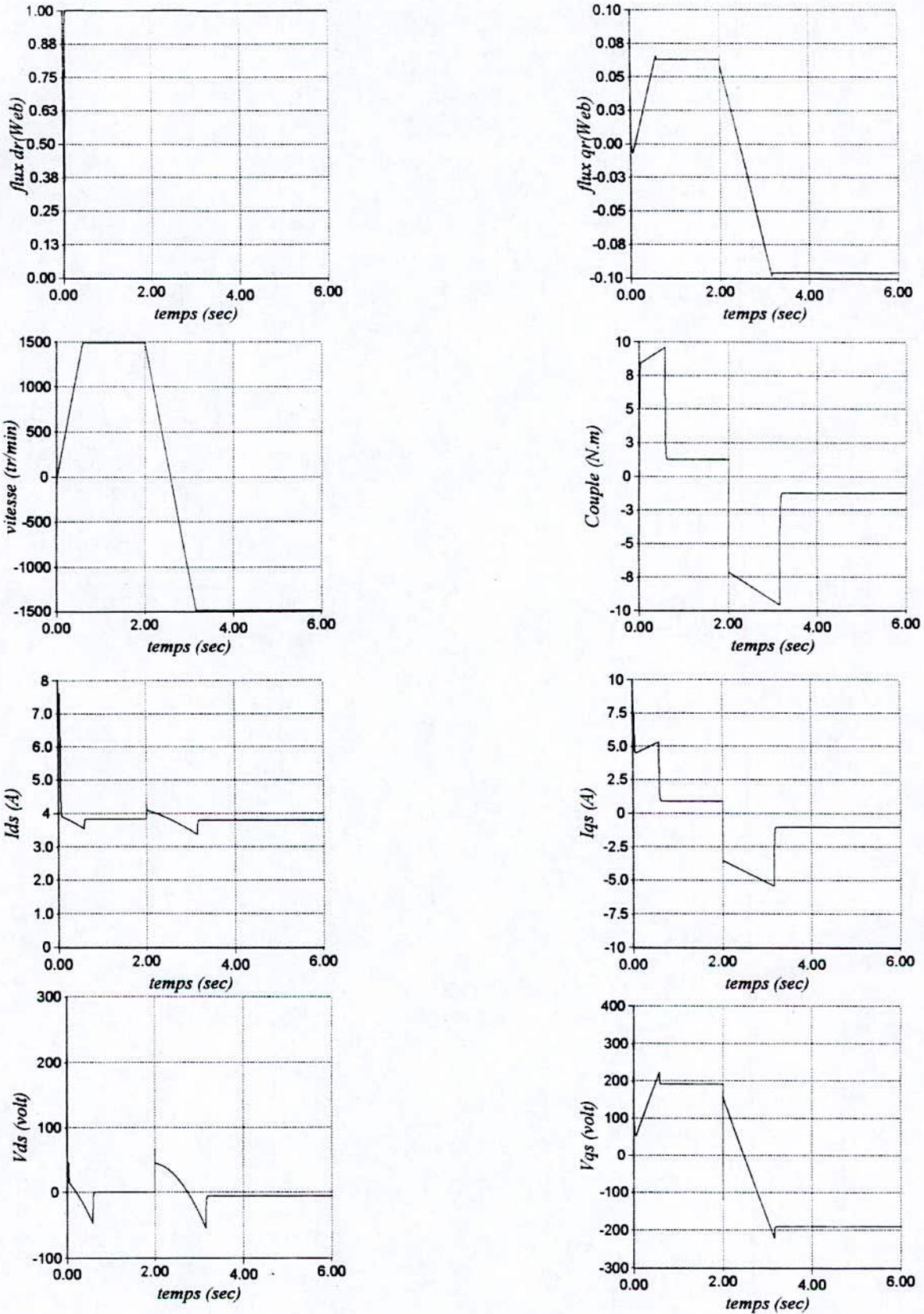


fig II.8.4 Utilisation de la fonction Sat avec inversion de la vitesse à t=2sec

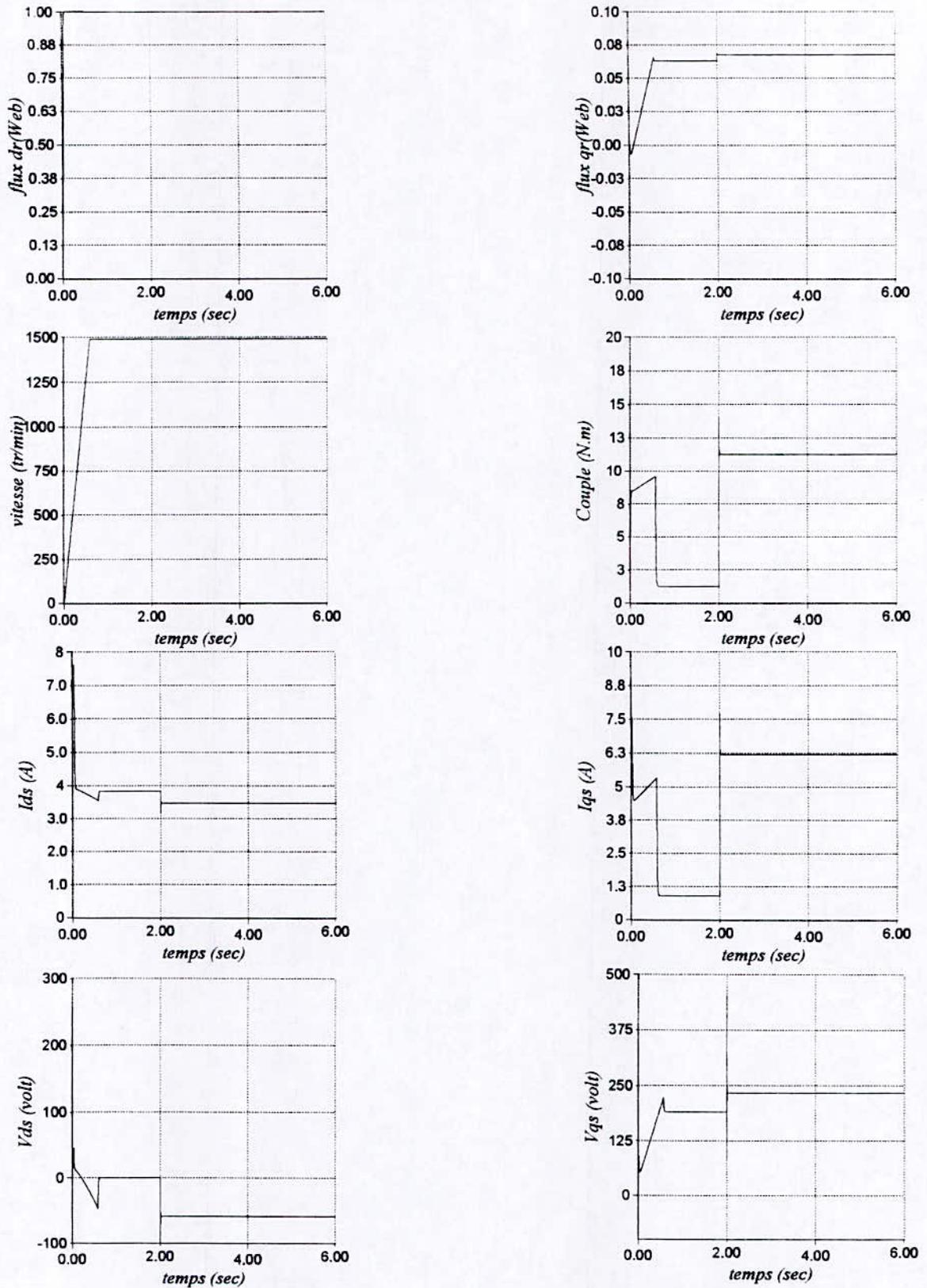


fig II.8.5 Utilisation de la fonction Sat avec introduction d'une charge $C_r=10$ N.m

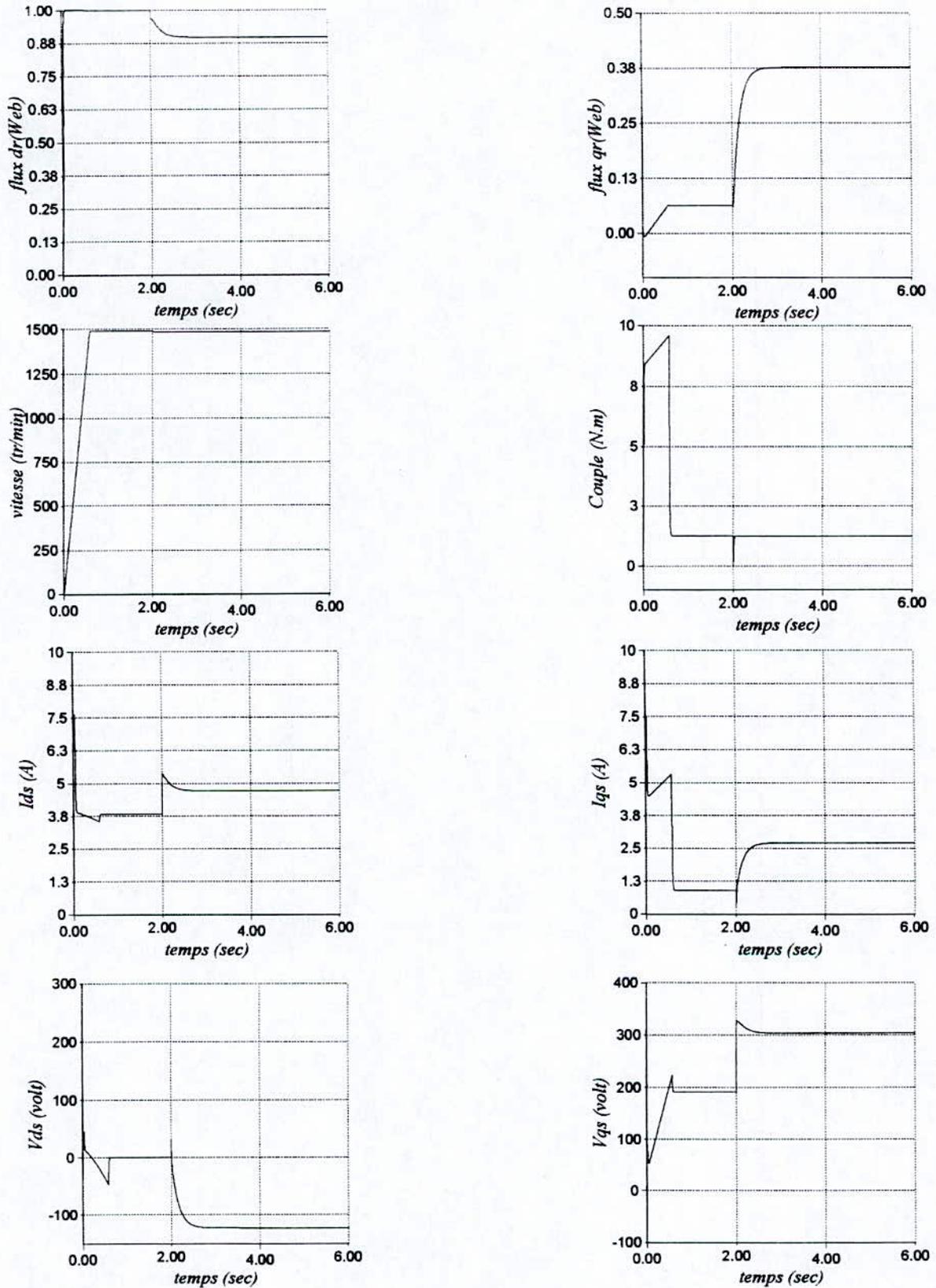


fig II.8.6 Utilisation de la fonction Sat
 Avec variation de $R_r+100\%$, $L_r-30\%$ et $M-30\%$ à $t=2\text{sec}$

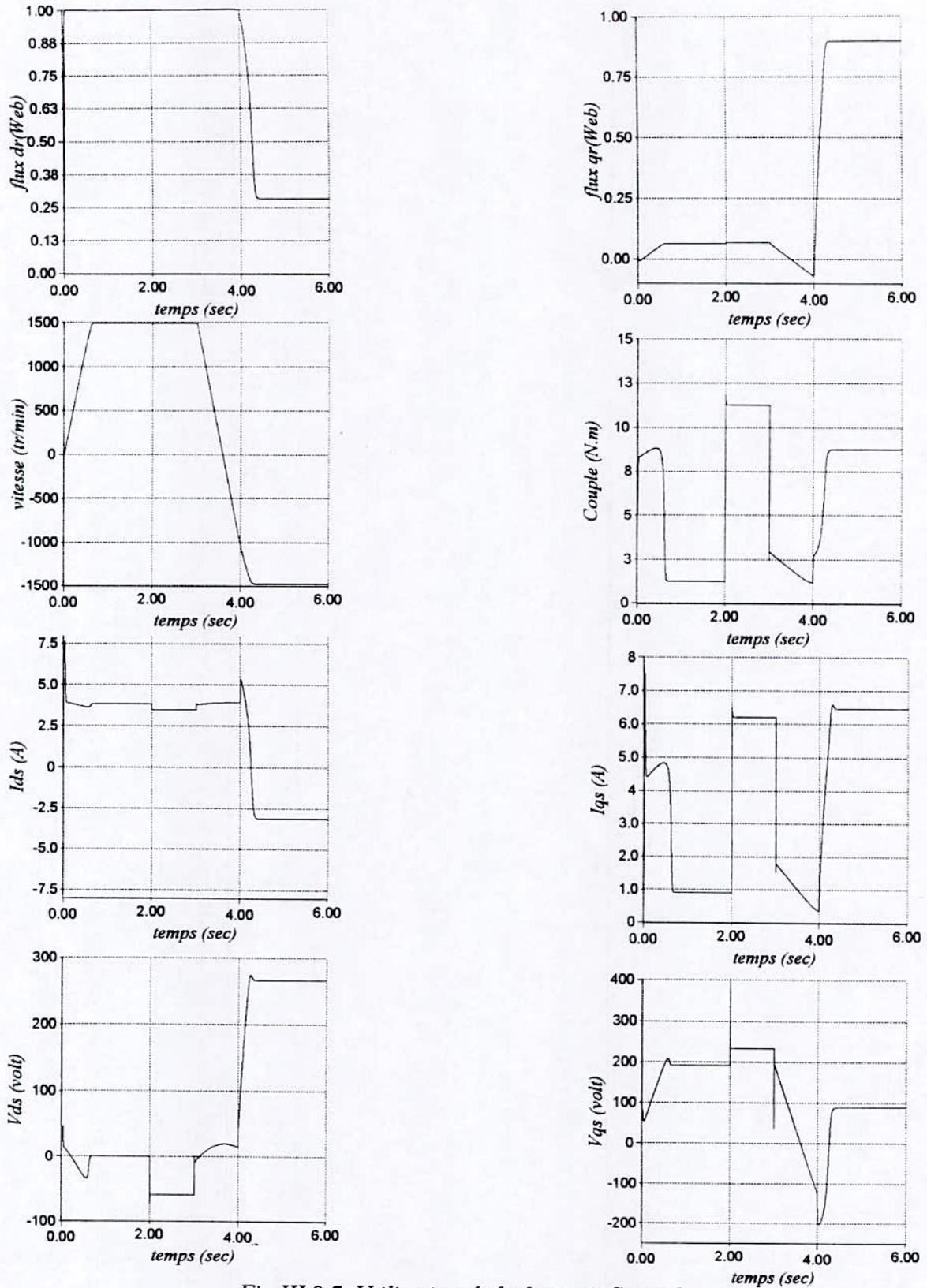


Fig III.8.7 Utilisation de la fonction **Smooth**
 Introduction d'un couple de charge $C_r=10$ N.m à $t=2$ Sec
 Inversion de la vitesse à $t=3$ Sec
 Avec variation de $R_r+100\%$, $L_r-30\%$ et $M-30\%$ à $t=4$ Sec

II.8 Conclusion

Dans ce chapitre qui a été consacré à la commande par mode de glissement, les simulations ont montré que la commande est assez performante.

On a constaté que les valeurs de sorties suivent bien leur valeur de référence et que les temps de montée sont très petits que cela soit pour le modèle en courant ou pour le modèle en tension.

Les commandes dans les deux cas assurent la compensation du couple de charge.

Les tests de robustesses ont montré que la commande est pratiquement insensible aux variations paramétriques sauf pour le modèle en tension lors de la régulation en cascade où on a enregistré une légère chute de vitesse et une chute de 20% pour la composante directe du flux.

L'utilisation de la fonction *Sign* dans les conditions d'attractivité fait apparaître un chattering au niveau des commandes et des variables de régulation. Ce phénomène indésirable est pallié par l'utilisation des fonctions *Sat* et *Smooth*.

Cependant ce qu'on peut dire, c'est que cette stratégie de commande nécessite un grand tâtonnement des gains et une estimation du couple de charge à chaque instant afin de calculer les commandes.

L'orientation du flux rotorique afin d'assurer le découplage entre le flux et le couple électromagnétique peut être obtenu en utilisant une expression linéaire de ω_{syn} :

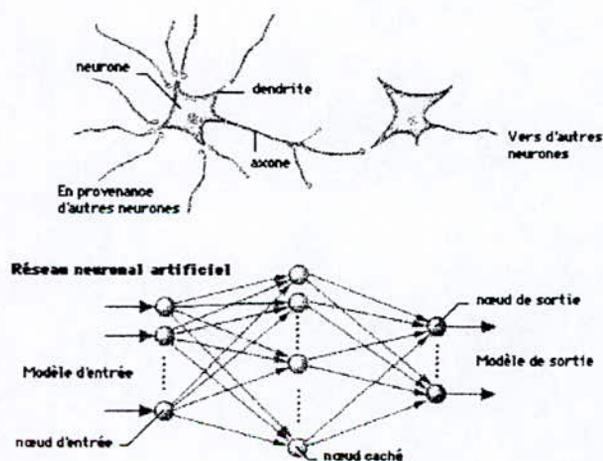
$$\omega_{syn} = \omega_m + \alpha i_{qs} + \beta \psi_{qr} \quad (II.45)$$

Avec α et β des constantes à déterminer.

Afin d'éliminer le besoin d'estimer le couple de charge à chaque instant pour le calcul des commandes et augmenté la robustesse une stratégie de commande adaptative par réseaux de neurone RBF sera présentée.

Chapitre III

Présentation des réseaux de neurones



Chapitres III

Présentation des réseaux de neurones

III.1 Introduction

Depuis la nuit des temps, la nature a toujours été une source d'inspiration pour l'homme, il a toujours essayé de tirer profit de ce qui l'entourait. Sans doute, sa plus grande entreprise été de recopier le cerveau humain afin de créer une intelligence artificielle à l'image de celle rencontrée dans la nature.

Face aux développements récents de la biologie moderne et des neurosciences, le scientifique en générale et l'ingénieur en particulier ne peuvent rester indifférent aux multiples retombées que ces développements ont engendré. En effet, l'intérêt porté à ces sciences de la nature a vite apporté ces fruits ; c'est en 1943 que Mc Culloch et Pitts ont inventé le premier neurone artificiel de l'histoire, qui été sans aucun doute à l'image du neurone biologique.

Toujours sur la même lancée et après la publication de la théorie du psychanalyste J.Hebb sur la plasticité synaptique dans les années 1950, Resemlat présentât le *perceptron* qui n'avait de différent par rapport au modèle de Mc Culloch et Pitts, que sa faculté d'apprentissage basée sur la règle de Hebb.

En 1969, Papert et Minsky montrèrent les limitations du *perceptron* qui ont donné de bons résultats en classification mais inaptes devant les problèmes non linéaires, d'où la nécessité d'ajouter plusieurs couches identiques pour résoudre ces problèmes.

Durant les années 1970, les travaux se sont orientés vers les *mémoires associatives*, qui sont des réseaux à apprentissage non supervisée à architecture généralement interconnecté, nous citons parmi ces travaux ; ceux de S.Amari [Ant 90], C.Anderson et T.Kohonen[Koh77] qui ont apporté des modèles très intéressants, mais ces derniers se sont heurtés aux problèmes d'instabilité et de concepts liés aux systèmes dynamiques que ni la théorie mathématique, ni les moyens de calcul disponible à l'époque, n'ont pu prendre en charge. Les réseaux de neurones ont ainsi connu une période d'hibernation qui va durer près de 23 ans.

Il a fallu attendre 1982 pour voir, avec le travail de J.Hopfield [Koh 88] puis celui de M.A.Cohen et S.Grosberg [Coh 83], définitivement réglé le problème de stabilité des réseaux dynamique. Cependant le plus grand événement qui est venu propulser les réseaux de neurones est sans doute la venue de l'algorithme d'apprentissage de backpropagation, élaboré par une équipe de chercheurs de l'université de Stanford Rumelhart .

A partir de là, les réseaux de neurones ont connu un essor continu, de nouvelles architectures sont apparues, plus complexes cette fois, et souvent plus adaptées à certains problèmes, on peut citer : les DBNN (Data Based Neural Networks), les RBF (Radial Basis Fonction) ... etc.

Dans ce chapitre, nous introduisons les principales notions de base relatives aux réseaux de neurones et on s'intéressera tout particulièrement aux réseaux RBF qui se différencient des autres réseaux grâce à leurs approche statistique.

III.2 Neurone biologique et système nerveux

Le neurone est l'unité fonctionnelle de base du système nerveux. D'une espèce à une autre, il peut présenter des différences d'ordre fonctionnel ou anatomique, cependant divers points communs subsistent, et sont à la base de la cellule nerveuse.

Le neurone est une cellule constituée principalement de trois parties, qui ont un rôle bien défini, ce sont ; les dendrites, le soma et l'axone (fig III.1).

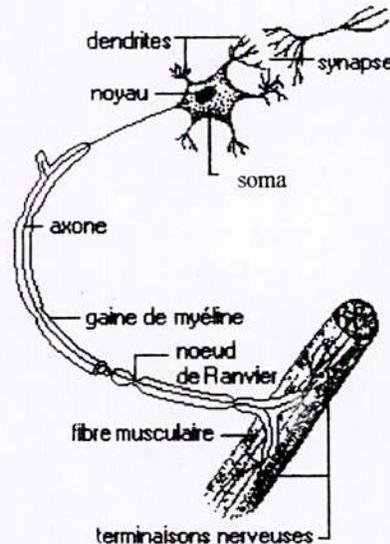


Fig III.1 neurone biologique

a) Les dendrites

Cette partie qui présente une sorte de ramification appelée arbre dendritique, collecte les signaux venant d'autres cellules ou de l'extérieur. La réception des signaux en provenance des autres neurones, se fait par des points de contacts appelés synapses (certaines cellules peuvent compter jusqu'à 100 000 synapses). Ces signaux, qui ne sont que des impulsions électriques, sont par la suite acheminés vers le corps cellulaire (le soma).

b) Le soma

L'arbre dendritique fait converger vers le soma des influx nerveux venus d'une très large étendue autour du neurone. Le soma, outre son rôle concernant le métabolisme de la cellule, recueille et concentre les informations reçues et en fait une sommation dite «spatio-temporelle». Si le potentiel somatique dépasse un certain seuil, il y a émission d'un potentiel d'action appelé « spike », qui correspond à une oscillation électrique très brève (1ms) [Mul 91].

c) L'axone

Le signal traité est transmis vers l'extérieur, le long de l'axone et repartit sur les synapses des neurones cibles grâce à l'arborisation terminale que possède l'axone.

III.3 Les réseaux de neurones artificiels

Le neurone tout seul, en tant qu'unité autonome élémentaire, n'a aucun pouvoir, la force et l'efficacité du cerveau résident dans le regroupement de ces neurones et le partage des tâches entre eux. De même pour les neurones artificiels (formel), tous seuls ils ne peuvent rien, il faut les disposer sous forme de réseaux.

Un réseau de neurones est un graphe orienté et pondéré. Les nœuds de ce graphe sont des automates simples nommés neurones formels (ou unités connexionnistes) dotés d'un état interne, l'activation, par laquelle ils influencent les autres neurones du réseau. Cette activité se propage dans le graphe le long d'arcs pondérés appelés liens synaptiques, par extension, on appelle poids synaptique la pondération d'un lien synaptique. La règle qui détermine l'activation d'un neurone en fonction de l'influence de ses pairs est appelée règle ou fonction d'activation.

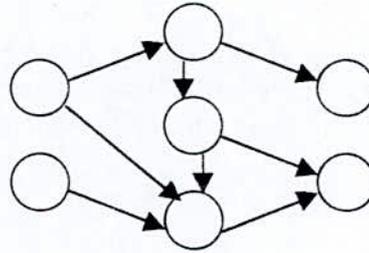


Fig III.2 Réseau de neurones comme étant graphe orienté

L'état du réseau entier est composé de l'activation de ses neurones constitutifs. Si l'on suppose que les N neurones d'un réseau sont indexés, cet état global peut être exprimé sous la forme d'un vecteur d'activation, dont les composantes sont les valeurs d'activation des neurones individuels :

$$A = [a_1, a_2, a_3, \dots, a_N]^T \quad (\text{III.1})$$

De même, les liens synaptiques du réseau sont utilement décrit par la matrice des poids synaptiques, matrice carrée dans laquelle s'inscrivent les poids des liens :

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & \dots & w_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{N1} & \dots & w_{NN} \end{bmatrix} \quad (\text{III.2})$$

III.4 Le neurone formel

III.4.1 Modèle de Mc Culloch & Pitts

En 1943, Mc Culloch & Pitts inventèrent le premier modèle de neurone artificiel (fig III.3).

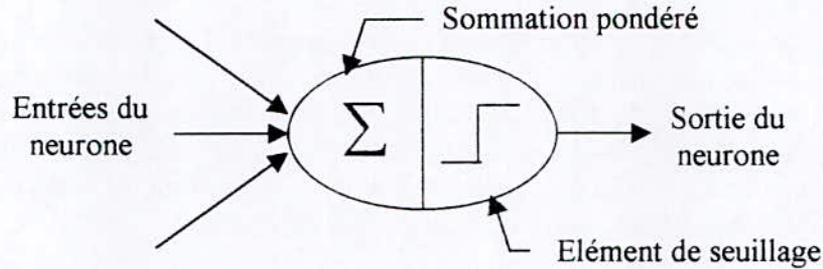


Fig III.3 : Modèle de Mc Culloch & Pitts

Dans ce modèle, le neurone possède un état d'activation de 1 ou de 0 selon qu'il émet une impulsion nerveuse ou non. Cet état est fonction de la somme de ses entrées (i.e., la somme de l'activation des neurones qui lui sont reliés) et du seuil d'excitation du neurone :

$$a_i = \begin{cases} 1 & \text{si } \Sigma a_{ex} > \theta_i \text{ et } \Sigma a_{in} = 0 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{III.3})$$

où:

a_i : Représente l'état d'activation du neurone i .

θ_i : Représente son seuil.

Σa_{ex} : Représente la somme des activations des neurones excitateurs reliés au neurone i

Σa_{in} : Représente la somme des activations des neurones inhibiteurs reliés au neurone i

III.4.2 Modèle mathématique général du neurone [Yed 98]

La figure (III.4) montre un modèle général du neurone formel :

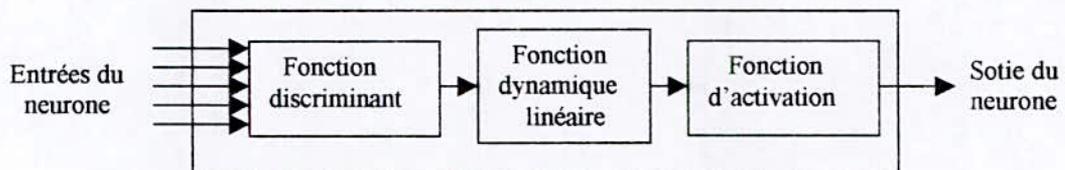


Fig III.4 : Modèle général du neurone

III.4.2.1 La fonction discriminant

Cette fonction, appelée aussi fonction de base (basis function), définit l'activité du neurone. Dans le cas du perceptron c'est la fonction de base linéaire (linéaire basis function) qui est utilisée, c'est le cas pour les réseaux multicouches [Rum 90] et d'une manière générale les réseaux LBF (linear basis function). Afin d'améliorer les performances des réseaux, d'autres formes de fonction discriminantes non linéaire ont été élaborées ces dernières années [Hus 93], offrant ainsi aux réseaux de meilleures possibilités dans certains domaines et un large champ d'application [Kun 93], ces techniques nécessitent néanmoins des calculs compliqués.

Nous présenterons ci dessous les fonctions de base les plus utilisées :

a) La fonction de base linéaire LBF (linear basis function)

Cette fonction est une sommation pondérée des entrées vers le neurone, sa forme est en général définie par :

$$\Phi(X, W) = X^T W \quad (\text{III.4})$$

Avec :

W : le vecteur des poids synaptiques d'entrée du neurone i $W = [w_{i1} \dots w_{in}]^T$

X : les entrées du neurone.

En plus de son efficacité, cette fonction est la plus simple à implémenter.

b) La fonction de base radiale RBF (radial basis function)

La forme de cette fonction est inspirée des réseaux utilisés pour la classification, notamment les ART de Cohen & Grossberg [Kun 94] :

$$\Phi(X, W) = \frac{\|X - W\|^2}{2} \quad (\text{III.5})$$

Dans les réseaux utilisant cette fonction de base, les poids W sont présentés comme étant les centroïdes de chaque classe de l'espace d'entrée, le discriminant calcul alors le rayon entre les entrées X et le centre de chaque classe.

En effet, cette fonction sert à effectuer un échantillonnage de l'espace des entrées, ou chaque groupe de poids synaptiques représente une concentration de données.

c) La fonction de base elliptique EBF (elliptic basis function)

La forme de ce discriminant est une généralisation de la fonction de base radiale :

$$\Phi(X, W) = \sum_{k=1}^n \alpha_k (X - W)^2 + \theta \quad (\text{III.6})$$

Cette fonction est modulée par des paramètres α_k et dotée d'un biais θ . Ces paramètres font qu'elle ne soit pas forcément symétrique.

Cette fonction conserve cependant les mêmes caractéristiques que la précédente, mais elle est très dépendante des paramètres qui déterminent les formes des zones de regroupement de données dans l'espace des entrées.

III.4.2.2 Fonction dynamique linéaire

Ce bloc détermine la dynamique du réseau, dans le cas général, cette fonction est régie par l'équation différentielle du premier ordre suivante :

$$\alpha_1 \dot{u}_i(t) + \alpha_0 u_i(t) = v_i(t) \quad (\text{III.7})$$

Avec :

$u_i(t)$: représente l'activité du $i^{\text{ème}}$ neurone.

$v_i(t)$: représente l'entrée du système dynamique décrit par (III.7).

Cette équation reflète l'activité électrique réelle du neurone, à savoir la charge et décharge de potentiel. C'est J. Hopfield qui, pour la première fois [Ant 90], en 1982 a modélisé un réseau de neurones par un circuit électrique régi par cette équation, traduisant ainsi son comportement dynamique.

Les réseaux statiques est un cas particulier de l'équation (III.7) où la première dérivée est tout simplement nulle, celle-ci ne devient donc qu'une simple fonction linéaire.

III.4.2.3 La fonction d'activation

Cette fonction a pour objectif de rendre l'activité du neurone bornée, pour ce faire, une non-linéarité est nécessaire. La première fonction non-linéaire qui a été proposée est la fonction seuil (Thresholding), or cette fonction qui délivre une sortie binaire n'est mathématiquement pas adaptée à certaines opérations notamment la différentiation qui est nécessaire pour l'amélioration des paramètres internes du réseau. Pour cela, la fonction d'activation doit être continue, dérivable et monotone.

D'une manière plus générale, on peut dégager une certaine liste de caractéristiques spécifiques aux fonctions d'activation, qui sont :

- Le seuillage
- La saturation
- La monotonie
- La dérivabilité

Cependant, des fonctions d'activation linéaires ont été proposées grâce à leurs simplicité, mais cette simplicité se traduit par des limitations au niveau des capacités de calcul du réseau.

Quelques fonctions d'activation :

A titre d'exemple voici les fonctions d'activations les plus utilisées :

- **Fonction linéaire** : C'est la fonction d'activation la plus simple qui soit, cette extrême simplicité se traduit par des limitations au niveau des capacités de calcul du réseau. voir fig III.5.1

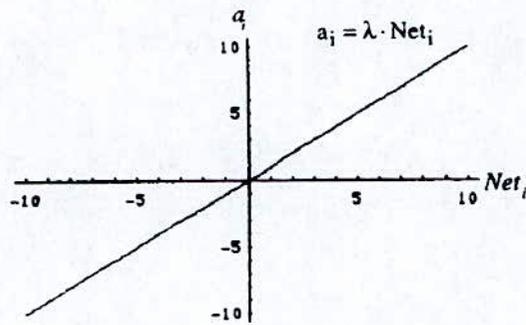


Fig III.5.1 fonction linéaire
 $\lambda=1$

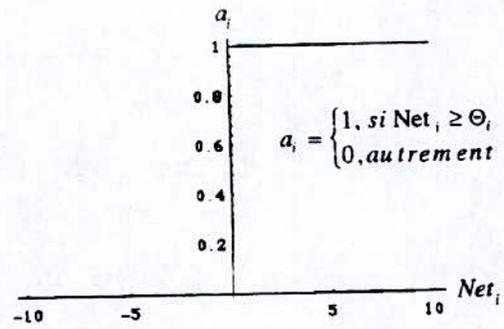
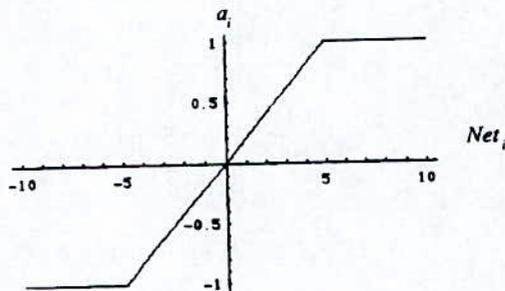


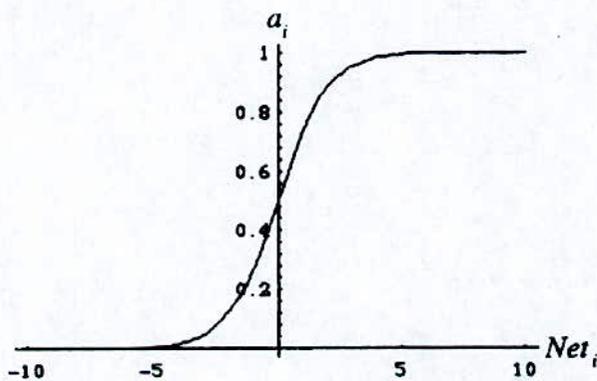
Fig III.5.2 fonction seuil
 $\theta=0$



$$a_i = \begin{cases} \text{Max}_i, & \text{Net}_i > \Theta_i^+ \\ \text{Net}_i, & \Theta_i^- \leq \text{Net}_i \leq \Theta_i^+ \\ \text{Min}_i, & \text{Net}_i < \Theta_i^- \end{cases}$$

(Max = $\Theta_i^+ = -1$, Min = $\Theta_i^- = 1$)

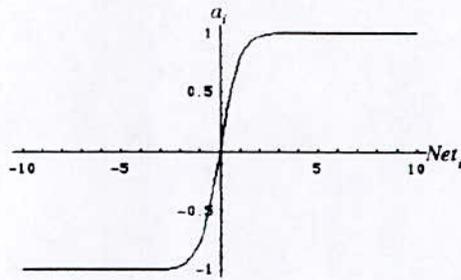
Fig III.5.3 fonction linéaire bornée



$$a_i = \frac{1}{1 + e^{-\text{Net}_i}}$$

$$\frac{da_i}{d\text{Net}_i} = a_i(1 - a_i)$$

Fig III.5.4 fonction sigmoïde exponentielle



$$a_i = \tanh(Net_i)$$

$$\frac{da_i}{dNet_i} = (1 - a_i^2)$$

Fig III.5.5 fonction sigmoïde tangentielle

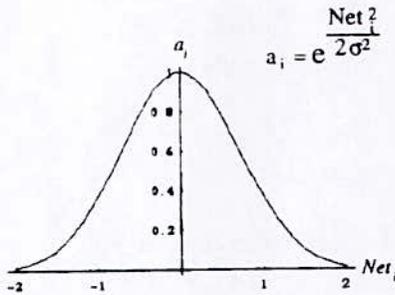


Fig III.5.6 fonction gaussienne
 $\sigma=1$

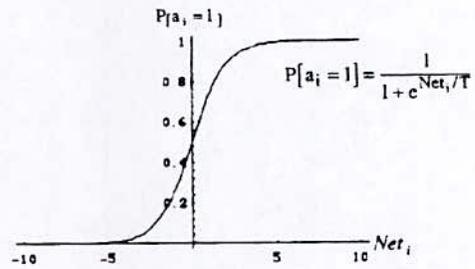
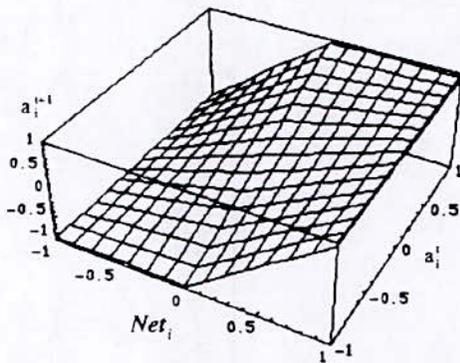


Fig III.5.7 fonction stochastique
 $T=1$



$$a_i^{t+1} = a_i^t + \begin{cases} (\Theta_i^+ - a_i^t)Net_i - \gamma(a_i^t - \Theta_i^0), & \text{si } Net_i \geq 0 \\ (a_i^t - \Theta_i^-)Net_i - \gamma(a_i^t - \Theta_i^0), & \text{sinon} \end{cases}$$

$$(\Theta_i^+ = 1, \Theta_i^- = -1)$$

Fig III.5.8 fonction mémoire

Avec :

a_i : la fonction d'activation du neurone i .

Net_i : représente la fonction discriminant du neurone i .

- **Fonction Seuil** : Le seuillage introduit une non-linéarité dans le comportement du neurone, cependant il limite la gamme de ses réponses possibles à deux valeurs. voir fig III.5.2
- **Fonction Linéaire bornée** : Cette fonction représente un compromis entre la fonction linéaire et la fonction seuil. voir fig III.5.3
- **Fonction sigmoïde exponentielle** : C'est l'équivalent continu de la fonction linéaire bornée, étant continu, elle est dérivable. Vu ces nombreux avantages, ce type de fonction est généralement employé dans le perceptron multicouches. La dérivée de cette fonction possède l'avantage d'être simple à calculer Voir fig III.5.4
- **Fonction sigmoïde tangentielle** : L'apprentissage des réseaux multicouches converge plus rapidement quand cette fonction est employée plutôt que la sigmoïde exponentielle. Voir fig III.5.5
- **Fonction gaussienne** : Cette fonction d'activation n'est pas monotone croissante, elle est d'un caractère local. Dans ce présent travail on va s'intéresser particulièrement à cette fonction. Voir fig III.5.6
- **Fonction stochastique** : Cette fonction détermine la probabilité que l'activation d'un neurone soit à 1 au lieu de spécifier directement l'activation du neurone. Voir fig III.5.7
- **Fonction à mémoire** : Ici, le comportement du neurone est fonction de l'activation passée et de son activation pondérée. Le neurone répond linéairement à son activation pondérée jusqu'à ces bornes $[\theta^-, \theta^+]$. L'activation passée du neurone agit comme un biais, et affecte la sensibilité du neurone sans l'activation pondérée. Voir fig III.5.8

III.5 Classification des réseaux de neurones

La figure (III.6) montre les différentes possibilités de classification des réseaux de neurones artificiels :

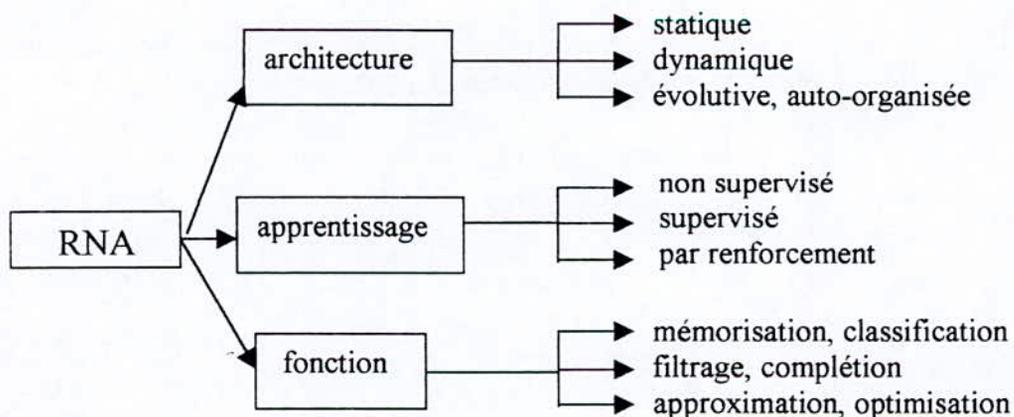


fig III.6 : les différentes possibilités de classification des RNA

III.6 Architecture des réseaux de neurones

III.6.1 Entrées et sorties d'un réseau de neurones

Tout l'intérêt d'un réseau réside en sa capacité de résoudre des problèmes pratiques. Pour l'utiliser, il est nécessaire de communiquer au réseau les données du problème en question et de lui en tirer les résultats de ses calculs.

Répartissons donc les neurones du réseau en trois couches :

- Couche E (Ensemble des neurones d'entrée) : Ils perçoivent les données du problème sous forme d'un vecteur codé qu'on nomme patron d'entrée.
- Couche S (Ensemble des neurones de sortie) : L'activation de ces neurones sera interprétée comme la réponse du réseau, cette réponse est sous la forme d'un vecteur codé (qu'on va décoder pour interpréter les résultats) nommé patron de sortie.
- Couche C (Ensemble des neurones cachés) : Ces neurones ne sont ni à l'entrée ni à la sortie, ils sont entre les deux couches E et S. Cette couche est d'un intérêt particulier pour le réseau, c'est elle qui détermine les performances et les limitations du réseau (voir paragraphe III.7.2).

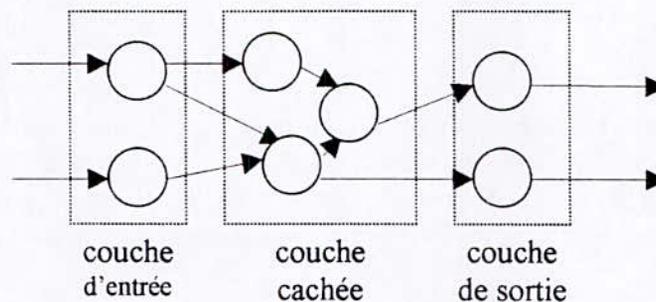
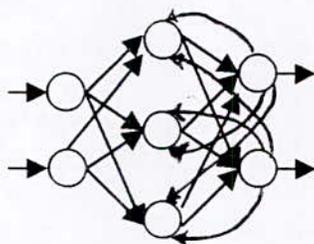


fig III.7 Disposition en couches d'un réseau de neurones

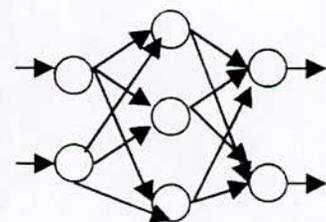
III.6.2 La connectivité dans les réseaux de neurones

Ce sont les contraintes de connectivité qui différencient entre les différentes architectures des réseaux de neurones. parmi ces contraintes on peut citer :

- L'existence ou l'absence de couches ou de chemin circulaire (récurrents). A partir de cette contrainte on peut faire la distinction entre deux types de réseaux ; les réseaux dynamiques et les réseaux statiques.



Réseau dynamique

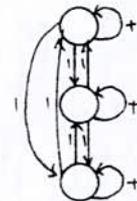


Réseau statique

- Une structuration du réseau en couches de neurones : L'idée associée à cette contrainte, est qu'on peut caractériser de façon différente les connectivités intra-couches et inter-couches. Ainsi, les connexions entre neurones de la même couche sont interdites ou au contraire présentent sous différentes formes.

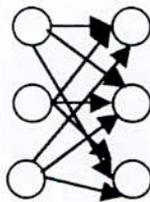


Connexion entre neurones d'une même couche interdite (statique)

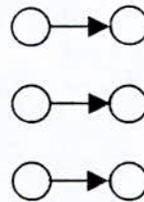


connexion dite on-center, off-surround chaque neurone s'excite lui-même et inhibe tous les autres neurones de la même couche

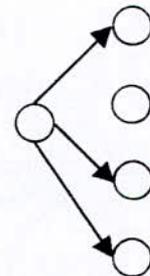
- La connectivité inter-couche : elle peut être complète, bijective ou même probabiliste.



Connectivité complète



Connectivité bijective



Connectivité probabiliste

Cependant on ne distingue que trois types de réseaux à architecture différente :

- Réseaux statiques.
- Réseaux dynamiques.
- Réseaux à architecture évolutive et organisée.

III.6.3 Les poids synaptiques

Une fois l'architecture du réseau déterminée, il reste à choisir les valeurs des poids synaptiques des connexions que cette architecture a présenté, souvent ce choix est implicite dans les contraintes de connectivité choisies. Dans d'autre cas, le réseau est suffisamment simple pour les déterminer directement selon l'effet désiré.

Cependant, les cas simples sont l'exception, plutôt qu'une règle., un réseau de neurones comporte en général un grand nombre de connexions, qui ont de surcroît un rapport fort complexe avec le comportement du réseau. De fait, la plus part des modèles de réseau disposent de mécanismes capables de modifier leurs poids synaptiques automatiquement, ils sont dotés de règles d'apprentissage.

Ces règles d'apprentissage, ainsi que le choix de la fonction d'activation et des contraintes de connectivité, constituent les principaux éléments qui définissent un modèle de réseaux de neurones.

III.7 Comportement dynamique des réseaux de neurones

III.7.1 Activation et propagation [Jod 94]

Le comportement d'un neurone dépend essentiellement du choix de sa fonction d'activation. L'activation calculée par cette fonction affecte par l'entremise des connexions, d'autres neurones du réseau, c'est la propagation de l'activation au niveau du réseau entier qui est la source de son comportement collectif.

On peut distinguer deux types de propagation d'activation :

Activation synchrone : Tous les neurones sont mis à jour en même temps, ceci implique que chaque neurone calcule son activation à partir de l'activation que les autres neurones affichent au pas de temps précédent.

Activation asynchrone : Les neurones sont mis à jour un par un. Un neurone donné calcule donc son activation à partir d'activations qui peuvent ou non avoir été fraîchement recalculé.

Les liaisons entre les neurones peuvent être de deux types, des liaisons de coopération ou des liaisons de compétition, suivant les liens qui les relient (excitateurs ou inhibiteurs), et quelle que soit la tâche effectuée (détection de formes en traitement d'image, satisfaction de contraintes en recherche opérationnelle, classification ou autres...) les deux types de liaisons sont exploités.

III.7.2 Performance et limitation

Les performances d'un réseau de neurones sont déterminées par son comportement devant un problème donné, ce comportement est dicté par l'architecture du réseau, le nombre de neurones dans le réseau est la fonction d'activation des neurones. Par exemple dans un réseau statique, le calcul de la valeur de sortie ne dépend que de l'entrée courante. En revanche, dans un réseau dynamique, ce calcul peut dépendre d'entrée moins récente.

Cependant l'expérience a démontré que chaque réseau présente des limitations de calcul et trouve des difficultés à réaliser certaines tâches malgré les performances qu'il peut présenter dans la réalisation d'autre tâche c'est le cas du Perceptron de F. Roseblatt (réseau à deux couches entrée - sortie). Mais, ces limitations peuvent être surpassées en ajoutant au réseau des neurones cachés, en effet cette opération fait augmenter les performances du réseau à condition que les neurones du réseau soient non linéaire et plus il y a de couches cachées plus facile, sera la tâche à réaliser.

Remarque : Dans le cas où les neurones seraient linéaires l'ajout de couche n'a aucun effet.

III.8 Stabilité des réseaux de neurones

Il est connu que tout système dynamique est confronté au problème de stabilité. Dans ce sens, les réseaux de neurones notamment ceux d'architecture entièrement connectée, doivent vérifier la condition de stabilité. En effet, dans ce genre d'architecture, une fois simulé, le réseau de neurones entre dans une phase de circulation massive d'information entre les neurones. D'une manière générale, à chaque instant les neurones peuvent calculer leurs activations et envoyer leurs sorties vers les autres neurones ou vers l'extérieure. Il est donc important, pour que le réseau fonctionne correctement, de vérifier que ce régime de circulation d'information s'arrête en atteignant la stabilité et de prévoir où il s'arrêtera.

III.8.1 Fonction de Lyapunov

Vérifier la stabilité d'un réseau de neurones, c'est établir que, lorsque écarté de son état initial, celui-ci évolue vers un autre état d'équilibre. Pour ce faire, un théorème utilisant le formalisme de Lyapunov est utilisé.

Si on peut trouver une fonction $V(x_1, x_2, \dots, x_n)$, de l'espace des états d'un système dynamique quelconque vers R , tel que n'importe quelle variation des états de ce système conduit à la décroissance de cette fonction, ce système a donc une solution stable. [Pat 96]
La fonction V vérifiant ces conditions, est dite de Lyapunov ou fonction d'énergie. Cette fonction doit donc vérifier que :

$$\begin{aligned} V(X) &\geq 0 \\ &\forall X \\ V'(X) &< 0 \end{aligned}$$

Il est à noter que trouver une telle fonction pour un système dynamique est une condition suffisante mais pas nécessaire pour établir sa stabilité.

III.8.2 Stabilité du réseau de Grossberg

M. Cohen & S. Grossberg ont rigoureusement démontré qu'il existe une fonction d'énergie pour un réseau de neurones dynamique général dont l'équation décrivant son fonctionnement englobe tous les types de réseaux de neurones.

Le modèle du réseau de neurones qu'ils ont établi pour cela, est décrit par le système suivant d'équations différentielles non linéaires continues entièrement connectées [Kar 93] :

$$\frac{du_i}{dt} = a_i(u_i) \left[b_i(u_i) - \sum_{j=1}^n w_{ij} d_j(u_j) \right] \quad (\text{III.8})$$

Avec :

- u_i : représente l'activité du $i^{\text{ème}}$ neurone.
- $d(.)$: sortie des neurones, qui doit être monotone.
- $W = [w_{ij}]$: la matrice des poids synaptiques.
- $a(.)$: fonction définie positive.

$\left[\sum_{j=1}^n w_{ij} d_j(u_j) \right]$: représente l'entrée du $i^{\text{ème}}$ neurone de la part des neurones constituant ce réseau.

La décroissance de l'activité de ce neurone dépend de la fonction $b_i(u_i)$ qui doit être, dans ce cas inférieur à l'entrée du réseau.

Le modèle de réseau défini par l'équation (III.8) présente un cas général d'un réseau entièrement interconnecté, les autres réseaux peuvent être identifiés comme des cas particuliers de cette équation.

Pour démontrer la stabilité de ce modèle, la fonction d'énergie proposée est de la forme [Sim 90] :

$$V = - \sum_{i=1}^n \int_0^{u_i} b_i(\zeta_i) d'_i(\zeta_i) d\zeta_i + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n w_{jk} d_j(u_j) d_k(u_k) \quad (\text{III.9})$$

Pour vérifier les conditions de la fonction de Lyapunov, on a :

$$V = \frac{dV}{dt} = - \sum_{i=1}^n a_i(u_i) d'_i(u_i) \left[b_i(u_i) - \sum_{k=1}^n w_{ik} d_k(u_k) \right]^2 \quad (\text{III.10})$$

Ainsi sous condition que $w_{ij} = w_{ji}$, ce qui revient à une matrice des poids synaptiques W symétrique. Et sachant que $a_i(u_i) \geq 0$ (les fonctions $a(\cdot)$ sont définies positives) et $d'_i(u_i) \geq 0$ (la fonction d'activation $d(\cdot)$ monotone), on obtient $dV/dt \leq 0$.

Ainsi la stabilité de cette couche de neurones entièrement connectée est démontrée, les autres modèles de réseaux étant en général de structures relativement plus simples peuvent établir de même leur stabilité. Les fonctions d'énergie d'autres réseaux, comme celui de Hopfield, par exemple, ne sont que des cas particuliers du modèle de Grossberg.

III.9 Apprentissage des réseaux de neurones

Les contraintes de connectivité qui définissent l'architecture des réseaux permettent un réglage du comportement de ces derniers, mais un contrôle plus fin n'est possible que si on peut moduler la valeur des poids synaptiques de ces connexions.

Cependant, le choix d'un ensemble de poids synaptiques corrects est un problème difficile en raison de leur nombre et de la complexité de leur rapport avec le comportement global du réseau. C'est pourquoi, la majorité des réseaux de neurones disposent d'une règle d'apprentissage qui leur permet d'adapter leurs poids automatiquement en fonction d'un critère, soit interne ou externe.

Idéalement, l'apprentissage d'un réseau vierge s'effectuerait en le plaçant immédiatement en situation où il développerait automatiquement un comportement adéquat. Cependant cet apprentissage dit interactif « on line » est relativement peu employé, en général on effectue l'apprentissage à part sur un échantillon de patrons présélectionnés (corpus d'apprentissage) cet apprentissage est dit différé « off line ».

III.9.1 Protocole d'apprentissage [Jod 94]

III.9.1.1 La procédure d'apprentissage

L'apprentissage d'un réseau se fait généralement dans le contexte d'une tâche ou d'un comportement à apprendre, il se fait sur une période relativement longue, durant laquelle les patrons d'entrée (et éventuellement les patrons de sorties désirés) peuvent être présentés au réseau un grand nombre de fois.

Chaque apprentissage comprend 4 étapes de calculs :

- 1) Initialisation des poids synaptiques du réseau : la pratique courante est d'initialiser à des petites valeurs aléatoires.
- 2) Présentation du patron d'entrée et propagation de l'activation.
- 3) Calcul de l'erreur
- 4) Calcul du vecteur de correction : A partir des valeurs de l'erreur, on détermine alors la correction à apporter aux poids synaptiques des connexions et aux différents paramètres du neurone.

Les étapes 2, 3 et 4 sont répétées jusqu'à la fin de l'apprentissage.

III.9.1.2 La procédure de validation croisée

La validation croisée est une méthode d'entraînement fort utile, qui permet d'estimer les performances en généralisation d'un réseau après apprentissage, elle est surtout utilisée pour éviter les problèmes de sur-apprentissage ou apprentissage par cœur (Le réseau apprend à traiter spécifiquement les informations du corpus d'apprentissage au détriment de ses performances sur le problème général). Donc pour éviter cela, il est primordial de connaître l'instant où l'on doit interrompre la procédure d'apprentissage pour cela on utilise un second corpus (corpus test) distinct du corpus d'apprentissage. Si le réseau commence à apprendre par cœur, ses performances en test se dégradent.

Cependant il est toujours nécessaire de mesurer les performances du réseau sur un 3^{ème} corpus (corpus de validation). Les performances du réseau sur ce 3^{ème} corpus sont employées pour juger du succès ou de l'échec de l'apprentissage.

La validation croisée procède donc en trois étapes :

- L'apprentissage lui-même
- Une étape de teste.
- Une étape de validation à posteriori.

III.9.2 Les différents types d'apprentissage

Les techniques d'apprentissage des réseaux de neurones se répartissent en trois grandes familles :

III.9.2.1 Apprentissage non supervisé

La règle d'apprentissage n'est pas fonction du comportement de sortie du réseau, mais plutôt du comportement local des neurones. Ceci simplifie considérablement le problème du

choix des poids synaptiques mais rend plus ténue l'association entre l'apprentissage et un quelconque comportement globale.

Comme exemple, on prend, l'apprentissage Hebbien :

$$W_{ij} = h A_i A_j$$

avec

h : ($0 < h \sim 1$) constante quelconque.

W_{ij} : Le poids synaptique entre les neurones i et j .

$A_i A_j$: La corrélation entre l'activation des neurones i et j du réseau.

Il existe d'autre type d'apprentissage autre que le Hebbien comme la technique des k plus proche voisin.

III.9.2.2 Apprentissage supervisé

Le but de l'apprentissage supervisé est d'inculquer un comportement de référence au réseau. On suppose alors qu'à chaque patron d'entrée I_i^T est associée une sortie désirée D_i^T .

L'apprentissage se déroule de la manière suivante :

Un patron est présenté au neurone d'entrée, la réponse des neurones de sortie est alors comparée aux valeurs désirée, ceci détermine l'erreur du réseau E^T pour le patron donné.

$$E^T = (e^T_1, e^T_2 \dots e^T_k)$$

$$e^T_i = (f_E(y_{i1}, d_{i1}), f_E(y_{i2}, d_{i2}), \dots f_E(y_{id}, d_{id}))$$

Avec :

E^T : l'ensemble des erreurs commises pour tout les patrons d'entrées.

e^T_i : l'erreur commise pour le patron I_i^T .

$I_i^T = [x_{i1}, \dots, x_{in}]$: le $i^{\text{ème}}$ patron d'entrée.

$D_i^T = [d_{i1}, \dots, d_{id}]$: la sortie désiré associée au patron d'entrée I_i^T .

$Y_i^T = [y_{i1}, \dots, y_{id}]$: la sortie donnée par le réseau pour le patron d'entrée I_i^T .

n : le nombre de neurones d'entrées.

d : le nombre de neurones de sorties

k : le nombre de patrons d'entrée.

Il s'agit alors de répartir cette erreur à chaque poids du réseau en fonction de la part qu'il a joué dans la production de l'erreur. On procède alors à une modification des poids qui vise à réduire l'erreur ainsi calculée.

En pratique, on procède par une série d'approximations successives, ou l'ensemble des patrons est présenté plusieurs fois au réseau et ou les poids synaptiques sont modifiés de façon à améliorer graduellement le comportement global du réseau.

$$DW = F_w(W, E, h)$$

DW : Correction à apporté au poids du réseau.

F_w : Fonction qui calcule la modification à apporter au poids W

E : L'erreur

h : Souvent appelé pas d'apprentissage

En général pour cet apprentissage, on utilise la méthode du gradient (descente de gradient). Voir figure (III.8)

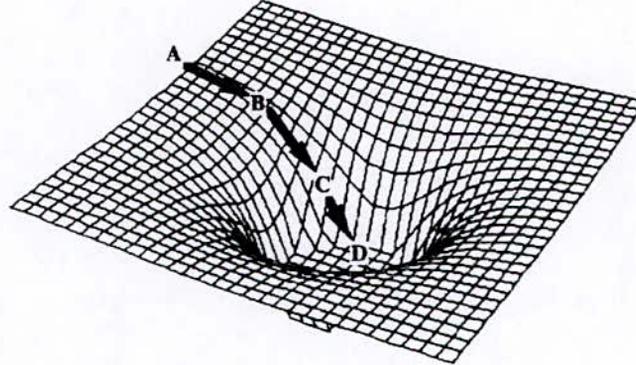


Fig III.8 la descente de gradient trouve, à partir d'une solution initiale (A) des solutions successivement meilleures, en effectuant des sauts (B,C) dans la direction opposée au gradient de la fonction E, la solution (D) est minimum de E

III.9.2.3 Apprentissage semi-supervisé

Les techniques d'apprentissages semi-supervisés, sont fondées sur l'observation d'un comportement de référence précis, chose qu'on ne dispose pas dans un grand nombre de problème, dans ces techniques d'apprentissage semi-supervisées, les différentes observations et prédictions, faites par le réseau, sont entreposées jusqu'à l'apparition de la cible, puis la correction se fait en comparant chaque prédiction au résultat final.

Cependant ces techniques d'apprentissages semi-supervisées présentent plusieurs inconvénients, comparées aux autres techniques, à commencer par l'espace mémoire nécessaire au stockage, la concentration de la charge de calcul au moment de l'aperçu de l'événement, le temps d'apprentissage qui est très long et pour terminer la convergence du réseau.

III.9.3 Les problèmes d'apprentissage

- Insuffisance de la règle d'apprentissage et sur-apprentissage : dans les deux cas, le problème concerne la durée de l'apprentissage.
- Minima locaux : problème rencontré dans les apprentissages supervisés procédent par descente du gradient.
- Mauvais choix des paramètres : tel que le nombre de neurones cachés dans le réseau, cette valeur est particulièrement importante parce qu'elle détermine la capacité de calcul du réseau.
- Mauvais échantillonnage : Le corpus d'apprentissage n'est pas représentatif.
- Mauvais codage.

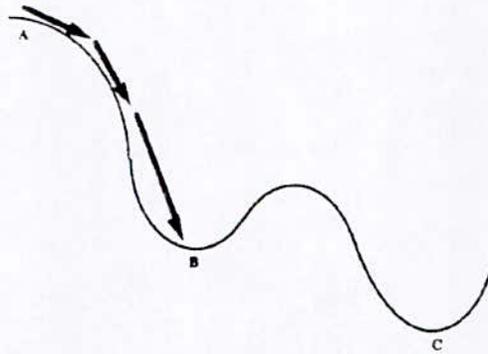


Fig III.9 problème des minima locaux

III.10 Les réseaux de neurones à fonction de base radiale RBF

III.10.1 Principes de base

Les réseaux de neurones RBF (radial basis function), sont des réseaux à une seule couche cachée, qui ont pour origine une technique d'interpolation nommée méthode d'interpolation RBF.

L'idée principale de l'interpolation, introduite par M.J.D. Powell, est que chaque fonction $f(x)$ d'une variable $x \in \mathbb{R}^n$ peut être approché par une interpolation composée par la somme de p fonctions noyaux de forme fixée $\Phi(\cdot)$ [Her 94] :

$$\text{Avec :} \quad f(x) = \sum_{i=1}^p \lambda_i \Phi(\|x - \zeta_i\|) \quad (\text{III.11})$$

$\Phi(\cdot)$: C'est la fonction noyau.

ζ_i : Représentent les nœuds d'interpolation pour $i = 1, \dots, p$.

λ_i : Sont des paramètres que l'on déterminera à partir des exemples connus x_i, γ_i en résolvant le système

$$f(x_i) = \gamma_i \quad i = 1, \dots, k.$$

Cette méthode d'interpolation, a comme particularité, que ses fonctions noyaux sont locales, c'est à dire qu'elles ne donnent des réponses utiles que pour un domaine de valeurs restreint, leur champ récepteur. Ce champ est défini autour d'un point, le noyau ou le centre, et est généralement circulaire.

La réponse de la fonction noyau est maximale au noyau et décroît généralement de façon monotone avec la distance.

La fonction la plus utilisée dans ce domaine est la Gaussienne, vu ses caractéristiques :

$$\Phi(x) = \exp\left(-\frac{d_i(x)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (\text{III.12})$$

Avec :

$d_i(x) = \|x - c_i\|$: La distance euclidienne entre le vecteur x et le centre c_i .

c_i : Centre de la fonction noyau.

σ_i : Paramètre mesurant la dispersion du champ récepteur.

Cependant il existe une multitude d'autres fonctions noyaux, à savoir :

- La fonction linéaire : $\Phi(x) = d_i(x)$.
- La fonction cubique : $\Phi(x) = d_i(x)^3$.
- La fonction multiquadratique : $\Phi(x) = (d_i(x)^2 + k^2)^{1/2}$.
- La fonction logarithmique décalée : $\Phi(x) = \log(d_i(x) \cdot (d_i(x)^2 + k^2))$.

III.10.2 Architecture et fonctionnement des réseaux RBF

Un réseau de neurones RBF possède trois couches :

- Une couche d'entrée.
- Une couche cachée, composée de neurones à fonctions d'activations noyaux (la fonction Gaussienne dans notre travail), et à discriminants à fonctions radiales de base.
- Une couche de sortie, dont les neurones sont généralement animés par une fonction d'activation linéaire.

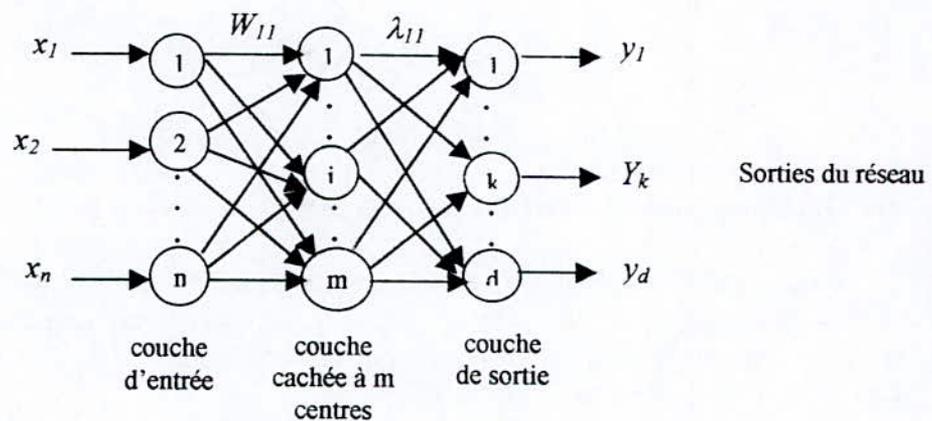


fig III.10 architecture d'un réseau RBF multi-sortie

Chaque neurone de la couche cachée réalise donc une fonction noyau, la position de son centre est alors codée par des poids d'entrée du neurone, et la dispersion par un paramètre interne.

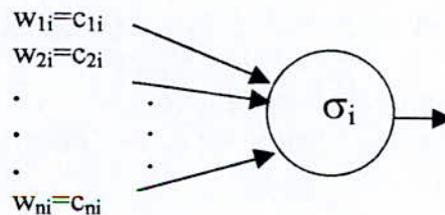


Fig III.11 l'un des neurones de la couche cachée

Lorsqu'un vecteur x est présenté à l'entrée du réseau, chaque neurone de la couche cachée calcule à travers son discriminant, la distance euclidienne $d_i(x)$ de cette entrée par rapport au centre du champ récepteur qu'il représente.

Le neurone compare donc, son entrée avec le vecteur codé dans ses poids et répond par une activation d'autant plus forte que l'entrée est semblable au vecteur codé dans ses poids.

Ainsi, à partir de la figure III.10, en se plaçant dans le cas multivariable, on a :

- La sortie de chaque neurone de la couche cachée est calculée en appliquant la fonction noyau :

$$S_i(x) = \Phi(\|x - c_i\|) \quad i=1, \dots, m \quad (\text{III.13})$$

avec m est le nombre de neurones cachés.

Cette fonction est généralement choisie Gaussienne (III.12).

- La couche de sortie du réseau qui est constituée de neurones linéaires effectue l'approximation définie par la somme pondérée suivante :

$$y_k(x) = \sum_{i=1}^m \lambda_{ik} \Phi(\|x - c_i\|) \quad k=1, \dots, d \quad (\text{III.14})$$

Avec d le nombre de neurone de sortie.

III.10.3 Caractéristique de fonctionnement et recouvrement

Le bon fonctionnement d'un réseau de neurones RBF dépend essentiellement de la manière dont il couvre tout l'espace d'entrée. Alors, pour couvrir uniformément la partie utile de cet espace, on dispose les centres des RBF en treillis régulier, ainsi on respecte les contraintes de couvertures et de généralisation localisée.

Cependant, cette disposition des centres s'avère quelques fois impraticable, vu le nombre trop élevé de centres donc de neurones à utiliser. Pour cela, des techniques d'ajustement des centres et des rayons d'un réseau RBF sont proposées. On verra ces techniques dans la partie apprentissage.

III.10.4 Apprentissage des réseaux RBF [Yed 98]

L'apprentissage d'un réseau RBF comprend deux étapes :

- Apprentissage de la couche cachée : sélection des centres.
- Apprentissage de la couche de sortie : détermination des poids synaptiques de cette couche.

Afin d'éviter l'utilisation d'un grand nombre de neurones, les centres doivent être choisis de sorte à effectuer un échantillonnage représentatif de l'espace d'entrée. Quant aux poids synaptiques, leurs déterminations constituent la partie la plus simple de l'apprentissage.

En effet, la sortie étant linéaire, n'importe quel algorithme d'optimisation linéaire (LMS, par exemple) peut être aisément utilisé.

Dans ces méthodes d'apprentissage, ils existent trois approches différentes qui peuvent être utilisées :

- Apprentissage supervisé, utilisant les algorithmes d'entraînement basés sur l'optimisation.
- Apprentissage supervisé de regroupement (clustering) hiérarchique.
- Apprentissage non supervisé basé sur un algorithme de regroupement.

Nous présentons ci dessous un algorithme d'entraînement pour chaque type d'approche :

a. Méthode de centrage adaptatif (*adaptive centering method*)

Comme pour les paramètres de pondération λ_{ij} , à toute valeur attribuée aux centres C_i correspondra une certaine erreur en sortie, il est aisé de remarquer, à partir de l'équation (III.14), que cette erreur est aussi bien dérivable par rapport aux centres qu'aux poids synaptiques.

Ainsi, tous ces paramètres peuvent être ajusté en utilisant la méthode de descente du gradient jusqu'à obtention d'un minimum satisfaisant. Nous présentons ci-dessous les étapes de cette technique d'apprentissage supervisé :

1. Initialiser les centres $C_i(0)$, les paramètres de la sortie Gaussienne de chaque neurone de la couche cachée $\sigma_i(0)$, $1 \leq i \leq m$ et les poids synaptiques $\lambda_{ij}(0)$, $1 \leq i \leq n$.
2. Choisir un taux d'entraînement $\alpha < 1$ variable ou fixe.
3. Présentation successive de p exemples d'entraînement.
Calcul de l'erreur quadratique en sorties E entre la réponse désirée et celle fournie par le réseau :

$$E = \sum_{p=1}^M \sum_{j=1}^n (d_j^p - y_j^p)^2 \quad (\text{III.15})$$

Avec :

M : représentant le nombre d'exemples d'entraînement.

y_j^p et d_j^p : représentent respectivement la $j^{\text{ème}}$ sortie du réseau et celle désirée pour le $p^{\text{ème}}$ vecteur d'entrée.

4. Réajuster les centres et éventuellement les paramètres des fonctions noyau (les Gaussiennes) :

$$\begin{aligned} C_i(t+1) &= C_i(t) + \alpha \Delta C_i(t) \\ \sigma_i(t+1) &= \sigma_i(t) + \alpha \Delta \sigma_i(t) \end{aligned}$$

avec : (III.16)

$$\Delta C_i(t) = - \frac{\partial E}{\partial C_i(t)}$$

$$\Delta \sigma_i(t) = - \frac{\partial E}{\partial \sigma_i(t)}$$

$$1 \leq i \leq m$$

α : taux d'apprentissage.

5. Réajuster les poids synaptiques

$$\lambda_{ji}(t+1) = \lambda_{ji}(t) + \alpha \Delta \lambda_{ji}(t)$$

avec :

$$\Delta \lambda_{ji}(t) = -\frac{\partial E}{\partial \lambda_{ji}(t)}, 1 \leq j \leq d, 1 \leq i \leq m \quad (\text{III.17})$$

6. Répéter les étapes de 3 à 5, le nombre de fois nécessaire jusqu'à obtention de la précision désirée en sortie.

Cet algorithme simplifie l'apprentissage, dans le sens où les poids et les centres sont adaptés directement ensemble, et ceci en dépit du calcul des dérivées partielles de l'erreur par rapport à chaque centre. Un développement de cette méthode ainsi que les expressions détaillées de toutes les dérivées peuvent être trouvées dans [khe 94].

b. Méthode basée sur l'algorithme de regroupement (clustering algorithm)

Dans cette méthode, le calcul des dérivées par rapport aux centres n'est pas nécessaire, elle repose sur le partage de l'espace des exemples en sous-espaces, représentant chacun une classe différente.

Cet algorithme de regroupement comprend un apprentissage non supervisé, basé sur l'approche du *Nearest Neighborhood*, les étapes de cet algorithme d'apprentissage des RBF sont les suivantes :

1. Initialiser les centres $C_i(0)$, $1 \leq i \leq m$ avec des valeurs aléatoires et choisir un taux d'apprentissage initial $\alpha(0) < 1$.
2. Calculer la distance euclidienne de l'exemple X^p par rapport à chaque classe.

$$dis_i(p) = \| X^p - C_i(p-1) \| \quad 1 \leq i \leq m \quad (\text{III.18})$$

3. Noter l'argument k pour lequel la distance est minimale :

$$k = \arg [\min(dis_i(p))] \quad 1 \leq i \leq m \quad (\text{III.19})$$

tel que $\arg[.]$ identifie le rang du neurone i dans la couche cachée.

4. Réadapter les centres :

$$C_i(p) = C_i(p-1) \quad \text{pour : } 1 \leq i \leq m \text{ et } i \neq k \quad (\text{III.20})$$

$$C_i(p) = C_i(p-1) + \alpha(p) [X^p - C_i(p-1)] \quad \text{pour : } i = k \quad (\text{III.21})$$

5. Réduire le taux d'apprentissage :

$$\alpha(p) = \frac{\alpha(p-1)}{1 + \text{int}[\frac{p}{M}]^2} \quad (\text{III.22})$$

$\text{int}[.]$: partie entière

M : le nombre d'exemple que contient la base d'apprentissage.

6. Refaire les étapes de 1 à 5 jusqu'à ce que chaque exemple soit classé et que les classes ne changent plus.

Pour les poids synaptiques, la méthode des moindres carrés peut aisément être utilisée après la détermination des centres.

Contrairement au premier, cet algorithme détermine d'abord les centres, puis les poids synaptiques. L'apprentissage non supervisé utilisé pour la détermination des centres, peut limiter le nombre de neurones, suivant le nombre de classes auquel cet apprentissage a abouti, tandis que dans le premier algorithme (apprentissage supervisé), le nombre de neurones a été fixé dès le début.

c. Algorithmes d'apprentissage supervisé de regroupement hiérarchique

Ces méthodes, basées sur la classification des exemples d'entraînement, nécessitent la présence des couples d'entrées et leurs sorties désirées. Elles permettent, tout en procédant avec un apprentissage supervisé, de rendre l'architecture du réseau évolutive, ce qui permet de limiter le nombre de neurones dans la couche cachée et d'accélérer l'apprentissage.

Il existe deux techniques différentes pour ce type d'apprentissage : la première consiste à commencer l'apprentissage avec un seul neurone dans la couche cachée, et à augmenter leur nombre par la suite, pendant qu'avec la seconde, l'apprentissage commence avec un nombre important de neurone, pour faire diminuer pendant l'apprentissage. [Hus 95]

La première technique constitue une extension des réseaux RBF vers des réseaux Gaussiens appelé GPFN *Gaussian Potentiel Fonction Neural Networks*. Ces réseaux sont entraînés par la méthode supervisée hiérarchique (voir annexe).

Dans cette méthode d'entraînement, on définit pour chaque neurone une grandeur H_i appelée contours d'accommodations. cette grandeur est caractérisée par le rayon r_i de la classe limitant le champ d'action de la sortie du neurone qui la représente.

$$H_i = \{x / d(x, c_i, \sigma_i) \leq r_i^2 \}$$

Ainsi, à chaque itération, quand l'erreur de sortie est supérieure à un certain seuil prédéfini, si un exemple est repéré à l'intérieur d'une hyper-sphère H_i d'un neurone caché, dont la sortie est de la même classe que l'une des sorties du réseau, les paramètres de ce neurone à savoir les centres C_i , les poids synaptiques λ_{ij} et les paramètres de dispersion σ_i sont ajustés suivant la méthode du gradient. Si, par contre, aucune classe n'est repérée, un nouveau neurone, qui doit représenter ce nouvel exemple, est créé dans la couche cachée. Dans le cas où l'erreur est inférieure à la marge tolérée, les paramètres du réseau sont réadaptés et l'entraînement reprend pour d'autres exemples. [Lee 88,91]

La deuxième technique consiste à commencer avec un nombre important de neurones cachés, puis le faire diminuer au fur et à mesure que l'entraînement avance, en fusionnant les unes avec les autres les classes les plus corrélées entre elles. A chaque itération, le neurone représentant la classe la plus éloignée des autres dont la sortie est la plus corrélée avec le vecteur de sortie désiré est repéré. Ce neurone est retenu, son vecteur centre est égal à l'exemple d'apprentissage qu'il représente et ses poids reliés aux sorties du réseau sont déterminés par les méthodes d'optimisation linéaire. L'exemple d'apprentissage que celui-ci représente est ôté de la base d'apprentissage et les exemples qui lui sont fortement corrélés, dans la base d'entraînement sont progressivement rangés avec lui dans la même classe. A la création de chaque classe les

pois du réseau sont recalculés et la précision en sortie est testée. Ainsi, les neurones cachés nécessaires sont recrutés, les uns après les autres, créant une classe par itération, jusqu'à satisfaction du critère en sortie.

De cette manière l'entraînement est plus rapide et peut nécessiter, au maximum, un nombre d'itération égal au nombre d'exemples d'entraînement. dans ce cas échéant, le nombre de neurones cachés est égal au nombre d'exemples d'entraînement. [Mus 92][Hus 93]

III.11 Réseaux RBF et approximation des fonctions

En 1990, Girosio et Poggio ont introduit la notion de meilleur approximateur qu'ils définissent comme étant celui qui a la fonction la plus proche de celle à estimer [Hun 92]. Sur la base de ce critère, ils en ont déduit que les LBF ne représentent pas de meilleurs approximateurs et que les réseaux RBF en revanche, ont la propriété de meilleurs approximateurs.

Afin de montrer l'avantage qu'offre les réseaux RBF, en approximation, sur les autres réseaux de neurones on donne un exemple concernant la reconstitution d'un signal sinusoïdale. [Ren 95]

Le signal que l'on veut approximer est $f_1(x) = \sin(\pi/2 x)$ sur l'intervalle $[-1, 1]$. On dispose pour cela de 500 échantillons pris au hasard dans ce même intervalle et la fonction d'activation des réseaux RBF est choisie Gaussienne.

On définit à cette effet, certains indices de performances :

1. Erreur moyenne d'apprentissage :

$$\varepsilon_t = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p (y_i - y_{id})^2}{p}}$$

2. Erreur moyenne de validation :

$$\varepsilon_v = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^v (y_i - y_{id})^2}{v}}$$

avec

y_i : Sortie du réseau.

y_{id} : Sortie désirée .

P : Nombre d'échantillons d'apprentissage .

V : Nombre d'échantillons de validation choisis uniformément dans l'intervalle $[-1, 1]$

Ta : Temps d'apprentissage (c'est le nombre d'itérations avant que $\varepsilon_t < 0.01$) .

3. Taux de recouvrement :

En supposant que les gaussiennes du réseau RBF sont d'écart type constant (σ) et une distance entre centres δ , le taux de recouvrement est donnée alors par :

$$\tau = \exp\left(-\frac{\left(\frac{\delta}{2}\right)^2}{2\sigma^2}\right)$$

Pour un réseau à treillis régulier et uniforme sur le domaine d'approximation, le nombre de centres N et le taux de recouvrement τ définissent entièrement la topologie du réseau (disposition des centres et des rayons).

L'algorithme d'apprentissage est une descente du gradient du critère $J=\varepsilon_t^2$. Le tableau ci-dessous est obtenu pour 6 topologie différentes $A1, A2, \dots, A6$.

A1: Réseau neuronal sigmoïdal à 2 couches cachées et 46 poids.

A2: Réseau à base radiale normalisée (centres et rayons fixes); $N=4$; $\tau=75\%$.

A3: Réseau à base radiale normalisée (centres et rayons fixes); $N=11$; $\tau=75\%$.

A4: Réseau à base radiale non normalisée (centres et rayons fixes); $N=11$; $\tau=75\%$.

A5: Réseau à base radiale normalisée (centres et rayons fixes) ; $N=11$; $\tau=60\%$.

A6: Réseau à base radiale normalisée (centres et rayons fixes); $N=50$; $\tau=75\%$.

| | $\varepsilon_t(\%)$ | $\varepsilon_v(\%)$ | T_a |
|-----------|---------------------|---------------------|-------|
| <i>A1</i> | 0.99 | 1.10 | 70 |
| <i>A2</i> | 0.99 | 1.00 | 15 |
| <i>A3</i> | 0.06 | 0.07 | 11 |
| <i>A4</i> | 1.9 | 1.9 | - |
| <i>A5</i> | 0.43 | 0.44 | 10 |
| <i>A6</i> | 0.01 | 0.13 | 16 |

"Indices de performances pour différentes topologie"

On constate que :

1. Le niveau de performance d'un réseau sigmoïdal (utilisant l'algorithme de rétropropagation comme mécanisme d'apprentissage) peut être atteint avec un réseau à base radiale dont le nombre de paramètre est significativement moins élevé (dans cet exemple, 4 paramètres suffisent pour atteindre le niveau d'un réseau sigmoïdal à 46 poids ; en outre, le temps d'apprentissage est généralement bien meilleur avec les réseaux à base radiale).
2. Les réseaux à base radiale normalisée semblent donner des performances supérieures à celle d'un réseau à base radiale non normalisée.
3. Les erreurs d'approximation les plus élevées sont observées aux alentours des bornes du domaine (effets de bord) ; en outre les performances en extrapolation en dehors du domaine d'apprentissage peuvent être exécrables (aléatoire vu les caractères locaux des fonctions d'influence).

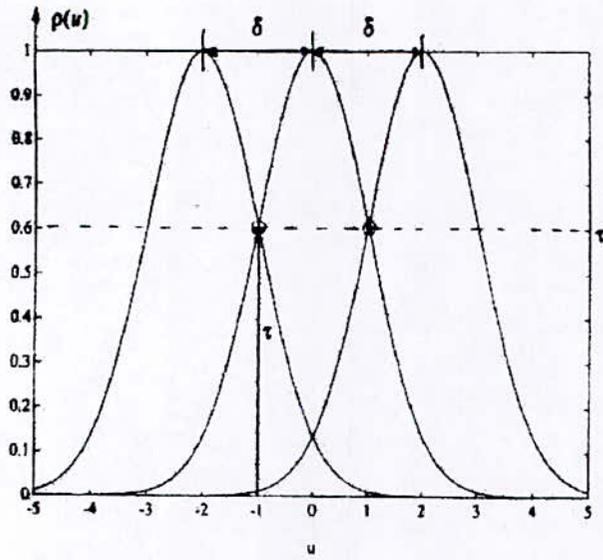


Fig III.12.1 Taux de recouvrement pour un treillis régulier unidimensionnel

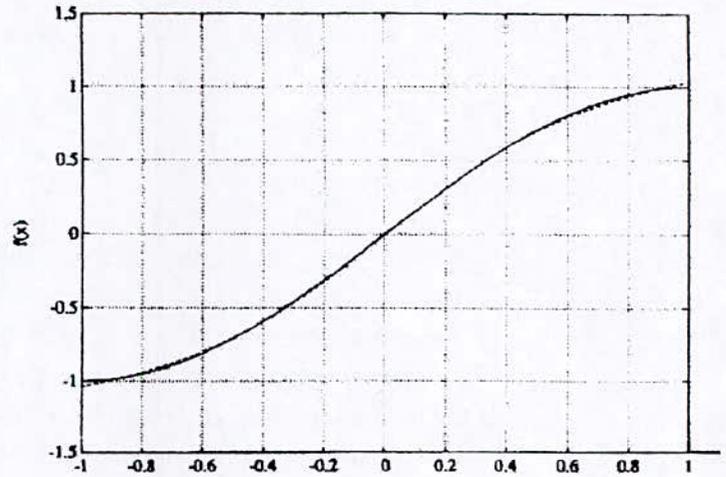


Fig III.12.2 Sortie du réseaux A1 et sortie désirée (-----=Sortie du réseaux) et (____=Sortie désirée)

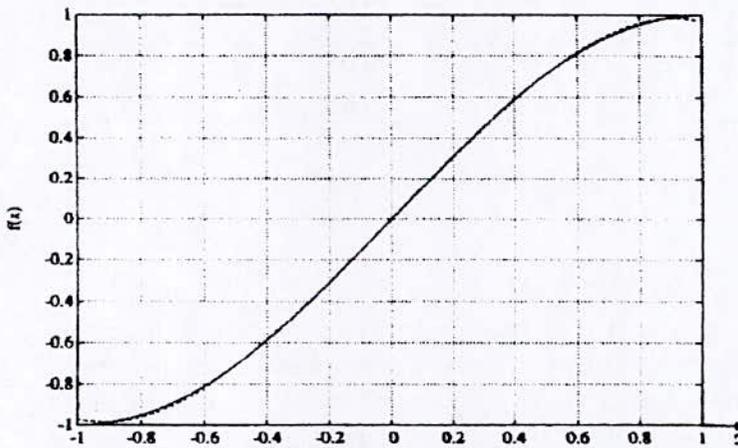


Fig III.12.3 Sortie du réseaux A2 et sortie désirée (-----=Sortie du réseau) et (____=Sortie désirée)

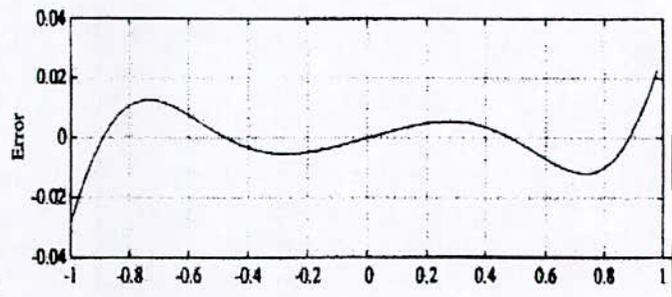


Fig III.12.4 Erreur d'approximation du réseaux A2 (Validation)

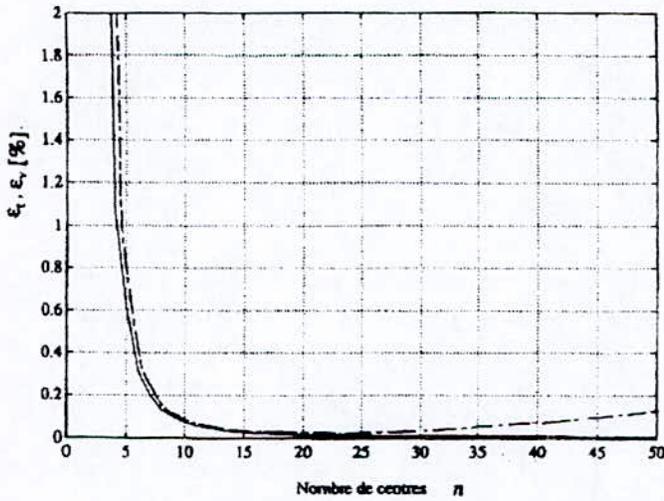


fig. III.12.5 Indices de performances en fonction du nombre de centre.

(— = \mathcal{E}_t ; - - - = \mathcal{E}_v)

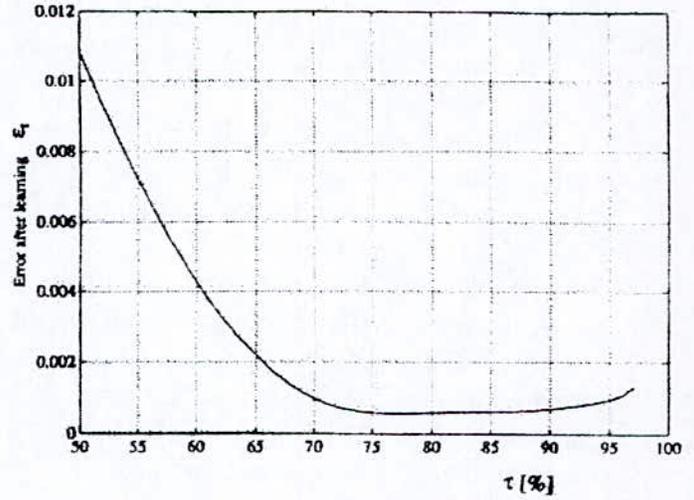


fig. III.12.6 Erreur d'apprentissage en fonction du taux de recouvrement

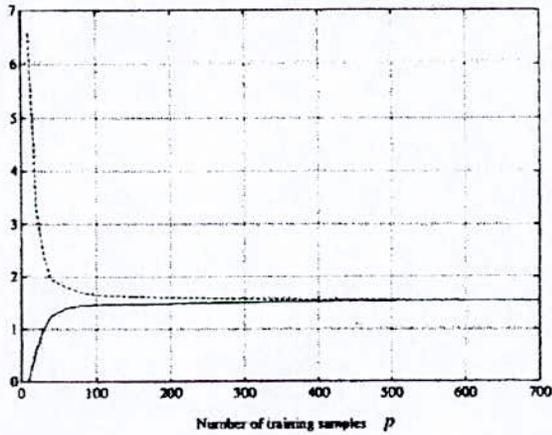


fig. III.12.7 Influence du nombre d'échantillons dans la base d'apprentissage sur les indices de performances

(— = \mathcal{E}_t ; - - - = \mathcal{E}_v)

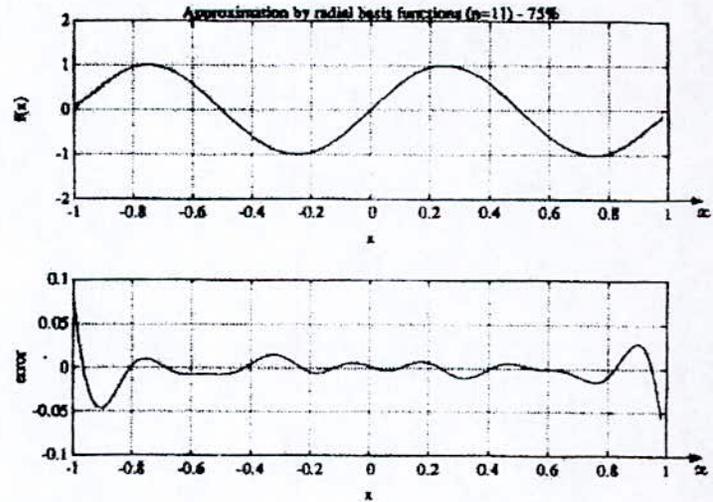


Fig III.12.8 Sortie du réseaux A3 et sortie désirée (- - - = Sortie du réseau) et (— = Sortie désirée)

III. 12 Conclusion

Dans ce chapitre on a introduit les différentes notions théoriques concernant les réseaux de neurones tel que l'architecture, l'activation et l'apprentissage. Chaque réseau est caractérisé par un certain nombre de paramètres (discriminant, fonction d'activation et autres) et les connexions qui relient les différents neurones du réseaux, en prenant compte de cela on peut aboutir à plusieurs modèles de réseaux (topologies).

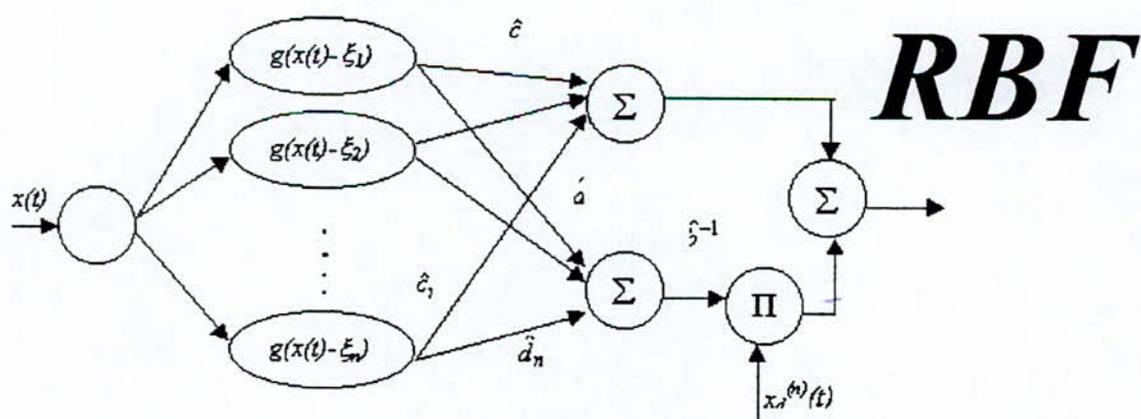
De manière générale les réseaux de neurones présentent un moyen efficace pour résoudre les problèmes devant lesquels, les méthodes classiques ont montré leurs limites, que cela soit en identification ou en commande, ils ont toujours donné des résultats satisfaisant.

Cependant, il se trouve que certains réseaux sont plus performants que d'autres, c'est le cas des réseaux RBF en général et les réseaux RBFG en particulier. Ces derniers présentent des possibilités d'adaptation très flexibles permettant de réduire le temps d'apprentissage et le nombre de neurones utilisé dans les couches cachées. Il a été démontré dans plusieurs travaux [San 92] [Ren 95], que les RBFG sont les meilleurs, concernant les applications d'approximation et d'identification.

Dans ce chapitre on s'est intéressé à ce type de réseaux vu que dans les futurs chapitres à venir, des stratégies de commande adaptative utilisant des neurones de même type seront utilisés.

Chapitre IV

Commande adaptative par Réseaux



Chapitre IV

Commande adaptative par réseaux de neurones *RBF*

IV. 1 Introduction

La théorie des systèmes de commande fournit des outils d'analyses et de synthèses parfaitement adaptés aux systèmes linéaires. Cependant, vu le caractère non linéaire de la plupart des systèmes à commander et leur fonctionnement en présence d'imprévisions, de perturbations et des variations de l'environnement, rend les méthodes linéaires très limitées, d'où la nécessité de développer de nouvelles techniques de commande qui puissent prendre en charge ces nouvelles considérations.

Beaucoup d'approches furent développées dans ce sens, mais sans aucun doute, la plus imposante est l'approche adaptative qui a donnée naissance à des applications impressionnantes dans divers domaines pratiques [Lan 79] [Goo 84] [Slo 88] [Ast 89], surtout avec le développement de la micro-électronique et de l'informatique qui a rendu facile l'implémentation des régulateurs adaptatifs, conduisant ainsi vers une variété d'applications industrielles qui auparavant étaient difficilement réalisables.

L'approche adaptative a pour objectif d'obtenir certaine performance désirée en présence des perturbations et des variations, par une réactualisation de certaines représentations déterminant le modèle du processus.

La commande adaptative s'adapte à un certain degré aux changements au niveau du processus et son environnement, mais lorsque la variation des paramètres est continue et faute de mémorisation, les performances de la commande se dégradent. Ainsi, la commande adaptative ne convient plus à cette situation, du fait qu'il y a un manque de corrélation entre les situations passées et celles présentes.

L'utilisation d'approximateurs universels, tels que les réseaux de neurones et les systèmes flous, dans la commande des systèmes non linéaires peut être interprétée comme une évolution naturelle des techniques de commandes, cette évolution est fondée sur plusieurs points :

- Capacité limitée des régulateurs classiques, nécessitant une étude détaillée de la dynamique du système, devant les systèmes complexes.
- Analyse des non-linéarités dures et quelconques (la commande adaptative classique ne garantie pas la compensation des incertitudes non structurées).
- Absence d'information a priori sur le système à commander, qui est considéré comme une boîte noire (entrées/sorties).

La capacité des réseaux de neurones à s'adapter suivant le comportement désiré a poussé leur utilisation dans la commande de systèmes dynamiques et dans le réglage adaptatif. En effet

dans ce cas il est question d'estimer des paramètres pour la détermination de la commande nécessaire [Ahm 93] [Asr 93].

Parmi les méthodes de synthèses des correcteurs les plus connues dont les réseaux de neurones artificiels ont trouvé leur applications directes, nous citons :

- La commande inverse [Hun92] [Mil 92].
- La commande supervisée [Hun 92] [Mil 92].
- La commande par bouclage linéarisant (feed-back linearisation) [Oza 91].
- La commande adaptative :
 - ❖ Auto-ajustable (STR) [Che 90].
 - ❖ Par modèle de référence (MRAC) [Nar 90].

La commande adaptative par réseaux de neurones est, généralement, appliquée en remplaçant les fonctions remplies par les différents blocs utilisés en commande adaptative classique, par des réseaux de neurones. M. Saad a montré qu'une telle commande peut nous libérer de la nécessité d'établir un modèle paramétrique de représentation pour le système et d'estimer ces paramètres. Ceci grâce à la capacité des réseaux de neurones en approximation de modèles dynamiques et leurs inverses, ce qui rend la commande adaptative par réseaux de neurones adaptée à la commande d'un grand nombre de systèmes complexes tels que les bras de robot et les machines électriques. Cette commande adaptative a été réalisée sous son aspect de régulateurs auto-ajustables et celui de modèle de référence.

Ce chapitre sera consacré à la commande adaptative par réseaux de neurones artificiels, une seule approche sera traitée, la commande auto-ajustable, plusieurs réseaux RBF seront proposés alors afin de réaliser cette commande. Par la suite, dans le souci d'améliorer l'apprentissage, une stratégie de commande par régulateur auxiliaire sera proposée.

IV.2 Régulateur Auto-ajustable par réseaux de neurones

Un régulateur Auto-ajustable à base de réseaux de neurones , vise à exploiter les capacités de ces réseaux en approximation , pour l'estimation des paramètres définissant le système , afin de les utiliser par le régulateur ,pour le calcul de la commande .

F.C Chen [Che 90] propose d'une manière générale ,un processus non linéaire commandé par un régulateur auto-ajustable, utilisant des réseaux de neurones afin d'estimer les paramètres utilisés par ce même régulateur .

Considérons la classe des systèmes non linéaire Siso décrite par :

$$y(k+1) = f(y(k), y(k-1), \dots, y(k-p), u(k-1), \dots, u(k-p)) + b((y(k), y(k-1), \dots, y(k-p), u(k-1), \dots, u(k-p)))u(k) \quad (IV.1)$$

Dans le cas ou l'on connaît les fonction $f(\cdot)$ et $b(\cdot)$, on peut obliger la sortie du système $y(k+1)$ à suivre une sortie désiré $y_d(k+1)$, en utilisant la stratégie de commande suivante :

$$u(k) = -\frac{f(\cdot)}{b(\cdot)} + \frac{y_d(k+1)}{b(\cdot)} \quad (IV.2)$$

Dans le cas ou les fonctions sont inconnues on utilise des réseaux de neurones afin de les approximer .

Cette stratégie de commande sera illustré pour un système du 1^{er} ordre , la forme (IV.1) se réduit alors à la forme suivante :

$$y(k+1) = f(y(k)) + b(y(k))u(k) \tag{IV.3}$$

Bien que $f(.)$ et $b(.)$ soient des fonctions scalaire inconnues, on supposera que le signe de $b(.)$ est connue.

Ces fonctions seront approximé par deux réseaux de neurones, une fois ces fonctions élaborées, un modèle du système défini par (IV.3) peut être élaboré :

$$\hat{y}(k+1) = \hat{f}(y(k), W(k)) + \hat{b}(y(k), V(k)) u(k) \tag{IV.4}$$

Avec :

$W(k)$: Les poids du 1^{er} réseau approximant $f(.)$ à l'instant k .

$V(k)$: Les poids du 2^{eme} réseau approximant $b(.)$ à l'instant k .

$$W=[w_0 \dots\dots w_{2p}] \text{ et } V=[v_0 \dots\dots v_{2q}]$$

Les réseaux utilisés sont des réseaux statique LBF à fonction d'activation tangente hyperbolique pour les neurones de la couche cachée et à fonction d'activation linéaire pour les neurone d'entrée et de sortie :

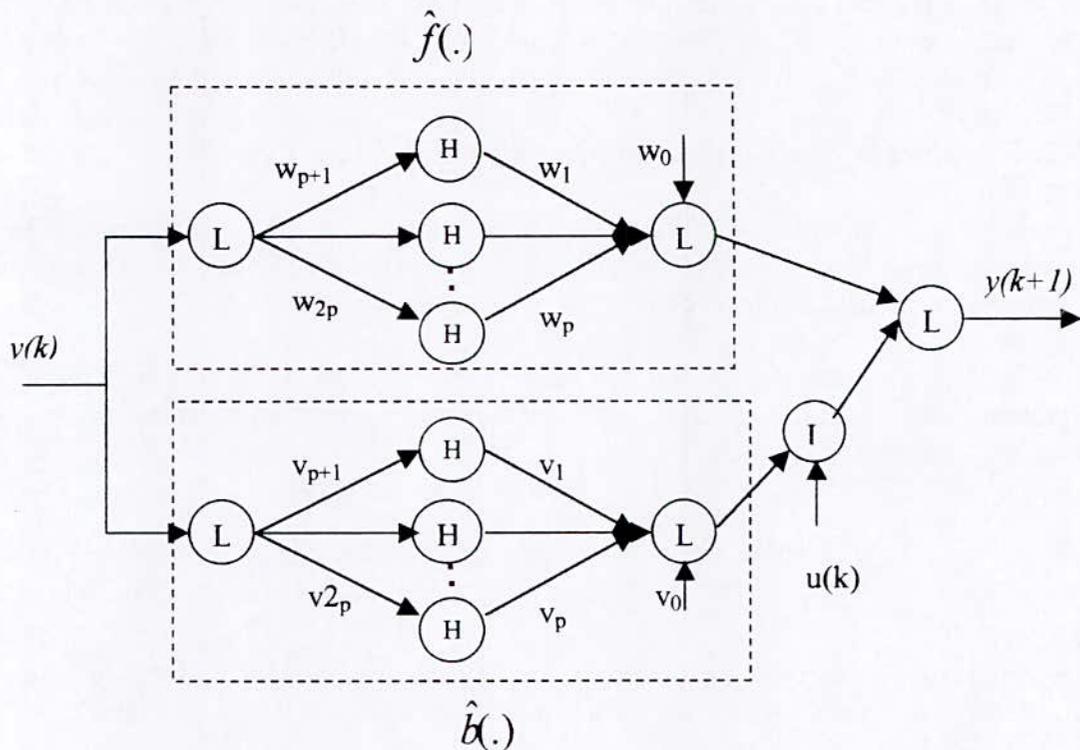


Fig IV.1 Approximation des fonctions $f(.)$ et $b(.)$ par deux réseaux de neurone statique LBF

Le schémas de commande sera alors comme suivant :

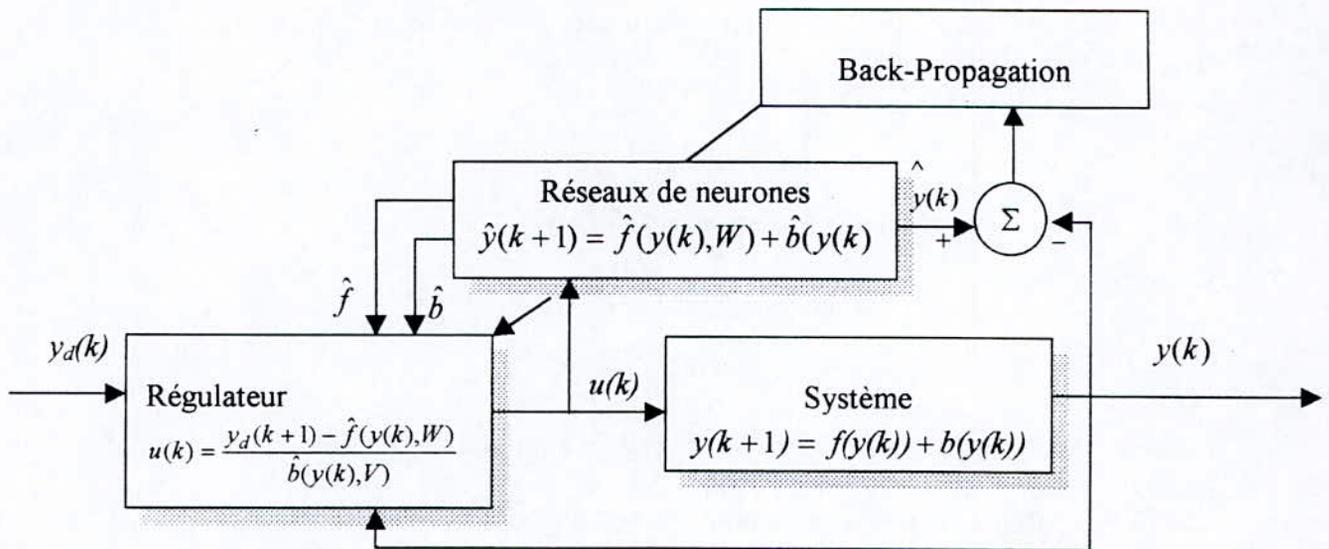


Fig IV.2 : Schémas de commande par RST

Pour que le système poursuive la sortie désirée $y_d(k)$, la commande à appliquer au système doit être de la forme :

$$u(k) = -\frac{\hat{f}(y(k), W(k))}{\hat{b}(y(k), V(k))} + \frac{y_d(k+1)}{\hat{b}(y(k), V(k))} \quad (IV.5)$$

A partir de (IV.3) et (IV.4), la sortie de système sera de la forme :

$$y(k+1) = f(y(k)) + b(y(k)) \left\{ -\frac{\hat{f}(y(k), W(k))}{\hat{b}(y(k), V(k))} + \frac{y_d(k+1)}{\hat{b}(y(k), V(k))} \right\} \quad (IV.6)$$

L'adaptation des poids synaptiques W et V des deux réseaux se fera par l'algorithme de Backpropagation en minimisant le critère

$$E(k) = \frac{1}{2} (Y_d(k+1) - y(k+1))^2 \quad (IV.7)$$

IV.3 Régulateur auto-ajustable par Réseaux de neurones RBF

Dans ce qui va suivre, on va appliquer la stratégie de commande présentée dans (IV.2.1), pour les systèmes de la forme :

$$x^{(n)}(t) = f(X(t)) + b(X(t)) u(t) \quad (IV.8)$$

avec :

x : la sortie à réguler

$X=[x, \dots, x^{(n-1)}]^T$: un vecteur d'état

Afin de forcer le système à suivre une trajectoire désirée $X_d=[x_d, \dots, x_d^{(n-1)}]^T$ on va utiliser la loi de commande suivante:

$$u(t) = -\frac{f(.)}{b(.)} + \frac{x_d^{(n)}(t)}{b(.)} \tag{IV.9}$$

Cette loi peut se mettre sous cette forme :

$$u(t) = -h(.) + b^{-1}(.)x_d^{(n)}(t) \tag{IV.10}$$

avec $h = b^{-1}f$

Au lieu d'approximer les fonctions $f(.)$ et $b(.)$ on approximera $h(.)$ et $b^{-1}(.)$, cette approximation pourra se faire par un seul réseau RBF.

Les réseaux RBF ont pour commodité ; la rapidité et la précision, de plus ils présentent des possibilités multiples d'adaptation à savoir (l'adaptation des poids et des centres), ce qui permet de réduire considérablement le nombre de neurones à utiliser.

La loi de commande peut se mettre alors sous la forme suivante:

$$u(t) = -\hat{h}(.) + \hat{b}^{-1}(.)x_d^{(n)}(t) \tag{IV.10}$$

Dans le cas où l'on choisit un réseau RBF gaussien, on aboutira au schéma de commande suivant :

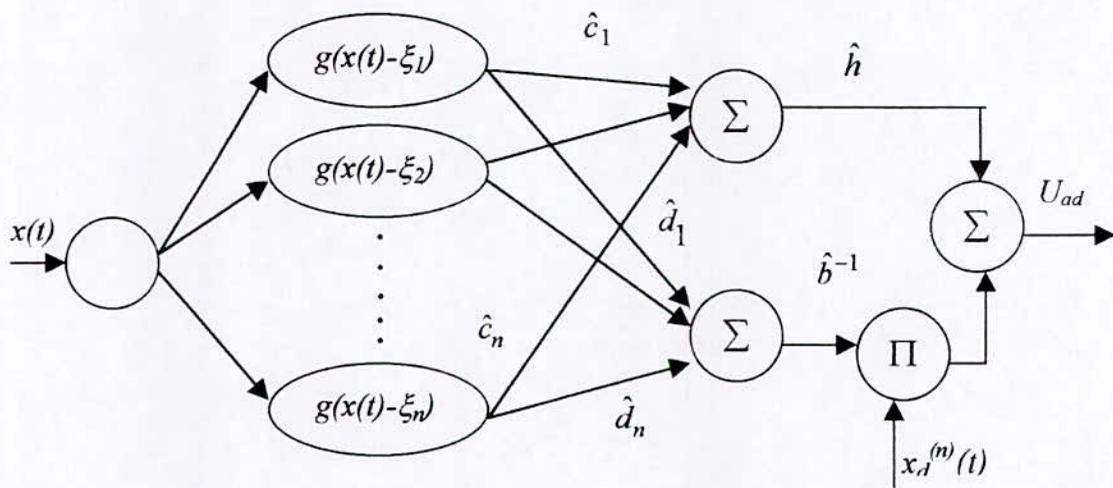


Fig IV.3 : Schémas de commande par RBF

Avec :

$$\hat{h}(t) = \sum_{i=1}^N \hat{c}_i g_{\sigma_i}(x(t) - \zeta_i)$$

et

$$\hat{b}^{-1}(t) = \sum_{i=1}^N \hat{d}_i g_{\sigma_i}(x(t) - \zeta_i) \tag{IV.11}$$

g_{σ_i} : La fonction d'activation gaussienne du neurone i .

ζ_i : Représente le centre de la fonction RBFG du neurone i .

\hat{c}_i, \hat{d}_i : Représente les poids synaptique sortant du neurone i .

σ_i^2 : Variance associée au neurone i .

Le critère à minimiser est J :

$$J = \frac{1}{2} (x_d(t) - x(t))^2 \quad (\text{IV.12})$$

D'où l'ajustement des poids :

$$\begin{cases} \frac{dc_i(t)}{dt} = -\eta_1 \frac{\partial J}{\partial c_i} \\ \frac{dd_i(t)}{dt} = -\eta_2 \frac{\partial J}{\partial d_i} \end{cases} \quad (\text{IV.13})$$

Dans le cas d'un ajustement des centres :

$$\frac{d\xi_i(t)}{dt} = -\eta_3 \frac{\partial J}{\partial \xi_i} \quad (\text{IV.14})$$

A . Stratégie de commande par régulateur auxiliaire

La mise en parallèle, avec le régulateur neuronal, d'un régulateur traditionnel (régulateur P, PI, PD, PID ou tout autre régulateur linéaire conçu suivant des méthodes de placement de pôles), permettra de laisser la prépondérance au régulateur auxiliaire au début de l'apprentissage, par la suite, le régulateur neuronal apprend à raffiner adéquatement la stratégie du régulateur auxiliaire.

L'utilisation d'un régulateur auxiliaire apporte une aide considérable à l'apprentissage cette aide peut prendre différentes formes :

1. Accélération de l'apprentissage, c'est à dire mettre moins de temps avant de trouver une stratégie de commande efficace.
2. Amélioration de la stabilité des algorithmes en début d'apprentissage et diminution des risques de divergence.

On aura donc l'erreur de poursuite définie par :

$$S(t) = \left(\frac{d}{dt} + \lambda \right)^{n-1} \tilde{x}(t) \quad (\text{IV.14})$$

avec : $\tilde{x}(t) = x_d(t) - x(t)$ et λ une constante strictement positive

L'évolution de $S(t)$ dans le temps sera régie par l'équation suivante :

$$\dot{S}(t) = -k_d S(t) \quad (\text{IV.15})$$

k_d : est une constante positive

Le rôle du régulateur auxiliaire est d'assister le régulateur neuronal dans l'étape transitoire jusqu'à atteindre la trajectoire désirée, son intervention est d'autant plus grande que l'erreur de poursuite est importante, d'où le choix de la commande U_{pd} de la forme:

$$U_{pd}(t) = -K_p S(t) \quad (IV.16)$$

K_p : est le gain du régulateur pd

La loi de commande totale aura la forme suivante :

$$U(t) = U_{ad}(t) + U_{pd}(t) \quad (IV.17)$$

On aboutit donc au schéma de commande suivant :

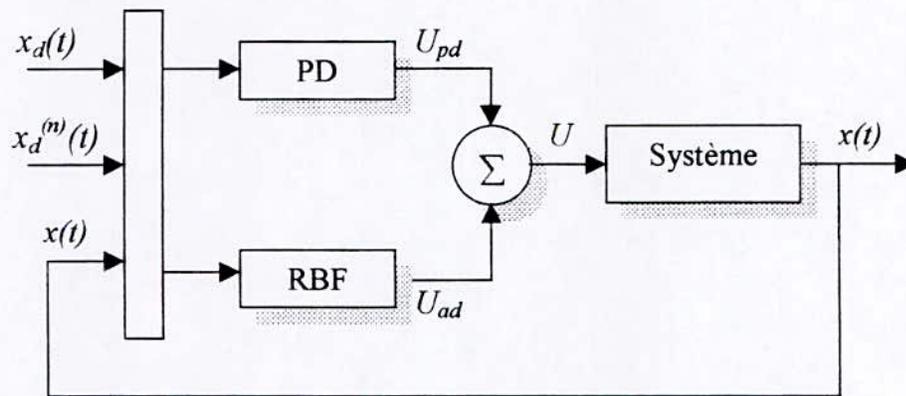


Fig IV.4 Schémas de commande RST utilisant les réseaux RBF avec un régulateur auxiliaire

B. Analyse de la stabilité

Pour prouver la stabilité et la convergence de l'erreur on considère la fonction de Lyapunov suivante :

$$V(t) = \frac{1}{2} (S^2(t) + \frac{1}{\eta_1} \sum_{i=1}^N \hat{c}_i^2(t) + \frac{1}{\eta_2} \sum_{i=1}^N \hat{d}_i^2(t)) \quad (IV.18)$$

On a :

$$\frac{dS^2(t)}{dt} = 2 \dot{S} S = -2 K_d S^2(t) \quad (IV.19)$$

En dérivant V et en utilisant (IV.19) on trouve :

$$\dot{V}(t) = -K_d S^2(t) + \frac{1}{\eta_1} \sum_{i=1}^N \hat{c}_i(t) \frac{d\hat{c}_i(t)}{dt} + \frac{1}{\eta_2} \sum_{i=1}^N \hat{d}_i(t) \frac{d\hat{d}_i(t)}{dt} \quad (IV.20)$$

Par construction du réseaux , le 2^{ème} terme est non positif donc

$$\dot{V}(t) \leq -K_d S^2(t) \quad \forall t \geq 0 \quad (IV.21)$$

D'où si S et tous les c_i et d_i sont bornés à l'instant $t=0$, ils le seront pour tout $t>0$, et comme $S(t)$ est uniformément borné et si $X(0)$ est aussi borné, alors les $X(t)$ le seront également pour tout $t>0$, et comme les X_d sont bornés par construction alors $S \rightarrow 0$ quand $t \rightarrow \infty$ [Slo 91], donc $\hat{f}(\cdot) \rightarrow 0$ quand $t \rightarrow \infty$, on déduit alors que l'erreur de poursuite est asymptotiquement bornée.

IV.4 Régulateur auto-ajustable par réseaux RBF appliqué à la MAS alimentée en courant

Afin d'appliquer la stratégie de commande présentée dans la partie (IV.2) sur la MAS on utilisera plusieurs type de réseaux RBF :

- RBFG(Gaussienne) sans utiliser un régulateur auxiliaire .
- RBFG(Gaussienne) avec utilisation d'un régulateur auxiliaire .
- RBFL(Lineaire) avec utilisation d'un régulateur auxiliaire .
- RBFQ(Quadratique) avec utilisation d'un régulateur auxiliaire .
- RBFG(gaussienne) avec utilisation d'un régulateur auxiliaire et adaptation des centres.

La régulation du flux et de la vitesse se fera grâce aux commandes I_{ds} et I_{qs} respectivement telle que :

$$\begin{cases} I_{ds} = I_{pd1} + I_{ad1} \\ I_{qs} = I_{pd2} + I_{ad2} \end{cases} \quad (IV.22)$$

Et les surfaces S_1 et S_2 sont données par :

$$\begin{cases} S_1(t) = \psi_d - \psi \\ S_2(t) = \omega_{md} - \omega_m \end{cases} \quad (IV.23)$$

Le schéma de commande sera le suivant :

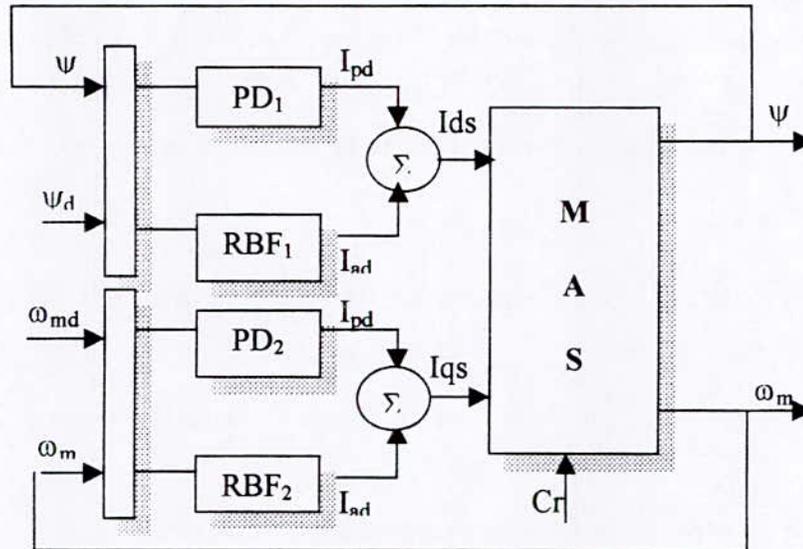


Fig IV.7. Commande de la MAS alimentée en courant par RBF

Simulation et Interprétation

Toutes les simulations ont été faites avec les paramètres suivants :

| Variables | Stratégies | Nombres de neurones | Gain d'apprentissage | Paramètre du PD |
|-----------|---------------------|---------------------|----------------------|-----------------|
| Flux | Centres fixes | 50 | Ka=50 | K= 4;Td=0.1 |
| | Centres adaptatives | 20 | Ka=70 | K= 4;Td=0.1 |
| Vitesse | Centres fixes | 100 | Ka=5 | K=0.04 ;Td=0.1 |
| | Centres adaptatives | 50 | Ka=5 | K=0.04 ;Td=0.1 |

Tab 4 Les différents paramètres de la commande adaptative par RBF de la MAS alimenté en courant

Remarques

Toutes les simulations de la commande adaptative par RBF de la MAS alimenté en courant ont été faites avec :

- Un taux de recouvrement de 75% que sa soit pour les gaussiennes ou pour toutes autres types de réseaux RBF à savoir (RBFL,RBFQ)
- Un gain d'ajustement des centres de $K_c=10$ en cas d'adaptation.

| Stratégie | Figures | Variations | Interprétations et commentaires |
|---------------------------------|---------|-----------------------------|---|
| RBFG sans PD | IV.8.1 | A vide | <ul style="list-style-type: none"> Le flux et la vitesse atteignent leurs références après (2 dépassement pour le flux et 1 dépassement pour la vitesse) , pour le flux cette référence est atteinte en 0.5 Sec tandis que celle de la vitesse est atteinte en 1. 5 Sec . On voit une bonne orientation du flux puisque le flux qr se stabilise à 0.065 Web . Les commandes (i_{ds} et i_{qs}) se stabilisent à 3.83 A et 0.9A respectivement mais présentent plusieurs oscillations et plusieurs cassures lors de l'apprentissage. |
| RBFG avec PD | IV.8.2 | A vide | <ul style="list-style-type: none"> Avec l'ajout du PD , le flux et la vitesse présentent de légers dépassements ,le flux se stabilise en 0.2 Sec et la vitesse en 0.7 Sec . Les commandes sont plus lisses et les oscillations disparaissent. |
| RBFL avec PD | IV.8.3 | A vide | <ul style="list-style-type: none"> Mêmes remarques que précédemment sauf que le flux et la vitesse présentent 1 dépassement chacun et mettent plus de temps pour atteindre leurs références (0.5 Sec et 1.5 Sec) comparé à ceux obtenues avec les réseaux RBFG avec PD . |
| RBFG avec PD | IV.8.4 | A vide | <ul style="list-style-type: none"> Même constatation que précédemment, sauf pour les temps de montée qui sont plus rapides comparé à ceux obtenus avec les RBFL mais moins rapide comparé au RBFG |
| RBFG Centres Fixes Avec PD | IV.8.5 | Inversion de la vitesse | <ul style="list-style-type: none"> L'inversion de vitesse se fait normalement en 1 Sec, aucun dépassement de vitesse n'est signalé . Le flux subit de légères fluctuations pendant l'inversion |
| | IV.8.6 | Introduction d'une charge | <ul style="list-style-type: none"> Lorsque la charge est introduite la vitesse chute jusqu'à 1420 Tr/min (chute de 5%) puis revient à sa valeur de référence . Les courants se réadaptent pour que le couple électromagnétique compense la charge introduite. |
| | IV.8.7 | Variation des paramètres | <ul style="list-style-type: none"> Rejet total de la perturbation , la vitesse n'est pas influencé, seul le flux chute de 10% c'est à dire 0.9 Web puis revient à sa valeur de référence . |
| RBFG Centres Adaptative Avec PD | IV.8.8 | Avide | <ul style="list-style-type: none"> Même remarque que RBFG à centres fixes (IV.8.2) avec de légères oscillations sur les commandes . |
| | IV.8.9 | Inversion de la vitesse | <ul style="list-style-type: none"> Même remarque que RBFG à centres fixes (IV.8.5) avec de légères oscillations sur les commandes . |
| | IV.8.10 | Introduction d'une charge | <ul style="list-style-type: none"> Même remarque que RBFG à centres fixes (IV.8.6) avec de légères oscillations sur les commandes |
| | IV.8.11 | Variation des paramètres | <ul style="list-style-type: none"> Même remarque que RBFG à centres fixes (IV.8.7) avec de légères oscillations sur les commandes . |
| | IV.8.12 | Poursuite d'une trajectoire | <ul style="list-style-type: none"> On constate que le système suit très bien la trajectoire de référence imposée , malgré la présence de variation brusque Les variations du couple électromagnétique montre que la vitesse de rotation du rotor suit à chaque instant sa consigne. Le courant I_{ds} se stabilise aux alentours de 3.8A vue que la référence du flux est maintenue tout au long des variations que subit la vitesse. |

Tab 5 Tableau récapitulatif (commande adaptative par RBF de la MAS alimenté en courant)

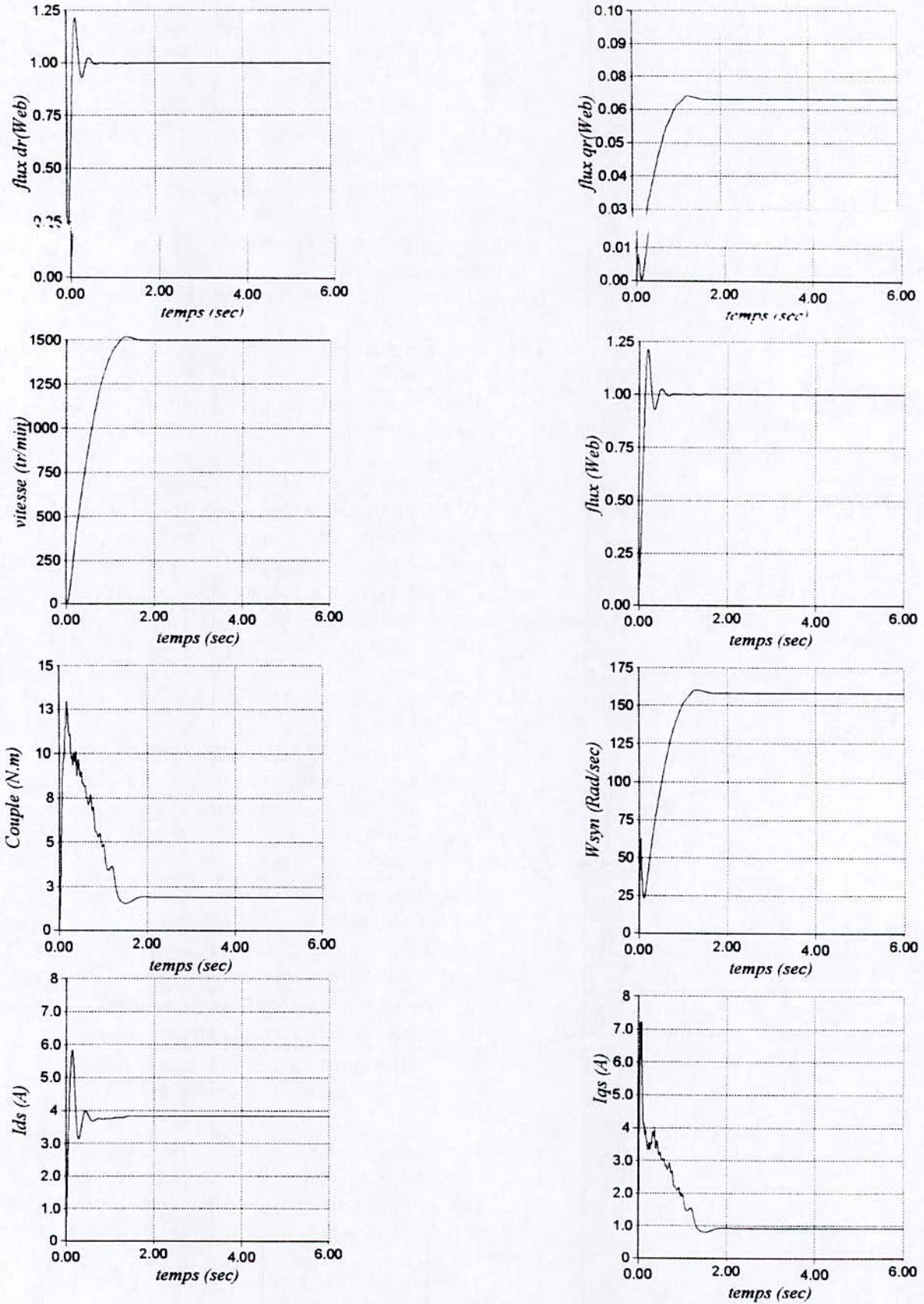


Fig IV.8.1 Simulation de la MAS alimentée en courant
(Commande adaptative par RBFG) sans utilisation du compensateur lineaire PD

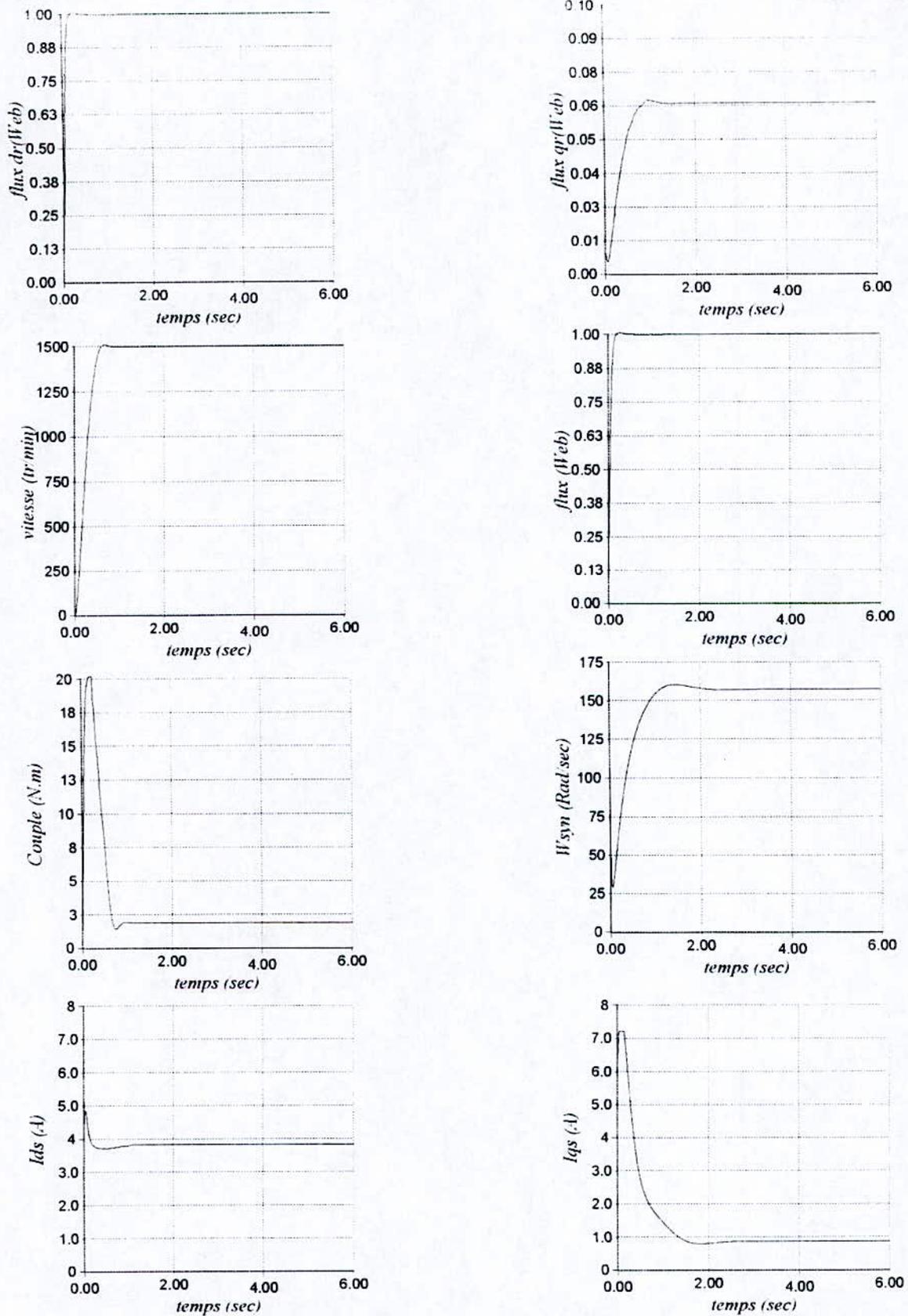


Fig IV.8.2 Simulation de la MAS alimentée en courant (Commande adaptative par RBFN) avec utilisation du compensateur lineaire PD

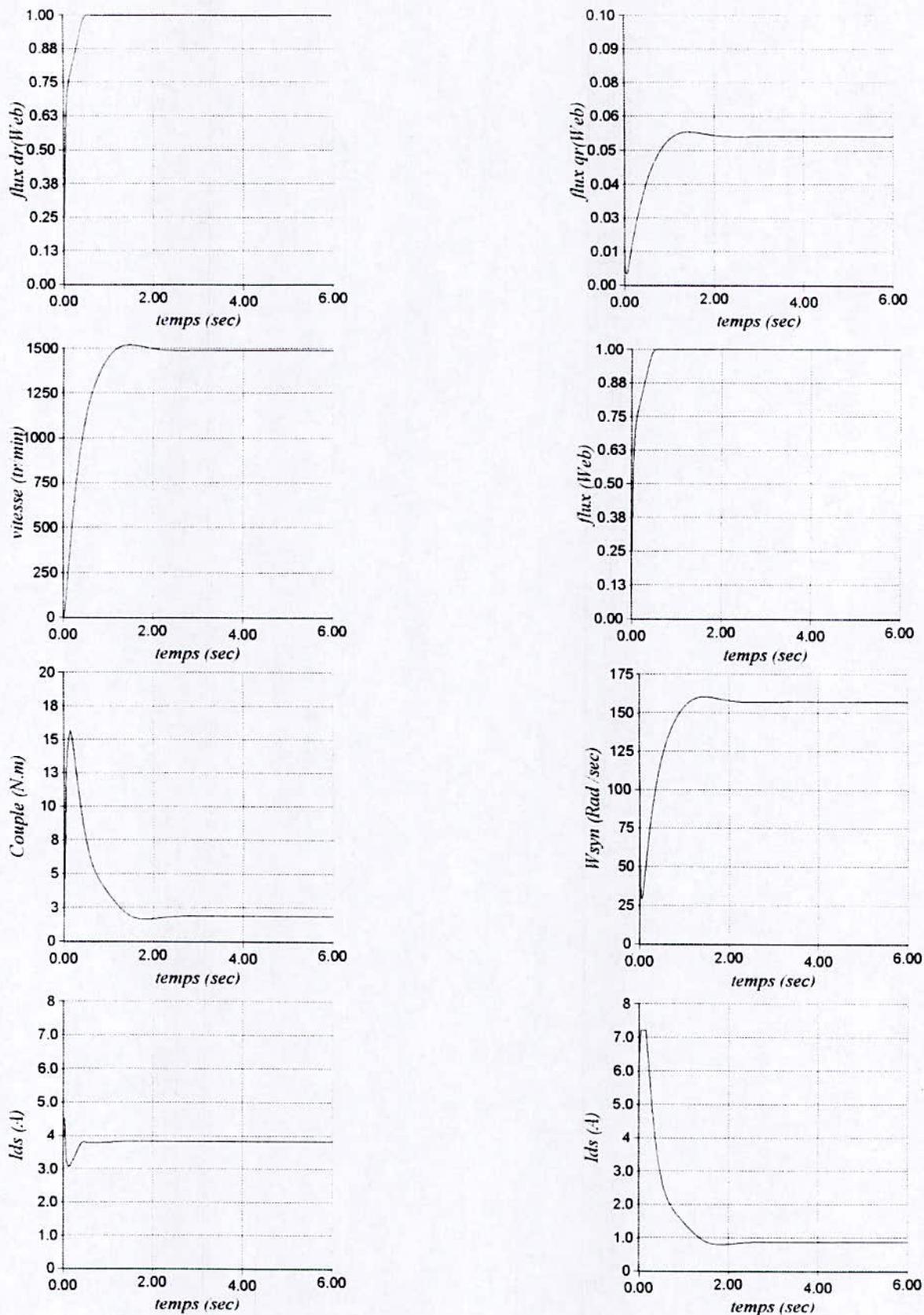


Fig IV.8.3 Simulation de la MAS alimentée en courant
(Commande adaptative par RBFL) avec utilisation du compensateur lineaire PD

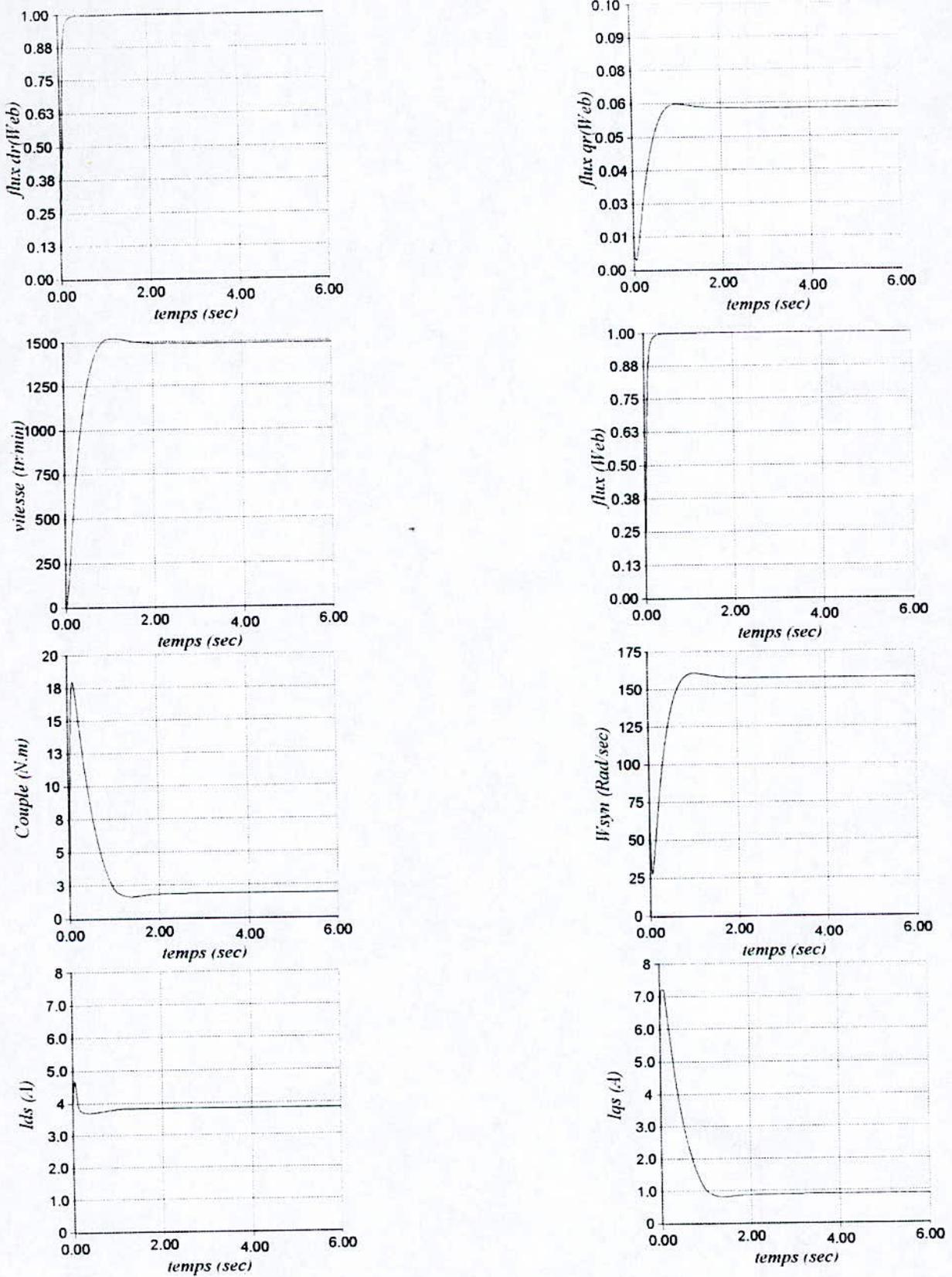


Fig IV.8.4 Simulation de la MAS alimentée en courant (Commande adaptative par RBFQ) avec utilisation du compensateur lineaire PD

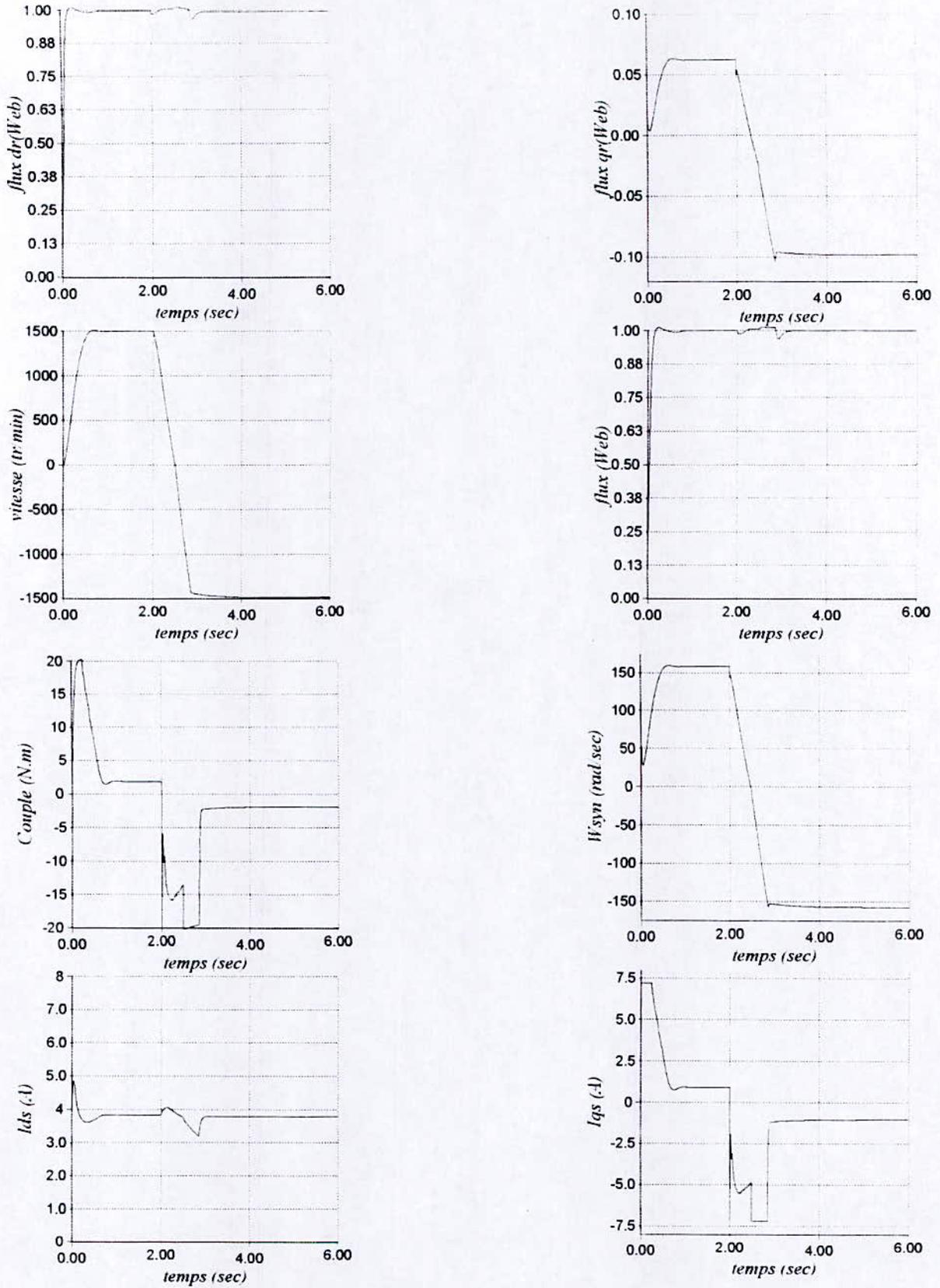


Fig IV.8.5. Inversion de la vitesse à $t=2$ sec
 Simulation de la MAS alimentée en courant (Commande adaptative par RBFN)

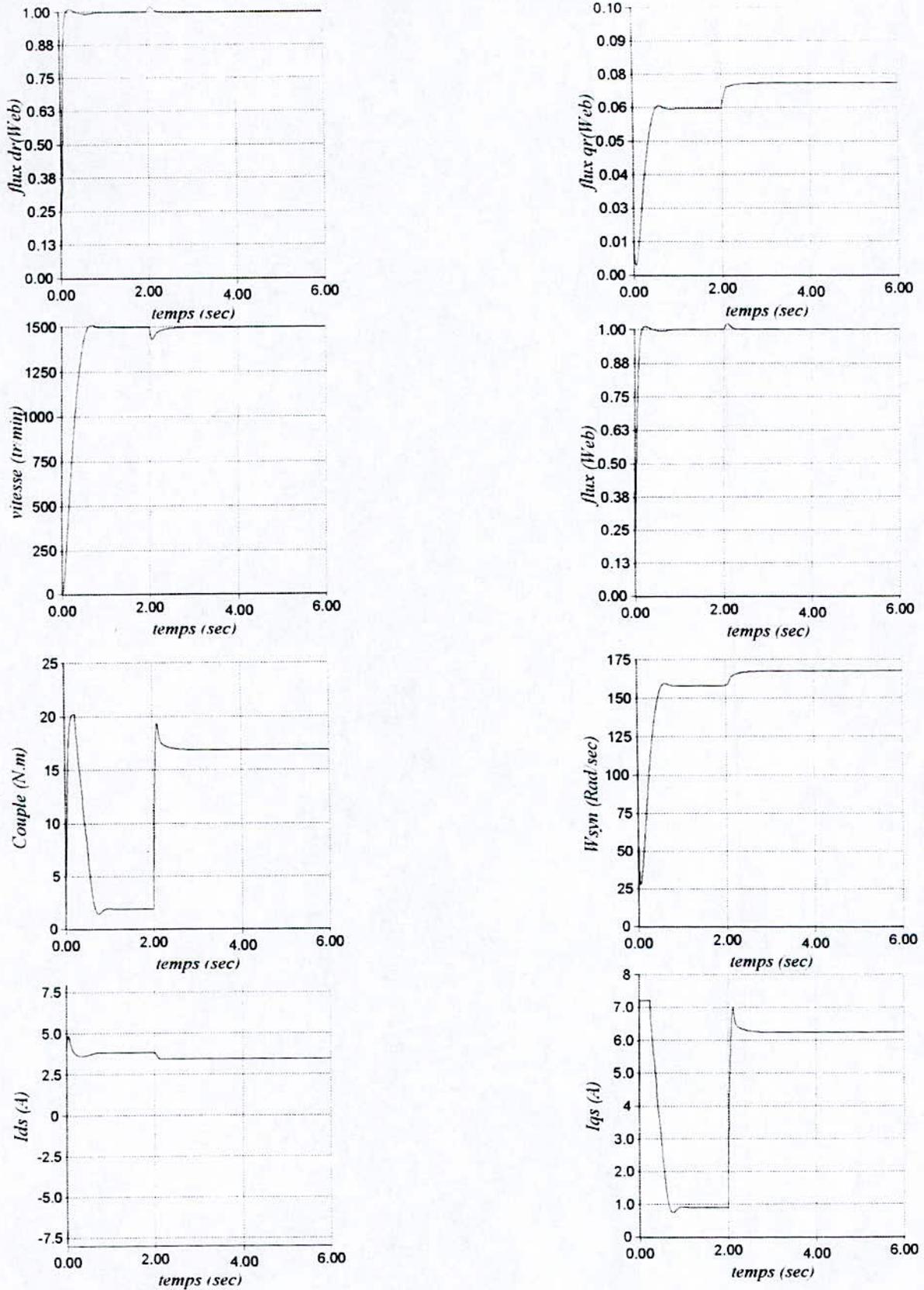


Fig IV.8.6. Introduction d'une charge $Cr=10N.m$ à $t=2$ sec
 Simulation de la MAS alimentée en courant (Commande adaptative par RBFN)

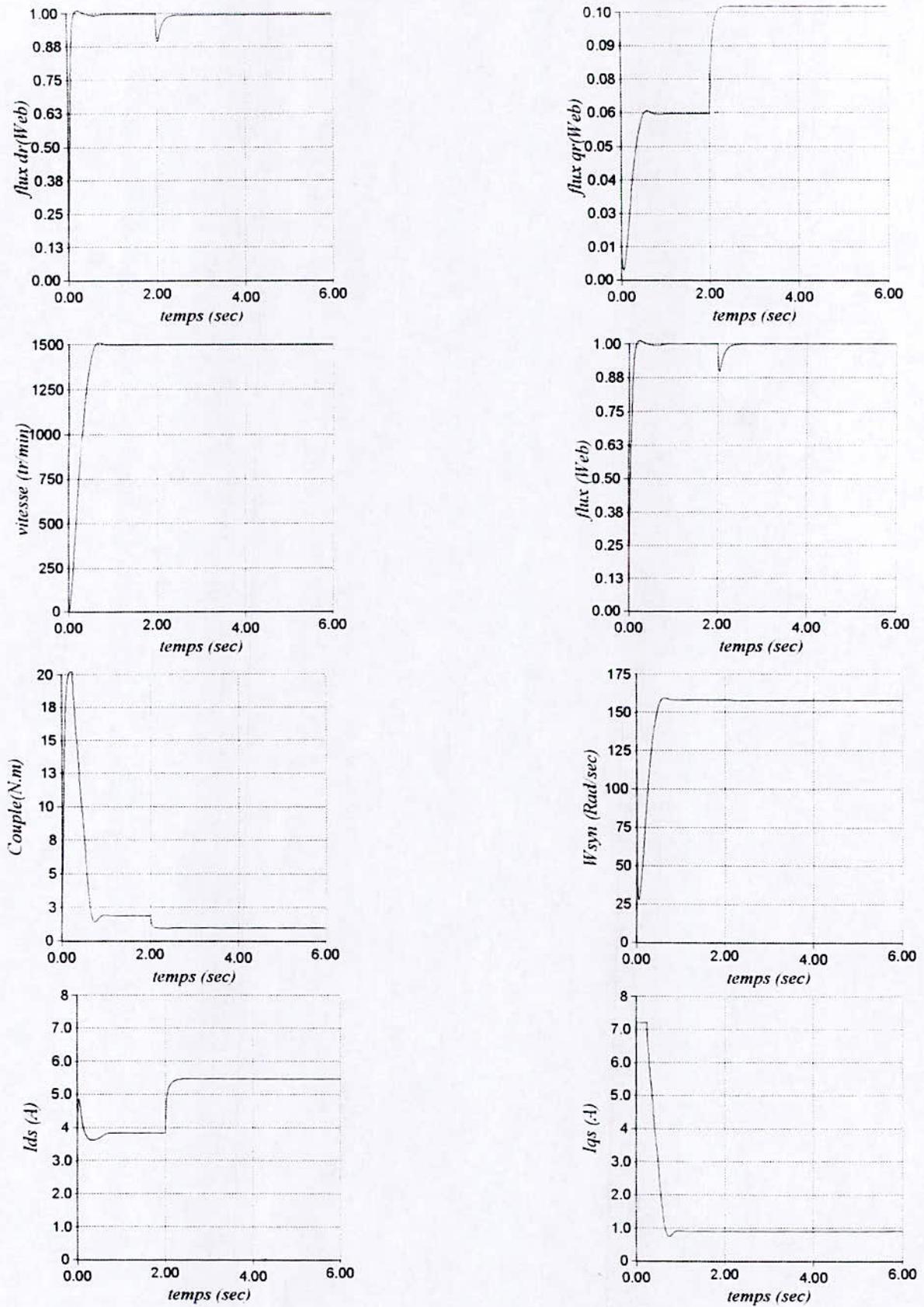


Fig IV.8.7. Variation des paramètres $R_r + 100\%$, $L_r - 30\%$, $M - 30\%$ à $t = 2$ sec
Simulation de la MAS alimentée en courant (Commande adaptative par RBFG)

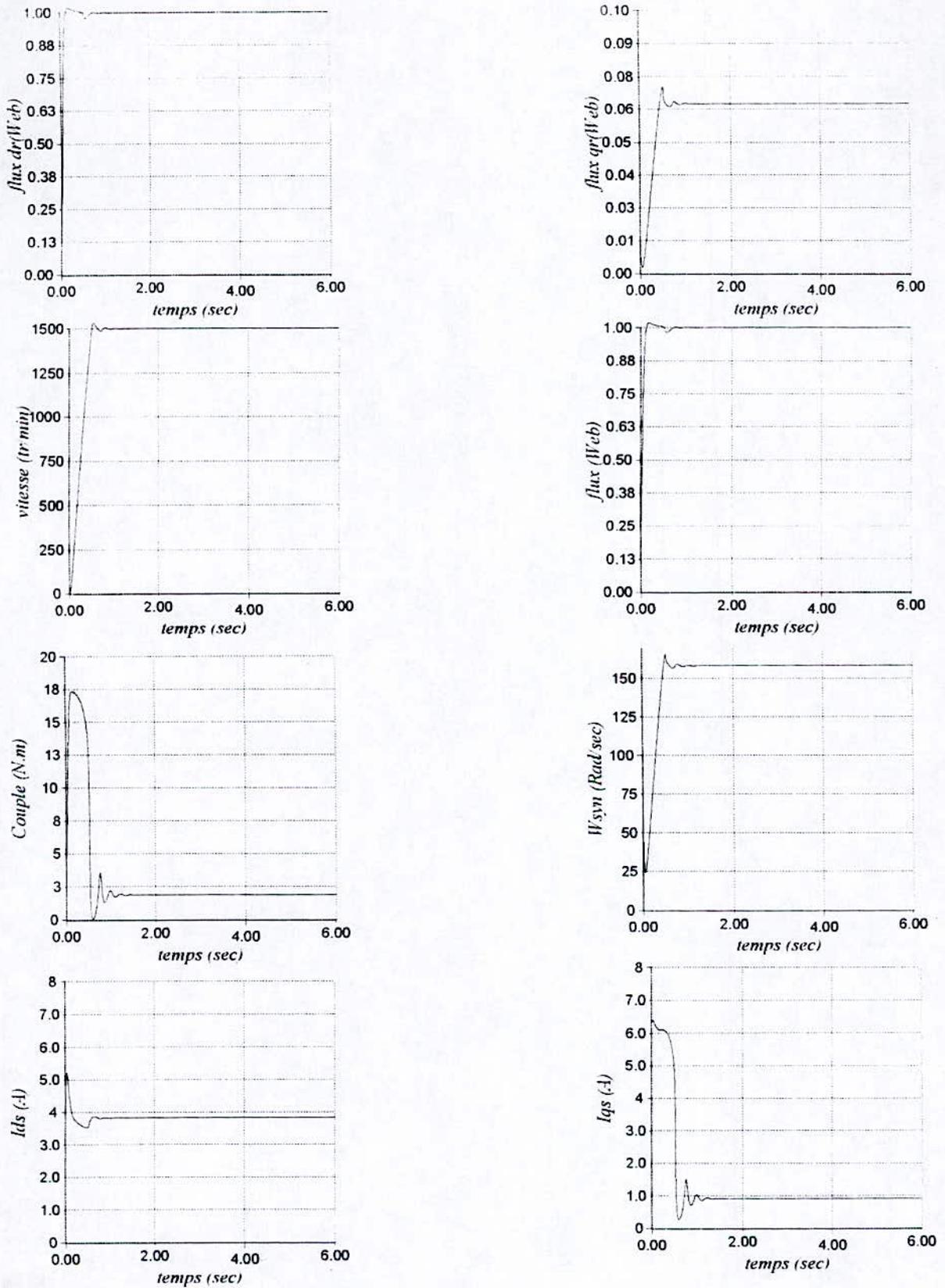


Fig IV.8.8 Simulation de la MAS alimentée en courant
(Commande adaptative par RBFN à centres adaptative)

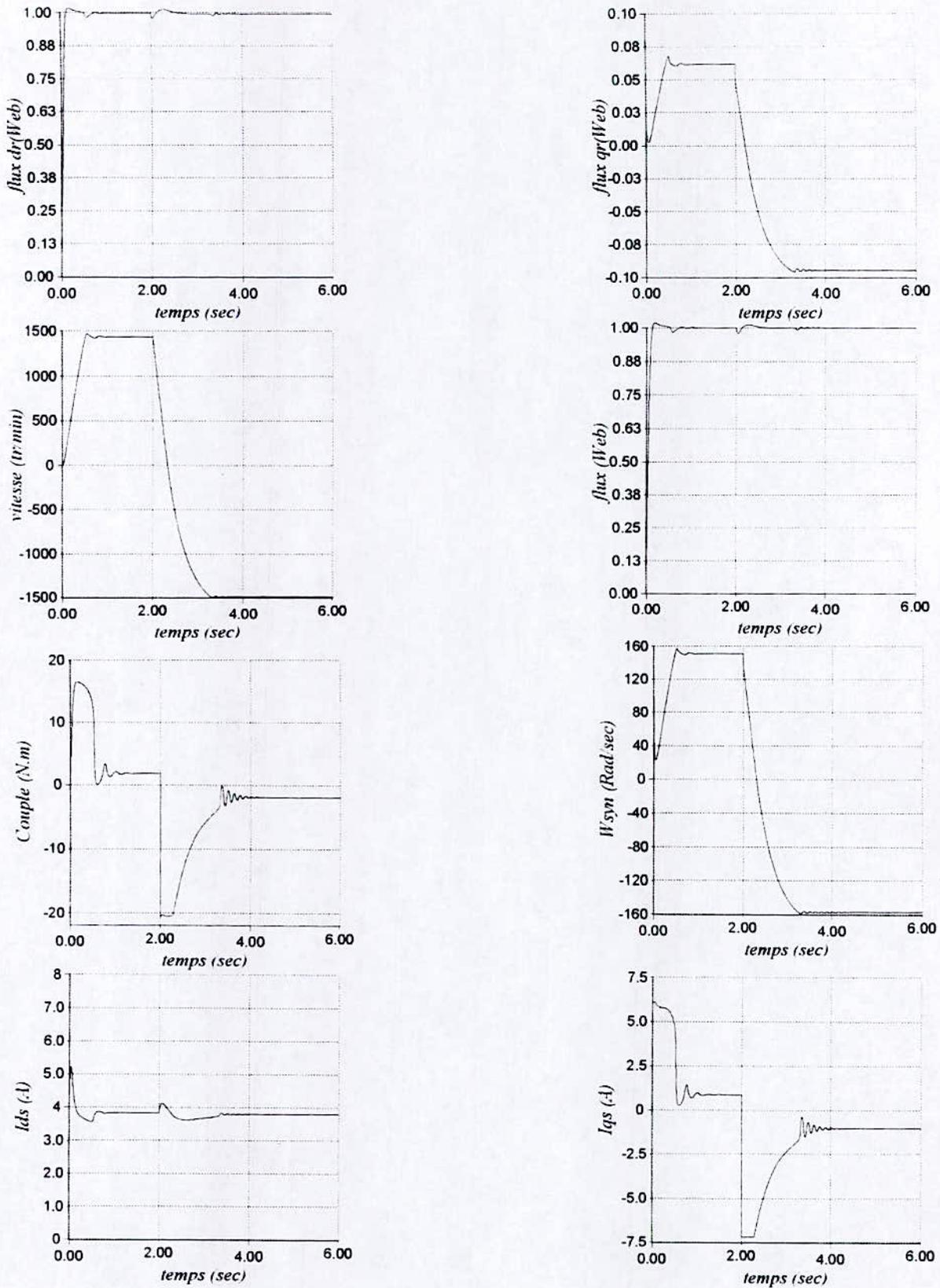


Fig IV.8.9 Inversion de la vitesse
(Commande adaptative par RBFN à centres adaptative)

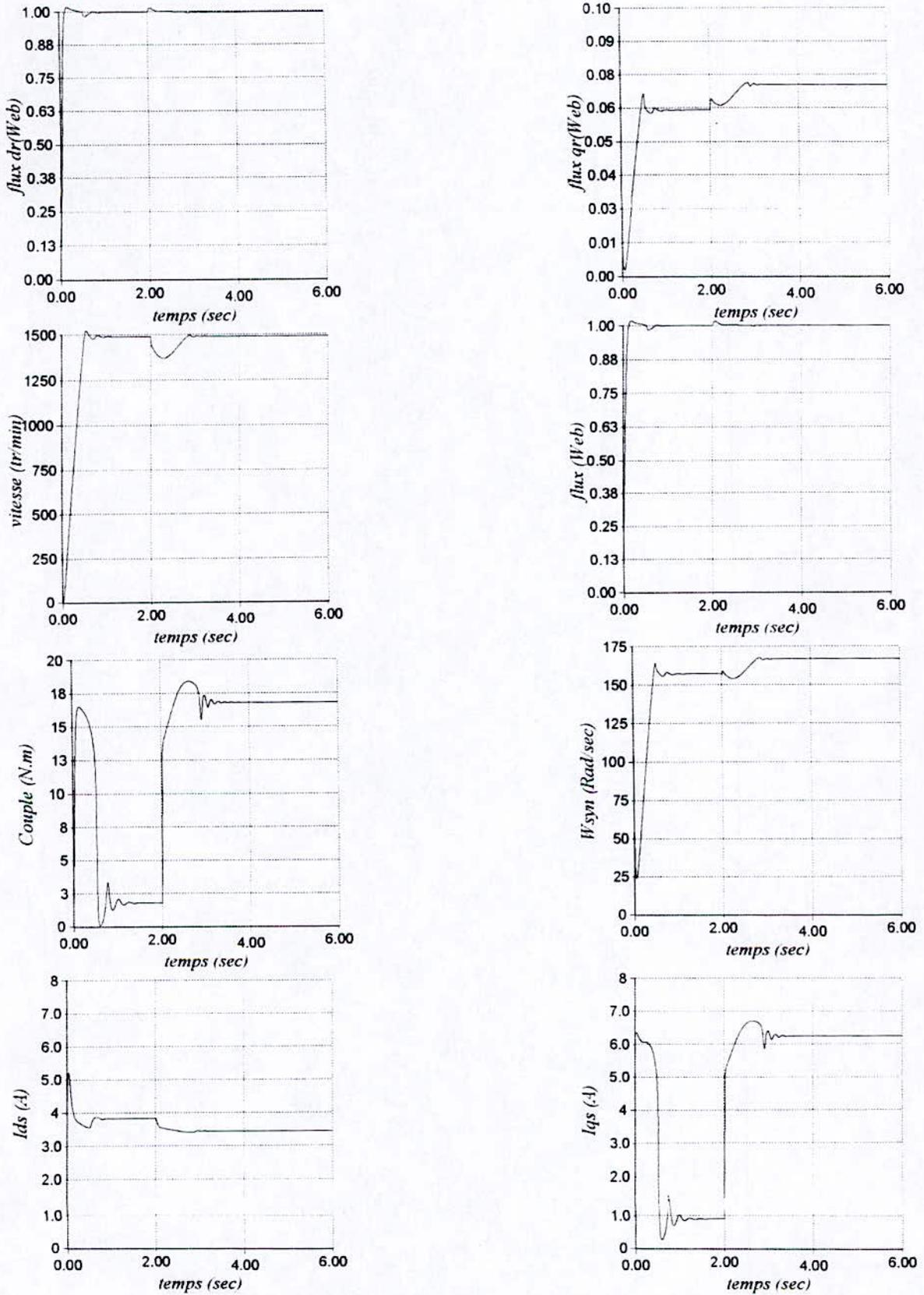


Fig IV.8.10 Introduction d'un couple de charge $C_r=10$ N.m à $t=2$ sec
(Commande adaptative par RBFG à centres adaptative)

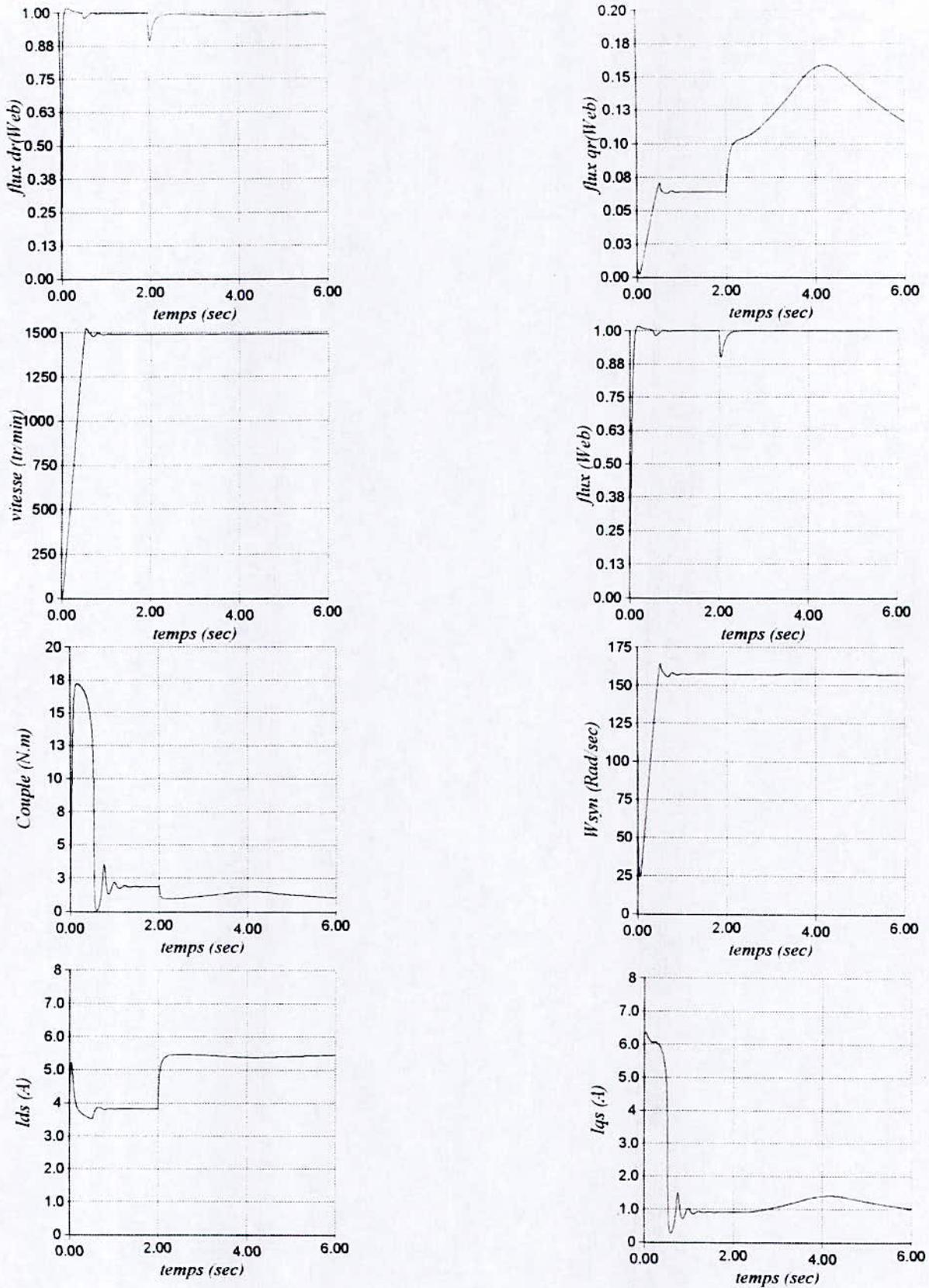


Fig IV.8.11 Variation des paramètres à $t=2$ sec
(Commande adaptative par RBFN à centres adaptative)

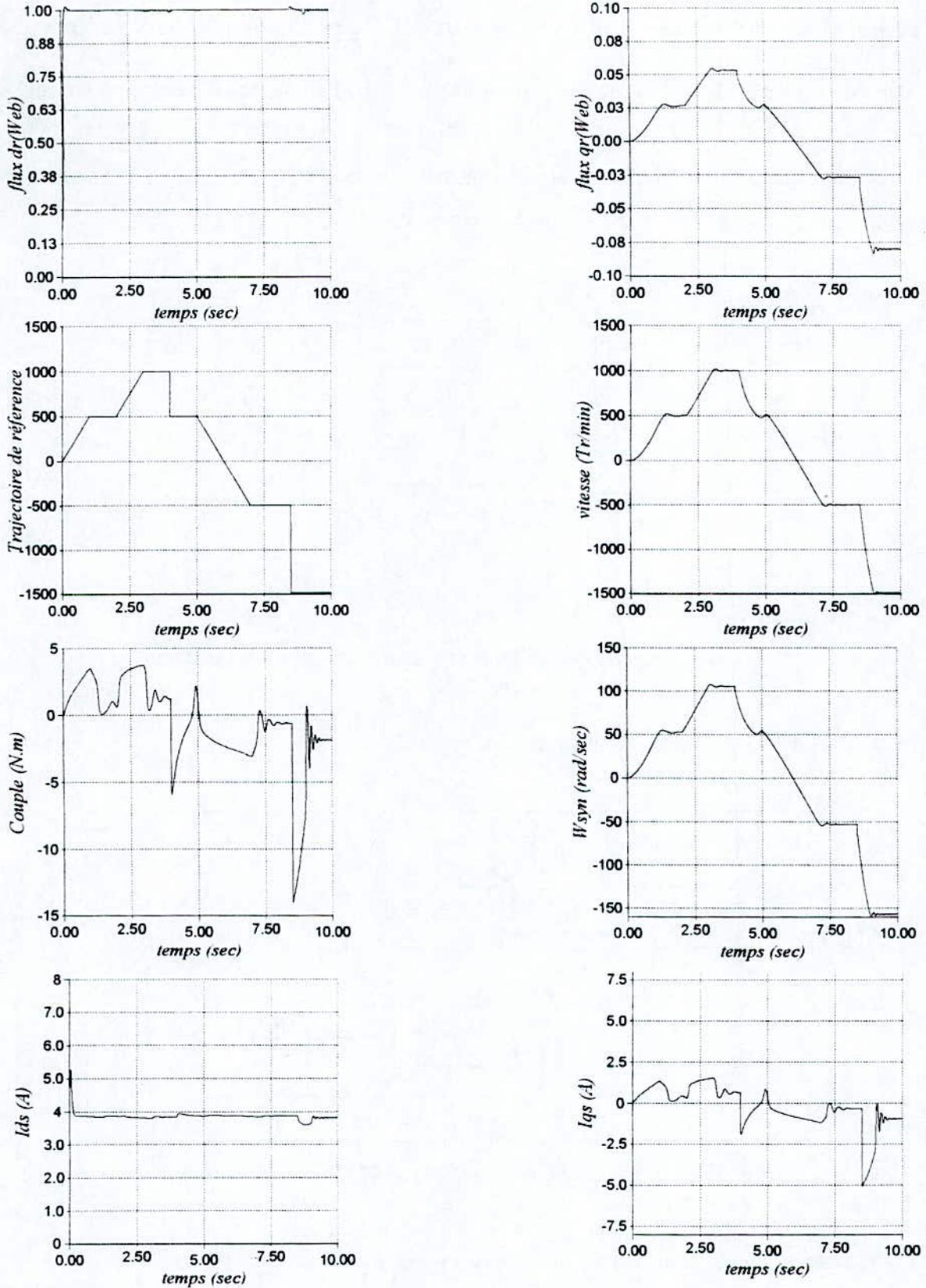


Fig IV.8.12 Poursuite d'une trajectoire
(Commande adaptative par RBFN à centres adaptative)

IV.5 Régulateur auto-ajustable par réseaux RBF appliqué à la MAS alimentée en tension

Afin de réguler le flux et la vitesse, on utilisera deux régulateurs en cascade pour chaque grandeur.

Donc afin d'asservir la MAS alimentée en tension on utilisera 4 régulateurs, chacun d'eux est un régulateur auto-ajustable associé à un régulateur PD :

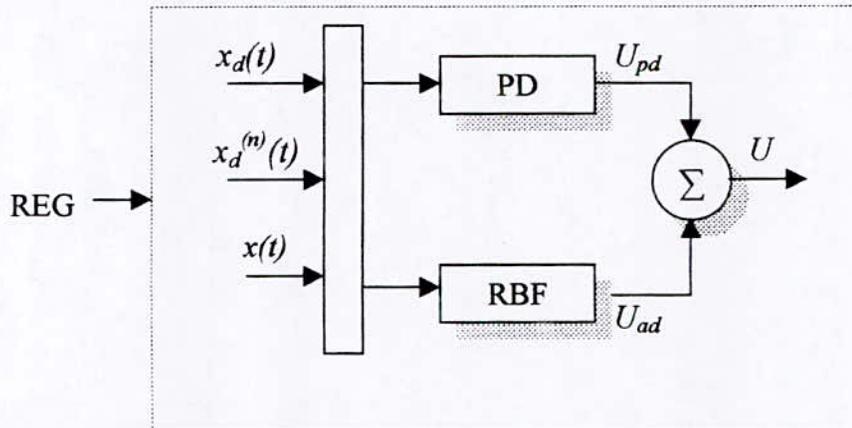


Fig IV.9 Structure du régulateur à utiliser dans le schéma de commande

Le schéma de commande en tension sera alors :

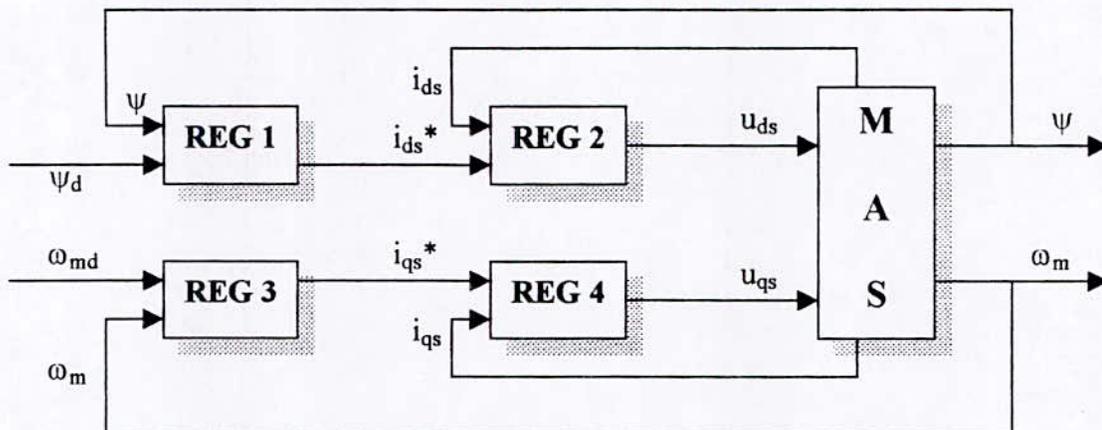


Fig IV.10 Schéma de commande de la MAS alimentée en tension

Les grandeurs de commande sont les tensions u_{ds} et u_{qs} :

$$\begin{cases} U_{ds} = U_{pd2} + U_{ad2} \\ U_{qs} = U_{pd4} + U_{ad4} \end{cases} \quad (IV.24)$$

Et les surfaces d'erreurs sont données par :

$$\begin{cases} S_1(t) = \psi_d - \psi \\ S_3(t) = \omega_{md} - \omega_m \\ S_2(t) = I_{ds}^* - I_{ds} \\ S_4(t) = I_{qs}^* - I_{qs} \end{cases} \quad (IV.25)$$

Avec :

$$\begin{cases} I_{ds} = I_{pd1} + I_{ad1} \\ I_{qs} = I_{pd2} + I_{ad2} \end{cases} \quad (IV.26)$$

I_{ds}^* et I_{qs}^* sont les sorties délivrés par les régulateurs REG 1 et REG 2 :

Simulations et Interprétations

| Stratégie | Figures | Variations | Interprétations et commentaires |
|----------------------------------|---------|------------|--|
| RBFL Avec centres fixes | IV.11.1 | A vide | <ul style="list-style-type: none"> Le flux et la vitesse atteignent leurs valeurs de référence (avec un léger dépassement) avec une dynamique plus rapide pour le flux (temps de montée 0.2 Sec pour le flux et 1.5 Sec pour la vitesse) On voit une bonne orientation du flux puisque le flux q_r se stabilise à 0.06 Web . Le courant i_{ds} et la commande u_{ds} sont lisses cependant i_{qs} et u_{qs} présentent un genre de chattering au démarrage |
| RBFQ Avec centres fixes | IV.11.2 | A vide | <ul style="list-style-type: none"> L'utilisation des réseaux RBFQ améliore nettement les temps de montée comparés à ceux des réseaux RBFL (0.1 Sec pour le flux et 1 Sec pour la vitesse) .Le dépassement constaté dans le cas précédent disparaît ,seul le flux présente toujours un dépassement . Les courants et les tensions sont lisses . |
| RBFG Avec centres fixes | IV.11.3 | A vide | <ul style="list-style-type: none"> Le flux et la vitesse ne présentent aucun dépassement et les temps de montée sont nettement plus rapides que dans les deux cas précédemment (0,08 Sec pour le flux et 0,7 Sec pour la vitesse) Les courants et les tensions sont lisses . |

Tab 6 Tableau récapitulatif (commande adaptative par RBF de la MAS alimenté en tension)

Remarques

Toutes les autres simulations concernant l'introduction de charge, variations paramétriques ont montré des divergences, les 3 types de réseaux RBF n'ont pas pu s'adapter et maintenir ainsi les performances désirées, ceci est dû essentiellement au grands nombres de paramètres à adapter qui conduit à une perte de parallélisme au niveau des réseaux.

Pour les Réseaux à centres adaptatifs, toutes les simulations ont montré des divergences, même lors des essais à vide car il y a perte totale de parallélisme et les réseaux n'arrivent plus à imposer les performances désirées et assurées la stabilité du système.

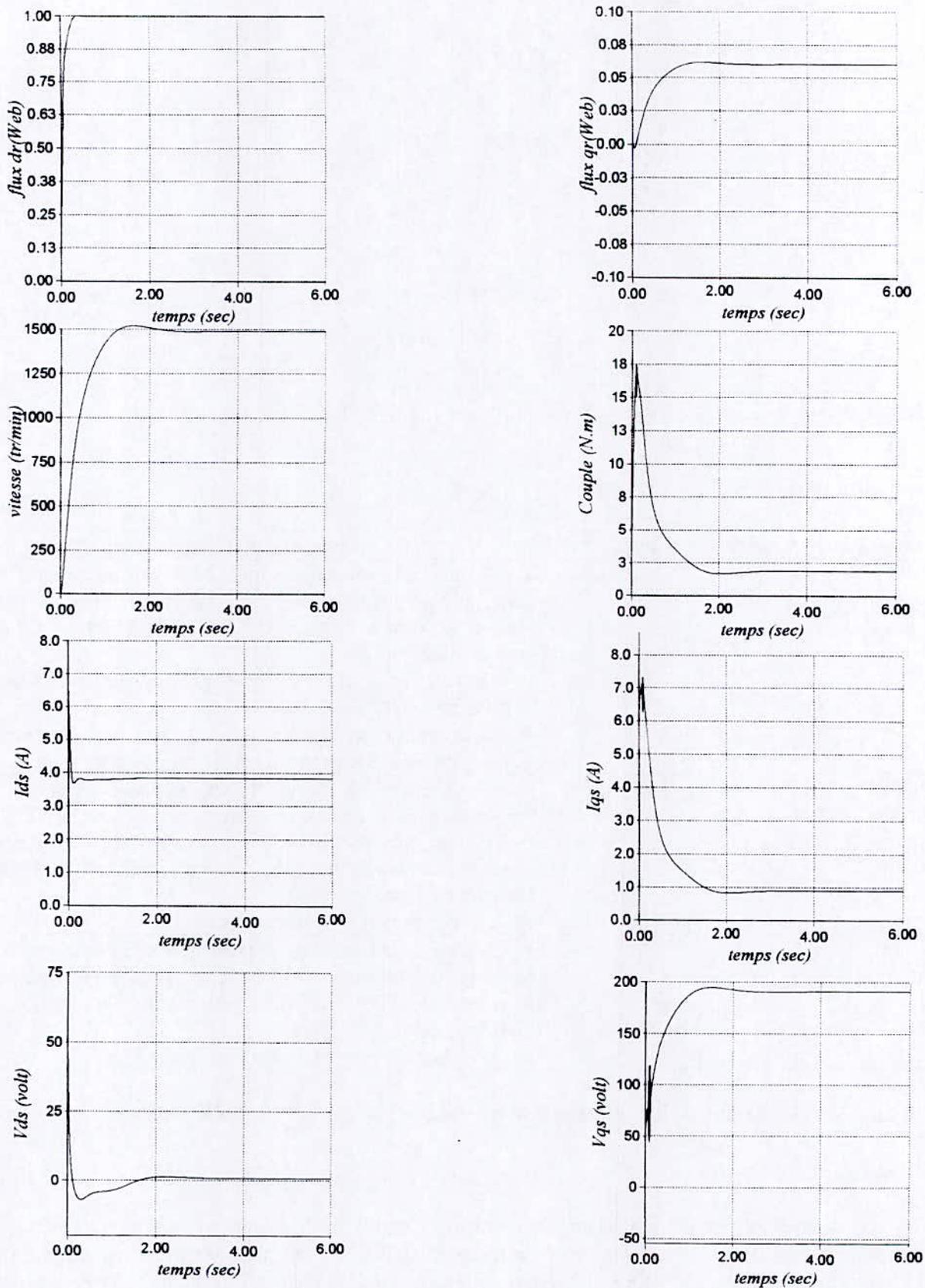


Fig IV.11.1 Simulation de la MAS alimenté en Tension
(Commande adaptative par RBFL)

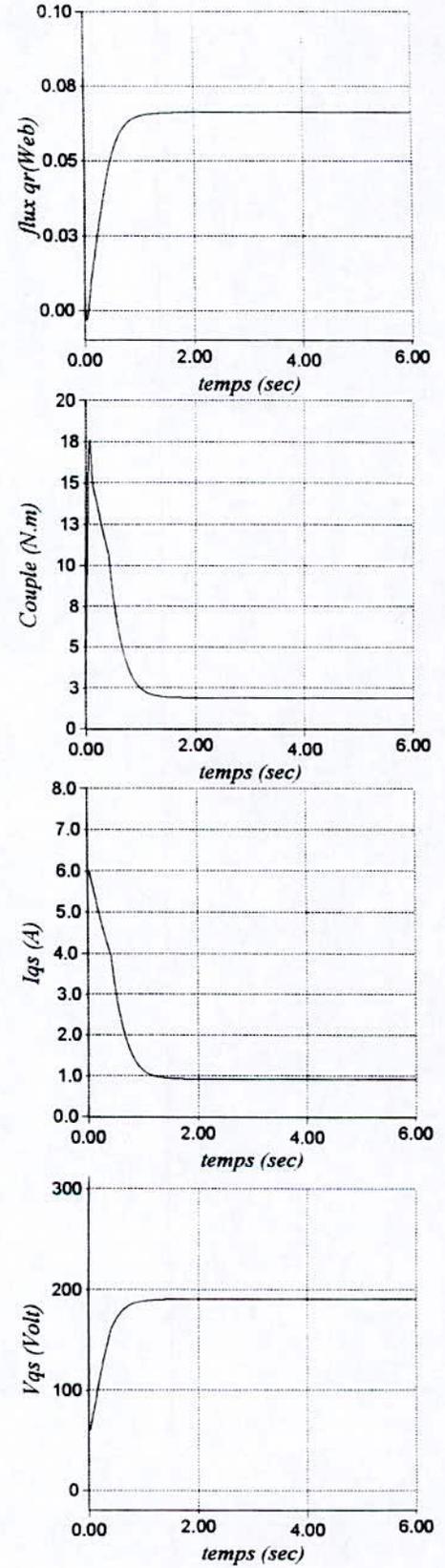
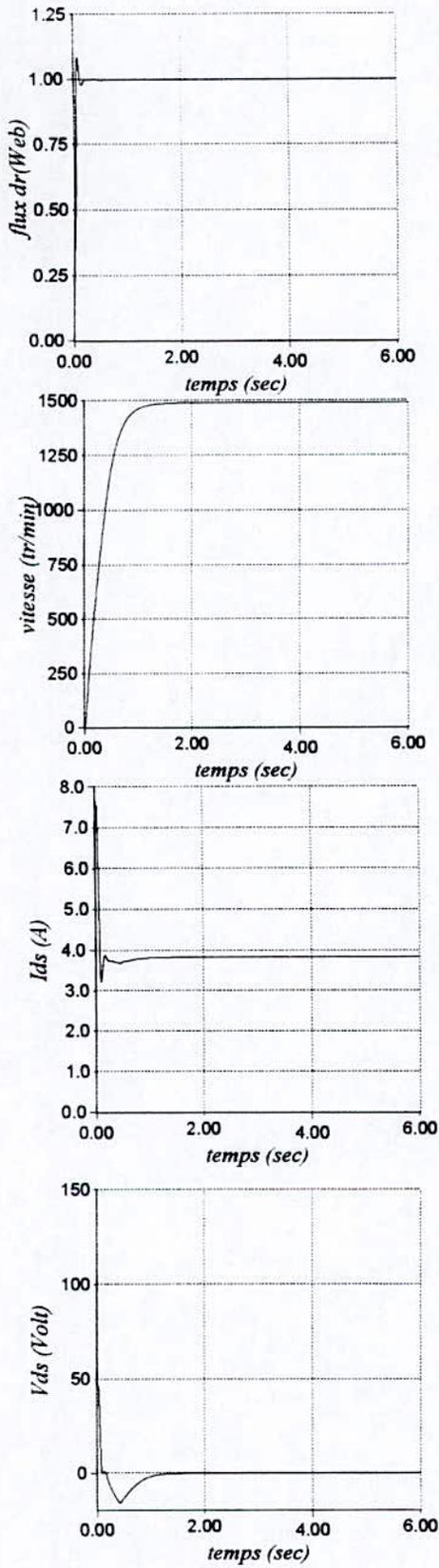


Fig IV.11.2 « Simulation de la MAS alimenté en Tension »
(Commande adaptative par RBFQ)

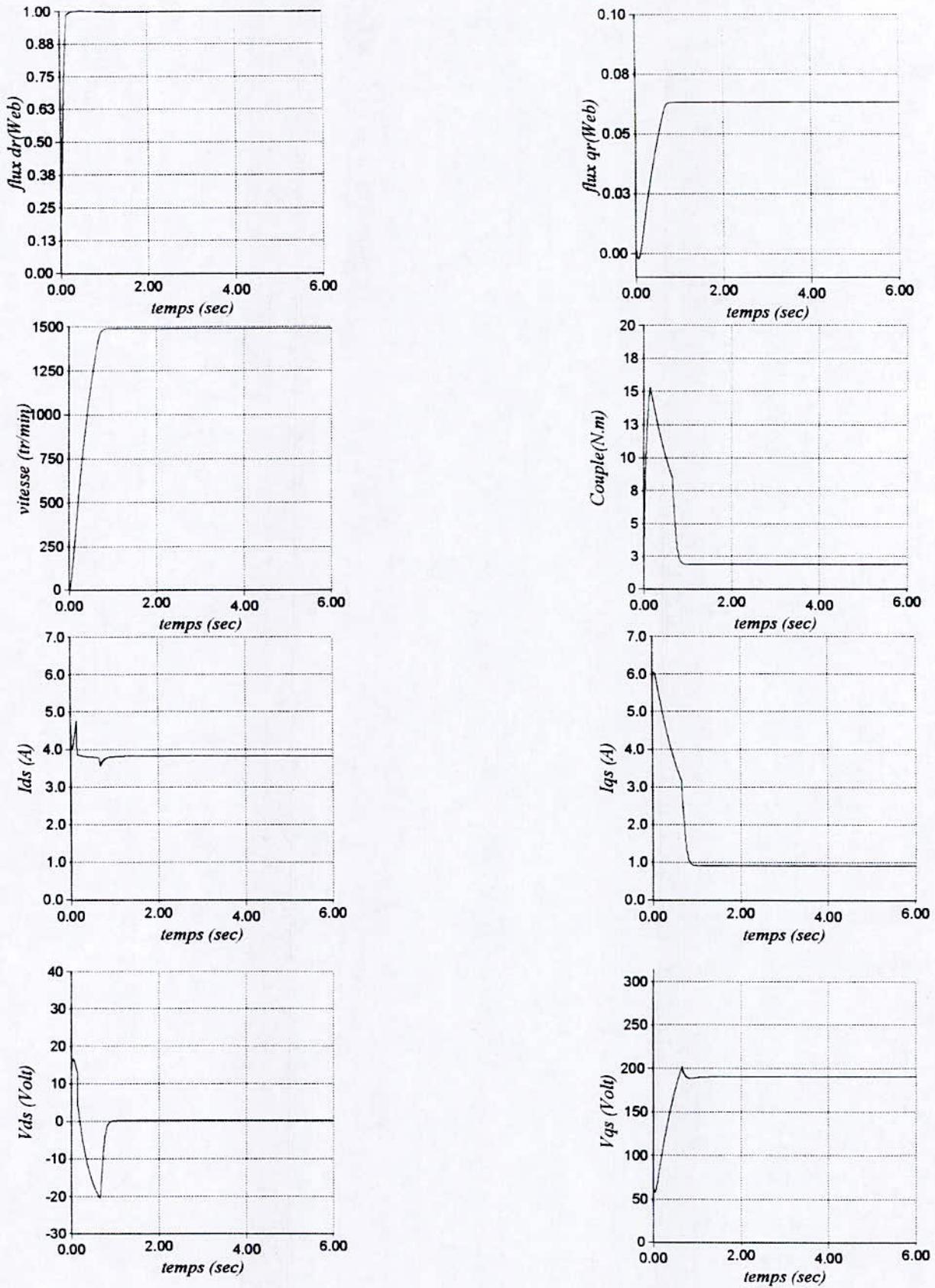


Fig IV.11.3 Simulation de la MAS alimenté en Tension
(Commande adaptative par RBFG)

IV.6 Observation du flux

Parmi les méthodes d'orientation du flux ayant été citées au chapitre I, l'utilisation d'un modèle dynamique du flux.

L'utilisation des réseaux de neurones permet de reconstituer fidèlement à chaque instant cette dynamique.

On a :

$$\begin{aligned}\dot{\Psi}_r &= -\frac{1}{T_r} \Psi_r + \frac{L_{sr}}{T_r} Ids \\ \omega_s &= \omega_m + \frac{L_{sr}}{n_p T_r} \frac{Iqs}{\Psi_r}\end{aligned}\quad (IV.27)$$

Les réseaux RBF1 utilisés dans les schémas de commande IV.5 délivrent à chaque instant une estimation de $h(\cdot)$ et $b^{-1}(\cdot)$ dans notre cas on a :

$$\begin{aligned}h(\cdot) &= -\frac{1}{T_r} \psi_r \left(\frac{T_r}{L_{sr}} \right) \\ \text{et } b^{-1}(\cdot) &= \frac{T_r}{L_{sr}}\end{aligned}\quad (IV.28)$$

Ainsi on peut écrire à chaque instant :

$$\begin{aligned}\dot{\Psi}_r &= -\frac{h(\cdot)}{b^{-1}(\cdot)} \Psi_r + \frac{1}{b^{-1}(\cdot)} Ids \\ \omega_s &= \omega_m + \frac{1}{n_p b^{-1}(\cdot)} \frac{Iqs}{\Psi_r}\end{aligned}\quad (IV.29)$$

Le modèle dynamique du flux et de la pulsation de synchronisme en utilisant les sorties des réseaux RBF sera :

$$\begin{aligned}\dot{\Psi}_r &= -\frac{\hat{h}(\cdot)}{\hat{b}^{-1}(\cdot)} \Psi_r + \frac{1}{\hat{b}^{-1}(\cdot)} Ids \\ \omega_s &= \omega_m + \frac{1}{n_p \hat{b}^{-1}(\cdot)} \frac{Iqs}{\Psi_r}\end{aligned}\quad (IV.30)$$

Les grandeurs i_{ds} , i_{qs} et ω_m sont facilement mesurables.

Le schémas de commande sera alors :

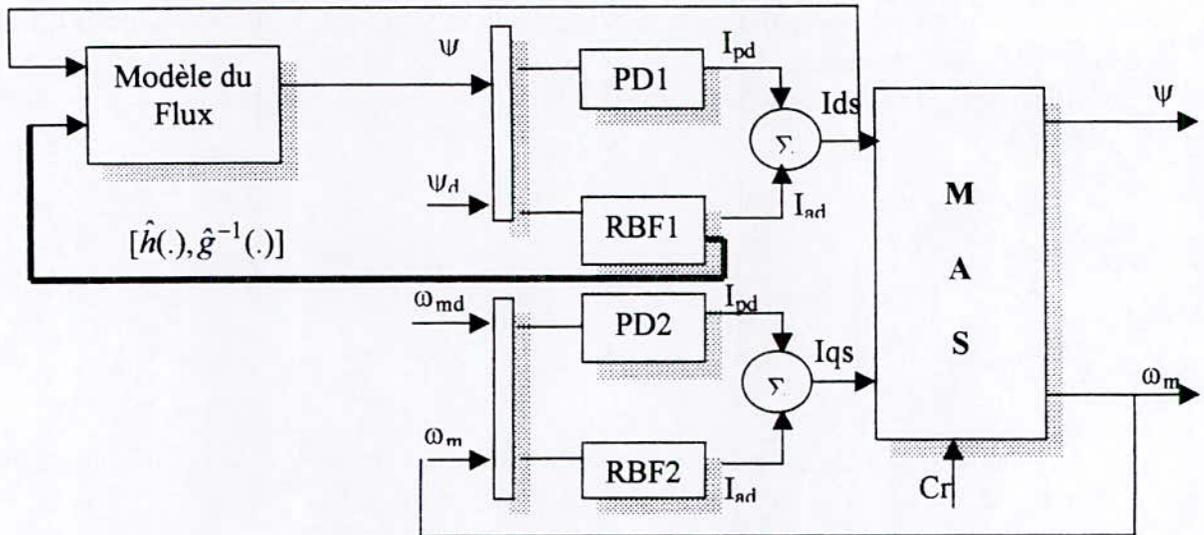


Fig IV.12 : Schémas de commande de la MAS alimenté en courant avec observation du flux

Simulation et interprétations

Reconstitution du flux (observateur)

Les simulations de la figure IV.13.1 montrent qu'effectivement en utilisant les sorties du réseau de neurones on peut observer le flux et la pulsation de synchronisme.

On constate qu'au départ, le flux observé et le flux réel présentent deux allures de montée différentes et l'erreur commise lors de l'observation est assez importante. Cette erreur tend vite vers zéro après 1.7 Sec et le flux observé est compatible au flux réel à 0.005 Web près.

Même reconstitution pour la pulsation de synchronisme, seul le temps de convergence de l'erreur commise lors de l'observation tend vers zéro plus rapidement.

Commande avec observateur

L'utilisation d'observateur dans le schéma de commande nous rapproche beaucoup plus de la réalité.

On constate que le flux met plus de temps pour se stabiliser à sa valeur de référence et présente au départ de grands dépassements allant jusqu'à 1.6 Web ceci est dû au fait que le flux observé au départ n'est pas à l'image du flux réel

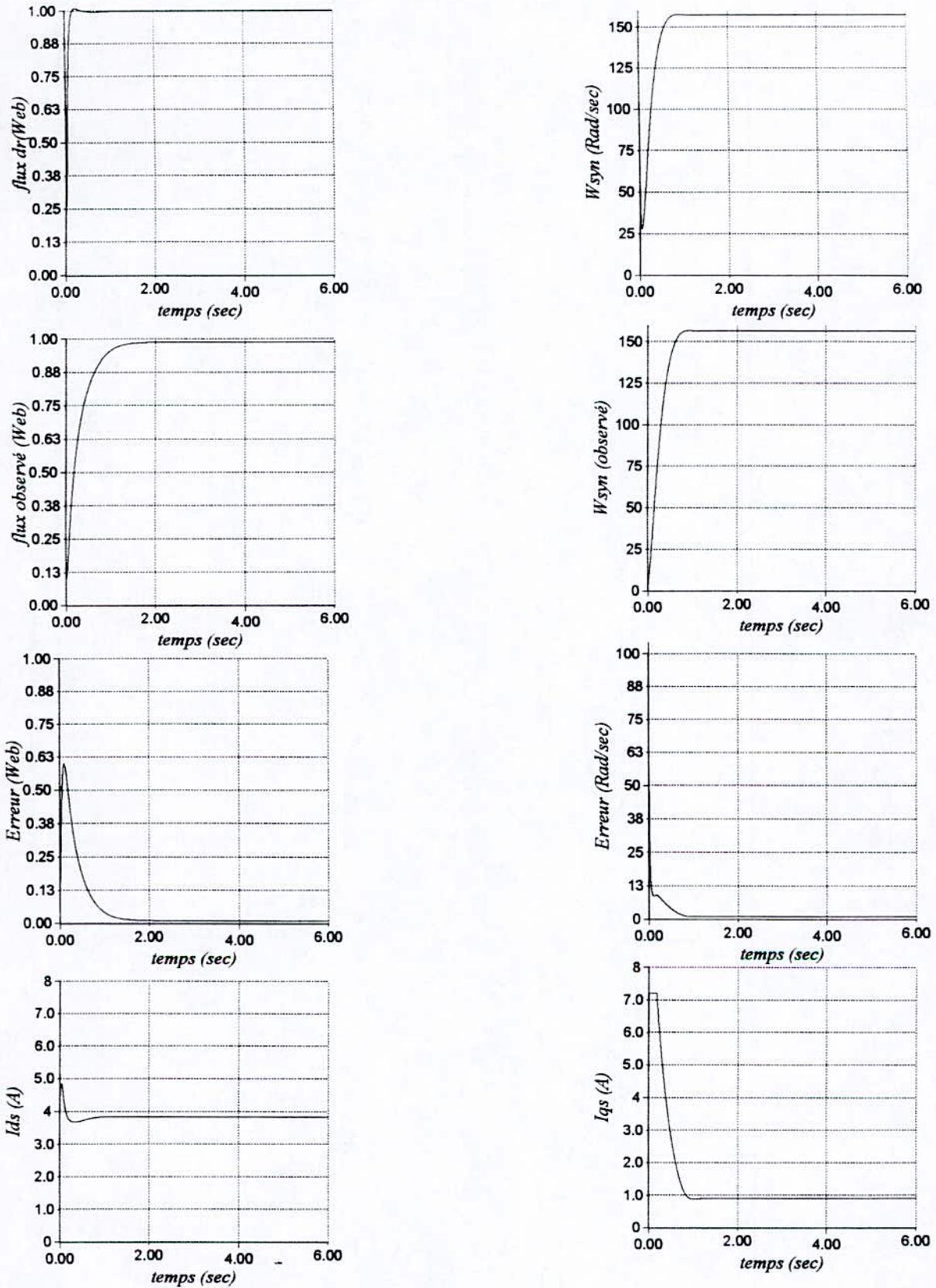


Fig IV.13.1 Simulation de la MAS alimentée en courant avec reconstitution du flux et de la pulsation de synchronisme (Commande adaptative par RBFN)

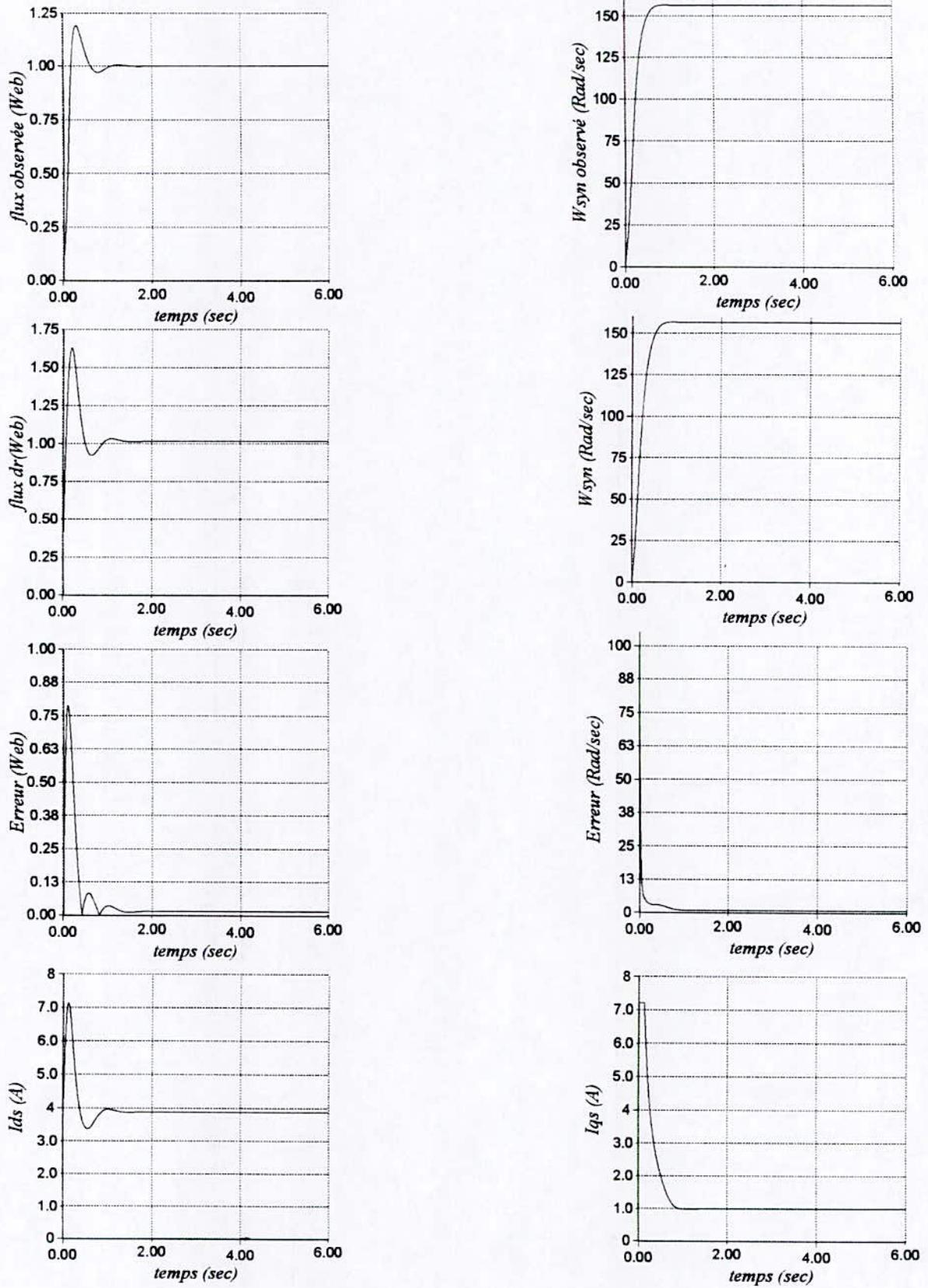


Fig IV.13.2 Simulation de la MAS alimentée en courant avec utilisation d'un observateur de flux (commande avec bouclage) (Commande adaptative par RBFN)

IV.7 Conclusion

Dans [Chen 90], un régulateur auto-ajustable par réseaux LBF basé sur l'algorithme de Back-propagation a été proposé pour la conduite des systèmes SISO. Dans ce chapitre un régulateur auto-ajustable à base de réseaux de neurones RBF a été proposé pour la conduite de la machine asynchrone.

Le régulateur adaptatif a été synthétisé en utilisant plusieurs types de réseaux RBF. Le rôle de ces réseaux est d'estimer à chaque fois les différents paramètres entrant dans le calcul de la commande (Réseaux RBFL, RBFQ ou autres).

Les simulations de la MAS alimentée en courant montrent que ces réseaux accomplissent en bonne et du forme leur tâche d'approximateurs universels, cependant les réseaux RBFQ s'avèrent être les meilleurs vu les performances obtenues.

L'ajout d'un régulateur auxiliaire en parallèle avec le réseau de neurones améliore nettement l'apprentissage et donne plus de stabilité aux algorithmes d'adaptation en début d'apprentissage.

L'utilisation de réseaux à centres adaptatifs réduit nettement le nombre de neurone à utiliser dans la régulation des grandeurs de sorties, on a vu par exemple que pour la vitesse le nombre de neurones est passé de 100 neurones (centres fixes) à 50 neurones (centres adaptatifs).

Les essais de robustesse ont montré que la commande est insensible aux variations des paramètres vu qu'à chaque fois les réseaux parvenaient à s'adapter et rétablir les performances désirées.

L'utilisation des sorties du réseau de neurones permet d'observer le flux et établir ainsi un modèle dynamique.

Cependant toutes les performances des réseaux de neurones observés lors des simulations se dégradent pour le modèle en tension sauf pour les fonctionnements à vide, ceci est du au fait qu'il y a trop de paramètres à adapter ce qui entraîne une perte de parallélisme totale des réseaux.

Afin d'améliorer l'apprentissage et de rendre la commande adaptative par réseaux RBF plus fiables une stratégie de commutation régulateur neuronal/régulateur de secours (mode de glissement) sera proposée.

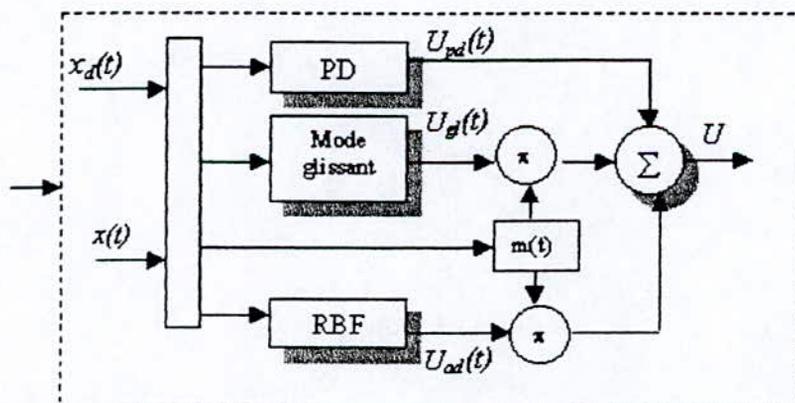
Chapitre V

Commande adaptative

mixte

par

RBF



Chapitre V*Commande adaptative mixte par RBTG***V.1 Introduction**

Dans le chapitre précédent nous avons remarqué pour le modèle en tension de la MAS, lors de l'introduction des variations (Inversion de vitesse, couple de charge, variation des paramètres), que les réseaux n'arrivaient plus à s'adapter afin de compenser ces variations imposés et établir les dynamiques désirées. Ceci est dû au fait qu'il y a trop de paramètres à adapter ce qui entraîne une perte de parallélisme concernant l'ajustement des paramètres du réseau.

L'ajout d'un régulateur non linéaire (Mode glissant) qui fonctionne en commutation avec les réseaux de neurones adaptatifs peut apporter une aide considérable à l'apprentissage et améliorer ainsi la stabilité du système globale.

Dans le chapitre II, on a constaté que la commande par mode de glissement n'était pas tout à fait robuste, vu qu'à chaque fois le flux été influencé par les variations des paramètres et même que des fluctuations de vitesse ont été observées pour le modèle en tension.

Dans ce chapitre, nous avons combiner les deux stratégies de commande proposées dans les chapitres II et IV, en utilisant des fonctions de modulations prépondérantes aux commandes.

A l'origine cette technique à été appliquée en robotique et a donné de très bons résultats [San 92] [Bou 98]

V.2 Position du problème[San 92]

Soit l'équation différentielle suivante :

$$x^{(n)} + f(X(t)) = b(X_t(t))u(t) \quad (V.1)$$

Elle caractérise l'équation du mouvement d'une certaine classe de systèmes non linéaires monovariables, avec :

$u(t)$: désigne l'entrée de commande .

$x(t)$: désigne la sortie du système à commander.

$X(t)$ et $X_t(t)$: sont des vecteurs d'état

$$X(t) = [x(t) \dots x^{(n-1)}(t)]^T \text{ et } X_t(t) = [x(t) \dots x^{(n-2)}(t)]^T.$$

$f(X(t))$ et $b(X_t(t))$: sont deux fonctions inconnues pouvant être linéaires ou non.

Suivant que $b(X_i(t))=1$ ou $b(X_i(t))\neq 1$ on synthétisera la loi de commande adaptative, cependant pour une meilleure compréhension du fonctionnement de la commande et une simplicité de l'analyse de la stabilité et de la synthèse de cette dernière, il est préférable de prendre le cas particulier où $b(X_i(t))=1$, puis généraliser pour un gain du système quelconque.

L'équation (V.1) se simplifie et devient:

$$x^{(n)} + f(X(t)) = u(t) \quad (\text{V.2})$$

L'objectif de la commande est de forcer le vecteur d'état $x(t)$ à suivre une trajectoire désirée :

$$X_d(t) = [x_d(t) \dots x_d^{(n-1)}(t)]^T.$$

si on définit le vecteur d'erreur de poursuite :

$$\tilde{X}(t) = X(t) - X_d(t)$$

le problème sera alors de synthétiser une loi de commande $u(t)$ qui permet d'obtenir :

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{X}(t) \rightarrow 0$$

Cette loi de commande aura la forme suivante :

$$u(t) = x_d^{(n)}(t) + u_{pd}(t) + u_{ad}(t) \quad (\text{V.3})$$

$u_{pd}(t)$: est la sortie d'un régulateur linéaire PD

$u_{ad}(t)$: est une loi de commande adaptative qui va essayer de reconstruire la fonction inconnue $f(X(t))$.

$x_d^{(n)}(t)$: est l'action anticipatrice de la $n^{\text{ième}}$ dérivée de la trajectoire désirée.

En utilisant la loi de commande (V.3), la relation (V.2) s'écrira sous la forme :

$$\tilde{x}^{(n)} = -k^T \tilde{X}(t) + (u_{pd}(t) - f(X(t))) \quad (\text{V.4})$$

$k^T = [k_0, k_1 \dots k_{n-1}]$ est un vecteur de gains choisi à partir des coefficients du polynôme de Hurwitz.

La fonction inconnue $f(x(t))$ peut être écrite en fonction des RBF par la relation suivante:

$$f(X(t)) = \sum_{i=1}^N a_i(t) y_i(X(t)) \quad (\text{V.5})$$

avec $y_i(x(t))$ des fonctions noyaux (RBF) et a_i de simples coefficients.

D'après ce qui a été énoncé précédemment, $u_{ad}(t)$ est une reconstitution de $f(x(t))$ donc il serait judicieux de choisir un régulateur adaptatif possédant la même structure de l'équation (V.5):

$$u_{ad}(t) = \sum_{i=1}^N \hat{a}_i(t) y_i(X(t)) \quad (\text{V.6})$$

avec \hat{a}_i est une estimation du $i^{\text{ème}}$ coefficient de l'expression de $f(x(t))$ d'où:

$$u_{ad}(t) - f(X(t)) = \sum_{i=1}^N \tilde{a}_i(t) y_i(X(t)) \tag{V.7}$$

$\tilde{a}_i(t) = \hat{a}_i(t) - a_i(t)$ désigne l'erreur paramétrique.

Ainsi la poursuite est assurée que si la loi d'ajustement des coefficients $\hat{a}_i(t)$ garantit la bornitude des erreurs paramétriques et de poursuites (ainsi $\tilde{X}(t) \rightarrow 0$ lorsque $t \rightarrow \infty$). Une telle loi est possible, que si l'erreur de poursuite est suffisamment corrélée, dans un sens approprié, avec l'erreur d'approximations.

D'après la théorie de commande adaptative cette condition de corrélation est satisfaite pour n'importe quelle combinaison linéaire des erreurs d'état:

$$S(t) = \lambda^T \tilde{X}(t) \tag{V.8}$$

et si on donne la structure des erreurs dynamiques en boucle fermée :

$$\dot{\tilde{X}}(t) = \Lambda \tilde{X}(t) + b.(u_{ad}(t) - f(X(t))) \tag{V.9}$$

avec :

Λ : Matrice sous forme compagne de commande.

$$\Lambda = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 1 \\ -k_0 & \dots & \dots & \dots & \dots & -k_{n-1} \end{bmatrix}$$

$$b = [0 \ 0 \ \dots \ 1]^T$$

la fonction de transfert $\lambda^T (PI - \Lambda)^{-1} b$ doit être strictement réelle positive. Ainsi pour satisfaire à cette condition (SRP), les vecteurs λ et k doivent être choisis tels que l'évolution de $S(t)$ soit régit par l'équation différentielle suivante :

$$\dot{S}(t) = -K_d S(t) + \sum_{i=1}^N \tilde{a}_i(t) y_i(X(t)) \tag{V.10}$$

K_d : une constante strictement positive.

V.3 Commande adaptative par réseau de neurones gaussien

Le réseau de neurones Gaussien est utilisé comme composante adaptative dans la loi de commande (V.3), son rôle est de calculer la commande $u_{ad}(t)$ qui est une reconstitution de la fonction $f(X(t))$.

Comme il à déjà été mentionné dans les chapitres précédant, la fonction $f(.)$ peut être approximée par des fonctions noyaux (RBF). Ainsi en utilisant un nombre fini N de fonction RBF sur un ensemble compact A , l'approximation de $f(.)$ sera donnée par :

$$f_A(X(t)) = \sum_{i=1}^N c_i g_{\sigma_i}(X(t) - \zeta_i) \quad (V.11)$$

Cette reconstitution de $f(.)$ peut être réalisée par un certain nombre de neurones de type RBF, on aura alors :

$$u_{ad}(t) = \hat{f}(X(t)) = \sum_{i=1}^N \hat{c}_i g_{\sigma_i}(X(t) - \zeta_i) \quad (V.12)$$

avec :

g_{σ_i} : La fonction d'activation gaussienne du neurone i .

ζ_i : Représente le centre de la fonction RBF du neurone i .

\hat{c}_i : Représente le poids synaptique sortant du neurone i , c'est une estimation du coefficient c_i de l'expression de f_A à l'instant t .

σ_i^2 : Variance associée au neurone i .

l'équation d'erreur (V.10) devient donc :

$$\begin{aligned} \dot{S}(t) &= -K_d S(t) + (u_{ad} - f(X(t))) \\ \dot{S}(t) &= -K_d S(t) + \sum_{i=1}^N \hat{c}_i(t) g_{\sigma_i}(X(t) - \zeta_i) - \sum_{i=1}^N c_i(t) g_{\sigma_i}(X(t) - \zeta_i) + d(t) \\ \dot{S}(t) &= -K_d S(t) + \sum_{i=1}^N \tilde{c}_i(t) g_{\sigma_i}(X(t) - \zeta_i) + d(t) \end{aligned} \quad (V.13)$$

Avec $d(t) = f_A(X(t)) - f(X(t))$ représente en quelque sorte l'erreur entre la fonction réelle et la fonction estimée en dehors de l'intervalle.

Maintenant, si la trajectoire désirée est contenue dans un ensemble compact A_d de l'espace d'état la loi de commande adaptative est capable de reconstruire la fonction $f(.)$ n'importe où dans A_d , l'erreur $d(t)$ peut s'exprimer alors de la manière suivante :

$$|d(t)| < \varepsilon_f + \alpha(X(t)) \quad \text{avec} \quad \alpha(X(t)) = 0 \quad \text{si} \quad X(t) \in A_d$$

Ceci veut dire que si l'état $X(t)$ évolue à l'intérieur de l'hyperplan A_d , $d(t)$ sera uniformément bornée par ε_f et une simple zone morte de largeur ϕ suffira pour surmonter le problème d'instabilité dans l'algorithme d'adaptation. [Slo 91][San 92]

Cependant, on ne peut garantir a priori que l'état $X(t)$ se substituera toujours à l'intérieur de A_d , il se pourrait que sous l'effet d'une perturbation quelconque, l'évolution de $X(t)$ se retrouvera à l'extérieur de A_d et le terme $\alpha(X(t))$ prendra des proportions importantes, ceci a un effet néfaste sur l'aptitude du réseau RFBG à approximer la fonction $f(\cdot)$ en dehors de A_d et une simple zone morte n'est plus suffisante pour assurer la stabilité.

Afin de forcer le système à évoluer dans A_d , on introduit dans la commande adaptative une composante non adaptative et non linéaire (mode de glissement). Cette composante est donnée par la relation suivante :

$$u_{gl}(t) = -k_{gl}(t) \text{Sat}(S(t)/\varphi) \quad (\text{V.14})$$

avec :

$$\text{Sat}(y) = \begin{cases} y & \text{si } |y| < 1 \\ \text{Sign}(y) & \text{ailleurs} \end{cases}$$

φ : La largeur d'une zone limite employé afin d'empêcher des transitions discontinues de la commande.

k_{gl} : Le gain de la commande par mode de glissement

La commande par mode de glissement opère à l'extérieur de A et la commande adaptative à l'intérieur de A_d entre les deux régions A et A_d les deux modes sont actives, ceci est réalisé en utilisant une fonction de modulation continue $m(t)$ afin de déterminer le niveau de contribution de chaque composante dans la loi de commande complète.

V.3.1 Architecture générale du régulateur

La loi de commande utilisée est donnée par la formule générale : (voir fig V.1)

$$u(t) = u_{pd}(t) + [1-m(t)]u_{ad}(t) + m(t) u_{gl}(t) \quad (\text{V.15})$$

avec :

$u_{pd}(t)$: Désigne la commande d'un proportionnel déviateur .

$u_{ad}(t)$: Désigne la commande adaptative.

$u_{gl}(t)$: Désigne la commande par mode de glissement .

$m(t)$: Désigne une fonction de modulation tel que

$$\begin{array}{lll} m(t)=0 & \text{si} & X(t) \in A_d \\ m(t)=1 & \text{si} & X(t) \in A^c \quad (\text{complément de } A) \\ 0 < m(t) < 1 & & \text{Ailleurs} \end{array}$$

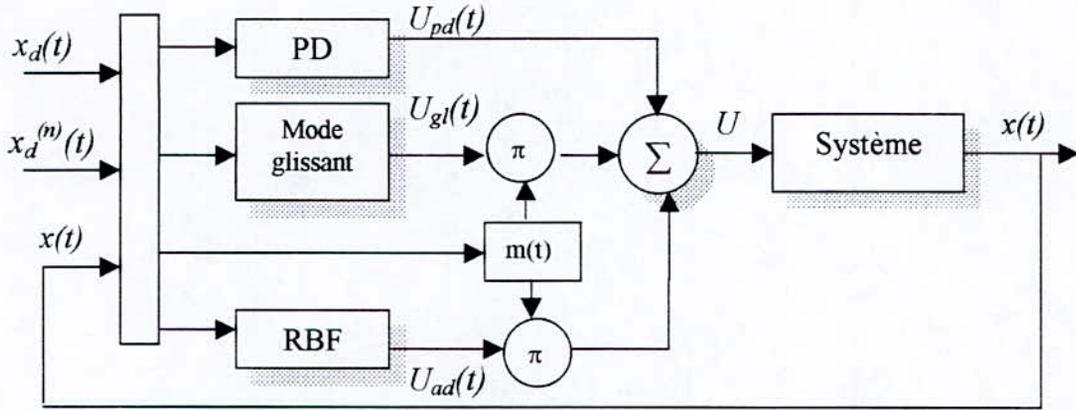


Fig V.1 Schémas de commande

Les ensembles A_d et A peuvent être définis par :

$$A_d = \{X / \|X - X_0\|_{p,w} \leq 1\} \tag{V.16}$$

$$A = \{X / \|X - X_0\|_{p,w} \leq 1 + \psi\} \tag{V.17}$$

avec:

$$A_d \subset A$$

ψ : Est une constante positive représentant la largeur de la zone de transition entre les deux modes de commandes .

X_0 : Fixe la location absolue de l'ensemble dans l'espace d'état du système .

$\|x\|_{p,w}$: Désigne la norme p des poids, elle est donnée par la formule suivante :

$$\|x\|_{p,w} = \left(\sum_{i=1}^N \left(\frac{|x_i|}{w_i} \right)^p \right)^{1/p} \tag{V.18}$$

Pour un ensemble de poids positif $\{w_i, i=1, \dots, n\}$ et $p \rightarrow \infty$, la relation devient :

$$\|x\|_{\infty,w} = \max(|x_1|/w_1, |x_2|/w_2, \dots, |x_n|/w_n) \tag{V.19}$$

A titre d'exemple, dans R^2 , pour $p=2$ les ensembles A_d et A sont des ellipses et pour $p=\infty$ ces ensembles sont des rectangles.

Avec ces définitions, un choix possible pour la fonction de modulation est :

$$m(t) = \max(0, \text{Sat}((r(t)-1)/\psi)) \tag{V.20}$$

avec :

$$r(t) = \|X(t) - X_0\|_{p,w}$$

$$\text{Si } r(t) < 1 \quad (X(t) \in A_d) \Rightarrow \text{Sat}((r(t)-1)/\psi) < 0 \Rightarrow m(t) = 0$$

$$\text{Si } r(t) \geq 1 + \psi \quad (X(t) \in A^c) \Rightarrow \text{Sat}((r(t)-1)/\psi) = 1 \Rightarrow m(t) = 1$$

$$\text{Si } 1 < r(t) < \psi \quad (X(t) \in A - A_d) \Rightarrow 0 < \text{Sat}((r(t)-1)/\psi) < 1 \Rightarrow 0 < m(t) < 1$$

La composante adaptative $u_{ad}(t)$ estimant $f_A(X(t))$ est réalisée par la sortie du réseau RBFG

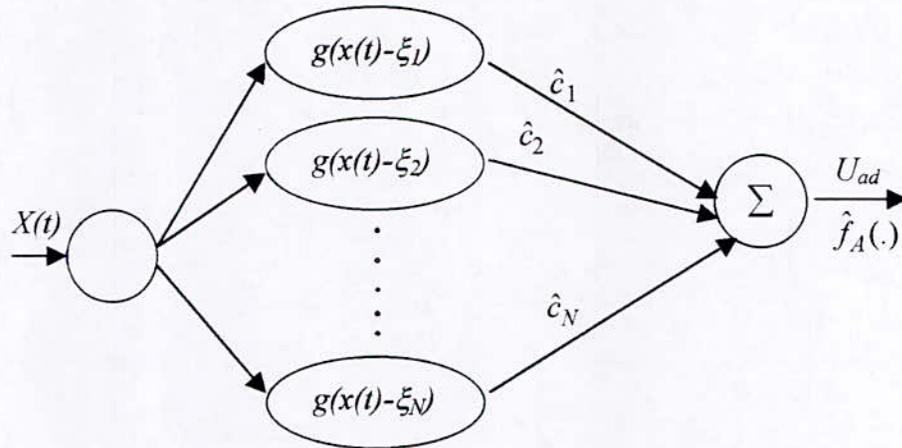


Fig V.2 Structure de la partie adaptative de la loi de commande avec $b(.)=1$

est donc :

$$u_{ad}(t) = \hat{f}_A(X(t)) = \sum_{i=1}^N \hat{c}_i g(X(t) - \zeta_i) \tag{V.21}$$

Les centres ζ_i sont fixes et les poids de sortie $c_i(t)$ sont ajustés afin d'atteindre les performances désirées .

L'erreur de poursuite sera définie par [Slo 91] [San 92]

$$S(t) = (d/dt + \lambda)^{n-1} \tilde{x}(t) \tag{V.22}$$

Avec $\lambda > 0$
d'ou on obtient

$$S(t) = \lambda^T \tilde{X}(t) \tag{V.23}$$

avec $\lambda^T = [\lambda^{n-1}, (n-1) \lambda^{n-2}, \dots, 1]$

$S(t)=0$ définit une surface variable dans le temps dans laquelle le vecteur d'erreur de poursuite tend exponentiellement vers zéro. Si $S(t)$ est bornée par la constante ψ , l'erreur de poursuite sera asymptotiquement bornée suivant l'équation :

$$|X^{(i)}(t)| \leq 2^i \lambda^{i-n+1} \psi, \quad i=0, \dots, n-1 \tag{V.24}$$

La zone morte de largeur ϕ peut être introduite dans la mesure de l'erreur, en définissant la fonction continue $S_{\Delta}(t)$ comme :

$$S_{\Delta}(t) = S(t) - \phi \text{Sat}(S(t)/\phi) \tag{V.25}$$

V.2.2. Synthèse du régulateur et Analyse de la stabilité

Dans cette section nous allons présenter la loi de commande pour les systèmes ayant la forme (V.2) en supposant connaître à priori la borne supérieure de $f(.)$ pour les points situés à l'extérieur de l'ensemble A_d , c'est à dire que

$$|f(X(t))| \leq M_0(X(t)) \quad \text{quand } X \in A_d^c \quad (\text{V.26})$$

Ayant choisi l'ensemble de A_d^c englobant l'ensemble A , $f_A(.)$ est l'approximation par RBF de $f(.)$ tel que $|f - f_A| \leq \varepsilon_f$ soit uniformément sur l'ensemble A .

La dérivée par rapport au temps de $S(t)$ (équation (V.22) est :

$$\dot{S}(t) = a_r(t) - f_A(X(t)) + u(t) + d(t) \quad (\text{V.27})$$

avec

$$a_r(t) = \lambda_w^T \tilde{X}(t) - x_d^{(n)}(t) \quad \text{et} \quad \lambda_w^T = [0, \lambda^{n-1}, 2\lambda^{n-2}, \dots, (n-1)\lambda]$$

$$d(t) = f_A(X(t)) - f(X(t)) \quad \text{et} \quad |d(t)| \leq \varepsilon_f \quad \forall X \in A$$

En utilisant cette expression et les développements des sections précédente, nous obtenons la loi de commande suivante :

$$u(t) = -k_d S(t) - a_r(t) + (1-m(t)) \hat{f}_A(t, X(t)) + m(t) u_{gl}(t) \quad (\text{V.28})$$

avec :

$$k_d > 0$$

$$u_{gl}(t) = -k_{gl} \text{Sat}(S(t)/\psi) \quad \text{et} \quad k_{gl} = M_0(X(t)) - \varepsilon_f$$

La figure (V.2) illustre le réseau gaussien implémentant la composante adaptative de la loi de commande .

En utilisant cette loi de commande et l'équation de $S(t)$ on peut écrire :

$$\dot{S}(t) = -k_d S(t) + (1-m(t)) (\hat{f}_A(t, X(t)) + d(t)) + m(t) (u_{gl}(t) - f(X(t))) \quad (\text{V.29})$$

avec :

$$\hat{f}_A(X(t)) = \sum_{i=1}^N \hat{c}_i g(X(t) - \zeta_i)$$

L'ajustement des poids de sortie du réseau est effectué par la relation :

$$\frac{d\hat{c}_i}{dt} = -K_a (1-m(t)) S(t) g(X(t) - \zeta_i) \quad (\text{V.30})$$

ou K_a une constante positive désignant le taux d'adaptation

Maintenant si on choisit ϕ tel que $\phi \geq \varepsilon_f / K_d$, tous les états du système adaptatif seront bornés et plus encore, l'erreur de poursuite convergera asymptotiquement vers une zone bornée proche de zéro [San 92]. Pour prouver ceci, on considère la fonction de Lyapunov :

$$V(t) = \frac{1}{2} S_{\Delta}^2 + \frac{1}{K_a} \sum_{i=1}^N \tilde{c}_i(t)^2 \quad (\text{V.31})$$

On a \dot{S}_{Δ} n'est pas défini pour $|S| = \phi$ tandis que $(d S_{\Delta}^2 / dt)$ est bien défini et continu.

$$\frac{dS_{\Delta}^2}{dt} = 2S_{\Delta} \dot{S}$$

En utilisant (V.30) on a $V=0$ si $|S| \leq \phi$.

D'une manière plus générale, puisque $S_{\Delta} \text{Sat}(S/\phi) = |S_{\Delta}|$, en utilisant les équations (V.14) et (V.29) on obtient :

$$\dot{V}(t) = -(K_d S_{\Delta}^2 + |S_{\Delta}| K_d \phi) + S_{\Delta} (1-m) (\tilde{f}_A + d) + K_a^{-1} \sum_{i=1}^N \tilde{c}_i \frac{d\tilde{c}_i}{dt} - m(S_{\Delta} + k_{gl} |S_{\Delta}|) \quad (\text{V.32})$$

En prenant (V.31) et en utilisant les bornes des fonctions traitées, l'équation (V.32) devient :

$$\dot{V} \leq -K_d S_{\Delta}^2 + (1-m) |S_{\Delta}| (|d| + K_d \phi) + m S_{\Delta} (|f| - K_d \phi - K_{gl})$$

Le 2^{ème} terme de la partie droite est non positif par construction du réseau gaussien et de la fonction de modulation, le 3^{ème} terme est aussi non positif par le choix du gain K_{gl} ainsi on obtient :

$$\dot{V} \leq -K_d S_{\Delta}^2 \quad \forall t \geq 0$$

D'où si S_{Δ} et tous les c_i sont bornés à l'instant $t=0$, ils le seront pour tout $t > 0$, et comme $|S(t)| \leq \phi$ (inégalité obtenue asymptotiquement) et si $X(0)$ est aussi borné alors les $X(t)$ le seront également pour tout $t > 0$, et comme les X_d sont bornés par construction alors $S_{\Delta} \rightarrow 0$ quand $t \rightarrow \infty$ [Slo 91] [San 92]

Donc $\dot{V} \rightarrow 0$ quand $t \rightarrow \infty$ et à partir de l'équation (V.25), on déduit que l'erreur de poursuite est asymptotiquement bornée.

V.3 Généralisation de la commande pour $b(X_i(t)) \neq 1$

Pour généraliser l'application de la commande par réseau RBF on va considérer le cas où $b(X_i(t)) \neq 1$. Le système à commandé est alors régi par l'équation (V.1).

Il est supposé à l'avance que $b(X_i(t))$ est finie et non nulle et que les $X_i(t)$ sont supposées positives.

Comme on l'a fait précédemment avec la fonction $f(X(t))$, la fonction $b^{-1}(X_i(t))$ peut être bornée en dehors de l'ensemble A_d :

$$b^{-1}(X_i(t)) \leq M_i(X_i(t)) \quad (\text{V.33})$$

Dans la lumière de ce qui a été développé auparavant, il est commode de combiner f et b^{-1} pour obtenir :

$$|b^{-1}(X_i(t)) f(X(t))| \leq M_0(X(t)) \quad (\text{V.34})$$

Il est assuré ultérieurement que la borne est connue a priori pour la norme du gradient de $b^{-1}(X)$ tel que :

$$|\dot{b}^{-1}(X(t))| = |\nabla b^{-1}(X(t)) \dot{X}(t)| \leq M_2(X(t)) \|X(t)\| \quad (\text{V.35})$$

Définissons la fonction inconnue non linéaire $h = b^{-1} f$ et posons h_A et b_A^{-1} les approximations par les RBFG sur l'ensemble compact A de h et b^{-1} avec :

$$|h(X(t)) - h_A(X(t))| \leq \varepsilon_h \quad \text{et} \quad |b^{-1}(X_i(t)) - b_A^{-1}(X(t))| \leq \varepsilon_b \quad (\text{V.36})$$

Le fait que l'on approxime $b^{-1}(\cdot)$ par une fonction sur tout le vecteur $X(t)$, tandis qu'elle est définie juste pour $X_i(t)$, nous permettra de simplifier la structure du sousystème adaptative.

Avec ces définitions, l'expression de $\dot{S}(t)$ sera :

$$b^{-1}(X_i(t)) \dot{S}(t) = b_A^{-1}(X(t)) a_r(t) - h_A(X(t)) + u(t) + d(t) \quad (\text{V.37})$$

Le terme de perturbation est donné par la relation :

$$d(t) = [b^{-1}(X_i(t)) - b_A^{-1}(X(t))] a_r(t) - [h(X(t)) - h_A(X(t))] \quad (\text{V.38})$$

l'inégalité $|d(t)| \leq \varepsilon_h + \varepsilon_b |a_r(t)|$ est satisfaite pour tout $X \in A$.

L'équation (V.37) suggère une loi de commande de la forme suivante :

$$u(t) = -K_d S(t) - 1/2 M_2(X(t)) \|X(t)\| S_d(t) + m(t) u_{gl}(t) - (1-m(t)) [\hat{b}_A^{-1}(t, X(t)) a_r(t) - \hat{h}_A^{-1}(t, X(t))] \quad (\text{V.39})$$

avec K_d une constante positive.

Le terme glissant u_{gl} est donnée par la relation (V.14) avec un gain de :

$$K_{gl} = (M_0(X(t)) - \varepsilon_h) + (M_1(X(t)) - \varepsilon_b) |a_r(t)| \quad (\text{V.40})$$

les approximations $\hat{h}_A^{-1}(\cdot)$ et $\hat{b}_A^{-1}(\cdot)$ peuvent être réaliser par un seul réseau RBFG de la même manière que précédemment (le cas où $b(\cdot)=I$) avec les n variables d'état comme entrée et deux sorties adaptatives comme estimation de b_A^{-1} et h_A voir figure (V.3).

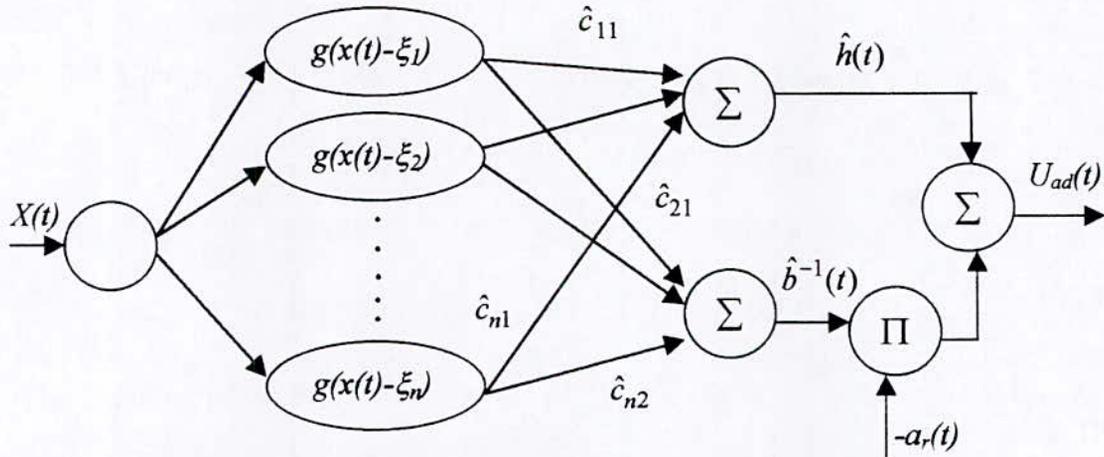


Fig V.3 : Structure de la partie adaptatif de la loi de commande par RBFG dans le cas ou $b(.) \neq 1$

Ces approximations sont données par les expressions suivante:

$$\begin{aligned} \hat{h}_A(t, X(t)) &= \sum_{i=1}^N \hat{c}_{i1} g_{\sigma}(X(t) - \zeta_{i1}) \\ \hat{b}_A^{-1}(t, X(t)) &= \sum_{i=1}^N \hat{c}_{i2} g_{\sigma}(X(t) - \zeta_{i2}) \end{aligned} \tag{V.41}$$

les centres ζ_{i1} et ζ_{i2} sont fixées .

Les \hat{c}_{i1} et \hat{c}_{i2} sont les poids synaptiques de sortie du réseau RBFG, ces poids sont ajustés afin d'atteindre les performances désirées.

En remplaçant l'expression de $u(t)$ (V.39) dans (V.37) on obtient :

$$\begin{aligned} b^{-1}(X_i(t)) \dot{S}(t) &= -K_d S(t) - 1/2 M_2(X(t)) \|X(t)\| S_{\Delta}(t) + (1-m(t)) [\tilde{h}_A(t, X(t)) - \tilde{b}_A^{-1}(t, X(t)) \\ &\quad + d(t)] + m(t) [u_{gl}(t) + b^{-1}(X_i(t)) a_r(t) - h(X(t))] \end{aligned} \tag{V.42}$$

avec : $\tilde{h}_A(t) = \hat{h}_A(t, X(t)) - h_A(X(t))$ et $\tilde{b}_A^{-1}(t) = \hat{b}_A^{-1}(t, X(t)) - b_A^{-1}(X(t))$

L'ajustement des poids de sortie est effectué en utilisant :

$$\frac{d\hat{c}_{i1}}{dt} = -K_{a1} [(1-m(t)) S_{\Delta}(t) g_{\sigma}(X(t) - \zeta_{i1})] \tag{V.43}$$

$$\frac{d\hat{c}_{i2}}{dt} = -K_{a2} a_r(t) (1-m(t)) S_{\Delta}(t) g_{\sigma}(X(t) - \zeta_{i2}) \tag{V.44}$$

Avec k_{a1} et K_{a2} des constantes strictement positives qui déterminent le taux d'adaptation, et définissent :

$$\varepsilon_r = \varepsilon_h + \varepsilon_b (2 \|\lambda\| r_A + |X_d^{(n)}|_{\max})$$

Avec :

r_A : Le rayon de la plus petite sphère qui contient complètement l'ensemble A .

$|x_d^{(n)}|_{\max}$: est la borne supérieure en magnitude de la $n^{\text{ième}}$ dérivée de la trajectoire désirée.

Si on choisit $\phi \geq \varepsilon_r / K_d$, alors tous les états du système adaptatif seront bornés, et encore plus l'erreur de poursuite convergera asymptotiquement vers une zone proche de zéro donnée par (V.24).

Pour prouver la stabilité et la convergence, on considère la fonction de Lyapunov suivante :

$$V = \frac{1}{2} [b^{-1}(X_t(t)) S_\Delta(t)]^2 + \frac{1}{k_{a1}} \sum_{i=1}^N \tilde{c}_{i1}(t)^2 + \frac{1}{k_{a2}} \sum_{i=1}^N \tilde{c}_{i2}(t)^2 \quad (\text{V.45})$$

Avec :

$$\tilde{c}_{i1}(t) = \hat{c}_{i1}(t) - c_{i1}(t)$$

$$\tilde{c}_{i2}(t) = \hat{c}_{i2}(t) - c_{i2}(t)$$

comme dans le cas précédent ($b(\cdot) = I$) on trouve :

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{1}{2} [\dot{b}^{-1}(X_t(t)) - M_2(X(t)) \|X(t)\| - 2k_d] S_\Delta^2 - |S_\Delta| K_d \phi + m(t) (S_\Delta (b^{-1}(X_t(t)) a_r - h(X(t)))) \\ & + (1-m(t)) (S_\Delta (\tilde{h}_A(X(t)) - \tilde{b}_A^{-1}(X(t)) a_r + d(t)) + \frac{1}{k_{a1}} \sum_{i=1}^N \tilde{c}_{i1}(t) \dot{\tilde{c}}_{i1}(t) + \frac{1}{k_{a2}} \sum_{i=1}^N \tilde{c}_{i2}(t) \dot{\tilde{c}}_{i2}(t) \end{aligned} \quad (\text{V.46})$$

\dot{b}^{-1} est la dérivée par rapport au temps de b^{-1} ; en utilisant les expressions (V.35), (V.43) et (V.44) dans (V.46) on trouve :

$$\dot{V} \leq K_d S_\Delta^2 + (1-m) |S_\Delta| (|d| - K_d \phi) + m |S_\Delta| (|b^{-1}| |a_r| + |h| - K_d \phi - K_{g1})$$

par construction on a $m < 1$ se qui implique que $X \in A$, d'ici on a $|a_r| \leq 2 \|\lambda\| r_A + |X_d^{(n)}|_{\max}$, donc le terme $|d(t)| \leq \varepsilon_r$. Aussi, si on choisit $\phi \geq \varepsilon_r / K_d$, sachant que $0 \leq m \leq 1$ pour tout $t > 0$, alors le second terme de la partie droite de l'inégalité est négligeable. Le choix du gain de glissement assure que le troisième terme soit négatif, donc on a :

$$\dot{V} \leq K_d S_\Delta^2 \quad \forall t \geq 0.$$

aussi si les valeurs initiales des états du système et les paramètres à estimer sont bornés, ils le resteront pour tout $t \geq 0$.

Ainsi en démontre que $S_d \rightarrow 0$ quand $t \rightarrow \infty$ et donc $\dot{V} \rightarrow 0$ d'où la preuve que l'erreur de poursuite est asymptotiquement bornée.

V.4 Commande mixte par réseaux RBF appliquée à la MAS alimentée en courant

La régulation du flux et de la vitesse se fera grâce aux commandes I_{ds} et I_{qs} respectivement telle que :

$$\begin{cases} I_{ds} = I_{pd1} + (1 - m_1) I_{ad1} + m_1 I_{gl1} \\ I_{qs} = I_{pd2} + (1 - m_2) I_{ad2} + m_2 I_{gl2} \end{cases} \quad (V.47)$$

Et les surfaces S_1 et S_2 sont données par :

$$\begin{cases} S_1(t) = \psi_d - \psi \\ S_2(t) = \omega_{md} - \omega_m \end{cases} \quad (V.48)$$

Le schémas de commande sera le suivant

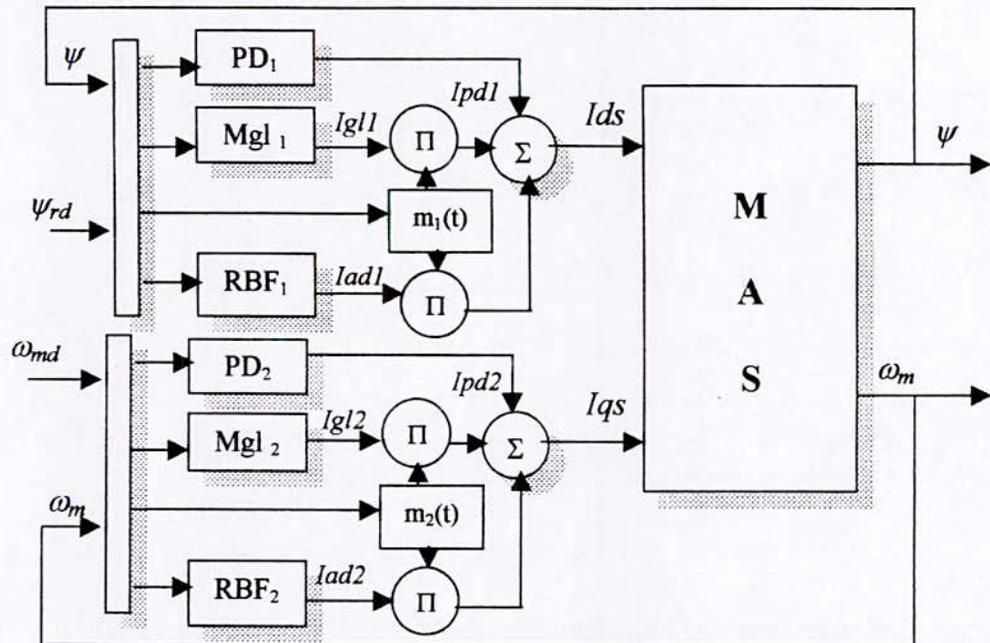


Fig V.4 Schéma de commande adaptative mixte de la MAS alimenté en courant

Simulation et interprétation

Pour la commande de la MAS alimenté en courant nous avons utilisé deux types de réseaux RBF

- Réseaux RBF (avec centres fixes)
- Réseaux RBF (avec centres adaptatifs)

Les paramètres des régulateurs sont résumés dans le tableau suivant

| | Stratégie de commande | Paramètre du PD | Paramètre du Mode Glissant | Nombres de neurones | Gains d'adaptation |
|---------|-----------------------|-------------------------|----------------------------------|---------------------|--------------------|
| Flux | Centres fixes | $K_d=2.00$ $T_d=0.1$ | $K_{gl}=5$ $\varepsilon =0.1$ | $N1=10$ | $K_{a1}=50$ |
| | Centres adaptatifs | $K_d=2.00$ $T_d=0.1$ | $K_{gl}=5$ $\varepsilon =0.1$ | $N1=5$ | $K_{a1}=50$ |
| Vitesse | Centres fixes | $K_d=2.00$ $T_d=0.1$ | $K_{gl}=5$ $\varepsilon =0.2$ | $N2=10$ | $K_{a2}=20$ |
| | Centres adaptatifs | $K_d=2.00$ $T_d=0.1$ | $K_{gl}=5$ $\varepsilon =0.2$ | $N2=5$ | $K_{a2}=10$ |

Tab7 Les différents paramètres de la commande adaptative mixte par RBF de la MAS alimenté en courant

Remarques

On constate que le nombre de neurones utilisé dans les réseaux RBF a nettement diminué comparés à celui utilisé au chapitre IV. Par exemple pour la régulation du flux lors de la stratégie de commande à centres fixes on est passé de 50 neurones (Chapitre IV) à 10 neurones seulement, lors de la stratégie de commande à centres adaptatifs le nombre est passé de 20 à 5 neurones.

Les résultats des simulations sont donnée dans le tableau suivant

| Stratégie | Figures | Variation | Commentaire et interprétation |
|----------------------------------|---------|-----------------------------|---|
| RBFG A Centres fixes | V.7.1 | Avide | <ul style="list-style-type: none"> Le flux et la vitesse atteignent leur références rapidement (0.15 Sec pour le flux et 0.5Sec pour la vitesse) On voit une bonne orientation du flux puisque le flux q_r se stabilise à 0.06 Web. Les commande(I_{ds} et I_{qs}) se stabilisent à 3.83A et 0.9 A respectivement mais présentent quelques oscillations ,ces derniers peuvent être éliminées en augmentant le nombre de neurones. Les régulateurs démarrent avec les régulateurs de « secours » (Mode glissant) puis commutent sur le régulateur neuronal. |
| | V.7.2 | Inversion de la vitesse | <ul style="list-style-type: none"> L'inversion de la vitesse se fait normalement en 1Sec on voit aussi que le flux subit de légères fluctuations lors de l'inversion. La fonction de modulation m_2 passe de 0 à 1 pendant l'inversion c'est à dire que le régulateur passe en mode glissant puis revient sur le régulateur neuronal après l'inversion. |
| | V.7.3 | Introduction d'une charge | <ul style="list-style-type: none"> Lors de l'introduction de la charge la vitesse chute jusqu'à 1460 Tr/min chute (de 2 %) puis revient à sa valeur de référence . Les courants se réadaptent pour que le couple électromagnétique compense la charge introduite. Lors de l'introduction de la charge ,m_2 passe de 0 à 0.8 c'est à dire à une structure (20% neuronal et 80 % mode glissant) puis revient à 0 donc sur le régulateur neuronal. |
| | V.7.4 | Variation des paramètres | <ul style="list-style-type: none"> Rejet totale de la perturbation , la vitesse n'est pas influencée seul le flux présente des fluctuations et revient à sa valeur de référence . Le courant se réadapte et lors de la variation le régulateur commute sur le mode glissant puis à la structure neuronal. |
| RBFG A Centres adaptatives | V.7.5 | A vide | <ul style="list-style-type: none"> Mêmes remarques que V.7.1 |
| | V.7.6 | Poursuite d'une trajectoire | <ul style="list-style-type: none"> On constate que le système suit très bien la trajectoire de référence imposé , malgré la présence de variations brusques Les variations du couple électromagnétiques montrent que la vitesse du rotor suit à chaque instant sa consigne. La fonction de modulation m_2 s'adapte à chaque variation et donne une structure adéquate combinant les deux régulateurs à savoir le régulateur neuronal et le régulateur de « secours » |

Tab 8 Tableau récapitulatif (commande adaptative mixte de la MAS alimenté en courant)

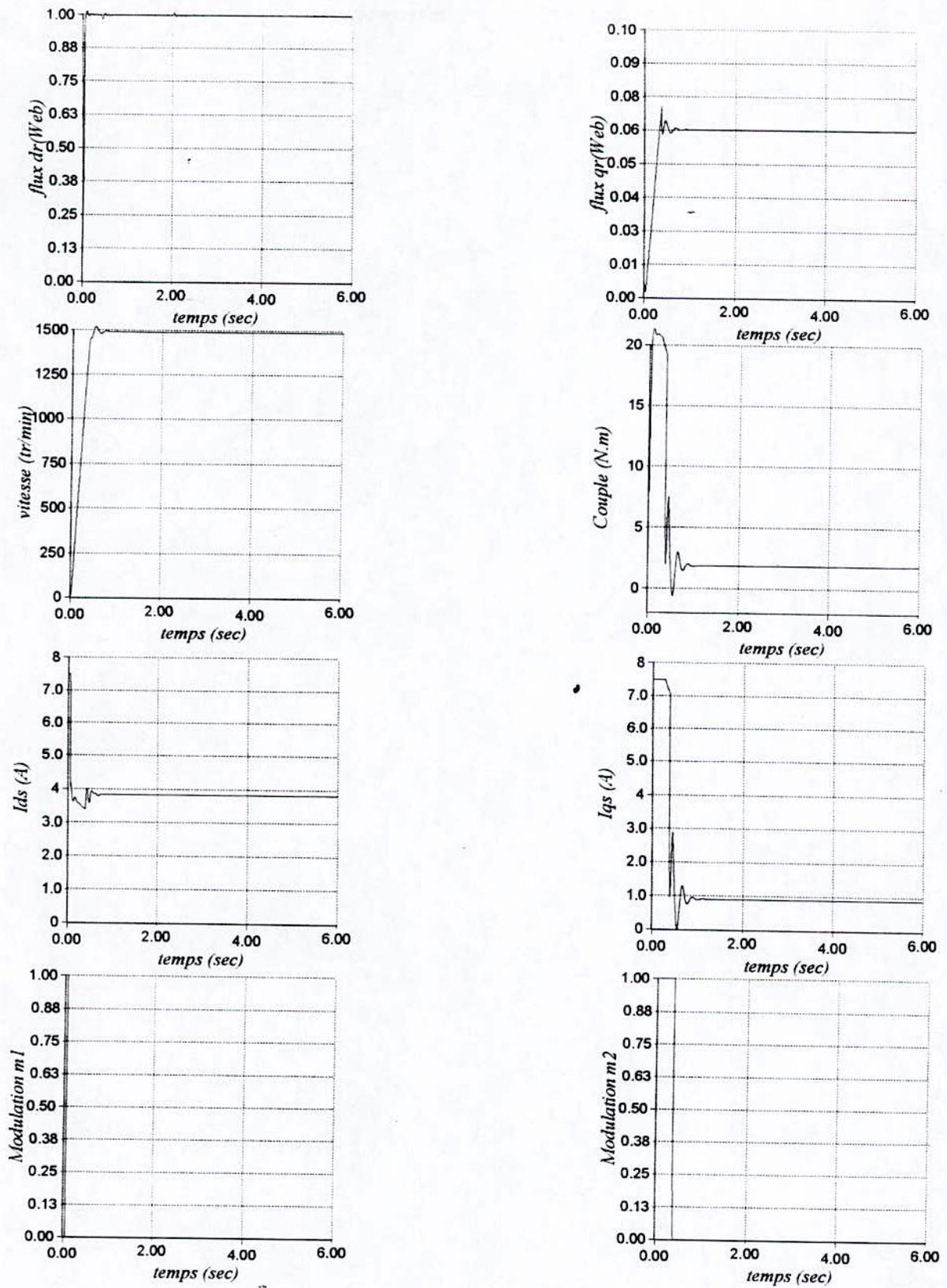


Fig V.7.1 Simulation à vide de la MAS alimentée en courant
(Commande adaptative mixte RBF à centres fixes)

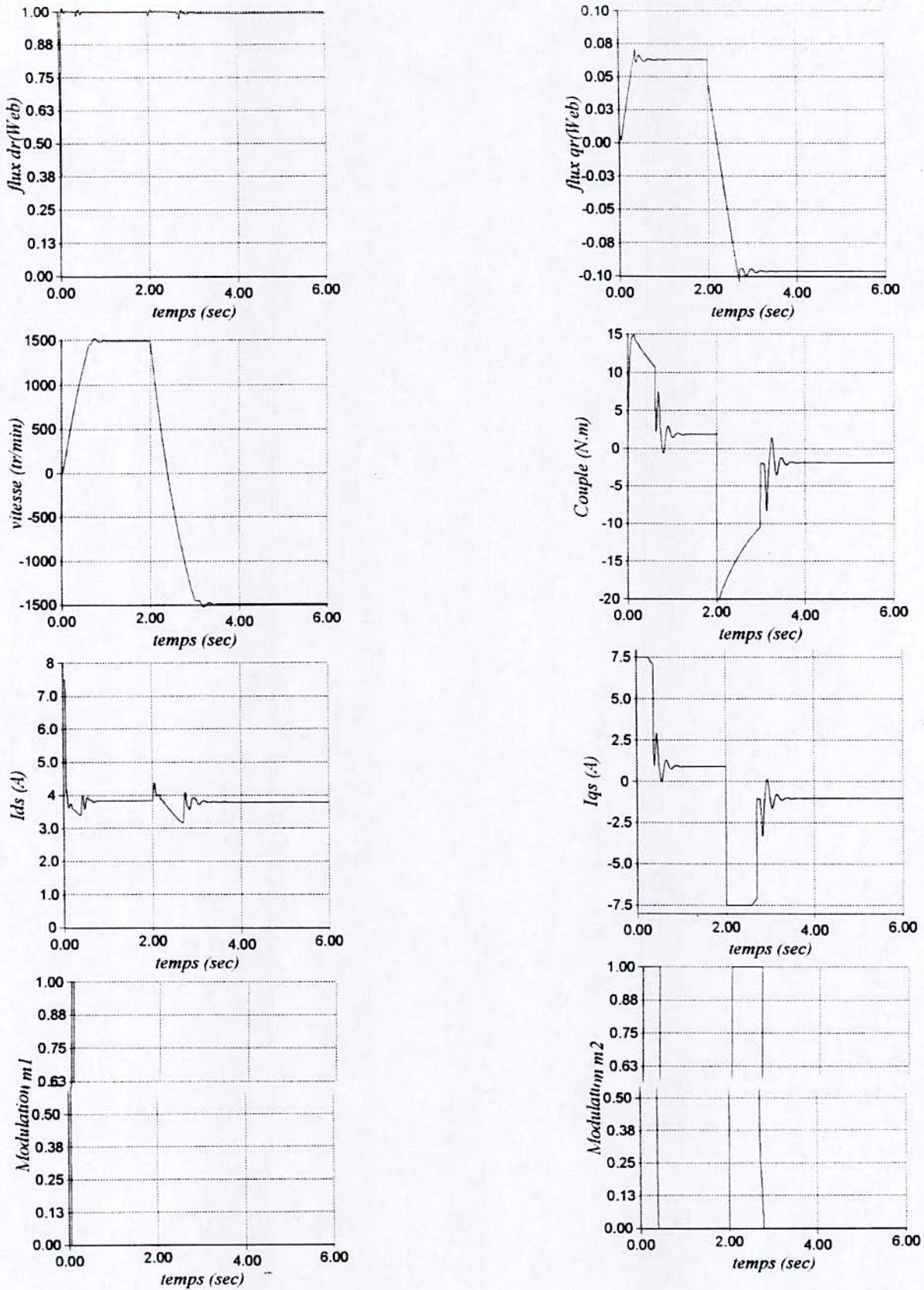


Fig V.7.2 Inversion de la vitesse à $t=2$ Sec
(Commande adaptative mixte RFBG avec centres fixes)

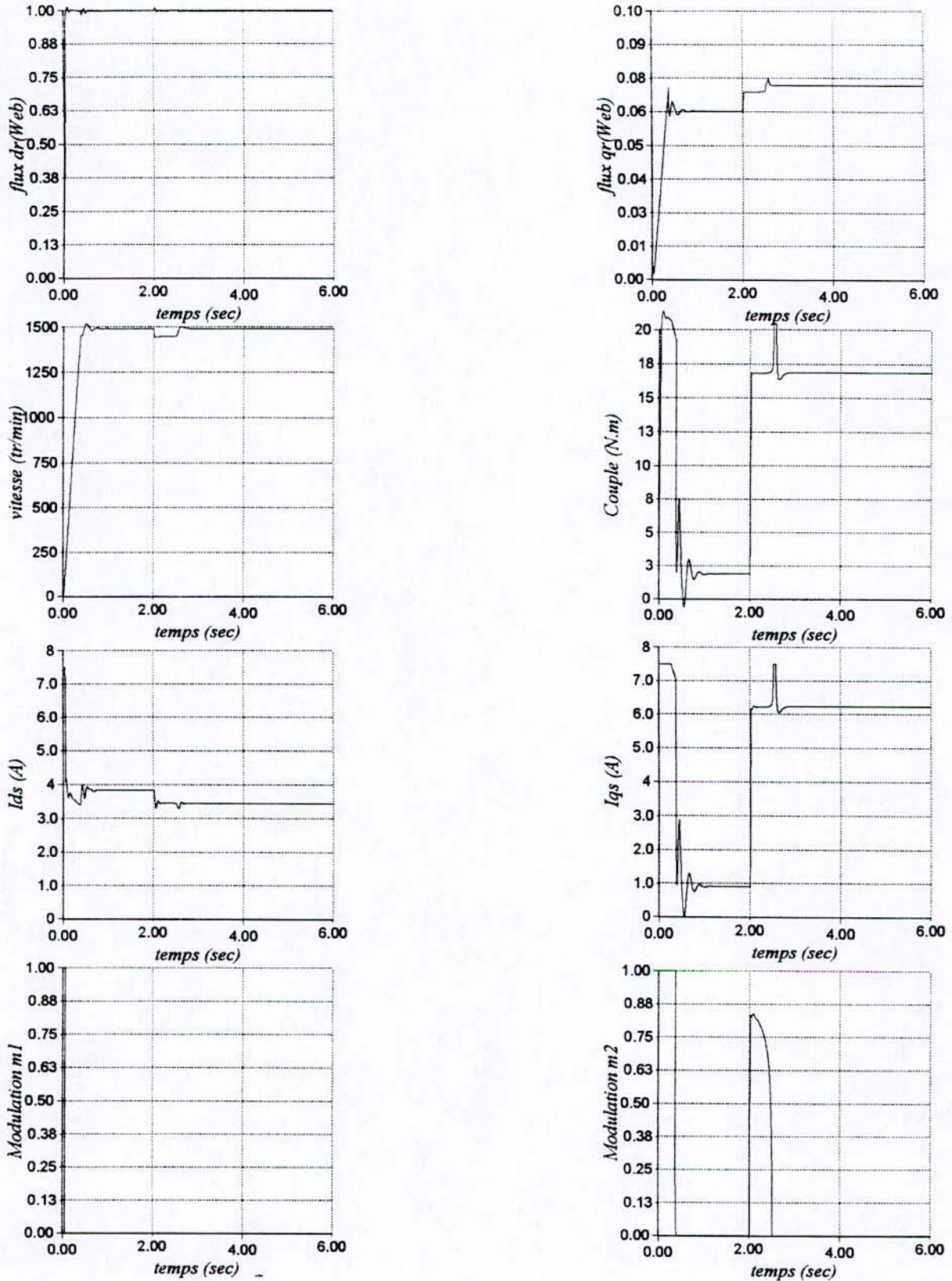


Fig V.7.3 Introduction d'un couple de charge $C_r=10 \text{ N.m}$ à $t=2 \text{ Sec}$
(Commande adaptative mixte RBFG avec centres fixes)

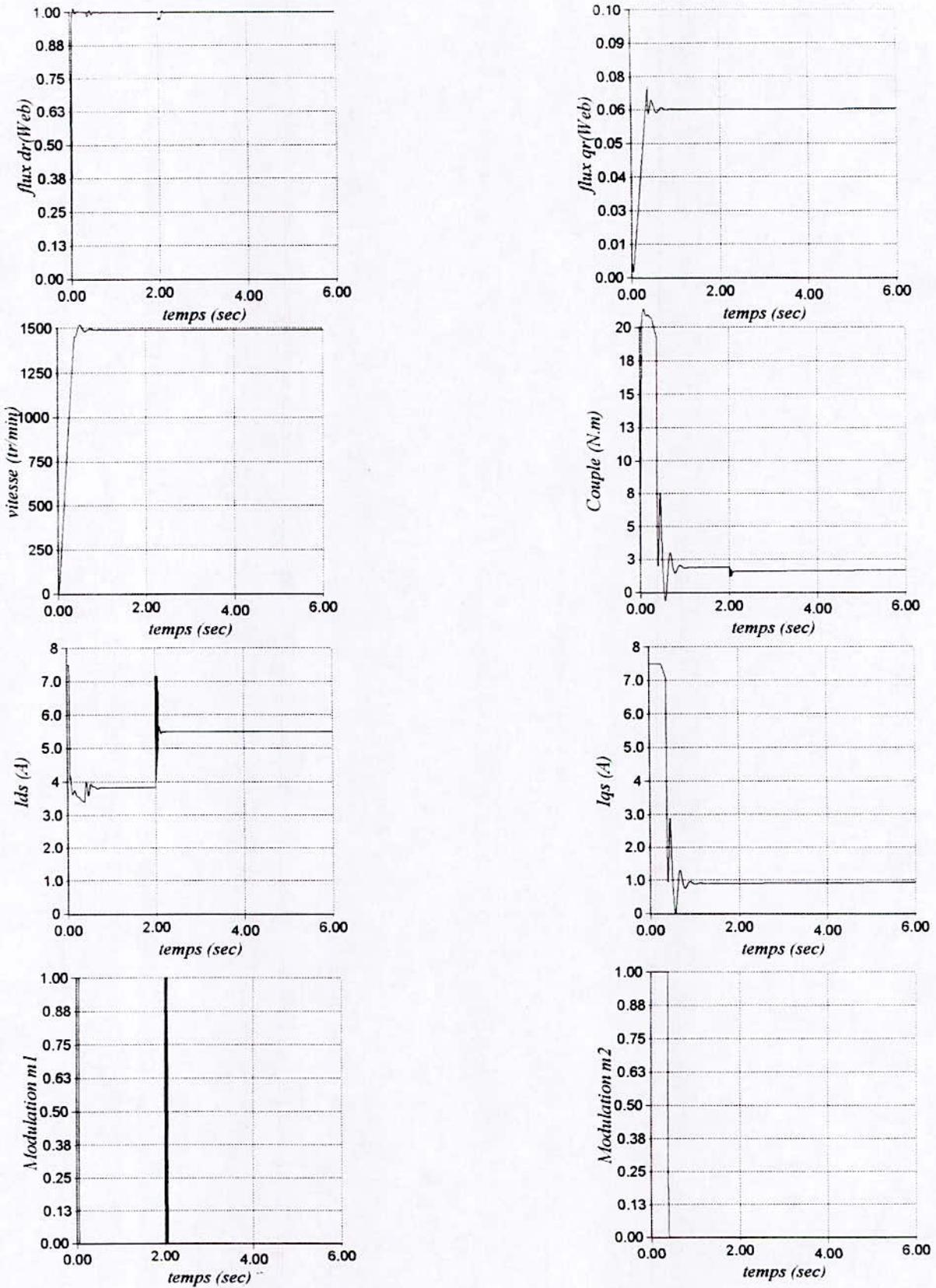


Fig V.7.4 Variation des paramètres ($R_r+100\%,L_r-30\%,M-30\%$) $t=2$ Sec
(Commande adaptative mixte par RFBG avec centres fixes)

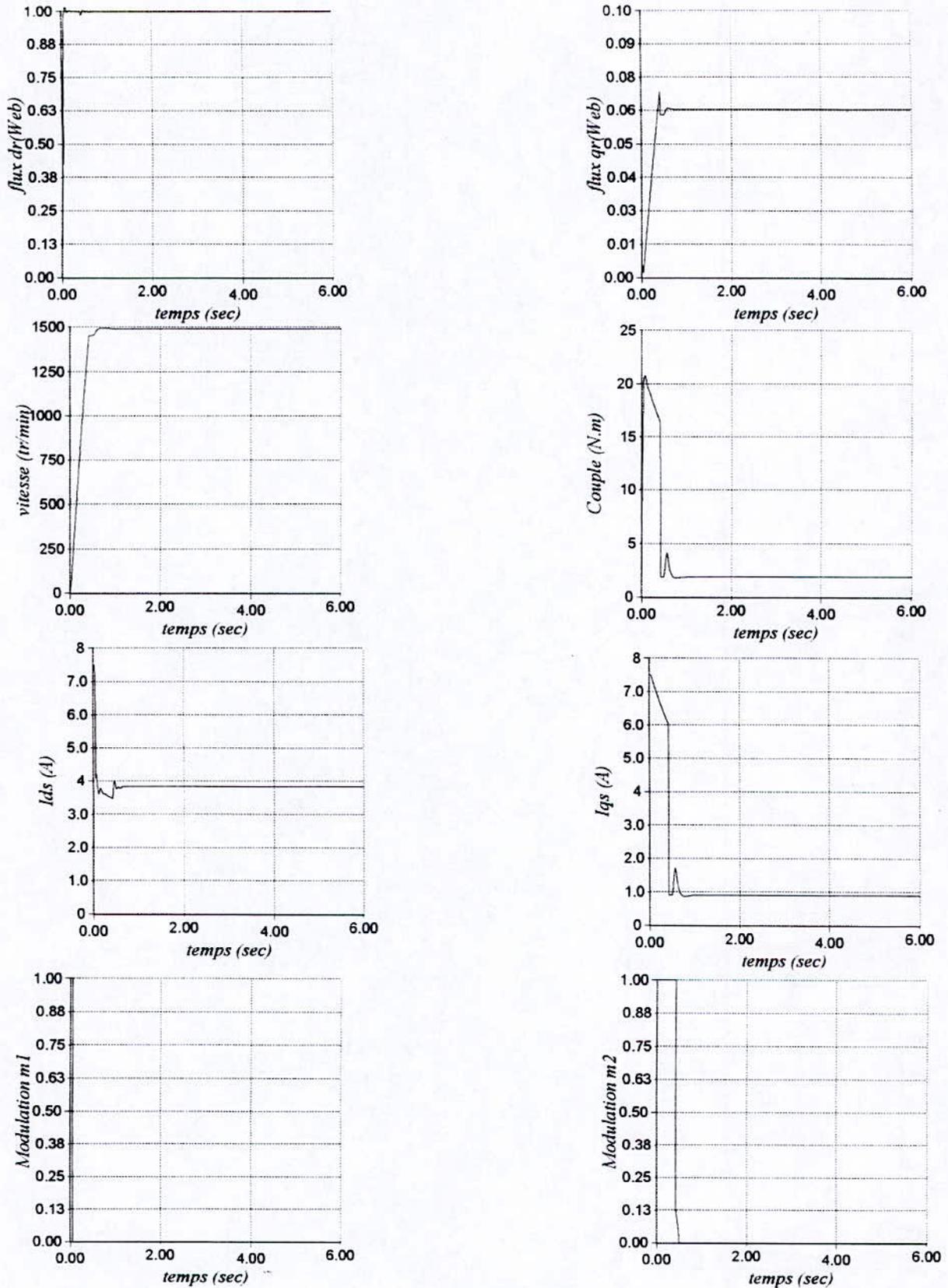


Fig V.7.5 Simulation à vide de la MAS alimentée en courant (Commande adaptative mixte RFBG avec centres adaptatifs)

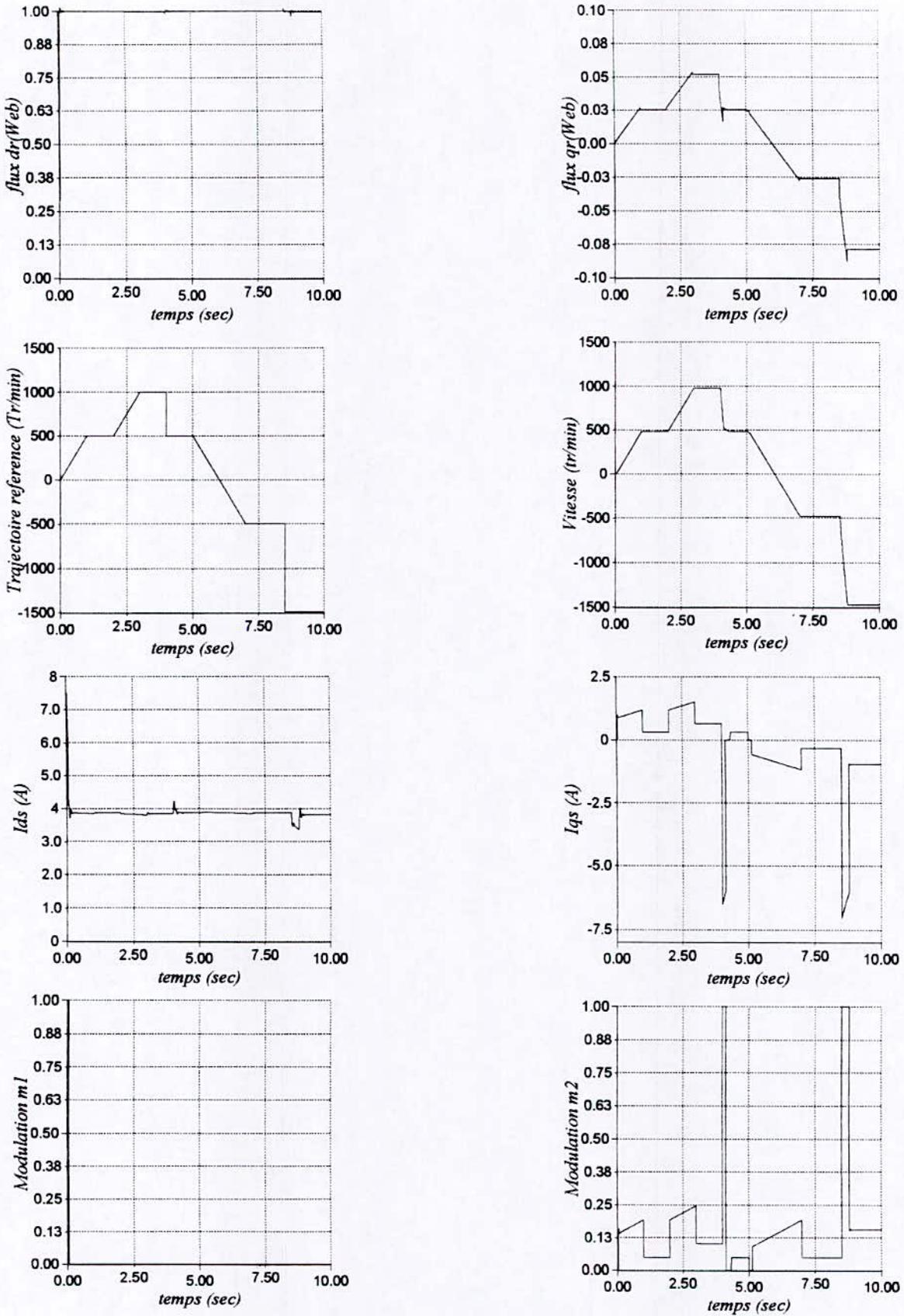


Fig V.7.6 Poursuite de trajectoire
(Commande adaptative mixte RBFN avec centres adaptatif)

V.5 Commande mixte par réseaux RBF appliquée à la MAS alimentée en tension

De la même manière que pour le régulateur auto-ajutable, on utilisera deux régulateur en cascade pour chaque grandeur (flux et vitesse).

Donc afin d'asservir la MAS alimenté en tension on utilisera 4 régulateurs de la forme suivante:

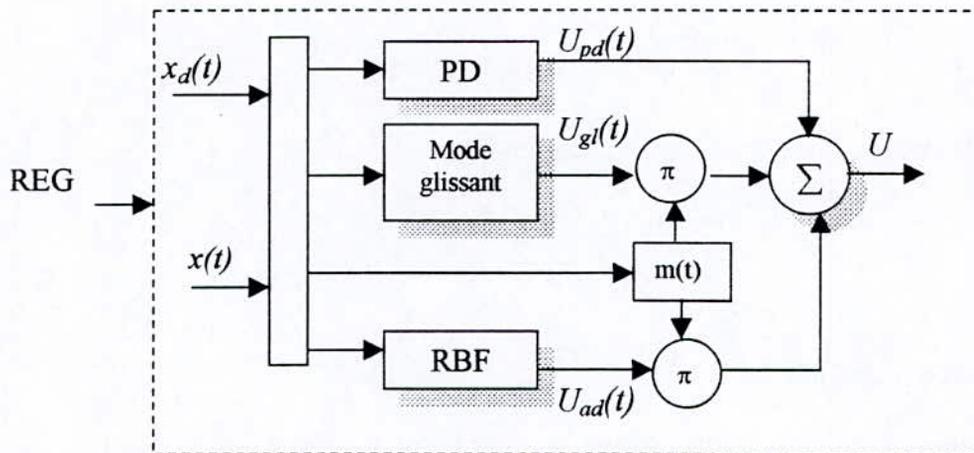


Fig V.6 Structure du régulateur à utiliser dans le schéma de commande

Le schéma de commande en tension sera sous la forme suivantes :

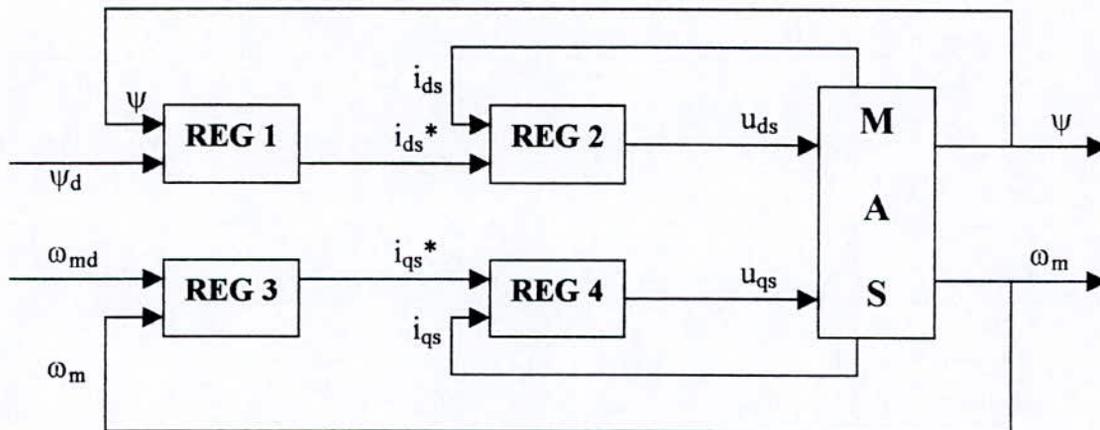


Fig V.7 Schéma de commande de la MAS alimenté en tension

Les grandeurs de commandes sont les tension u_{ds} et u_{qs} :

$$\begin{cases} U_{ds} = U_{pd2} + (1 - m_2) U_{ad2} + m_2 U_{gl2} \\ U_{qs} = U_{pd4} + (1 - m_4) U_{ad4} + m_4 U_{gl4} \end{cases} \quad (V.50)$$

Et les surfaces d'erreurs sont données par :

$$\begin{cases} S_1(t) = \psi_d - \psi \\ S_3(t) = \omega_{md} - \omega_m \\ S_2(t) = I_{ds}^* - I_{ds} \\ S_4(t) = I_{qs}^* - I_{qs} \end{cases} \quad (V.51)$$

Avec :

I_{ds}^* et I_{qs}^* sont les sorties délivrés par les régulateurs REG 1 et REG 2 :

$$\begin{cases} I_{ds} = I_{pd1} + (1 - m_1) I_{ad1} + m_1 I_{gl1} \\ I_{qs} = I_{pd2} + (1 - m_3) I_{ad2} + m_3 I_{gl2} \end{cases} \quad (V.52)$$

Simulation et interprétation

Pour la commande de la MAS alimenté en tension nous avons utilisé deux types de réseaux RBF

- Réseaux RBFG (avec centres fixes)
- Réseaux RBFG (avec centres adaptatifs)

Les paramètres des régulateurs sont résumés dans le tableau suivant

| | Stratégie de commande | Paramètre du PD | Paramètre du Mode Glissant | Nombres de neurones | Gains d'adaptation |
|-------------------------------|-----------------------|-------------------------|----------------------------------|---------------------|--------------------|
| Flux | Centres fixes | $K_d=2.00$ $T_d=0.1$ | $K_{gl}=5$ $\varepsilon =0.1$ | N1=10 | $K_{a1}=25$ |
| | Centres adaptatives | $K_d=2.00$ $T_d=0.1$ | $K_{gl}=5$ $\varepsilon =0.1$ | N1=5 | $K_{a2}=50$ |
| Vitesse | Centres fixes | $K_d=2.00$ $T_d=0.1$ | $K_{gl}=5$ $\varepsilon =0.2$ | N2=10 | $K_{a1}=50$ |
| | Centres adaptatives | $K_d=2.00$ $T_d=0.1$ | $K_{gl}=5$ $\varepsilon =0.2$ | N2=5 | $K_{a2}=100$ |
| Boucle Externe (<i>ids</i>) | Centres fixes | $K_d=2.00$ $T_d=0.1$ | Sans | N3=20 | $K_{a3}=50$ |
| | Centres adaptatives | $K_d=2.00$ $T_d=0.1$ | Sans | N3=10 | $K_{a3}=50$ |
| Boucle Externe (<i>iqs</i>) | Centres fixes | $K_d=2.00$ $T_d=0.1$ | Sans | N4=20 | $K_{a4}=500$ |
| | Centres adaptatives | $K_d=2.00$ $T_d=0.1$ | Sans | N4=10 | $K_{a4}=500$ |

Tab 9 Les différents paramètres de la commande adaptative mixte de la MAS alimenté en tension

Les résultats des simulations sont résumés dans le tableau récapitulatif

| Stratégie | Figures | Variation | Commentaire et interprétation |
|----------------------------------|---------|-----------------------------|---|
| RBFG A Centres fixes | V.8.1 | A vide | <ul style="list-style-type: none"> Le flux et la vitesse atteignent leurs référence sans aucun dépassement rapidement (0.07 Sec et 0.5 Sec respectivement). On voit une bonne orientation du flux puisque q_r se stabilise à 0.06 Web. Les commandes et les courants sont lisses mais présentent une forte oscillation (ceci lors des commutation mode glissant → Régulateur neuronal ou vice-versa). |
| | V.8.2 | Inversion de la vitesse | <ul style="list-style-type: none"> L'inversion de vitesse se fait normalement en 0.8 Sec, et le flux subit de légères fluctuations lors de l'inversion. Les commandes et les courants présentent quelques oscillations lors de l'inversion ceci montre qu'il y a commutation entre les régulateurs (neuronal / secours). |
| | V.8.3 | Introduction d'une charge | <ul style="list-style-type: none"> Lorsque la charge est introduite, la vitesse n'est pas influencé » seul le flux présente quelques oscillations. Les commandes (U_{ds} et U_{qs}) et les courants (I_{ds} et I_{qs}) se réadaptent et le couple électromagnétique compense la charge introduite. |
| | V.8.4 | Variation des paramètres | <ul style="list-style-type: none"> Rejet totale de la perturbation, la vitesse n'est pas influencé, seul le flux chute à 0.95 Web (chute de 5%) puis revient à sa valeur de référence. Les commandes et les courants se réadaptent, un léger chattering est observé et ceci à cause des commutations successifs entre les 2 structures. |
| RBFG A Centres adaptatives | V.8.5 | A vide | <ul style="list-style-type: none"> Même remarques que V.8.1 |
| | V.8.6 | Poursuite d'une trajectoire | <ul style="list-style-type: none"> On constate que le système suit très bien la trajectoire de référence imposé, malgré la présence de variations brusques Les variations du couple électromagnétiques montre que la vitesse du rotor suit à chaque instant sa consigne. Les commandes et les courants se réadaptent et le choix des modulation se fait pour une structure adéquate (combiant les 2 régulateurs), un léger chattering est observé, ceci à cause des commutations successives entre les 2 structures |

Tab 10 Tableau récapitulatif (commande adaptatif mixte de la MAS alimenté en tension

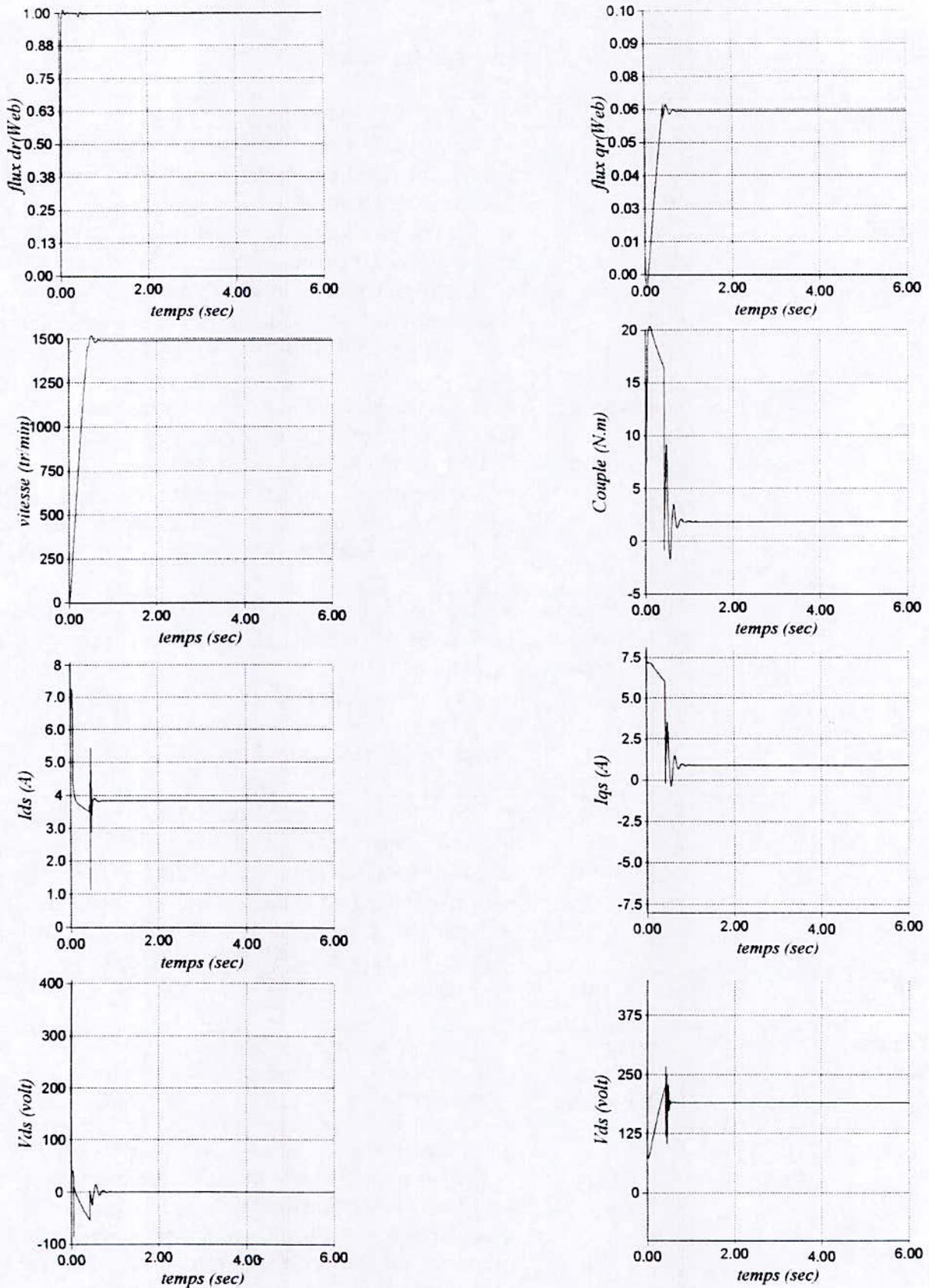


Fig V.8.1 Simulation à vide de la MAS alimentée en tension
(Commande adaptative mixte RBFG centres fixes)

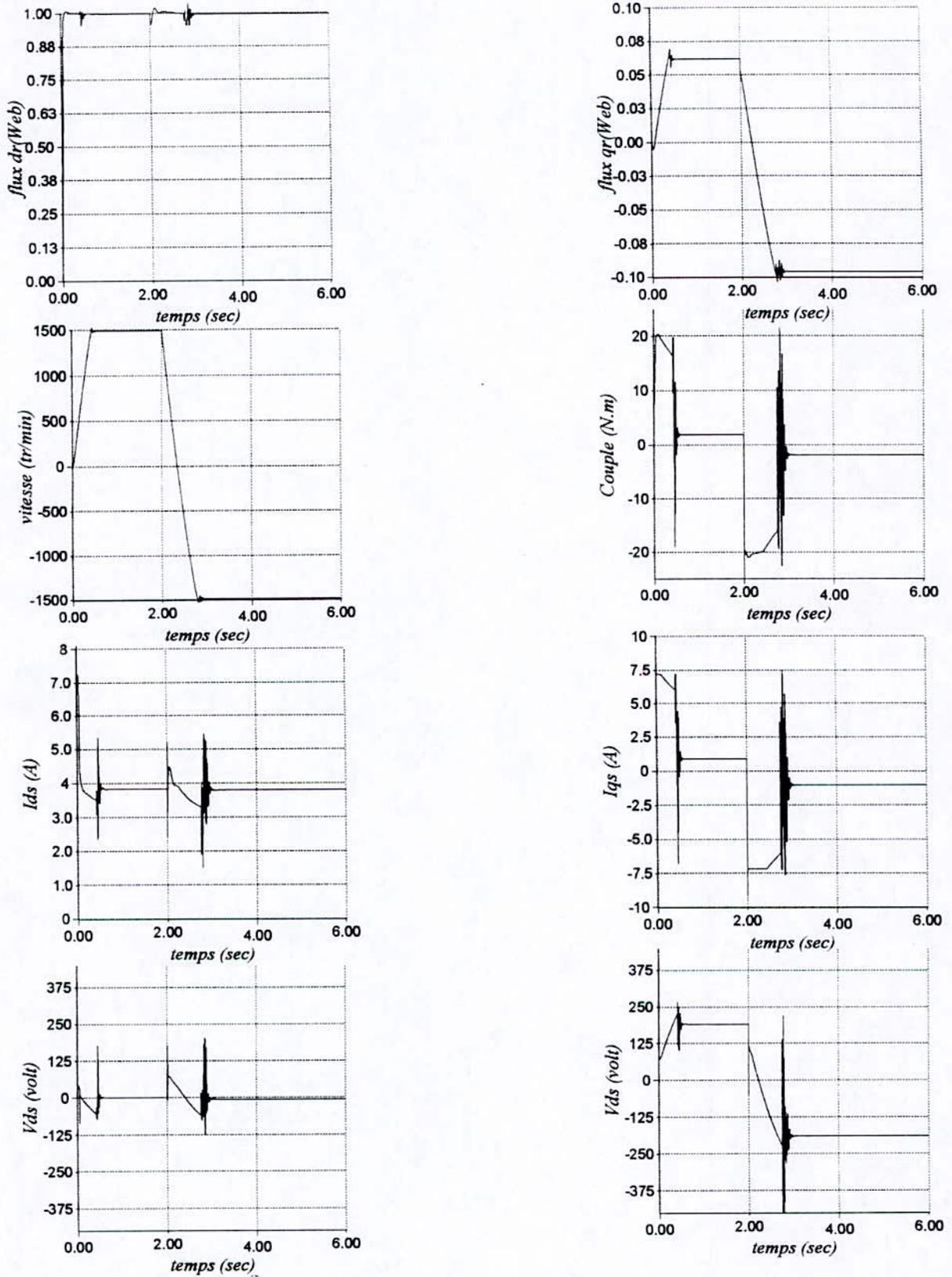


Fig V.8.2 Inversion de la vitesse à $t=2$ Sec
(Commande adaptative mixte RBF avec centres fixes)

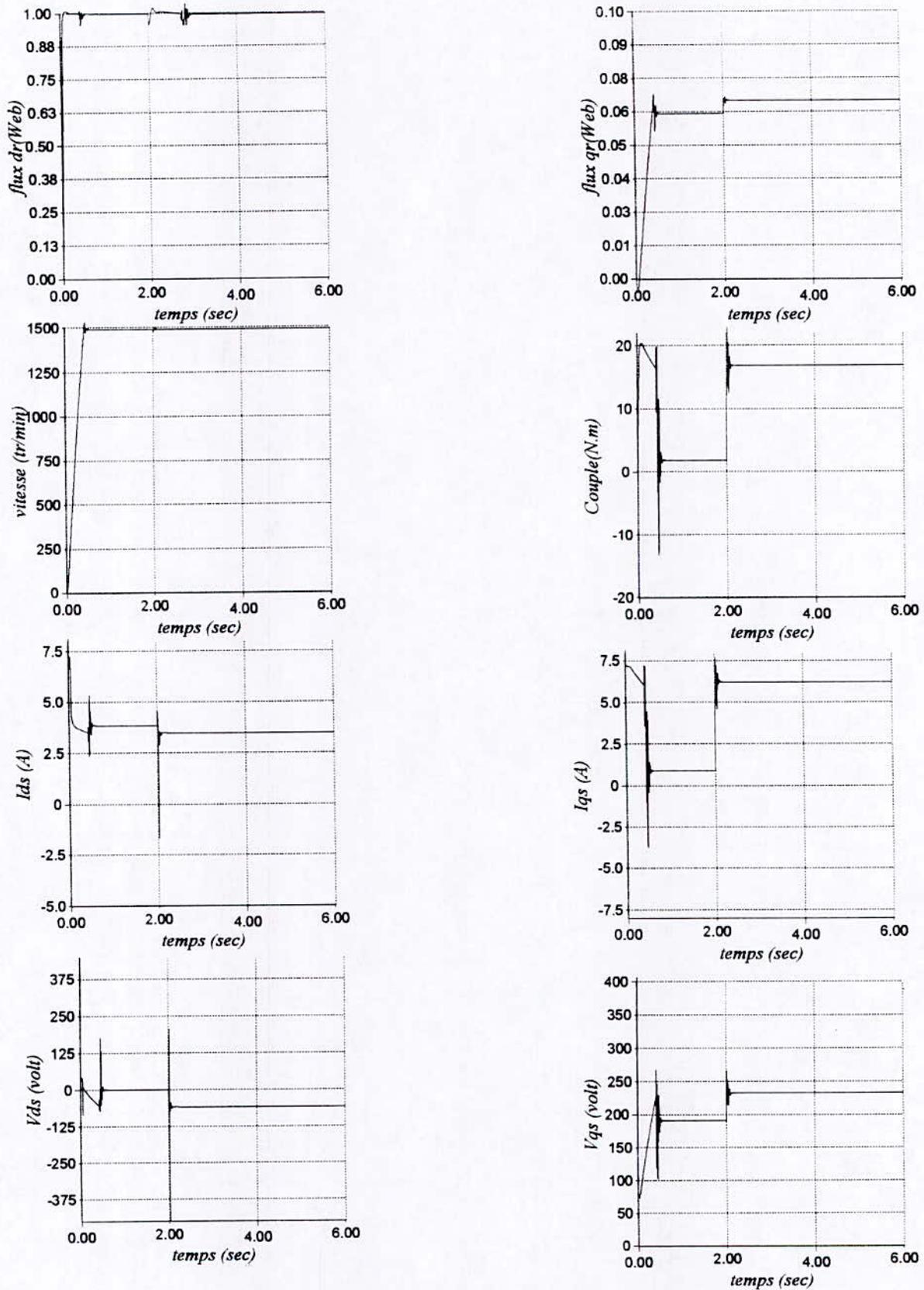


Fig V.8.3 Introduction d'une charge à t=2 Sec
(Commande adaptative mixte RBFN à centres fixes)

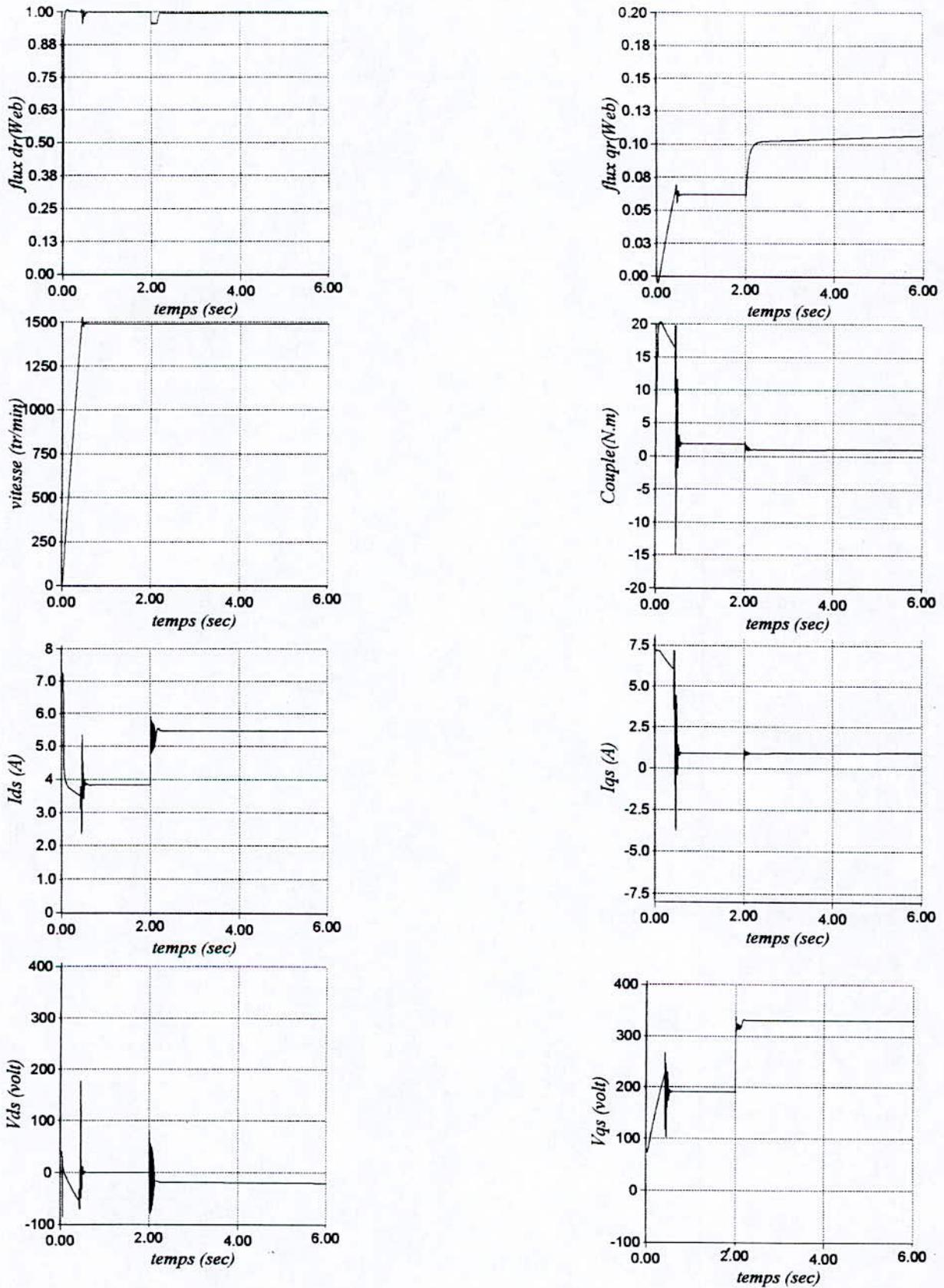


Fig V.8.4 Variation des paramètres ($R_r+100\%$, $L_r-30\%$, $M-30\%$) à $t=2$ Sec
(Commande adaptative mixte RBFQ à centres fixes)

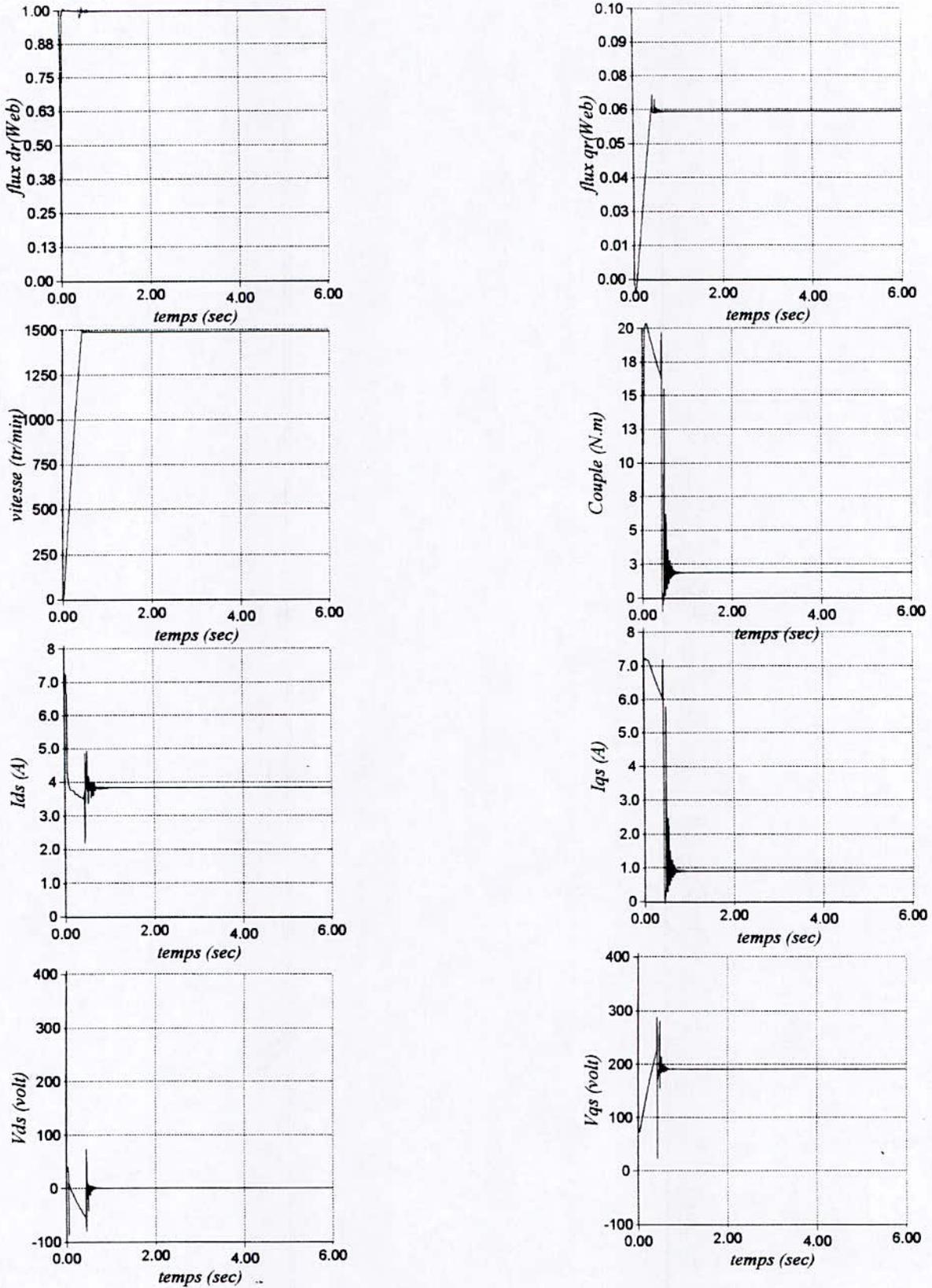


Fig V.8.5 Simulation à vide de la MAS alimentée en tension
(Commande adaptative mixte RBFN avec centres adaptatives)

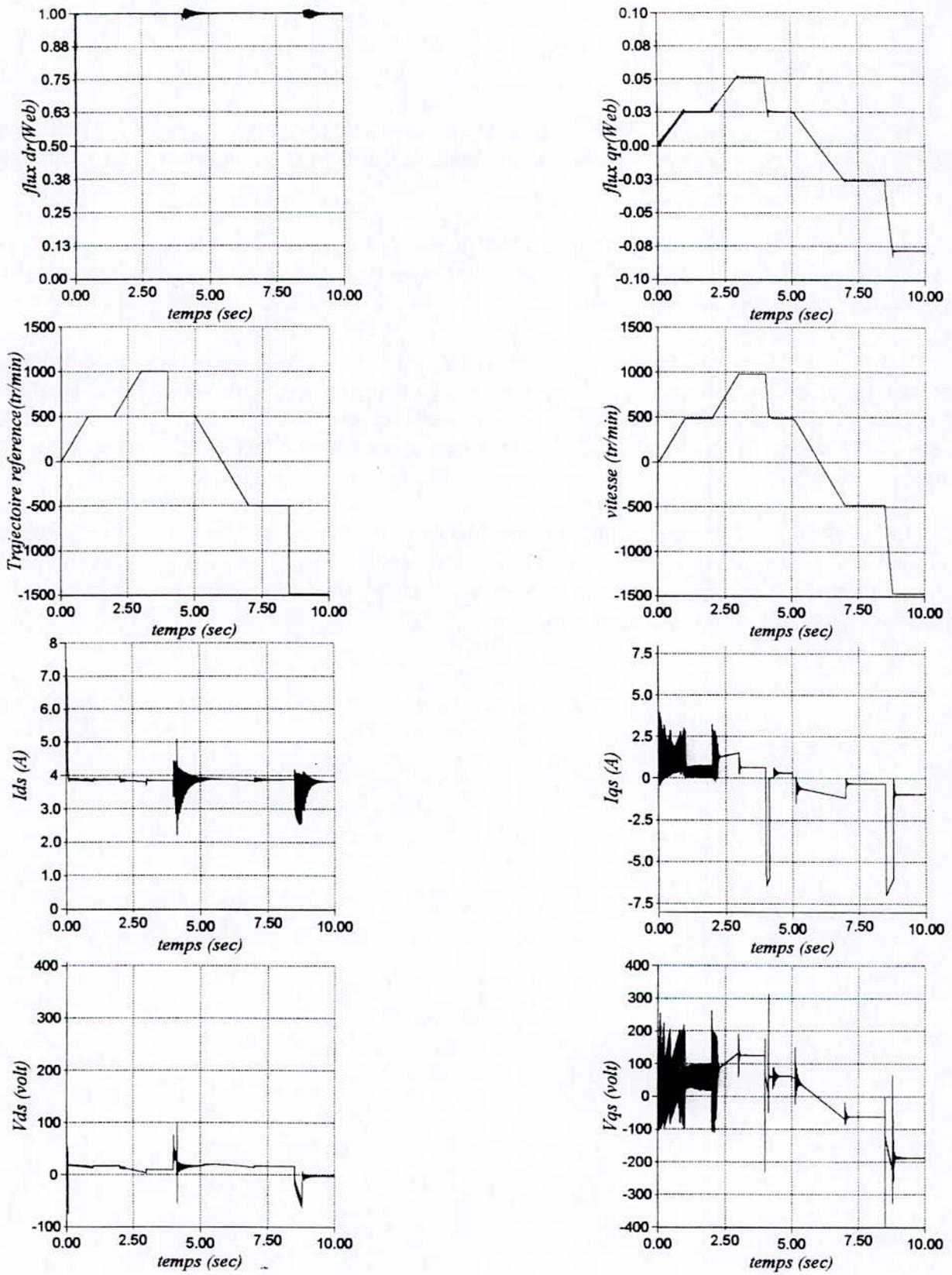


Fig V.8.6 Poursuite de trajectoire
(Commande adaptative mixte RBFN avec centres adaptatives)

V. 6 Conclusion

L'adoption de la stratégie de commande mixte (réseau de neurones avec un régulateur par mode de glissement) permet d'améliorer de beaucoup les performances du régulateur auto-ajustable neuronal.

L'utilisation du mode de glissement apporte une aide considérable à la commande lors des variations, il améliore l'adaptation des réseaux afin de mieux compenser les variations et les perturbations imposé à la MAS.

On constate que les temps de montée des grandeurs de régulations sont nettement plus rapides comparés à ceux obtenues avec le mode de glissement toute seule (chap II) ou avec ceux du régulateur auto-ajustable neuronal (chap IV). Même lors d'introduction de variations, de légères fluctuations apparaissent, mais le régulateur mixte répond très rapidement et remet les choses en place.

Le mode de glissement augmente la robustesse du régulateur et accélère le processus d'adaptation, il intervient à chaque fois que le système s'éloigne de sa zone de fonctionnement choisis, grâce aux fonctions de modulations qui détermine à chaque fois les taux de participation de chaque terme des entrées de commandes.

Conclusion générale

Les réseaux de neurones en générale et les réseaux adaptatifs non linéaires en particulier, appliqué à la conduite de processus offrent un certain nombre d'avantage qui se résume globalement dans :

- Le traitement parallèle et distribué des informations servant à la commande.
- Des facultés souples d'adaptation et d'apprentissage.
- L'absence presque totale de restriction sur les non-linéarités du processus.
- La possibilité de débiter la conduite avec un minimum d'information sur le processus.
- La rapidité du traitement grâce à une mise en œuvre parallèle possible.
- La robustesse par rapport au bruit et par rapport aux défaillances internes.

Dans ce présent travail, nous avons montré que les réseaux de neurones offraient des performances avantageuses en conduite adaptative, surtout les réseaux RBF et les RBFG particulièrement. Ces réseaux privilégie certain aspect tel que les capacités d'approximateurs universelle et améliorent nettement les possibilités d'apprentissages et d'adaptations.

L'asservissement de la MAS nécessite un découplage entre le flux et le couple électromagnétique, ceci est réalisé en utilisant une transformation dite de Park, qui réduit l'ordre du système et permet d'appliquer une orientation du flux grâce auquel on peut éliminer le couplage naturel existant entre ces deux grandeurs.

L'utilisation de la commande adaptative neuronal pour l'asservissement de la MAS est justifiée, vu les variations que subissent ses paramètres internes lors du fonctionnement et la difficultés à les estimer, chose qui rend les stratégies de commande classiques linéaires ou non linéaires sensibles et perdent de leur robustesse à partir d'un certain seuil, aussi lors de manque d'informations ou de forte non-linéarité, la synthèse de ces régulateurs devient difficile. C'est le cas de la commande par mode de glissement (chapitre II) qui nécessite un grand tâtonnement des gains et une estimation du couple de charge à chaque instant pour le calcul des commandes, aussi lors des testes de robustesses on a vu que le flux et la vitesse sont influencées par les variations paramétriques surtout dans le cas de la régulation en tension.

Cependant, l'utilisation de régulateur adaptatif neuronal n'est pas d'autant dépourvue de difficulté car la garantie de convergence ne peut s'obtenir qu'au prix d'hypothèses assez restrictives sur la tâche à accomplir. Ainsi la garantie générale de stabilité pour la commande adaptative neuronal n'existe pas cependant des lois d'apprentissage ont été proposées [San 92] [Ren 95] qui sous certaines conditions portant à la fois sur le processus et sur le réseau, assure la stabilité du système globale.

Dans le souci d'améliorer l'apprentissage et de rendre la commande par réseaux de neurone plus fiable et plus efficace dans toutes les zones de fonctionnement et couvrir ainsi les restrictions supposées au départ, des moyens d'aide à l'apprentissage ont été développés ces moyens sont :

- La mise en parallèle avec le régulateur neuronal d'un régulateur traditionnel (PID ou tout autres régulateurs linéaires conçus suivant des méthodes de placement de pôles) ; les poids des connexions du régulateur sont choisis de façon à laisser la prépondérance au régulateur auxiliaire en début d'apprentissage par la suite le régulateur neuronal apprend à raffiner la stratégie du régulateur auxiliaire.
- Une stratégie de commutation, régulateur neuronal /Régulateur de secours dès que l'on sort d'une zone de sécurité de l'espace d'état avec présence éventuelle d'une zone de transition (stratégie de la roue de secours)

Ces différentes notions appliquée à la commande de la MAS ont donné de très bons résultats, surtout ceux obtenue avec l'utilisation des réseaux RBF.

Au chapitre IV, on a constaté que l'ajout d'un régulateur PD en parallèle avec les réseaux de neurones RBF améliore les performances du régulateur auto-ajustable neuronal et donne ainsi une meilleure stabilité au réseau RBF en début d'apprentissage.

Cependant, on a remarqué que lors de l'ajustement d'un grand nombre de paramètre, les performances du réseau de neurones se dégradent (cas de la commande en tension de la MAS), il y a ce qu'on appelle perte de parallélisme dans l'ajustement des paramètres du réseau RBF.

L'adoption d'une stratégie de commande mixte (chapitre V), utilisant un régulateur de secours (mode de glissement) fonctionnant en commutation avec le régulateur neuronal, permet d'éliminer les divergences du réseau rencontré dans le chapitre IV pour le modèle en tension de la MAS et améliore de beaucoup les performances du régulateur auto-ajustable neuronal, que sa soit pour la stratégie de commande en courant ou en tension.

Les topologies des réseaux de neurones RBF utilisé lors de l'asservissement de la MAS au chapitre IV été assez simple, le nombre de neurone dans le pire des cas n'a pas dépassé les 100 neurones. L'utilisation d'une stratégie de commande à centres adaptatifs, réduit considérablement ce nombre.

Au chapitre v, le nombre de neurones dans les réseaux diminue encore plus avec l'utilisation du mode de glissement, ce nombre peut être encore réduit en ajustant les centres des RBF.

Finalement, les réseaux de neurones RBF présentent vraiment un moyen efficace en conduite adaptatif vue les possibilités qu'ils offrent en approximation et en identification, pour clore ce travail en propose comme perspective d'appliquer ces différentes techniques de commande adaptative neuronal au modèle généralisé des machines électriques.

Annexe A

Paramètres électriques de la machine

$$n_p = 2$$

$$R_r = 3.805 \Omega$$

$$L_r = 0.274 \text{ Henry}$$

$$R_s = 4.85 \Omega$$

$$L_s = 0.274 \text{ Henry}$$

$$L_{sr} = 0.258 \text{ Henry}$$

$$I_N = 6.38 \text{ A}$$

$$V (\lambda/\Delta) = 220/380 \text{ volts}$$

Paramètres mécaniques de la machine

$$J = 0.031 \text{ Kg.m}^2$$

$$f_{vf} = 0.008 \text{ N/sec}$$

$$\omega_n = 1490 \text{ tr/min}$$

Annexe B

I. Modèle en tension de la MAS

En choisissant comme référentiel de travail, celui lié au champ tournant d'axes (d,q) et en considérant :

- Le vecteur d'état : $X = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]^T$ avec : $x_1 = i_{ds}$, $x_2 = i_{qs}$, $x_3 = \psi_{dr}$, $x_4 = \psi_{qr}$, $x_5 = \omega_m$
- Le vecteur d'entrée : $U = [u_{ds}, u_{qs}]^T$
- Le vecteur de sortie : $Y = [x_3, x_5]^T$

Le modèle en tension de la M.A.S, s'écrira alors sous la forme suivante :

$$\begin{aligned}\dot{x}_1 &= -a_1 x_1 + n_p \omega_{syn} x_2 + b_1 x_3 + d_1 x_5 x_4 + e u_{ds} \\ \dot{x}_2 &= -n_p \omega_{syn} x_1 - a_1 x_2 - d_1 x_5 x_3 + b_1 x_4 + e u_{qs} \\ \dot{x}_3 &= a_3 x_1 - b_3 x_3 + n_p (\omega_{syn} - x_5) x_4 \\ \dot{x}_4 &= a_3 x_2 - b_3 x_4 - n_p (\omega_{syn} - x_5) x_3 \\ \dot{x}_5 &= b_5 (x_3 x_2 - x_4 x_1) - a_5 x_5 - c_5 C_r\end{aligned}$$

Avec :

$$a_1 = \frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1-\sigma}{\sigma T_r}, \quad b_1 = \frac{1-\sigma}{\sigma L_{sr} T_r}, \quad d_1 = n_p \frac{1-\sigma}{\sigma L_{sr}}, \quad e = \frac{1}{\sigma L_s}, \quad \sigma = 1 - \frac{L_{sr}^2}{L_s L_r}$$

$$a_3 = \frac{L_{sr}}{T_r}, \quad b_3 = \frac{1}{T_r}, \quad a_5 = \frac{f_{vf}}{J}, \quad b_5 = \frac{n_p L_{sr}}{J L_r}, \quad c_5 = \frac{1}{J}$$

On pose alors:

$$\begin{aligned}f_1 &= a_3 x_1 - b_3 x_3 + n_p (\omega_{syn} - x_5) x_4 \\ f_2 &= a_3 x_2 - b_3 x_4 - n_p (\omega_{syn} - x_5) x_3 \\ f_3 &= -a_1 x_1 + n_p \omega_{syn} x_2 + b_1 x_3 + d_1 x_5 x_4 \\ f_4 &= -n_p \omega_{syn} x_1 - a_1 x_2 - d_1 x_5 x_3 + b_1 x_4\end{aligned}$$

II. Modèle en courant de la MAS

Toujours en choisissant le même référentiel lié au champ tournant, et en considérant un nouveau vecteur d'état X et un nouveau vecteur d'entrée U , on obtient le modèle en courant de la MAS :

- Le vecteur d'état : $X = [x_1, x_2, x_3]^T$ avec : $x_1 = \psi_{dr}$ $x_2 = \psi_{qr}$, $x_3 = \omega_m$
- Le vecteur d'entrée : $U = [i_{ds}, i_{qs}]^T$
- Le vecteur de sortie : $Y = [x_1, x_3]^T$

$$\dot{x}_1 = -a_1 x_1 + n_p (\omega_{syn} - x_3) x_2 + a_2 i_{ds}$$

$$\dot{x}_2 = -n_p (\omega_{syn} - x_3) x_1 - a_1 x_2 + a_2 i_{qs}$$

$$\dot{x}_3 = a_3 (x_1 i_{qs} - x_2 i_{ds}) - a_4 x_3 - a_5 C_r$$

avec :

$$a_1 = \frac{1}{T_r}, \quad a_2 = \frac{L_{sr}}{T_r}, \quad a_3 = \frac{n_p L_{sr}}{J L_r}, \quad a_4 = \frac{f_{vf}}{J}, \quad a_5 = \frac{1}{J}$$

Références bibliographiques

- [Ahm 93] **H. Ahmed and I. Sutharsanaus** : *Identification and decentralized adaptativ control using dynamical neural networks with application to robotic manipulator*. IEEE Transaction on neural networks. Vol 4. pp 919 – 929 (1993)
- [Ant 90] **N.M. Antony and J. A. Farrel** : *Associative memories via artificiel networks*. IEEE Control systems magazine (1990)
- [Asr 93] **Asriel U. Livin and K. S. Narendra** : *Control of nonlinear dynamical systems using neural networks : controllability and stabilisation*. IEEE Transaction on neural networks. Vol 4. N°2, march (1993)
- [Ast 89] **K. J. Astrom and B. Wittenmark** : *Adaptive control*. Adison wisley publishing company (1989)
- [Ben 95] **Ben bellil** : *Commande vectorielle d'une MAS alimenté en tension*. Thèse de magistère ENP (1995)
- [Bou 91] **F. Boudjema** : *Commande par mode de glissement, application aux convertisseurs électriques*. Thèse de doctorat, LAAS CNRS, Toulouse Mai (1991)
- [Bou 97] **O. Bouhali , D. Boukhetala, F. Boudjema et M. S. Boucherit** : *Commande adaptative par réseaux de neurones gaussiens appliqué à un pendule*. IEEA vol 1 janvier (1997).
- [Bou 98] **O. Bouhali** : *Etude et développement de méthodes de commande adaptative centralisée et décentralisée en utilisant les réseaux de neurones artificielles : Application au robot puma 560*. Thèse de magistère ENP.(1998)
- [Buh 86] **H. Buhler** : *réglage par mode de glissement*. Presse polytechnique rommande (1986)
- [Cha 83] **J. Chatelain** : *Machines électriques*. vol 2, ed. Dunod (1983)
- [Che 90] **F. C. Chen** : *Back- propagation neural networks for nonlinear slf-turning adaptive control*. IEEE Control systems magazine. Vol 10. N°3. pp 44-48. April (1990)
- [Chu 96] **K. K. Chul** : *Commande basé sur la passivité de machine asynchrone . Mise en œuvre pratique*. Thèse de doctorat de l'université de technologie de Compiègne, juin (1996)
- [Coh 83] **M. A. Cohen and S. Grosberg** : *absolute stability of global pattern formation and parallel memory storage by competitive neural networks*. IEEE Transaction on systems, man and sybernetics. Vol SMC-13, N°5. September / october (1983)
- [Der 97] **B. Derkaoui et M. Boussetoura** : *Commande vectorielle de la MAS alimenté par un onduleur multiniveaux*. PFE ENP.(1997)
- [Dje 96] **M. Djemai** : *Analyse et commande des systèmes non linéaire régulièrement et singulièrement perturbé, en temps continue et sous echontillonage*. Thèse de doctorat de l'université de Paris-sud centre d'orsay, janvier (1996)

- [Gay 96] **A.Gayed** : *Contribution à la commande par mode de glissement d'une machine synchrone à aimant permanent* .Thèses de doctorat de l'école doctoral science pour l'ingénieur de l'université de l'université de Nantes .
- [Goo 84.] **G.C.Goodwin and K.S.Sin** : *adptative filtring predicion and control* .Englewood Cliffs ,Nj :Prentice Hall (1984)
- [Gen 96] **L. Genfaf** : *Etude de différentes stratégies de commande adaptative : Application à un robot manipulateur*. Thèse de magistère ENP (1995).
- [Hér 94] **J.Hérault** : *Réseaux neuronaux et traitement du signal* .Traité des nouvelles technologies .Ed Hermes (1994)
- [Hes 96] **A.Hessas et R. Khelilitfi** : *Commande adaptative d'une MAS à flux orienté*. PFE ENP. (1996)
- [Hun 92] **Hunt K.J D.Sbarbaro and P.J.Gawthrop** :*Neural networks for control system* . Automatica Vol6 pp 1083-1112 (1992)
- [Hus 93] **D.R.Hush** : *Progress in supervised neuronal networks* ,IEEE signal magazine junaury (1993)
- [Jod 94] **J. F. Jodouin** : *Réseaux neuromémitique*. Ed. Hermes (1994)
- [Jod 94] **J. F. Jodouin** : *Les réseaux de neurones principes et définitions* . Ed. Hermes (1994)
- [Kar 93] **N. B. Karayannis and A. N. Venetsanopoulos** : *Artificiel Neural Networks, learning, performance, evaluation and application* . Kluwer academic publishers (1993)
- [Khe 94] **S. Khemaissia and S. Morris** : *Review of networks and choice of radial basis function networks for system identification*. Technologies avancées N°6. pp 55-85 (1994)
- [Kun 93] **S. V. Kung** : *Digital neural networks PTR*. Printice Hall (1993)
- [Koh 77] **T. Kohonen** : *Associative memories* . Printice Hall (1977)
- [Koh 88] **T. Kohonen** : *An introduction to neural computing*. Neural networks vol 1. pp 3-16 pergramon press (1988)
- [Lan 79] **I. D. Landau** : *Commande Adaptative Aspects pratiques et théoriques*. Masson (1979)
- [Lee 88] **S. Lee and M. R. Kil** : *Multilayer feedforward potential function network*. Second international conference on neural networks. Vol 1 pp 161-171 (1988)
- [Lee 88] **S. Lee and M. R. Kil** : *Gaussien potential function network with hierarchically self-organizing learning*. Neural networks. Vol 4. pp 207-244 (1991)
- [Maz 91] **La joi – Mazence** : *Les techniques de commande vectorielle de la MAS destinée à la variation de vitesse à haute performance*. Electricité de France, janvier (1992)
- [Mil 92] **W. T. Miller, R. Sutton, P. J. Werbos** : *Neural networks for control*. The MIT press, Cambridge, Masschusetts, london (1992)
- [Mul 91] **B. Muller and J. Reinhart** : *Neural networks* . Pergamon press(1991)
- [Nar 90] **K. S. Narendra and K. Parthasarathy** : *identification and control of dynamical systems using neural networks*. IEEE Transaction on neural networks. Vol 1. pp 4-27 (1990)
- [Oza 91] **T. Ozaki and Al** : *Trajectory control of robotic manipulators* . IEEE Transaction on industrial electronics ; vol 38. N° 3. (1991)
- [Pat 96] **Patterson Dan W** : *Artificial neural networks theory and applications* printice hall (1996)
- [Ren 95] **J.M Renders** : *Algorithmes génétiques et réseaux de neurones . Applications à la commande de processus* . Hermes (1995)

- [Reh 96] **S.Rehahla** : *Etude de la commande d'une MAS triphasée par la technique du flux orientée : Sensibilité aux variations paramétrique. Commande adaptative.* Thèse de magistère ENP.(1996)
- [San 92] **R.M.Sanner and J.J.E.Slotine** : *Gaussian networks for direct adaptative control* .IEEE Transaction on neural networks Vol 3 N°6 pp 837-862 novembre (1992)
- [Slo 86] **J.J.E.Slotine ,J.K Hedrick and E.A.Misawa** : *Non linéaire state estimation using sliding observers proceedings of 25th conference on decision and control* Athens Greece , December (1986)
- [Slo 88] **J.J.E.Slotine and W.Li** : *Adaptative manipulator control : A case study* . IEEE transaction on automatica control .Vol 33 ,N°11 ,pp 995-1002 November (1988)
- [Slo 91] **J.J.E.Slotine and W.li** : *Applied nonlinear control* .Prentice Hall (1991)
- [Utk 77] **V.I.Utkin** : *Variable structure systems with sliding modes* .IEEE transaction on automatic control , Vol Ac.22 ,N°2 April (1977)
- [Utk 93] **V.I.Utkin** : *Sliding mode control design principles and applications to electric drivers* .IEEE transaction on industrial electronics Vol 40 N°1 February (1993)
- [Yed 98] **Y.Yedou** : *Etude de synthèse sur les RNA et leurs applications* .thèse de magister ENP 1998