

11/99

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

Ecole Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

**DER de Génie Electrique & Informatique
Département d'Automatique**

Projet de Fin d'Etudes
En vue d'obtention du diplôme
d'ingénieur d'état en Automatique

SUJET

**Commande Adaptative Par les
Systèmes Flous de la
Machine Asynchrone**

Proposé et dirigé par :

Mr: H.CHEKIREB
Mr: M.TADJINE

Etudié par :

Y. HASSAINE
M. ZAIR

Promotion 1999
E.N.P 10, Avenue Hassen Badi, 16200 El-Harrach, Alger



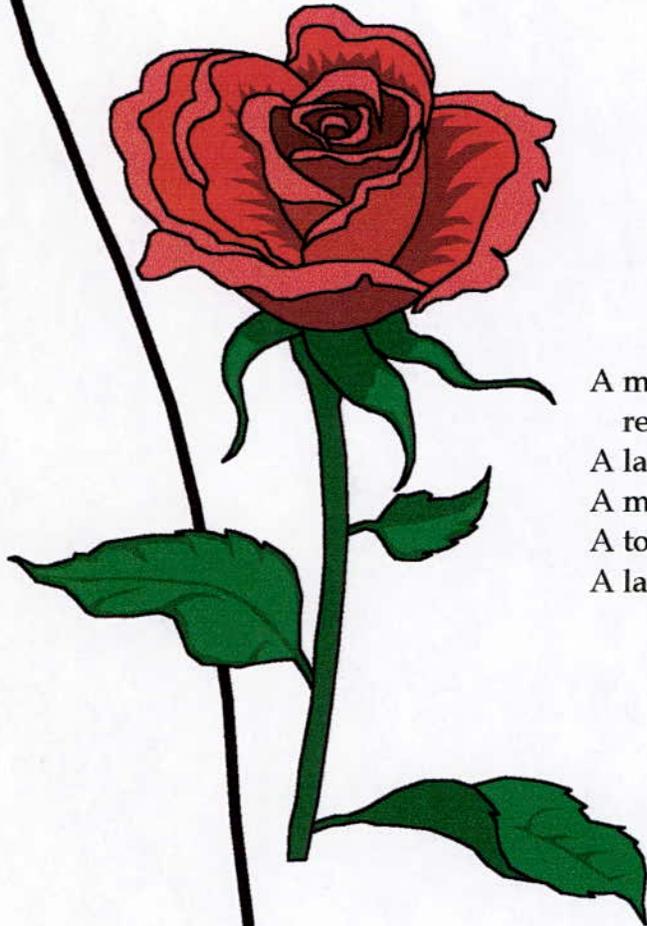
Dédicaces

A ma mère
A mon père, que dieu le tout-puissant
lui accorde son vaste paradis
A mes frères et sœurs
A toute ma famille
A tous ceux que j'aime

Je dédie ce modeste travail.

mustapha





Dédicaces

A mes très chers parents, qu'ils
reçoivent toute ma gratitude.
A la mémoire de ma mère.
A ma sœur et mon grand père.
A toute ma famille.
A la famille Boutoustous.

Je dédie ce modeste travail.

YASSINE





Avant propos

Nous tenons à exprimer nos remerciements à nos deux promoteurs Monsieur H.Chekireb et Monsieur M.Tadjine pour l'assistance qu'ils nous ont témoigné tout au long de ce travail, qu'ils trouvent ici l'expression de notre gratitude pour leurs conseils avisés et l'encouragement constant qu'ils n'ont cessé de prodiguer tout au long de cette étude.

Nos remerciements les plus sincères sont adressés à Monsieur A.Tlemceni PG à L'ENP pour les discussions entreprises avec lui sur le sujet et qui Nous ont été d'un apport appréciable à l'amélioration de ce travail.

Nous exprimons notre gratitude à Monsieur A.Kerboua PG à L'ENP qui nous a beaucoup aidé.

Nous adressons nos sincères remerciements à Messieurs les membres du jury, qui nous ont fait l'honneur de juger ce travail.

Sans oublier d'exprimer nos remerciements à tous nos amis et tous ceux qui nous ont aidé de près ou de loin.

SOMMAIRE



Introduction générale

Chapitre I : Réglage flou par la méthode de Mamdani

I-1 Introduction.....	01
I-2 Principes de la logique floue.....	02
I-2-1 Ensembles flous.....	02
I-3 Variables linguistiques et sous-ensembles flous.....	04
I-4 Méthode de raisonnement en logique flous.....	04
I-5 Commande floue.....	05
I-5-1 Configuration générale d'un contrôleur flou.....	05
I-5-1-1 Interface de fuzzification.....	05
I-5-1-2 Base de connaissances.....	06
I-5-1-3 Logique de prise décision.....	06
I-5-1-4 Stratégie de défuzzification.....	08
I-6 Application de la commande floue à la machine asynchrone.....	09
I-6-1 Structure de la commande.....	10
I-6-2 Résultats de la simulation.....	12
I-7 Conclusion.....	17

Chapitre II : Réglage flou par la méthode de Sugeno

II-1 Introduction.....	18
II-2 Analyse et conception des systèmes flous de Sugeno.....	19
II-2-1 Architecture des systèmes flous de Sugeno.....	19
II-2-2 Adaptation des paramètres des systèmes flous de Sugeno.....	20
II-2-2-a Bacpropagation.....	21
II-2-2-b Taux d'apprentissage.....	21
II-2-2-c Gradient de la sortie.....	22
II-3 Application au régulateur de Mamdani.....	24
II-4 Résultat des simulations.....	25
II-4-1 Apprentissage.....	25
II-4-2 Commande par les systèmes flous de Sugeno.....	28

Chapitre III : Commande floue adaptative indirecte

III-1 Introduction.....	47
III-2 Commande floue adaptative basée sur l'identification inverse.....	48
III-2-1 Modélisation du processus par les systèmes flous.....	48

III-2-2 Calcul de la loi de commande	49
III-2-3 Application à la commande de la machine asynchrone.....	50
III-3 Commande floue adaptative basse sur l'identification directe.....	58
III-3-1 Modélisation du procédé par les systèmes flous.....	58
III-3-2 Loi de la commande.....	59
III-3-3 Application à la machine asynchrone.....	60
III-4 Commande floue adaptative indirecte basse sur la minimisation de l'erreur en sortie.....	68
III-4-1 Modélisation du processus à commander par les systèmes flous.....	68
III-4-2 Démonstration.....	69
III-4-3 Loi de la commande.....	70
III-4-4 Application à la machine asynchrone.....	71
III-5 Conclusion.....	76
<i>Chapitre IV : Commande floue adaptative directe</i>	
IV-1 Introduction	77
IV-2 Commande floue adaptative linéarisante	78
IV-2-1 Formulation du problème	78
IV-2-2 Synthèse de la commande	78
IV-2-3 Analyse de la stabilité	80
IV-2-4 Application à la machine asynchrone	81
IV-2-5 Résultat et simulation	82
IV-3 Commande floue adaptative directe stable étendue	88
IV-3-1 Position du problème	88
IV-3-2 Synthèse de la commande	89
IV-3-3 Analyse de la stabilité	90
IV-3-4 Application à la machine asynchrone	92
IV-3-5 Résultat et simulation	94
IV-4 Commande floue adaptative directe stable généralisée	100
IV-4-1 Introduction.....	100
IV-4-2 Structure de la commande	100
IV-4-3 Analyse de la stabilité	101
IV-4-4 Application à la machine asynchrone	103
IV-4-5 Résultat et simulation	103
IV-5 Conclusion.....	109
<i>Conclusion générale</i>	
<i>Annexe</i>	

Introduction générale

La vitesse variable est un besoin qui se généralise dans les secteurs de l'industrie et des transports. C'est en effet la solution qui permet de contrôler un processus ou un système avec une dépense minimale d'énergie.

Dans cette voie, la commande des moteurs électriques à vitesse variable a apporté aux processus industriels d'énorme avantage, en accroissant leur possibilité et leurs performances, en facilitant leur automatisation et en augmentant leur taux de disponibilité.

L'implantation des machines à courant alternatif et particulièrement les machines asynchrones devient de plus en plus importante, ces machines robustes, très économiques, grande plage de puissance, en revanche, elles présentent une forte non linéarité qui rend difficile leur commande.

Dans ce contexte, un grand axe de recherche a été ouvert dans le domaine de l'automatique et plusieurs commandes ont été introduites comme la commande par mode de glissement, la commande linéarisante, la commande vectorielle,...

Aujourd'hui, des nouvelles techniques plus compétitives, plus aptes à surmonter les non linéarités des systèmes et plus adaptées à la résolution des problèmes de robustesse sont proposées à la recherche. Parmi ces techniques la commande par logique floue, qui peut s'appliquer à tout domaine de la commande traditionnelle, de plus, elle peut opérer lorsque les procédés à commander sont mal connus ou difficiles à décrire précisément, ou lorsque les variables sont évaluées subjectivement et exprimées en langage naturel. La commande floue est simple à réaliser, flexible et donc facilement adaptable aux conditions de fonctionnement d'un processus ou à une installation particulière. Elle est robuste face aux perturbations qui peuvent affecter le processus.

La théorie des ensembles flous a été introduite au milieu des années 60 à l'université de Berkley en Californie par le professeur iranien Lotfi A.Zadeh. Les systèmes flous sont basés sur les aspects approximatifs et qualitatifs du raisonnement humain, où des implications linguistiques floues du type 'si - alors' sont utilisées pour décrire le comportement d'un système mal défini. Le premier contrôleur flou a été implanté par Mamdani et Assilian en 1974, mais, le véritable essor de la logique floue en automatique ne remonte qu'aux dix dernières années et surtout grâce aux japonais. C'est ainsi que divers développements sont réalisés, qu'ils soient fondamentaux ou plus techniques tels que les méthodes d'apprentissages des systèmes flous de Sugeno.

Les approches de la commande adaptative développées dans la littérature nécessitent l'estimation des paramètres du modèle de connaissance du système. Ces techniques adaptatives

assurent la convergence de l'erreur uniquement en présence des incertitudes structurelles. Pour résoudre de tels problèmes, la proposition des nouvelles techniques de commande s'avère nécessaire. En effet, la recherche est orientée vers des techniques basées sur l'apprentissage à partir de données numériques et non sur un modèle de connaissance.

Ainsi, les travaux présentés dans ce mémoire portent sur la commande de la machine asynchrone alimentée par un onduleur à hystéresis, pour cela nous utilisons plusieurs techniques de commande.

Le premier chapitre est consacré à la commande floue par la méthode d'inférence de Mamdani.

Le deuxième chapitre est consacré à l'étude et la conception des systèmes flous de Sugeno, où nous exposons la méthode de backpropagation, qui est utilisée pour l'approximation des règles d'inférences du régulateur de Mamdani.

Dans le troisième chapitre, plusieurs approches de la commande floue adaptative indirecte ont été étudiées et appliquées à la commande de la MAS. En premier lieu, nous proposons deux stratégies de commande adaptatives. La première est basée sur l'identification de la dynamique inverse, la deuxième est basée sur la dynamique directe. Ces deux approches nécessitent la mesure des dérivées du flux et de la vitesse. En second lieu, nous proposons une troisième approche de commande indirecte qui ne nécessite pas la mesure des différentes dérivées. Celle-ci se base sur la théorie de Lyapunov pour l'extraction de la loi de commande et pour l'adaptation des paramètres du système flou.

Dans le dernier chapitre, nous proposons la commande floue adaptative directe. En effet, nous proposons trois schémas de commandes, lesquels utilisant le théorème de Lyapunov, afin de garantir une stabilité asymptotique du système bouclé.

Chapitre I

Réglage flou par la méthode de Mamdani

1.1 Introduction

On s'intéresse beaucoup, ces derniers temps, à la théorie de la logique floue qui a donné naissance à un nouveau type de commande qui trouve de puissantes applications, surtout dans les situations où le système à commander est mal défini mathématiquement.

La notion de la logique floue est plus conforme à l'intelligence artificielle symbolique, qui met en avant la notion de raisonnement où les connaissances sont codées explicitement.

Cette notion remonte au dix-huitième siècle avec les travaux de Bernoulli et Pascal, lesquels ont trouvé des difficultés de poser les règles nécessaires pour exploiter leurs travaux.

C'est à Lotfi Zadeh, le renommé spécialiste en automatique, que revient le mérite de faire la jonction en 1965 entre la logique des années 30 et les travaux de Black sur les concepts vagues, grâce à la notion d'ensemble floue et à la logique classique.

Un nombre important de scientifiques s'est intéressé très tôt à cette nouvelle théorie. Ainsi, les recherches sur les aspects mathématiques et les applications, des sous-ensembles flous, de la logique floue et de la théorie des possibilités se sont développées depuis la fin des années 60, aussi bien en Europe qu'aux États-Unis, en Chine et au Japon, comme en témoignent les revues scientifiques et les congrès internationaux sur le sujet.

Le premier régulateur flou expérimental a été présenté par Mamdani de l'université de Londres en 1974. Une des premières applications industrielles a été la commande d'un four à ciment au Danemark en 1980, les travaux ont été repris par les Japonais au début des années 80, pour en faire des succès industriels incontestables.

Depuis, les applications concernent des domaines aussi variés que la commande de machine-outil, d'appareils électroménagers,....., la logique floue interpelle aujourd'hui non seulement de nombreux domaines de la technologie, mais aussi des domaines plus spéculatives telles que la philosophie des sciences.

Récemment, le déferlement de toute une vague commerciale de dispositifs à logique floue, japonais pour la plupart, a popularisé cette notion de logique, la plus célèbre application floue est sans doute le contrôleur du métro de Sendai au Japon réalisé par la société Hitachi en 1988.

I.2 Principes de la logique floue

I.2.1 Ensembles flous

Soit U un ensemble discret ou continu d'objets, U est appelé univers de discours.

Définition 1 : ensemble flou ou sous-ensemble flou

Un ensemble flou peut être vu comme une généralisation des ensembles de la logique classique, en effet, un ensemble admet une fonction d'appartenance binaire, tandis qu'un ensemble flou est caractérisé par une fonction d'appartenance μ_F prenant des valeurs dans l'intervalle $[0, 1]$, comme il est montré à la figure (I-1).

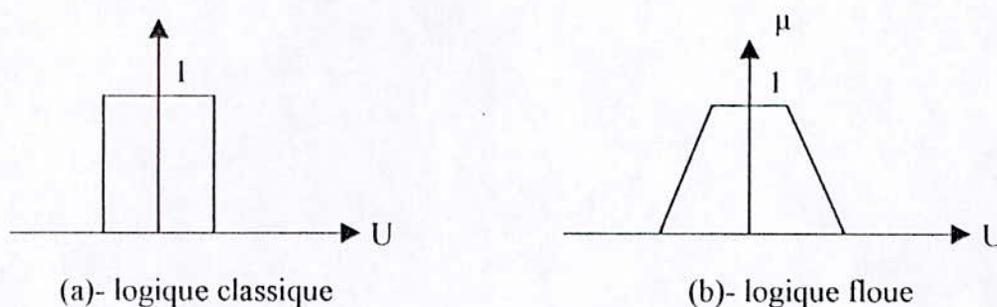


Figure (I-1) : exemples des fonctions d'appartenances

Un ensemble flou peut être représenté comme étant un ensemble de la paire (élément générique, degré d'appartenance) tel que :

$$F = \{(u, \mu_F(u)) / u \in U\}$$

La notation suivante est souvent adoptée

$$F = \mu_F(u)/u \quad \text{pour } u \text{ continu}$$

$$F = \sum_{i=1}^n \mu_F(u_i)/u_i \quad \text{pour } u_i \text{ discret}$$

fonctions d'appartenance

Afin de permettre un traitement numérique des variables floues dans la prise de décision, une définition des variables linguistiques à l'aide de fonctions d'appartenance s'impose.

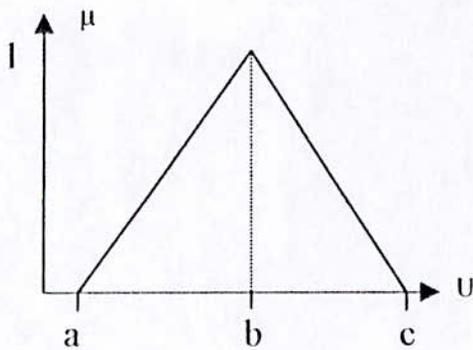
Ils existent plusieurs formes pour les fonctions d'appartenance. En général, les formes triangulaires ou trapézoïdales sont suffisantes pour délimiter les ensembles flous, lesquelles sont définies par :

- *Fonction triangulaire* : Elle est décrite par trois paramètres (a , b , c), lesquels déterminent les coordonnées des trois sommets.

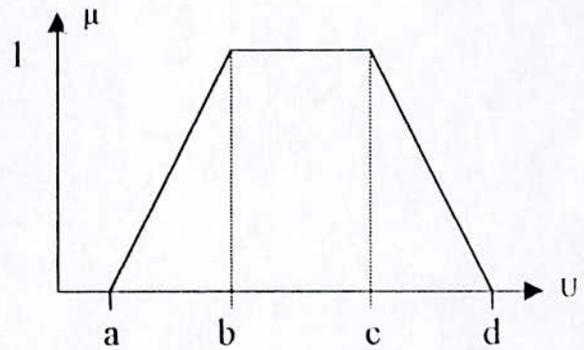
$$\mu(x) = \max \left(\min \left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right)$$

- *Fonction trapézoïdale* : Elle est caractérisée par quatre paramètres (a , b , c , d).

$$\mu(x) = \max \left(\min \left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c} \right), 0 \right)$$



a- fonction triangulaire



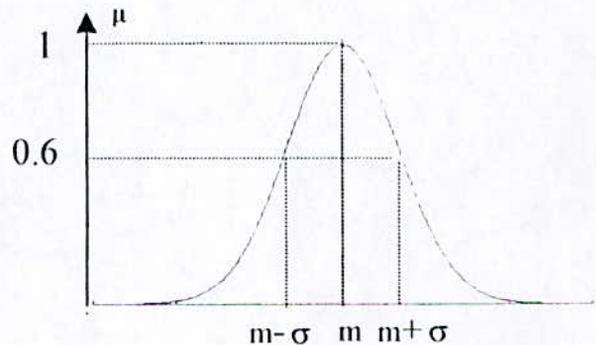
b- fonction trapézoïdale

Figure (I-2) : exemples des fonctions d'appartenance

Les deux formes précédentes ont l'inconvénient de présenter des points de discontinuité qui peuvent poser des problèmes lors d'une adaptation des paramètres décrivant ces fonctions d'appartenance. Une version lisse de ces deux formes est obtenue par la forme gaussienne et la forme sigmoïde.

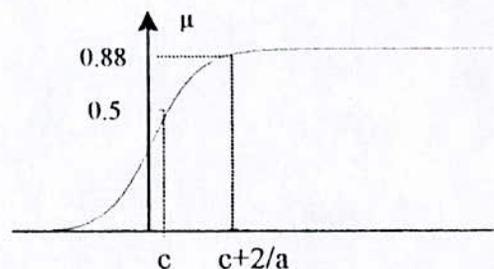
La fonction d'appartenance gaussienne est définie par deux paramètres (σ , m) ou σ représente la variance et m la moyenne.

$$\mu(x) = \exp \left[-\frac{(x-m)^2}{\sigma^2} \right]$$



La forme sigmoïde est définie par:

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \exp[-a(x-c)]}$$



Enfin, il est possible de composer la fonction d'appartenance par des morceaux de droites. Ainsi, on peut réaliser aussi des formes concaves ou d'autres formes.

Définition 2 : support, point de commutation et singleton flou.

Le support d'un ensemble flou F est constitué de l'ensemble de tous les points u de U tel que $\mu_F(u) > 0$.

Le point de commutation est le cas particulier ou l'élément u de U tel que $\mu_F(u) = 0.5$

L'ensemble flou dont le support est un singleton de U avec $\mu_F(u) = 1$ est appelé « singleton flou ».

I.3 Variables linguistiques et sous-ensembles flous

En physique, une variable, telle que la vitesse, prend ses valeurs dans un ensemble de référence. Par exemple, la vitesse de 30km peut être considérée comme une vitesse lente et celle de 50km comme une vitesse moyenne, et comme rapide une vitesse supérieure à 70km.

Donc, la notion de variable linguistique sert à modéliser les connaissances imprécises, vagues, sur une variable dont la valeur précise est inconnue.

Une variable linguistique est représentée par un triplet $(x, T(x), U)$ tel que x est le nom de la variable linguistique, $T(x)$ l'ensemble des noms des valeurs linguistiques de x et U est l'univers d'intérêt.

Par exemple : $x = \text{vitesse}$

Alors $T(x) = \{ \text{lente, moyenne, rapide} \}$ et $U = [0 \ 100]$

Ces termes peuvent être caractérisés par des ensembles flous dont les fonctions d'appartenance sont illustrées à la figure (I-3) :

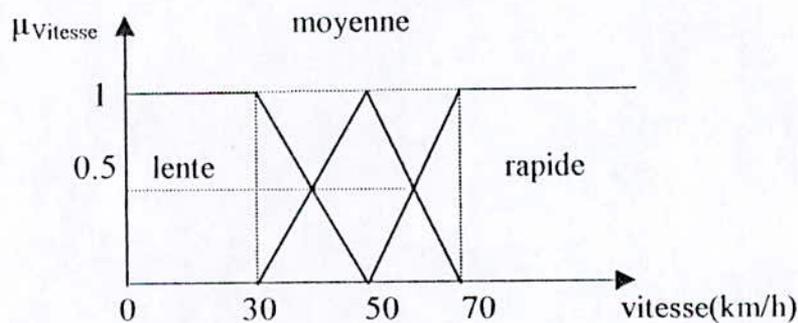


Figure (I-3) : fonctions d'appartenance de trois termes de la variable linguistique

I.4 Méthode de raisonnement en logique floue

Les sous-ensembles flous sont des éléments importants pour la représentation des connaissances imparfaitement définies et pour raisonner sur de telles connaissances. Dans ce contexte la logique classique est inadéquate.

Un raisonnement logique se construit en disposant obligatoirement de deux termes à valeur de vérité connue et d'un mécanisme de déduction, l'exemple de raisonnement le plus populaire est le syllogisme.

Quant à la logique floue, le plus simple est de considérer que la vérité ne prend pas uniquement les deux valeurs « 0 » et « 1 », mais toutes les nuances possibles entre ces deux extrêmes, représenté par l'intervalle $[0 \ 1]$. Les propositions sont donc affectées d'un tel degré de vérité.

Raisonnement flou

En commande, le raisonnement logique est généralement celui du syllogisme conditionnel ou les propositions sont à valeur de vérité floue :

- Le premier antécédent est la relation d'implication qui établit le lien entre les états observés et la commande.
- Le mécanisme de déduction est la règle de détachement du modus ponens généralisé.
- La conséquence déduite est la commande.

Le syllogisme se présente ainsi :

Antecedant1 : « si l'observation X est A » alors « la commande U est B »

Antecedant2 : « or l'observation est A' »

Conséquence : « la commande est B' »

Les ensembles flous A, A', B, B' représentent des qualificatifs affectés respectivement à l'observation et à la commande.

La deuxième règle d'implication importante est le modus tollens généralisé, le principe de modus tollens généralisé est présenté comme suit :

Premisse1 : y est B'.

Premisse2 : si X est A, alors y est B.

Conséquence : X est A'.

Le modus ponens généralisé (MPG) et le modus tollens généralisé (MTG) ne sont que la généralisation de modus ponens (MP) et le modus tollens (MT).

1.5 Commande floue

La commande floue a le même but qu'une commande réalisée en automatique classique, c'est-à-dire la gestion automatique d'un processus.

1.5.1 Configuration générale d'un contrôleur flou

Un contrôleur flou peut être vu comme un système expert simple construit à partir d'une représentation des connaissances basées sur les ensembles flous. Le schéma de principe d'un contrôleur flou est représenté à la figure (I-4).

Ce schéma est composé de :

- une interface de fuzzification à l'entrée,
- une base de connaissances,
- une interface de défuzzification,
- un système à contrôler,
- un moteur d'inférence.

1.5.1.1- Interface de fuzzification :

L'interface de fuzzification inclut les fonctions suivantes :

- la mesure des variables d'entrée
- l'application des facteurs d'échelle ramenant la plage de variation des entrées aux univers de discours correspondant,
- et la conversion des données d'entrée en valeurs linguistiques convenables pouvant être vue comme des étiquettes d'ensembles flous

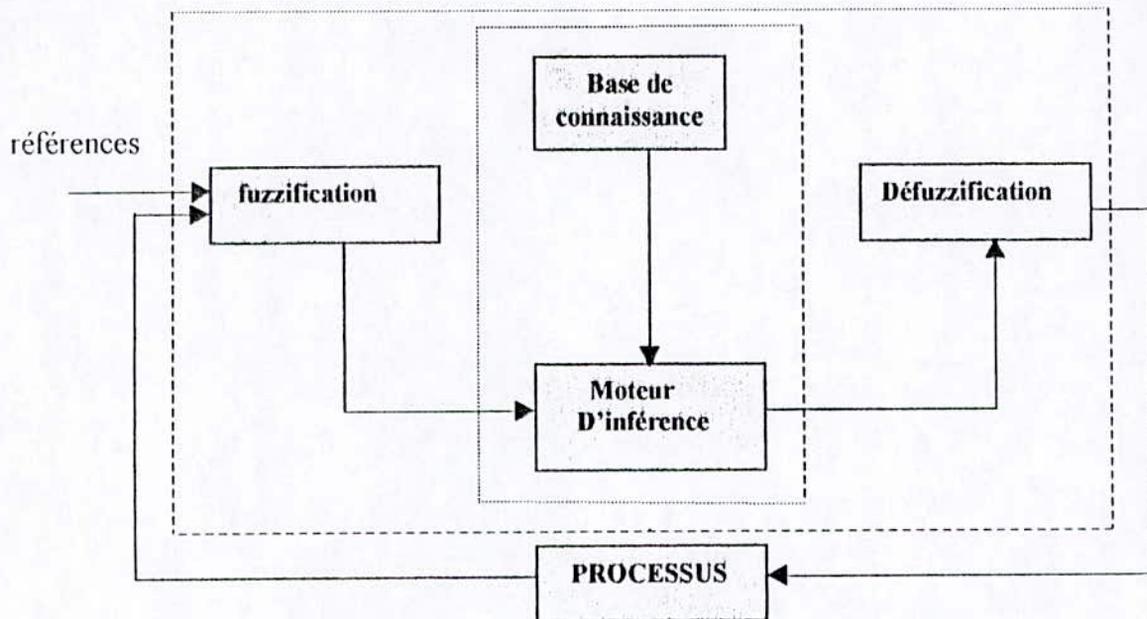


Figure (I-4) : Configuration générale d'un contrôleur flou.

1.5.1.2- Base de connaissances

La base de connaissance regroupe les informations descriptives entrée-sortie du système, inscrites sous forme de règles conditionnelles (si-alors).

1.5.1.3- Logique de prise de décision (inférence)

La logique de prise de décision est le noyau du contrôleur flou, elle a la capacité de simuler la prise de décision de l'être humain, en se basant sur les concepts du raisonnement flou.

Implication floue

En général, une règle du contrôleur flou est une relation exprimée sous forme d'implication floue, il y a plusieurs voies dans lesquelles une implication floue peut être définie. La définition d'une implication floue peut être exprimée comme une fonction d'implication floue.

Famille des fonctions d'implication floue

À la suite de l'introduction de la règle compositionnelle d'inférence en raisonnement approximatif par Zadeh, un nombre de chercheurs ont proposé différentes sortes d'implications floues dans lesquelles les antécédents et les conséquences contiennent des variables floues. En effet, près de 40 fonctions d'implications floues distinctes ont été décrites dans la littérature.

Plusieurs fonctions d'implications floues peuvent être générées en employant les «normes» et les «co-normes» triangulaires.

Les implications floues, qui sont souvent adoptées dans un contrôleur flou sont définies :

$\forall x \in U_1, \forall y \in U_2$, par $R(x,y) = F(\mu_1(x), \mu_2(y))$:

Implication floue de Mamdani

$$R_M(x,y) = \min(\mu_1(x), \mu_2(y))$$

Implication floue de Larsen

$$R_{L.a}(x,y) = \mu_1(x) * \mu_2(y)$$

Implication floue de Lakasiewicz

$$R_{L,u}(x,y) = \min(1 - \mu_1(x) + \mu_2(y), 1)$$

Méthodes d'inférences

Elles permettent un traitement numérique des inférences. A partir de certaines valeurs (degrés d'appartenance) pour les fonctions d'appartenance des variables d'entrées (données par fuzzification), nous obtenons l'allure de la fonction d'appartenance de la variable de sortie.

Dans la suite de notre étude, nous allons nous servir uniquement de la méthode d'inférence de Mamdani et celle de Sugeno.

a- Méthode d'inférence de Mamdani (MAX-MIN).

La méthode d'inférence de Mamdani (max- min) réalise, au niveau de la condition, l'opérateur OU par la formation du maximum et l'opérateur ET par la formation du minimum. La conséquence dans chaque règle, introduite par ALORS, lie le degré d'appartenance de la variable de sortie par l'opérateur ET, réalisé par la formation du maximum.

Enfin, l'opérateur OU qui lie les différentes règles est réalisé par la formation du maximum.

MAX-MIN : OU \longrightarrow MAXIMUM.

ALORS \longrightarrow MINIMUM.

La figure (I-5) montre un exemple de la méthode de Mamdani.

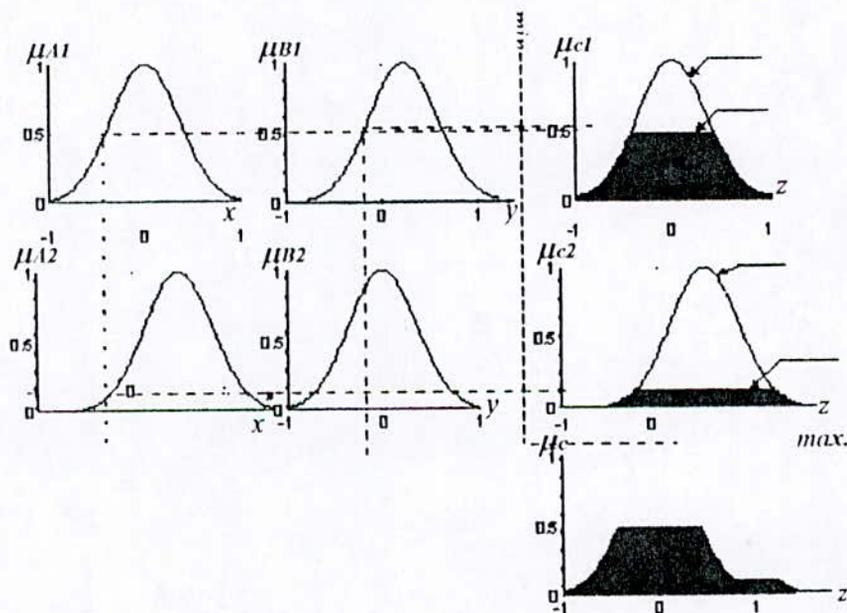


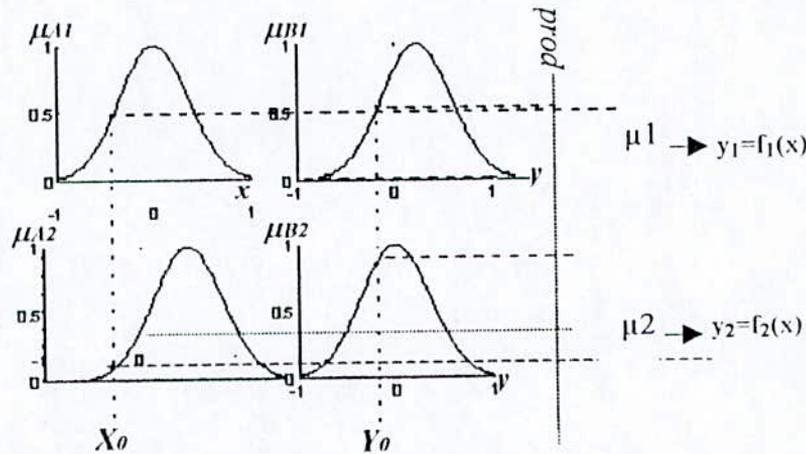
Figure (I-5) :Méthode d'inférence floue de Mamdani

b- Méthode d'inférence de Sugeno

La méthode d'inférence de Sugeno est une variante du modèle précédent, elle utilise également un syllogisme conditionnel dont la conclusion est établit selon la règle du modus ponens généralisé. Mais la conclusion de chaque règle au lieu d'être un ensemble flou dans l'univers du discours de la commande, elle est un polynôme dont la sortie finale est égale à la moyenne pondérée de la sortie de chaque règle floue.

La figure (I-6) montre le type du raisonnement flou de cette méthode, La sortie finale est donnée par la relation :

$$y = \frac{\mu_1 y_1 + \mu_2 y_2}{\mu_1 + \mu_2}$$



Figure(I-6) : méthode d'inférence flou de Sugeno

I.5.1.4- Stratégie de défuzzification

Comme nous l'avons vu, les méthodes d'inférence fournissent une fonction d'appartenance résultante $\mu_{RES}(z) = \mu_C(z)$, mais l'organe de commande nécessite un signal de commande u précis à son entrée ; donc il faut prévoir une transformation de cet ensemble flou en une grandeur précise, cette transformation est appelée : défuzzification.

Il existe plusieurs stratégies de défuzzification, les plus utilisées sont :

- la méthode du maximum,
- la méthode de la moyenne des maxima,
- la méthode du centre de gravité,
- et celle des hauteurs pondérées.

a- Méthode du maximum

Pour cette méthode, la commande est égale à la commande locale correspondant au point où la distribution de la fonction d'appartenance est maximale :

$$U = \text{MAX} (\mu_{RES}(u)), \text{ avec } u \in S$$

Où μ_{RES} est la fonction d'appartenance résultante et S le support de U_{RES} .

b- Méthode de la moyenne des maxima

Cette stratégie génère une commande qui représente la valeur moyenne de toutes les actions de contrôle local correspondant aux points ayant des fonctions d'appartenances maximales, plus spécialement dans le cas où l'univers de discours est direct, l'action de la commande peut être exprimée par :

$$U_u = \sum_{i=1}^I \frac{U_i}{I}$$

Où U_i est la valeur de la commande locale pour laquelle la fonction d'appartenance $U_u(U_i)$ atteint la valeur maximale.

c- Méthode du centre de gravité

Cette méthode est utilisée dans les contrôleurs flous. Elle génère le centre de gravité de l'espace flou délimité par la distribution de la fonction d'appartenance résultante U_{RES} représentant l'action de commande. Cette méthode produit :

$$U = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{RES}(u_i) \cdot u_i}{\sum_{i=1}^n \mu_{RES}(u_i)}$$

d- Méthode des hauteurs pondérées

Pour approcher au mieux la décision humaine, chaque règle peut être associée à un coefficient de pondération, la valeur de la sortie finale est donnée par la relation suivante :

$$y = \frac{\sum_{l=1}^M \mu_l \cdot y_l}{\sum_{l=1}^M \mu_l}$$

I-6 Application de la commande floue à la machine asynchrone

La commande de la machine asynchrone pose de sérieux problèmes du fait que son modèle est fortement non linéaire et couplé, l'orientation du champ permet d'avoir une dynamique élevée grâce à la séparation des réglages du flux et du couple. Si on choisit un repère d'axes (d-q) tournant avec le flux de manière à ce que le flux se trouve entièrement porté par l'axe (d), le flux sera découplé par rapport au couple.

Si l'orientation du flux est effective, le modèle de la machine décrit dans le repère tournant devient découplé mais reste seulement non linéaire.

Pour la commande à orientation du champ de la machine asynchrone alimentée en tension, plusieurs méthodes sont utilisées, mais toutes ces méthodes exigent la connaissance du modèle pour maintenir des performances satisfaisantes en présence des perturbations et des variations paramétriques.

C'est là, qu'un régulateur flou devient avantageux, du fait qu'il est applicable dans le cas d'un système non linéaire et sur une large plage de fonctionnement, de plus il présente une meilleure tolérance vis-à-vis des variations paramétriques.

Cette partie du chapitre concerne l'application de la commande linguistique (floue) à l'actionneur asynchrone à flux rotorique orienté alimenté en tension et commander en courant pour réguler la vitesse et le flux rotorique avec limitation du courant statorique.

I-6-1 Structure de la commande

Du fait que le modèle dynamique est découplé, Le régulateur de vitesse fournit le signal de commande i_{qref} qui après limitation et transformation ($dq \rightarrow \alpha\beta$) constitue la commande $i_{\alpha ref}$. De même le régulateur du flux délivre le signal de commande i_{dref} qui après limitation et même transformation forme la commande $i_{\beta ref}$.

Notons, que les commandes fournies par les deux régulateurs (i_{dref} et i_{qref}) sont calculées en valeurs relatives après limitation sont transformés (dans le repère α - β) pour constituer les deux courants de référence $i_{\alpha ref}$ et $i_{\beta ref}$ en valeurs réelles pour l'onduleur à hystérésis.

L'onduleur à hystérésis délivre les tensions d'alimentation de la machine (V_{α}, V_{β}) lesquelles imposent les courants ($i_{\alpha ref}, i_{\beta ref}$) dans la machine.

Comme le montre la figure (I-7), la structure de la commande comprend un régulateur flou pour la vitesse et un deuxième pour le flux. Chaque régulateur possède comme entrée l'erreur de réglage et sa variation multipliée par leur gain respectif et comme sortie la variation de la commande.

L'intervalle d'intérêt de chaque variable linguistique en entrée ou en sortie est subdivisé en sept fonctions d'appartenance triangulaire comme le montre la figure (I-8).

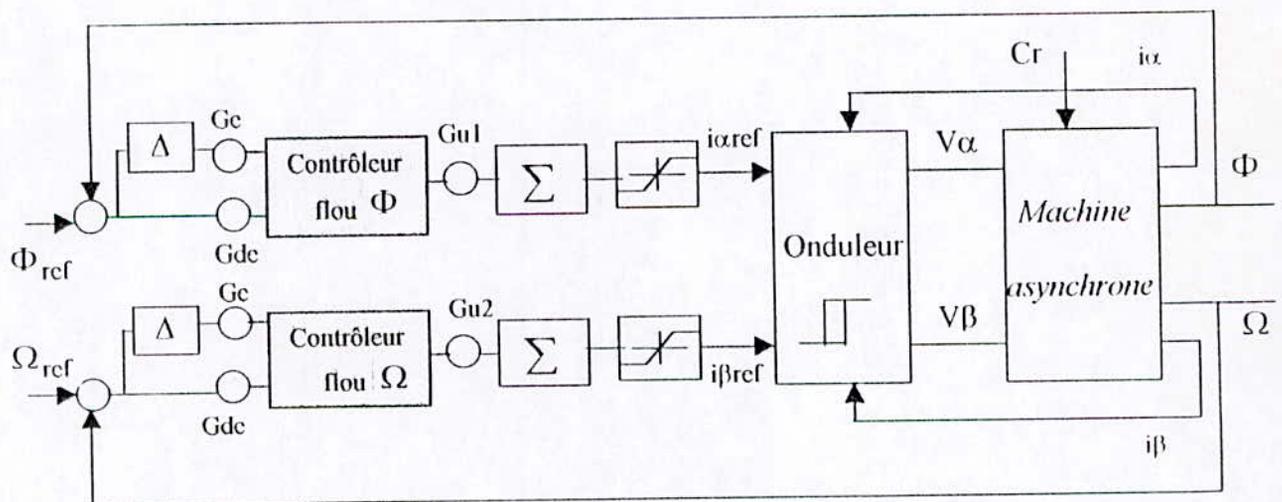


Figure (I-7) : Structure de la commande

Notons aussi que les gains d'adaptation de ces deux régulateurs jouent un rôle important. En effet, ce sont ces derniers qui fixeront les performances de la commande, il n'y a aucune méthode systématique qui permet de déterminer ces paramètres, en effet il faut procéder par tâtonnement.

La commande est déduite à partir d'une matrice des règles qui possède deux entrées, l'erreur et sa variation, comme il est montré à la table (I-1)

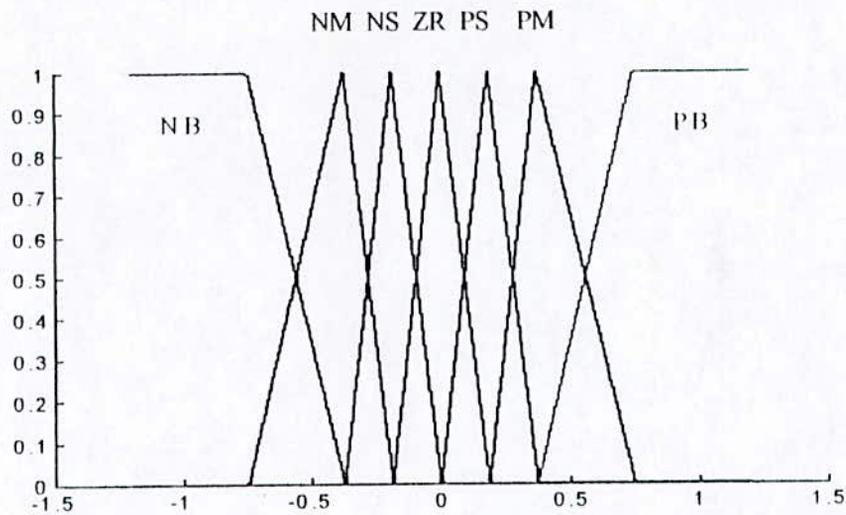


Figure (I-8) : La forme des fonctions d'appartenance de l'erreur et sa variation

Le jeu de règles est décrit sous forme de tableau, lequel s'interprète comme une visualisation du plan de phase. Ainsi chaque case indique la conclusion de la règle faisant intervenir l'erreur et sa variation indiqués à la l'entrée du tableau.

La méthode d'inférence utilisée est celle de Mamdani, la défuzzification se fait par la méthode du centre de gravité.

Les sept classes utilisées sont :

Grand Négatif : NB Moyen Négatif : NM Petit Négatif : NS Zéro : ZR
 Petit Positif : PS Moyen Positif : PM Grand Positif : PB

$\Delta e \backslash e$	NB	NM	NS	ZR	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZR
NM	NB	NB	NB	NM	NS	ZR	PS
NS	NB	NB	NM	NS	ZR	PS	PM
ZR	NB	NM	NS	ZR	PS	PM	PB
PS	NM	NS	ZR	PS	PM	PB	PB
PM	NS	ZR	PS	PM	PB	PB	PB
PB	ZR	PS	PM	PB	PB	PB	PB

Table (I-1) : Table des règles des commandes

Par soucis de normalisation des fonctions d'appartenance des ensembles flous des prémisses et des conclusions, les entrées et les sorties du régulateur sont calculées en valeurs relatives.

I-6-2 résultats de la simulation

L'orientation du flux suivant l'axe d est obtenue en utilisant l'expression de ω_s suivante :

$$\omega_s = x_5 + \alpha x_2 + \beta x_4 \quad (I-1)$$

La mise au point du réglage nécessite la recherche des gains de deux régulateurs qui imposent la dynamique désirée. Il faut tout d'abord commencer par déterminer les gains concernant la boucle du flux puis ceux de la boucle de vitesse.

Toutes les simulations sont effectuées pour une consigne de flux égale à 0.328 Wb et une consigne de vitesse de 1500 tour/min, les simulations sont effectuées en tenant compte des limitations des composantes du courant statorique tel que :

$$i_{d_{lim}} = i_{d_n}$$

$$i_{q_{lim}} = 2 i_{q_n}$$

Les résultats de la simulation obtenus en utilisant les équations représentant le modèle de la machine dans le repère $(\alpha-\beta)$ [annexe A-2-8] alimentée par un onduleur de tension commandé en courant.

Les graphes de la figure (I-a) représentent la réponse de la machine asynchrone à vide, il apparaît que le flux rotorique est installé au bout de 0,1s et la vitesse atteint le régime statique au bout de 0,48s.

Les graphes de la figure (I-b) représentent la réponse de la machine à l'application d'un couple résistant nominal à $t=1s$, l'introduction de ce dernier est rapidement compensée, cela se voit sur la réponse de la vitesse et celle de flux, on remarque que le courant augmente pour compenser ce couple.

Les graphes de la figure (I-c) représentent les réponses obtenues à une inversion de la consigne de vitesse, nous constatons que les limitations restent efficaces et que la vitesse atteint la valeur désirée pour les deux sens de rotation.

Les graphes de la figure (I-d) représentent les réponses de la machine asynchrone à une variation paramétrique, le réglage de vitesse présente une robustesse pour cette variation, par contre, une diminution de la valeur du flux. Ceci est dû au fait que la valeur limite imposée à i_{ds} (i_{d_n}) est insuffisante pour compenser cette atténuation.

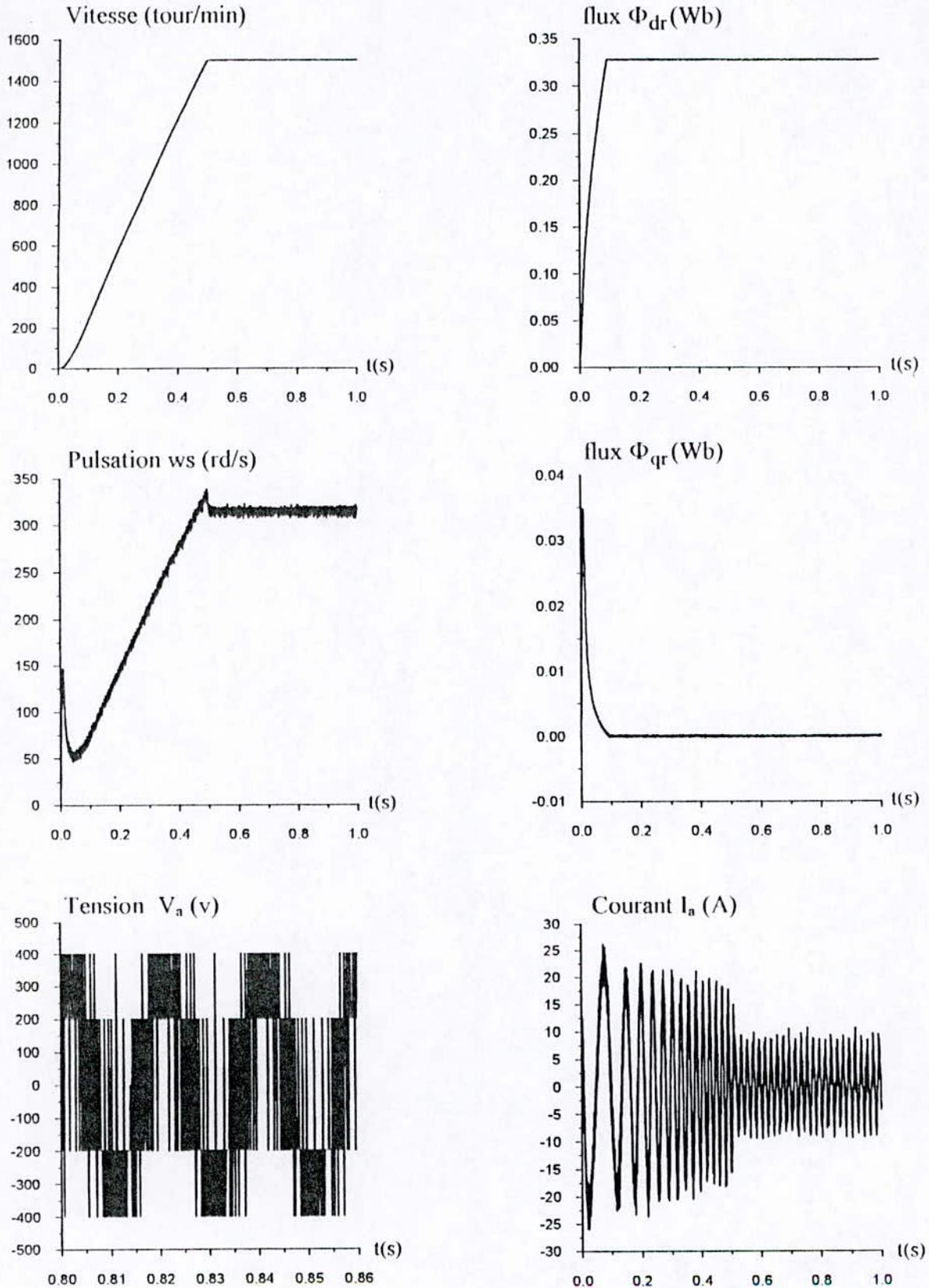


Figure (I-a): Réponses de la M.AS à vide aux échelons du flux et de la vitesse

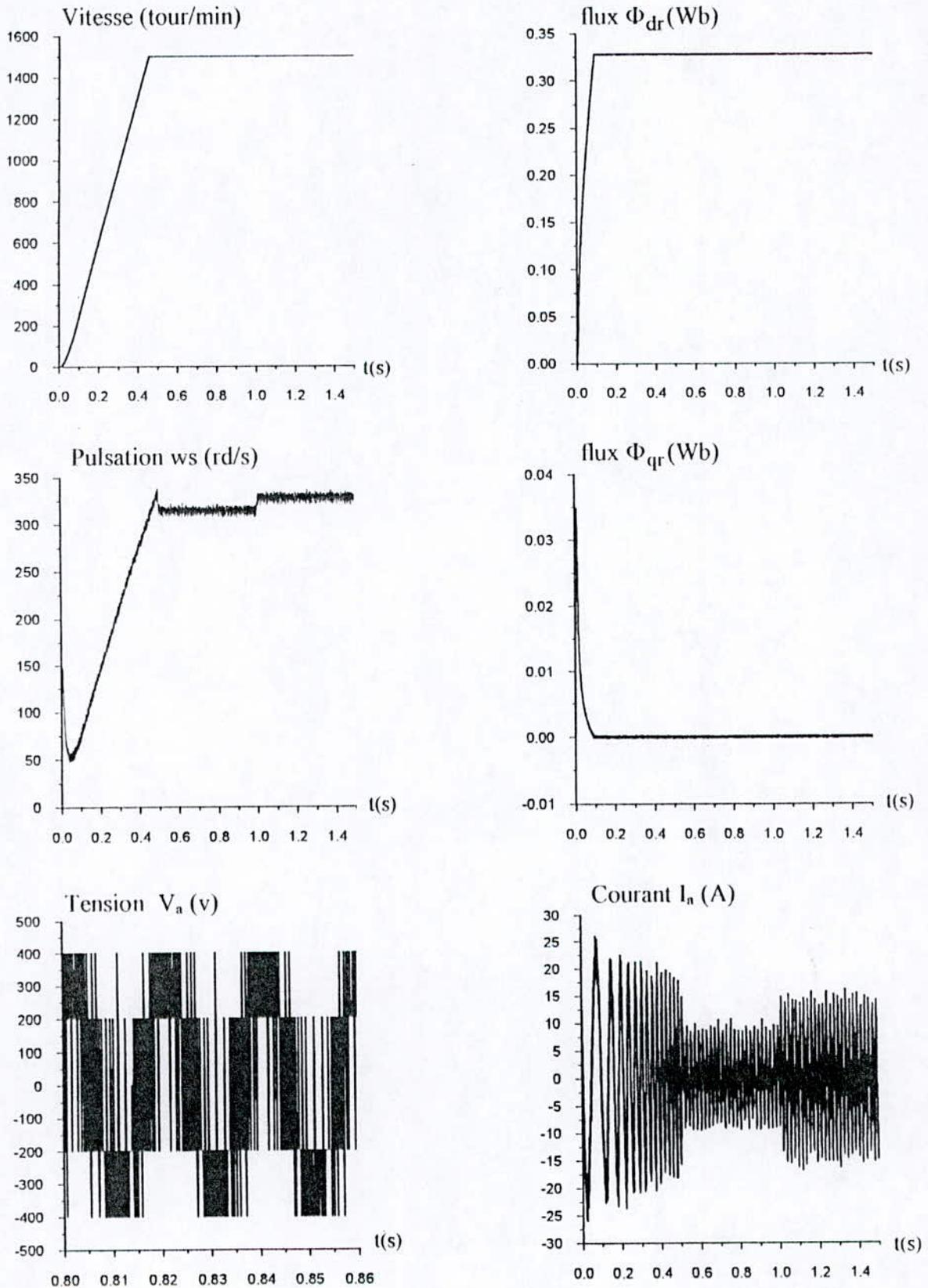


Figure (I-b): Réponses de la M.AS à une perturbation de charge nominale à $t=1$ s

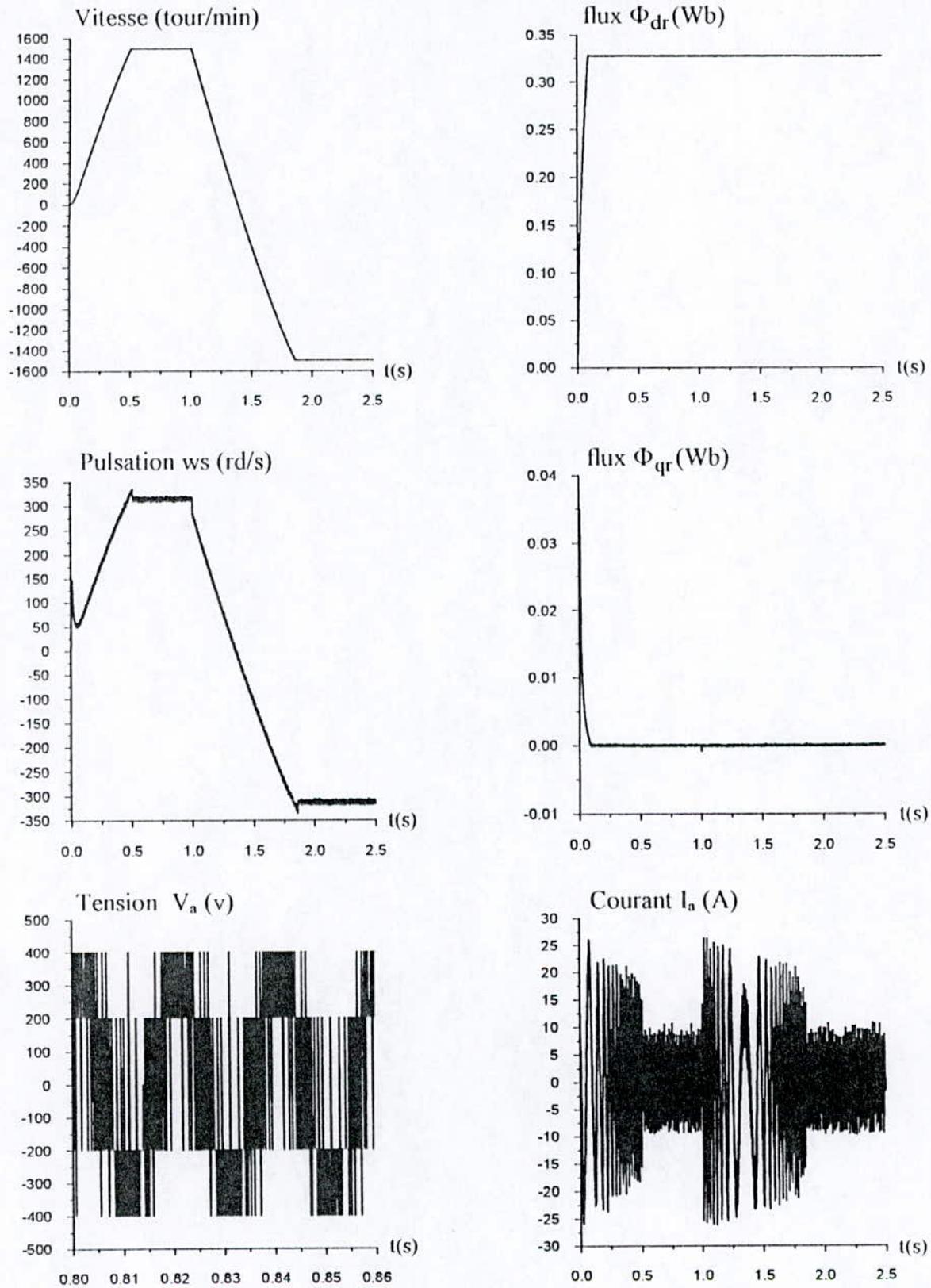


Figure (I-c): Réponses de la M.AS à une inversion de consigne de vitesse à $t=1$ s

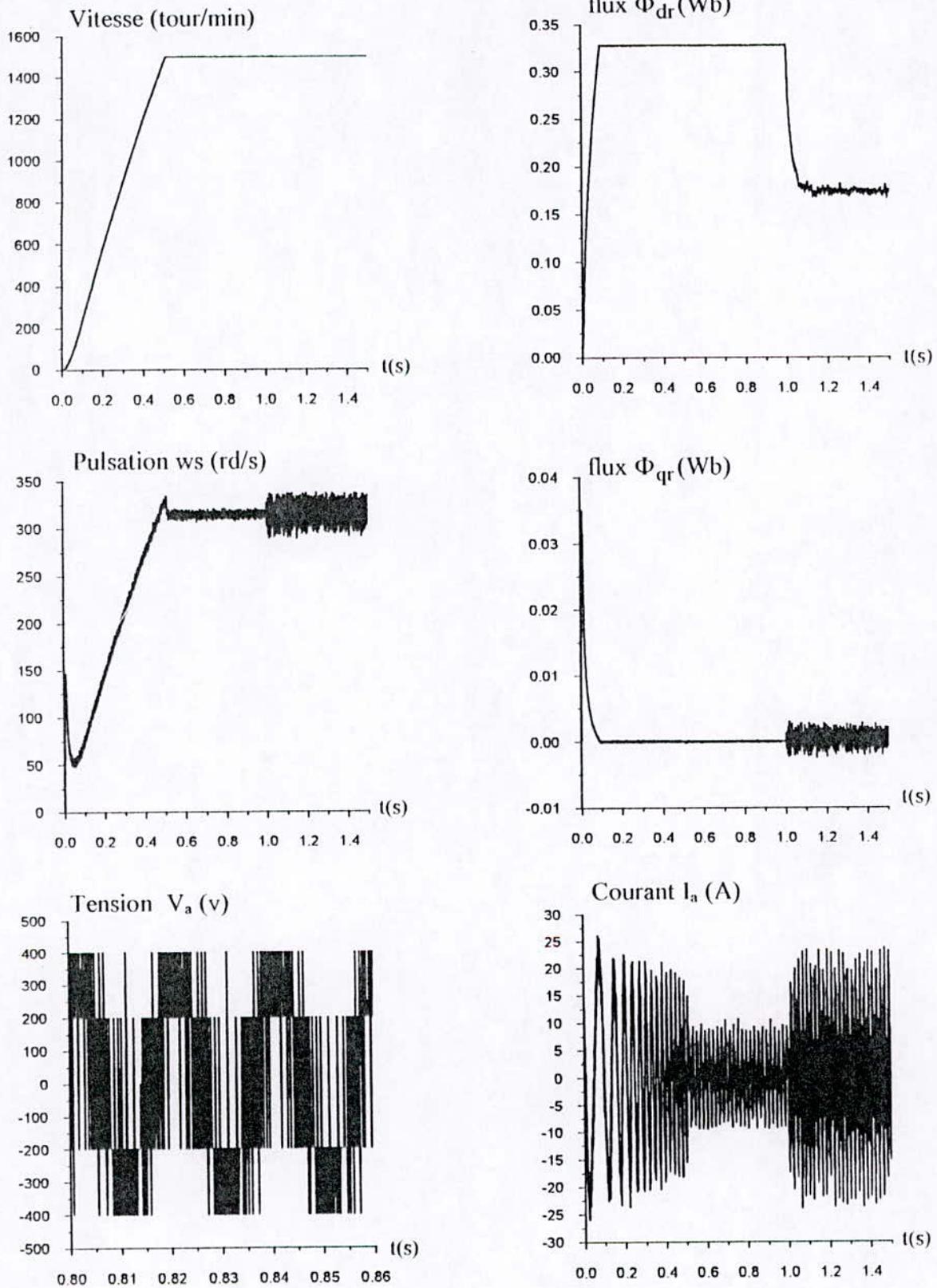


Figure (II-16): Influence d'une variation paramétrique introduite à $t=1\text{s}$ sur les réponses de la MAS (+100 % sur R_s et R_r et -30% sur L_s , L_r et M).

I-7 Conclusion

Cette partie a été consacrée à la commande floue par la méthode d'inférence de Mamdani, les simulations ont montré les possibilités potentielles de cette stratégie de commande.

Il faut noter que l'orientation du flux a permis de commander le flux séparément à la vitesse, et la limitation de courant à améliorer le temps de réponse de la machine.

On ne remarque aucun dépassement de consigne intolérable et une grande précision de la commande même avec le couple nominal.

Quant la machine est soumise à des variations paramétriques, même si elles sont importantes, Le contrôleur flou reste insensible et robuste pour les différents types de perturbation.

Chapitre II

Réglage flou par la méthode de Sugeno

II-1 Introduction :

Les systèmes flous sont des approximateurs universels et sont utilisés pour la modélisation et la commande des systèmes. Ils sont utiles en particulier quand les techniques classiques de modélisation sont insuffisantes, quand le processus est non linéaire ou trop complexe vu le nombre de paramètres à considérer. Cependant la phase d'identification des paramètres du système flou est délicate, du fait qu'elle nécessite plusieurs expérimentations pour disposer d'un bon échantillon. Dans ce travail, nous nous intéressons à l'extraction automatique des connaissances par les systèmes flous à partir de données numériques et à la construction incrémentale de la base de règles. Cette extraction automatique est obtenue par apprentissage en utilisant l'algorithme de backpropagation. Notre objectif est de montrer par ce travail qu'il est possible de minimiser le nombre de règles du système flou de Sugeno en recopiant le régulateur flou de Mamdani ayant un nombre de règle plus important.

II-2 Analyse et conception des systèmes flou de Sugeno:

Le modèle de Sugeno est une variante des modèles proposés par la logique floue. Il utilise également un syllogisme conditionnel dont la conclusion est établie selon la règle du modus ponens généralisé. Mais la conclusion est simplement un ensemble flou singleton dont la valeur est une fonction des entrées nettes du régulateur.

Une règle typique dans les systèmes flous de Sugeno est de la forme:

$$R_L : \text{si } (x_1 \text{ est } F_1^{L_1}) \text{ et } \dots \text{ et } (x_n \text{ est } F_n^{L_n}) \text{ ALORS } y_L = f(x). \quad (II-1)$$

ou n est le nombre d'entrée, $F_i^{L_i}$ est un ensemble flou de la $L^{i\text{ème}}$ règle décrivant la variable x_i et $f(x)$ est une fonction numérique arbitraire dans l'espace des sorties, dans notre cas elle est choisie comme étant un polynôme.

Les systèmes flous de Sugeno se différencient par la forme du polynôme décrivant les sorties. Si $f(x)$ est un polynôme d'ordre un le système flou de Sugeno est dit d'ordre un, de la même manière si $f(x)$ est d'ordre zéro, Le système flou de Sugeno est d'ordre zéro. La sortie totale du système flou, est obtenue par le calcul de la moyenne pondérée des M sorties.

II-2-1-Architecture des systèmes flou de Sugeno:

Dans cette partie, nous développons l'expression analytique de la sortie du système flou de Sugeno, étape indispensable à la détermination d'une loi d'adaptation paramétrique.

Notons par x_i les entrées du systèmes flou et par y sa sortie, chaque entrée x_i est décrite par m_i ensembles flous F_i^j définis dans U_i , avec $i=1,2,\dots,n$ et $j=1,2,\dots,m_i$. La base des règles du

système flou comporte ainsi $M = \prod_{i=1}^n m_i$ règles telles que:

$$R_L : \text{si } (x_1 \text{ est } F_1^{L_1}) \text{ et } \dots \text{ et } (x_i \text{ est } F_i^{L_i}) \text{ et } \dots \text{ et } (x_n \text{ est } F_n^{L_n})$$

$$\text{ALORS } y_L(x) = a_0^L + a_1^L x_1 + \dots + a_n^L x_n \quad (II-2)$$

Où L indique le numéro de la règle, il prend ces valeurs dans l'ensemble $\{1, \dots, M\}$, l'indice i distingue les variables d'entrées, il prend les valeurs $(1, \dots, n)$ et $1 \leq L_i \leq m_i$.

Si la base de connaissance comporte toutes les combinaisons des ensembles flous des variables d'entrée, dès lors, chaque règle floue R_L correspond à une combinaison des ensembles flous $(F_1^{L_1}, \dots, F_i^{L_i}, \dots, F_n^{L_n})$.

La sortie du système flou est donnée par l'expression suivante:

$$y = \frac{\sum_{L=1}^M \mu_L y_L}{\sum_{L=1}^M \mu_L} \quad \text{avec : } \mu_L = \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^{L_i}}(x_i) \quad 1 \leq L_i \leq m_i. \quad (II-3)$$

Où L_i prend une valeur parmi les éléments de l'ensemble $\{1, \dots, m_i\}$

Ainsi μ_{L_i} représente le degré d'activation de la règle R_{L_i} .

La fonction Gaussienne est choisie pour décrire les ensembles flous des variables d'entrées:

$$\mu_{F_i^j}(x_i) = \exp\left(-\frac{1}{2}(v_i^j(x_i - c_i^j))^2\right). \quad (II-4)$$

où c représente la moyenne et v l'inverse de la variance.

La figure (2-1) est une représentation schématique, d'un système flou de Sugeno à deux variables d'entrées ou chacune est décrite par deux ensembles flous.

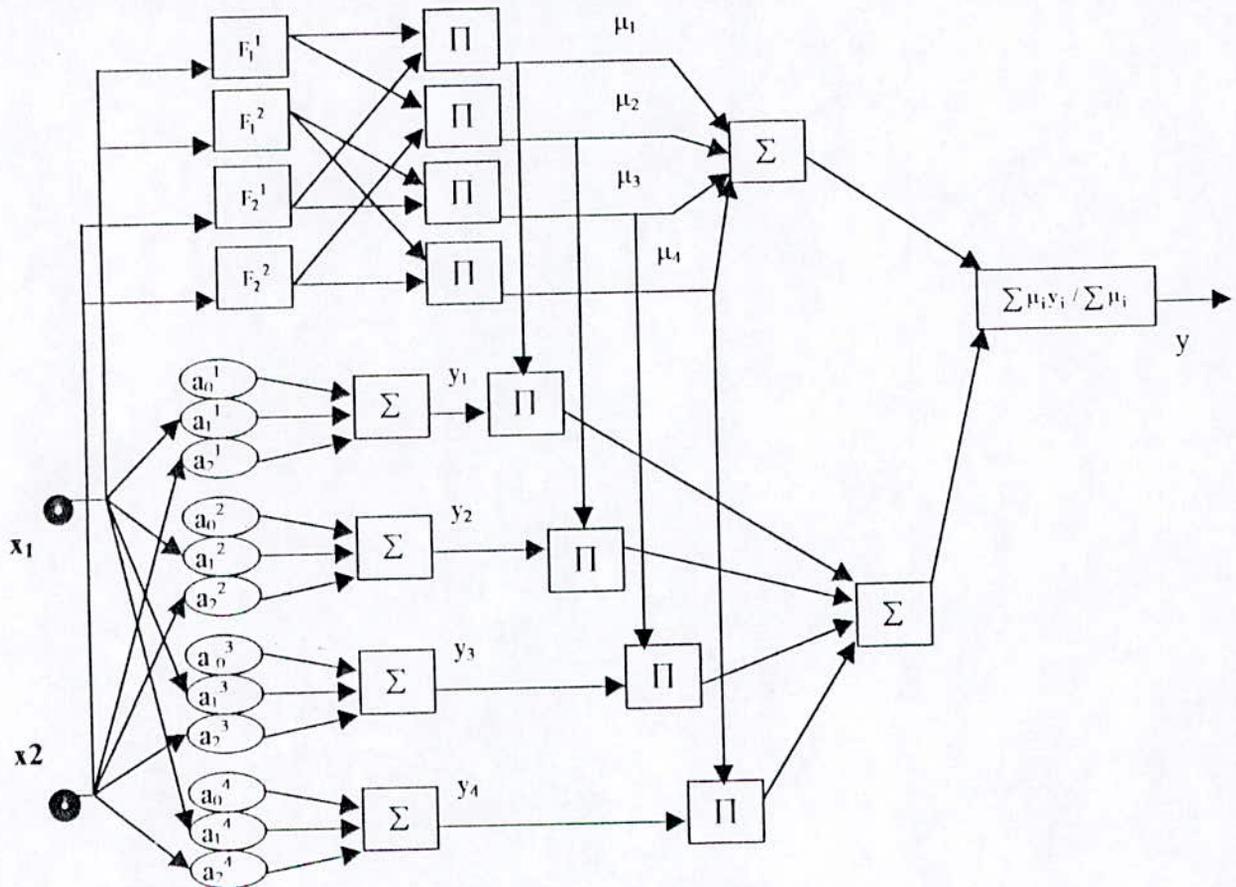


Figure 2-1: Schéma du système flou de Sugeno.

Si on a affaire à des prémisses dont les paramètres sont fixe, alors ne sont ajusté que ceux de la conclusion. Ainsi la sortie finale peut être écrite sous la forme suivante:

$$y = W(x) A. \quad (II-5)$$

Où A est un vecteur regroupant les paramètres a_i^j de dimension $(1, M(n+1))$ et W un vecteur ligne des fonctions floues de dimension $(M(n+1), 1)$.

II-2-2-Adaptation des paramètres des systèmes flous de Sugeno:

La méthode d'identification est basée sur les travaux de Li-Xin Wang [], dans laquelle un modèle flou peut être développé directement à partir des données numériques issues du système à modéliser. Compte tenu du nombre important de paramètres caractérisant un système flou (prémises et conclusion), leur détermination constitue la phase la plus délicate dans sa conception. De ce fait, un expert ne pourra garantir un réglage optimal du système flou qu'après un certain nombre de passages à travers le fichier d'exemple, jusqu'à satisfaire les conditions du test d'arrêt (en général c'est une erreur minimale à atteindre).

II-2-2-a. backpropagation:

C'est Werbos qui, en 1972, a le premier mis en œuvre cet algorithme avec notamment, son fondement mathématique. Il avait appelé cette méthode *The dynamic Algorithm feed-back*. En 1986, un groupe de chercheurs de l'université de Stanford aux États-Unis, l'ont complètement adapté aux réseaux multicouches. Ils l'ont appelé la méthode backpropagation en référence à l'erreur qui se rétro-propage à travers les couches du réseau.

Dans notre cas, le problème concerne l'estimation des paramètres θ du système flou, ce vecteur contient les paramètres des prémisses et ceux des conclusions, c'est à ce stade qu'intervient l'algorithme d'adaptation pour minimiser l'erreur de sortie e . La forme bien connue de cet algorithme est donnée par les équations (II-6) et (II-7):

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k) = \bar{\theta}(k-1) + \eta(k) \Psi(k) e(k) & \text{(II-6)} \\ e(k) = d(k) - y(x(k), \hat{\theta}(k-1)) & \text{(II-7)} \end{cases}$$

Avec :

$$\theta = [c, v, a]^T$$

η représente le gain de l'algorithme d'estimation (ou taux d'apprentissage), $\hat{\theta}$ le vecteur estimé et Ψ est le gradient de la sortie estimée.

II-2-2-b-taux d'apprentissage:

Les différentes méthodes d'identification récursives citées dans la littérature se distinguent essentiellement par le choix de ce gain, qui doit être dans tous les cas pris égal à une matrice positive. Conventionnellement ce facteur doit être petit au voisinage de l'optimum assurant ainsi une convergence relativement lente, et vis versa grand, loin de l'optimum pour accélérer la convergence. De ce fait, le choix de la valeur de ce paramètre est d'une importance capitale, c'est pour cette raison que le taux d'apprentissage doit être adaptatif, les méthodes les plus citées dans la littérature sont:

- La méthode du gradient simple:

C'est la méthode la plus simple à mettre en œuvre du fait que le gain $\eta(k)$ est choisi égal au produit d'un gain scalaire par la matrice identité:

$$\eta(k) = \alpha I, \alpha > 0 \quad \text{(II-8)}$$

- La méthode du gradient modifiée:

Dans cette méthode, le gain $\eta(k)$ est adaptatif il est donné par

$$\eta(k) = \frac{\alpha_1 I}{\alpha_2 + \psi^T(k) \psi(k)} \quad \alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0 \quad (II-9)$$

- Méthode des moindres carrés récursifs:

Dans ce cas, le gain d'estimation $\eta(k)$ est donné par la relation récursive suivante:

$$\eta(k) = \eta(k-1) + \frac{\psi^T(k) \eta(k-1) \psi(k)}{1 + \psi^T(k) \eta(k-1) \psi(k)} \quad (II-10)$$

Avec $\eta(0) = \alpha I$ ou $\alpha > 0$.

II-2-1-c-Gradient de la sortie :

Nous remarquons que l'algorithme de backpropagation nécessitent le calcul du gradient $\psi = \frac{\partial y}{\partial \theta}$

de la sortie y donnée par la relation (II -3), ou θ représente le vecteur $[c, v, a]^T$, nous avons donc:

$$\frac{\partial y}{\partial \theta} = \left[\frac{\partial y}{\partial c} \quad \frac{\partial y}{\partial v} \quad \frac{\partial y}{\partial a} \right]^T \quad (II-11)$$

pour calculer ce terme, il faut user de quelques artifices mathématiques :

$$\frac{\partial y}{\partial c_i^j} = \sum_{k \in L_{c_i^j}} \frac{\partial y}{\partial \mu_k} \frac{\partial \mu_k}{\partial \mu_{F_i^j}} \frac{\partial \mu_{F_i^j}}{\partial c_i^j} \quad (II-12)$$

Où $L_{c_i^j}$: est l'ensemble des indices L des règles floues (R_L) dont lesquelles apparaît l'ensemble flou F_i^j .

$$\frac{\partial y}{\partial \mu_k} = \frac{y_k - y}{\sum_{L=1}^M \mu_L} \quad (II-13)$$

où : y_k est la sortie correspondante a la K^{ieme} règle.

$$\frac{\partial \mu_k}{\partial \mu_{F_i^j}} = \prod_{\substack{L=1 \\ L \neq i}}^n \mu_{F_L^{KL}}(x_L) \quad (II-14)$$

pour une fonction Gaussienne on a:

$$\frac{\partial \mu_{F_i^j}}{\partial c_i^j} = v_i^{j^2} (x_i - c_i^j) \mu_{F_i^j}(x_i). \tag{II-15}$$

Après calcul, il vient:

$$\frac{\partial y}{\partial c_i^j} = \frac{v_i^{j^2} (x_i - c_i^j) \sum_{k \in L_{c_i^j}} \mu_k (y_k - y)}{\sum_{L=1}^M \mu_L}. \tag{II-16}$$

De la même manière, on trouve pour les autres paramètres :

$$\frac{\partial y}{\partial v_i^j} = \frac{-v_i^j (x_i - c_i^j)^2 \sum_{k \in L_{c_i^j}} \mu_k (y_k - y)}{\sum_{L=1}^M \mu_L}. \tag{II-17}$$

La dérivée de la sortie par rapport aux paramètres des conséquences, est donnée par:

$$\frac{\partial y}{\partial a_i^j} = \frac{\mu_j x_i}{\sum_{L=1}^M \mu_L}. \tag{II-18}$$

On termine cette partie en donnant un schéma des étapes de la backpropagation (Figure (II -2))

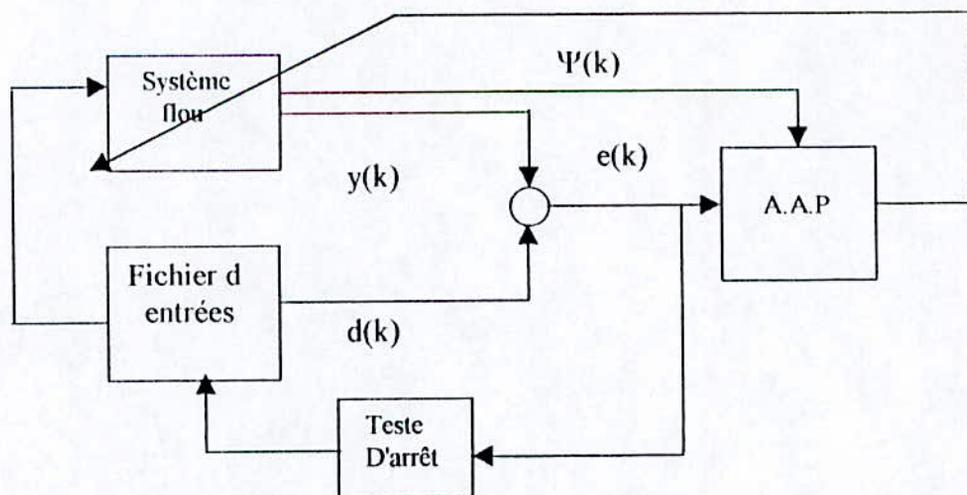


Figure II-2: Schéma de mise en œuvre de l'algorithme de Backpropagation .

II-3- Application au régulateur de Mamdani :

Dans cette partie l'objectif est de recopier le régulateur du type Mamdani (étudié dans le chapitre précédent) par celui du type Sugeno. Ce passage est justifié par la réduction du temps de calcul :

- En éliminant la procédure de défuzzification car les conséquences des règles sont des ensembles flous singleton dont la valeur est une fonction des entrées nettes du régulateur. dans notre cas la sortie est considérée comme un polynôme d'ordre un de l'erreur de réglage e et de sa variation Δe .
- En minimisant le nombre de règles de la base des connaissances.

la forme générale de la base des règles est:

$$R^1 : e \in [c(1,1); v(1,1)] \text{ et } \Delta e \in [c(1,2); v(1,2)] \Rightarrow y_1 = a(1,1) + a(1,2) e + a(1,1) \Delta e.$$

$$R^L : e \in [c(L,1); v(L,1)] \text{ et } \Delta e \in [c(L,2); v(L,2)] \Rightarrow y_L = a(L,1) + a(L,2) e + a(L,1) \Delta e.$$

$$R^M : e \in [c(M,1); v(M,1)] \text{ et } \Delta e \in [c(M,2); v(M,2)] \Rightarrow y_M = a(M,1) + a(M,2) e + a(M,1) \Delta e.$$

Où l'élément $[c(1,1); v(1,1)]$ représente l'ensemble flou défini par une fonction Gaussienne de centre c et de variance $1/v$.

La sortie y du système flou est donnée par:

$$y = \frac{\sum_{L=1}^M \mu_L y_L}{\sum_{L=1}^M \mu_L} \quad (II-19)$$

Où M représente l'ensemble des règles floues, il est tel que :

$$M \leq \prod_{i=1}^2 m_i.$$

Avec m_i l'ensembles flou décrivant la $i^{\text{ème}}$ entrée x_i ($i=1, 2$).

Le choix du fichier entre - sortie (I/O) est primordial, car il faut un signal dont le spectre est le plus large que possible (plus riche en fréquence) ce qui excitera mieux le système. Ainsi, plus d'information est disponible pour la procédure d'identification, par conséquent le fichier des exemples (I/O) est pris comme combinaison des informations données par les deux régulateurs de Mamdani (flux et vitesse - voir chapitre I). Finalement, la somme des erreurs quadratiques sur tout l'horizon du fichier est prise comme critère à minimiser et la méthode du gradient modifiée est utilisée pour ajuster le gain de l'algorithme d'estimation.

II-3-a- Objectifs:

Sachant que le nombre de règle du régulateur de Mamdani est de 49 (Règles) lorsque chaque entrée est définit par 7 fonctions d'appartenance. L'objectif est de réduire le nombre de règle

toute en éliminant la procédure de défuzzification. Ce but peut être atteint en utilisant les systèmes flous de Sugeno.

Le problème est abordé en utilisant 4 approches :

Cas 1: Nombre de fonction d'appartenance de chaque entrée est de 3 et le nombre de règle est pris égal à 9 .

Cas 2: Nombre de fonction d'appartenance de chaque entrée est de 7 et le nombre de règle est pris égal à 7 .

Cas 3: Nombre de fonction d'appartenance de chaque entrée est de 5 et le nombre de règle est pris égal à 5 .

Cas 4: Nombre de fonction d'appartenance de chaque entrée est de 3 et le nombre de règle est pris égal à 3 .

Une fois la base de connaissance choisie, il reste à estimer les paramètres θ pour chacun des 4 cas, pour cela est exploité l'algorithme de backpropagation.

II-4- Résultat et simulation:

II-4-1 Apprentissage:

Pour les quatre approches, le nombre d'échantillons N_{ex} et le test d'arrêt sur la somme des erreurs quadratiques E_{st} , sont tel que : $N_{ex}=1000$, $E_{st}=10^{-4}$.

Les prémisses sont définies par les matrices des centres C et l'inverse des variances S tandis que les conclusions sont définies par la matrice des paramètres A .

Sachant que le polynôme décrivant la conclusion de chaque règle est donnée par:

$$y = \Lambda_0 + \Lambda_1 e + \Lambda_2 \Delta e \quad (II-20)$$

Les résultats suivants sont obtenus:

Cas 1:

Règle \ Λ	Λ_0	Λ_1	Λ_2
1	$-1.0858 \cdot 10^{-1}$	$-2.5727 \cdot 10^{-2}$	$3.3425 \cdot 10^{-1}$
2	$2.4521 \cdot 10^{-2}$	$8.8368 \cdot 10^{-3}$	$2.1094 \cdot 10^{-2}$
3	$1.0013 \cdot 10^{-2}$	$9.9999 \cdot 10^{-3}$	$1.0009 \cdot 10^{-2}$
4	$5.5266 \cdot 10^{-2}$	$7.9754 \cdot 10^{-1}$	1.2349
5	$9.2521 \cdot 10^{-2}$	$5.4564 \cdot 10^{-2}$	$6.8136 \cdot 10^{-2}$
6	$3.1334 \cdot 10^{-2}$	$1.3949 \cdot 10^{-2}$	$1.2921 \cdot 10^{-1}$
7	$-5.9059 \cdot 10^{-2}$	$9.3534 \cdot 10^{-3}$	$1.9192 \cdot 10^{-1}$
8	$1.9011 \cdot 10^{-2}$	$9.6522 \cdot 10^{-3}$	$1.9587 \cdot 10^{-2}$
9	$3.1833 \cdot 10^{-2}$	$1.4038 \cdot 10^{-2}$	$1.3223 \cdot 10^{-1}$

Tableau (II-1) : tableau donnant les valeurs de Λ .

Ensemble flou \ Variable	F1	F2	F3
c	$-3.5799 \cdot 10^{-2}$	$-5.9031 \cdot 10^{-1}$	$-1.1731 \cdot 10^{-1}$
Δc	$8.2290 \cdot 10^{-1}$	2.7177	4.6442

Tableau (II-2) : tableau donnant les valeurs de C.

Ensemble flou \ Variable	F1	F2	F3
c	3.1473 10	3.1473 10	3.1473 10
Δc	1.0440	2.7177	4.6442

Tableau (II-3) : tableau donnant les valeurs de S.

Cas 2:

règle \ Λ	Λ_0	Λ_1	Λ_2
1	0.46492	0.48062	0.46044
2	0.13886	0.58245	0.66809
3	-0.41105	0.63154	0.63642
4	$9.5628 \cdot 10^{-2}$	0.50315	1.0106
5	0.4307	0.11378	0.88329
6	0.37191	0.36665	0.34639
7	0.25086	0.25094	$3.4168 \cdot 10^{-1}$

Tableau (II-4) : tableau donnant les valeurs de A.

Ensemble flou \ Variable	e	Δe
1	-0.77238	-1.3625
2	-0.57370	-0.74888
3	-0.35022	-0.15868
4	-0.15519	0.25501
5	0.38842	0.63427
6	0.70450	1.4467
7	0.99988	1.9994

Tableau (II-5) : tableau donnant les valeurs de C.

Ensemble flou \ Variable	e	Δe
1	3.65	1.8347
2	3.6738	1.8474
3	3.6955	1.7535
4	3.6539	1.8065
5	3.6386	1.6575
6	3.6349	1.8133
7	3.6378	1.8173

Tableau (II-6) : tableau donnant les valeurs de S.

Cas 3 :

règle \ Λ	$\Lambda 0$	$\Lambda 1$	$\Lambda 2$
1	0.18680	.39049	.22842
2	-0.21925	0.86856	1.1356
3	0.45976	0.37088	1.1834
4	.048726	-0.063816	-0.16829
5	0.35842	.36794	.17214

Tableau (II-7) : tableau donnant les valeurs de A.

Ensemble flou \ Variable	e	Δe
1	-0.72411	-1.2941
2	-0.38144	.51062
3	0.38296	2.0088
4	.88484	3.8867
5	1.0151	5.6071

Tableau (II-8) : tableau donnant les valeurs de C.

Ensemble flou \ Variable	e	Δe
1	2.5205	.57473
2	2.5971	.84613
3	2.6071	.73252
4	2.4632	.48668
5	2.4304	.62013

Tableau (II-9) : tableau donnant les valeurs de S.

Cas 4 :

règle \ Λ	Λ_0	Λ_1	Λ_2
1	$5.8009 \cdot 10^{-1}$	$-2.4638 \cdot 10^{-1}$	$4.0479 \cdot 10^{-1}$
2	$-3.8152 \cdot 10^{-1}$	1.7427	1.3579
3	$1.9496 \cdot 10^{-1}$	$2.6875 \cdot 10^{-1}$	$3.4226 \cdot 10^{-1}$

Tableau (II-10) : tableau donnant les valeurs de Λ .

Ensemble flou \ Variable	e	Δe
1	$-9.1583 \cdot 10^{-1}$	-1.4219
2	$-7.9943 \cdot 10^{-1}$	1.7643
3	1.0515	5.4695

Tableau (II-11) : tableau donnant les valeurs de C.

Ensemble flou \ Variable	e	Δe
1	1.0784	$6.6739 \cdot 10^{-1}$
2	2.5037	$4.4811 \cdot 10^{-1}$
3	1.1519	$5.8236 \cdot 10^{-1}$

Tableau (II-11) : tableau donnant les valeurs de S.

II-4-1 Commande par les systèmes flou de Sugeno :

Toutes les simulations sont effectuées pour une consigne de flux égale à 0.32 Wb et une consigne de vitesse égale à 1500 tr/mn, l'orientation du flux suivant l'axe d est obtenue en utilisant l'expression suivante [15] :

$$\omega_s = \omega + \alpha i_{qs} + \beta \phi_{qr} \quad (II-21)$$

Où α et β sont des Constantes à déterminer.

Un ensemble d'essais nous a permis de trouver les gains d'adaptation des deux régulateurs.

Notons que les simulations sont effectuées en tenant compte des limitations des composants du courant statorique tel que :

$$i_{d\lim} = I_{dn} \quad (II-22)$$

$$i_{q\lim} = 2I_{qn} \quad (II-23)$$

Les figures (II-1) et (II-5) et (II-9) et (II-13), représentent les réponses de la MAS à un échelon de flux et de vitesse, dans le cas des quatre approches. Il apparaît que le flux et la vitesse convergent asymptotiquement vers leur valeurs de consigne avec un temps de repense respectivement égale à 0.1(s) et 0.48 (s). On remarque que l'orientation du flux rotorique est maintenue suivant l'axe d et que le courant de phase statorique est bien limité durant le régime transitoire.

On introduira plusieurs tests :

-a - Couple résistant:

Les figures (II-2), (II-6), (II-10) et (II-14) montrent que la vitesse de rotation Ω et le flux ϕ suivent leur références respectives.

-b- Variation paramétriques:

Les figures (II-4), (II-8), (II-12) et (II-16) montrent que la vitesse Ω suit sa référence, malgré une chute de la valeurs du flux ϕ , ceci est due a la limitations des courants i_d avec une diminution des inductances.

-c- Inversion de la consigne de vitesse:

Les figures (II-3), (II-7), (II-11) et (II-15) montre que le flux conserve ses performances, la vitesse suit la référence et aucun dépassement n'est remarqué.

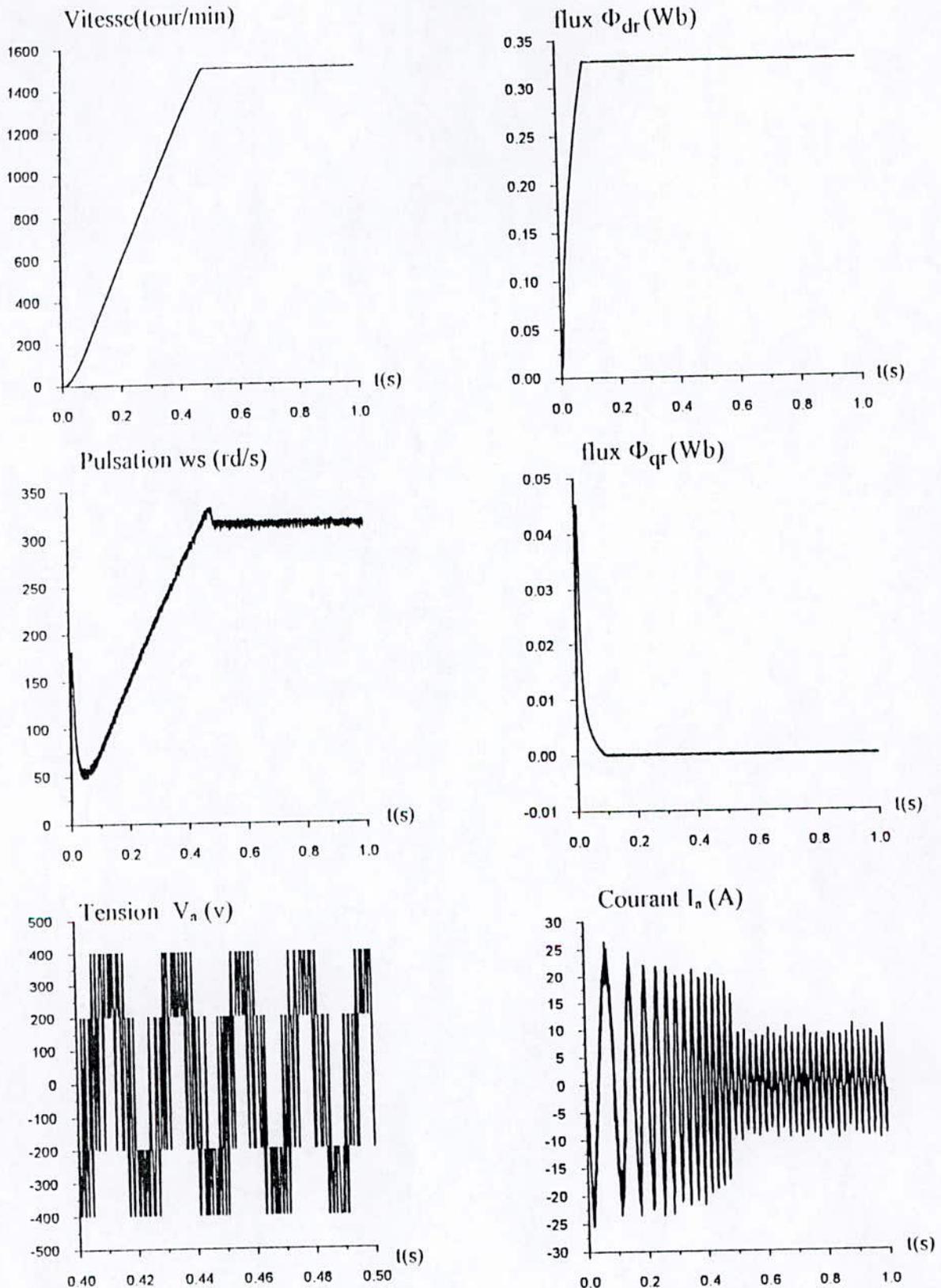


Figure (II-1) : Réponses de la M.A.S à vide aux échelons du flux et de la vitesse
 Pour 9 règles et 3 fonctions d'appartenance

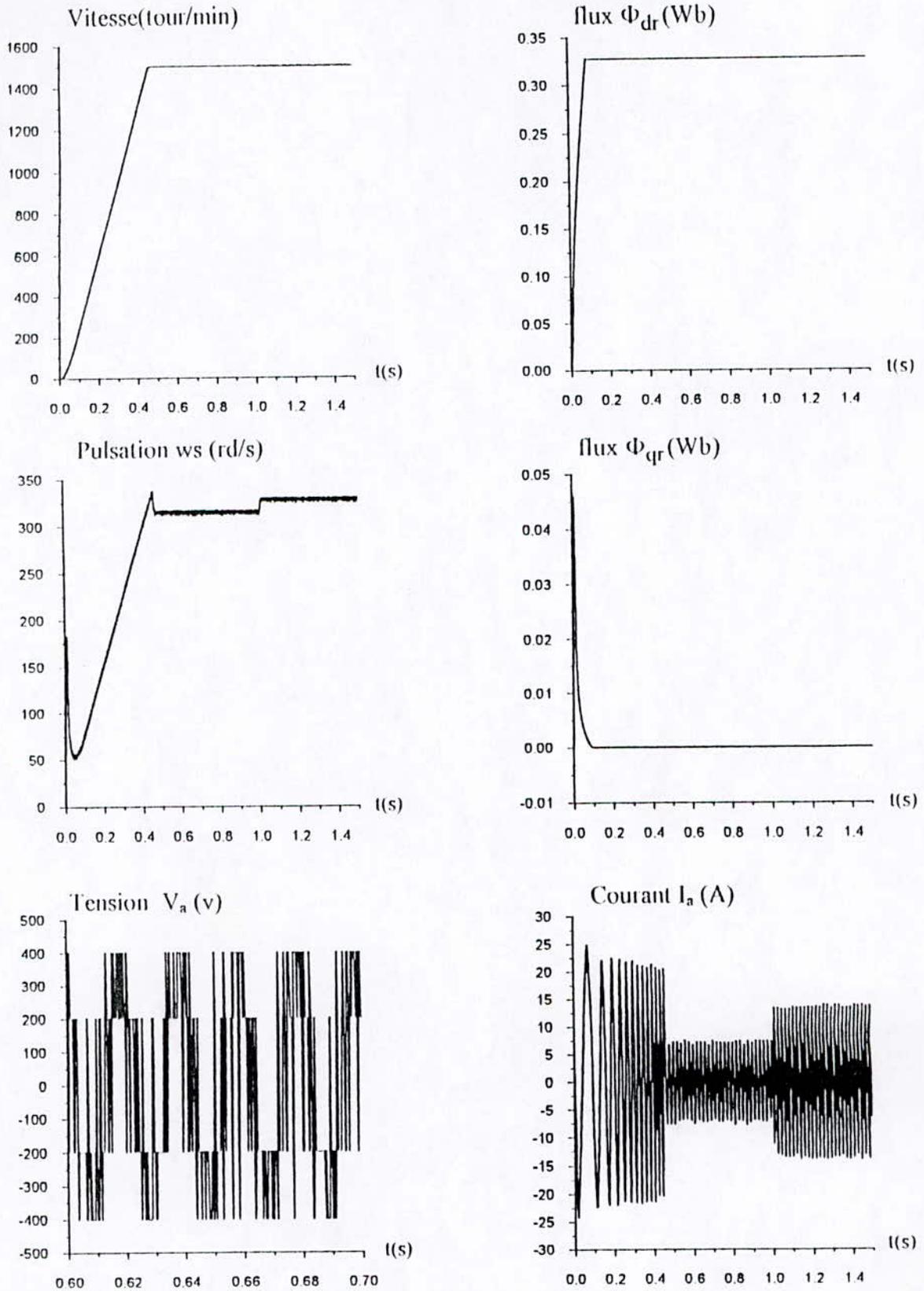


Figure (II-2) : Réponses de la M.AS à une perturbation de charge nominale à $t=1s$
 Pour 9 règles et 3 fonctions d'appartenance

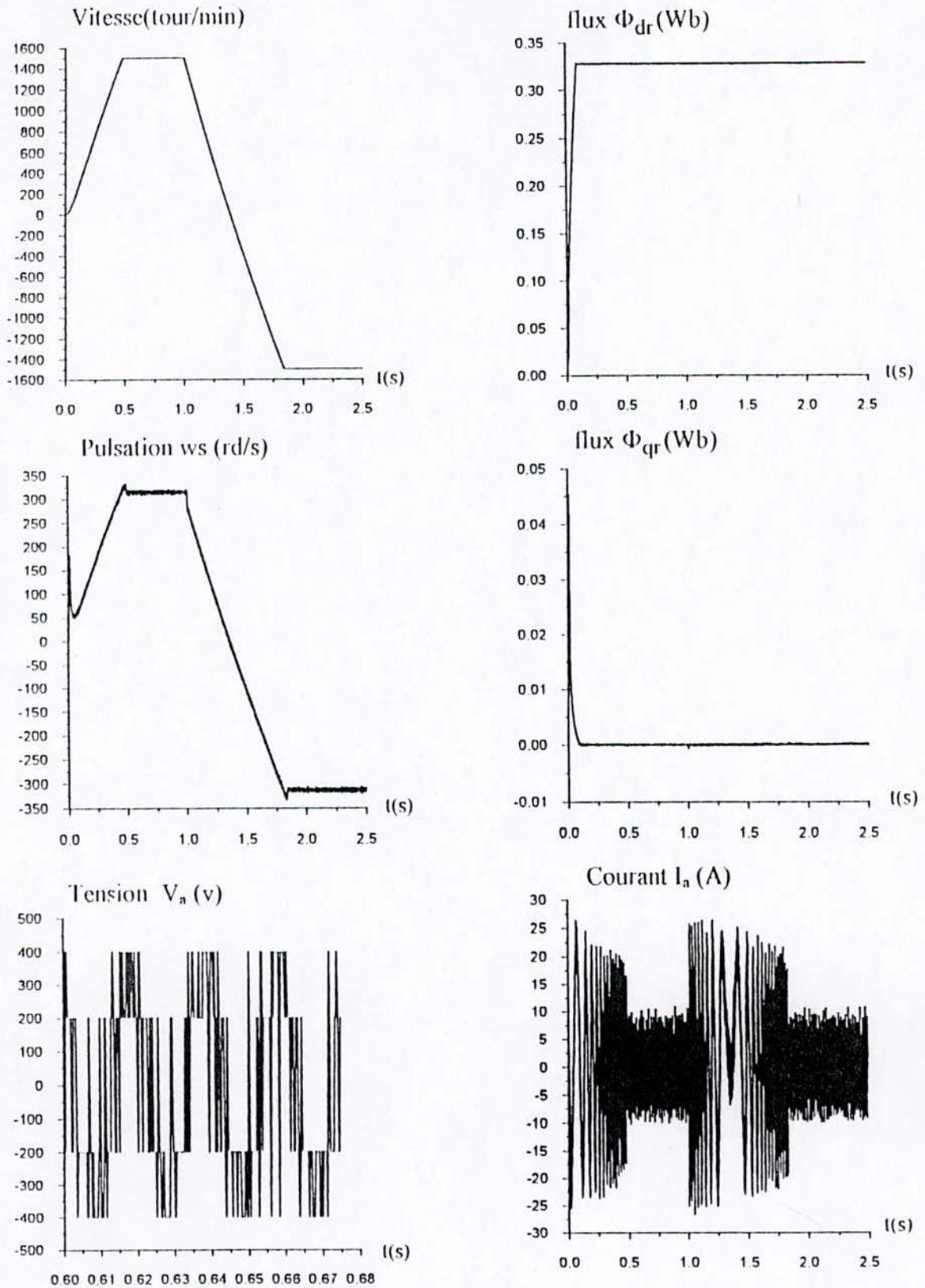


Figure (II-3) : Réponses de la M.AS à une inversion de consigne de vitesse à $t = 1$ s
 Pour 9 règles et 3 fonctions d'appartenance

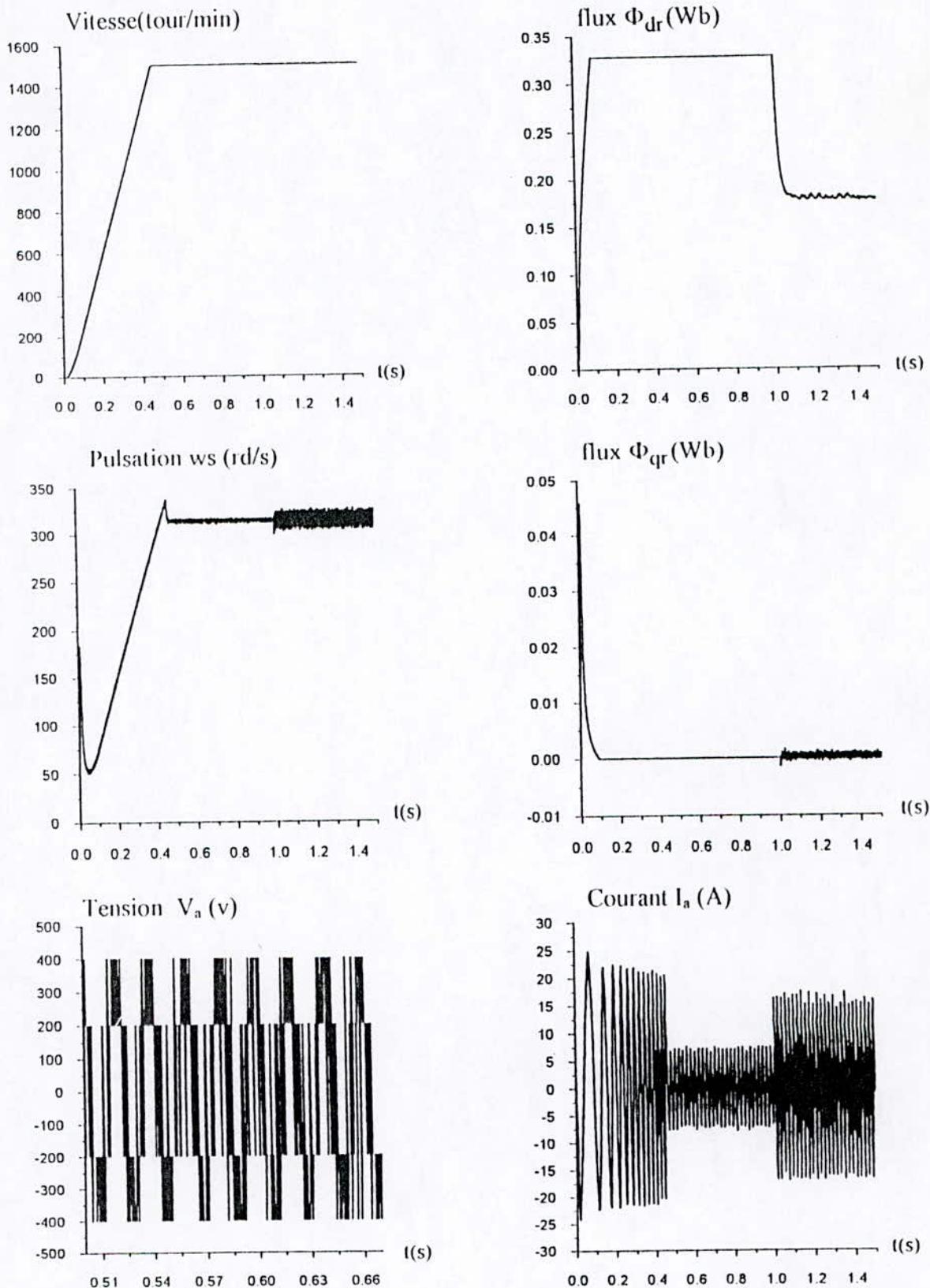


Figure (II-4) : Influence d'une variation paramétrique introduite à $t=1s$ sur les réponses de la MAS (+150 % sur R_s et R_r et -30% sur L_s , L_r et M) pour 9 règles et 3 fonctions d'appartenance.

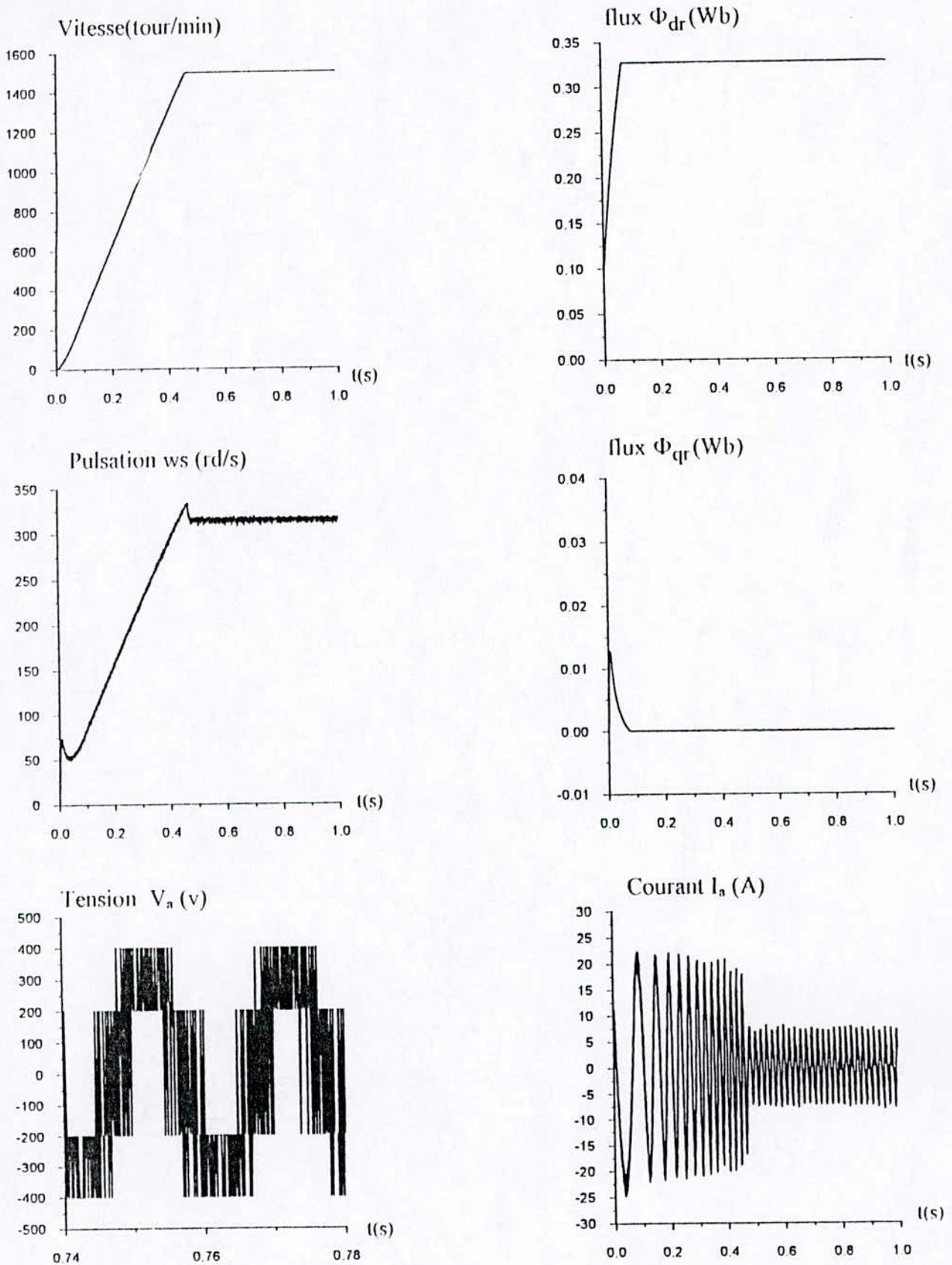


Figure (II-5): Réponses de la M.AS à vide aux échelons du flux et de la vitesse Pour 7 règles et 7 fonctions d'appartenance.

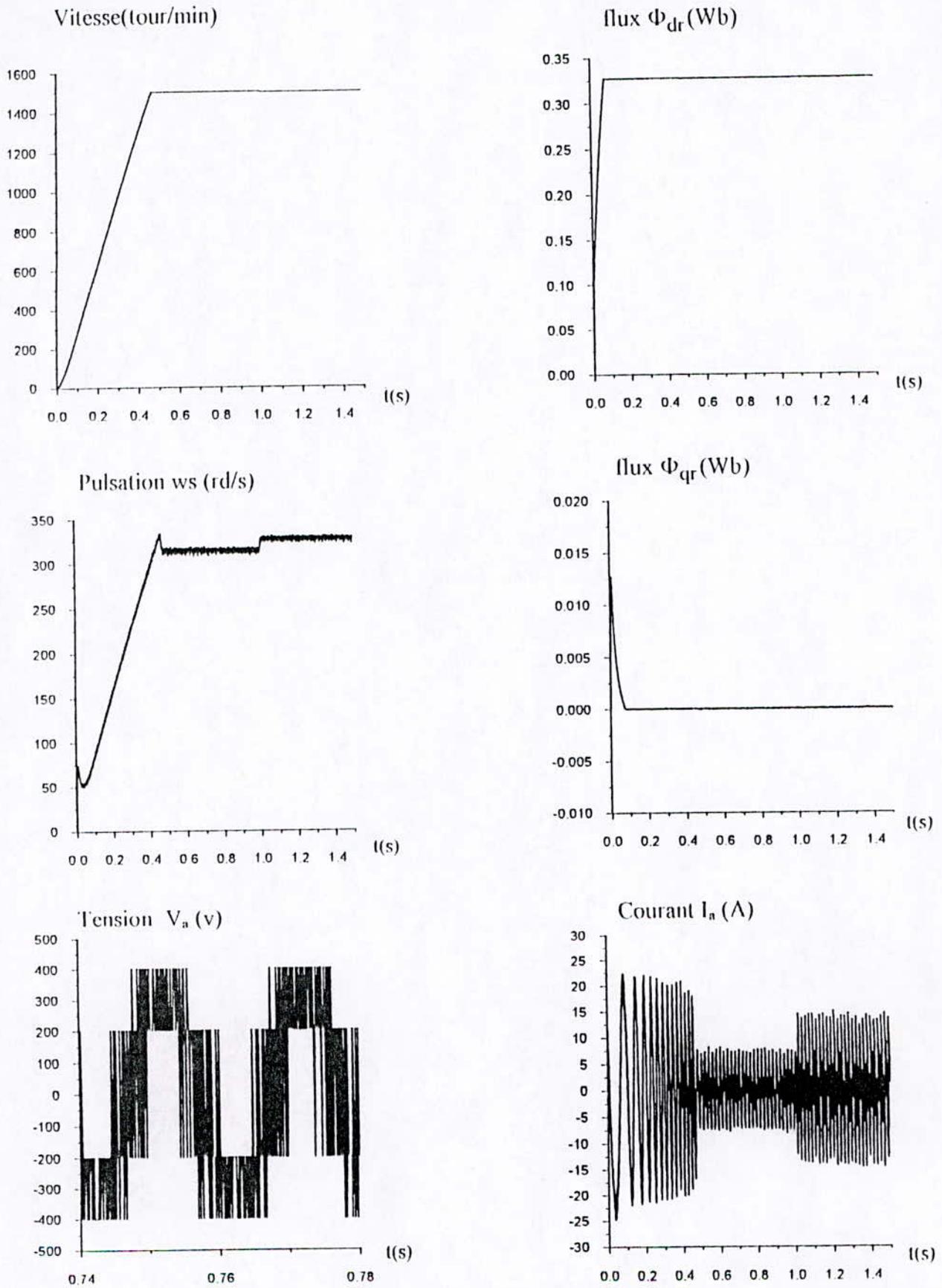


Figure (II-6): Réponses de la M.AS à une perturbation de charge nominale à $t=1$ s
 Pour 7 règles et 7 fonctions d'appartenance.

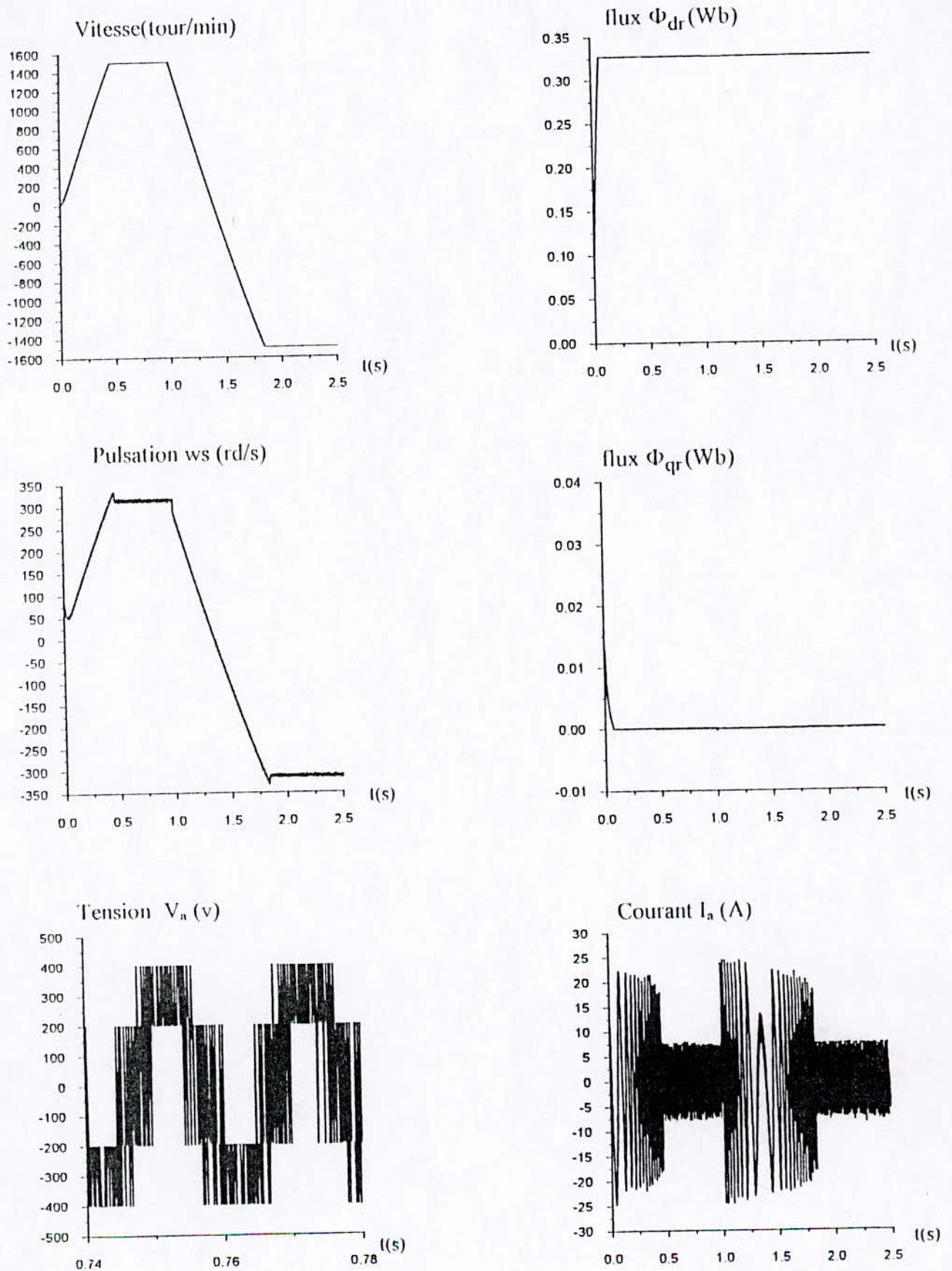


Figure (II-7): Réponses de la M.AS à une inversion de consigne de vitesse à $t = 1$ s
 Pour 7 règles et 7 fonctions d'appartenance.

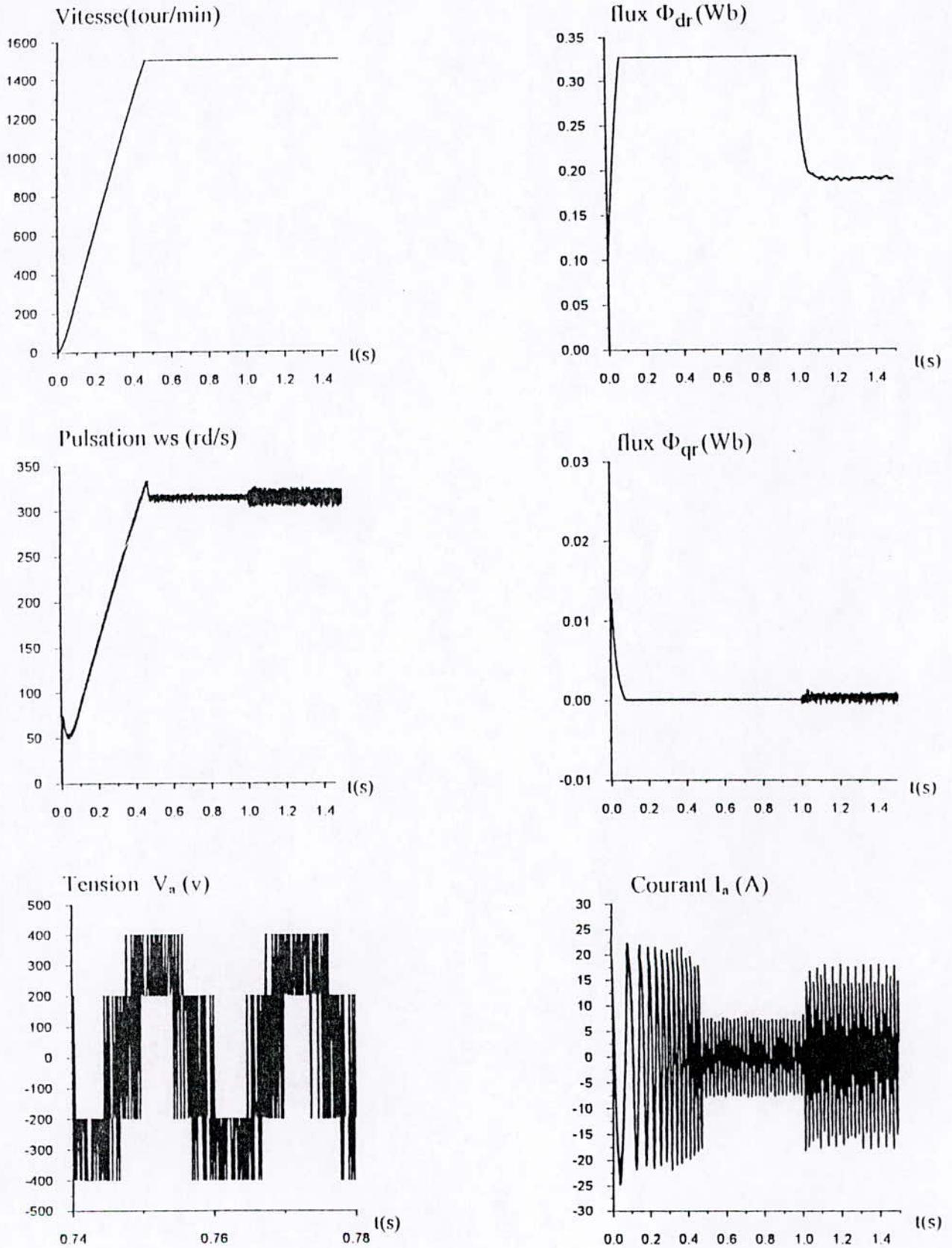


Figure (II-8): Influence d'une variation paramétrique introduite à $t=1s$ sur les réponses de la MAS (+100 % sur R_s et R_r et -30% sur L_s , L_r et M) Pour 7 règles et 7 fonctions d'appartenance.

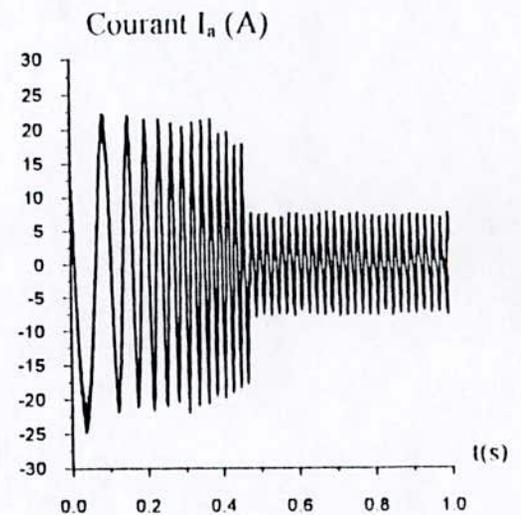
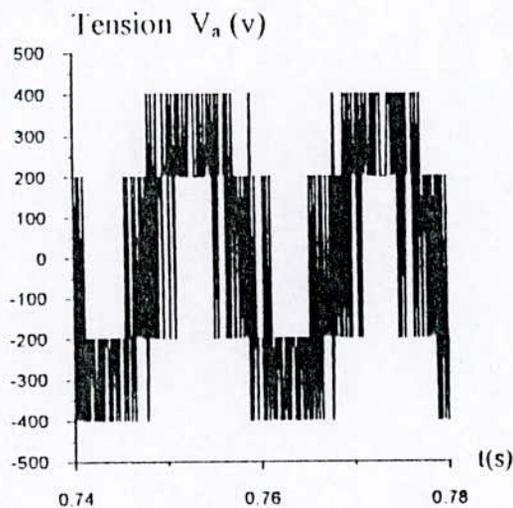
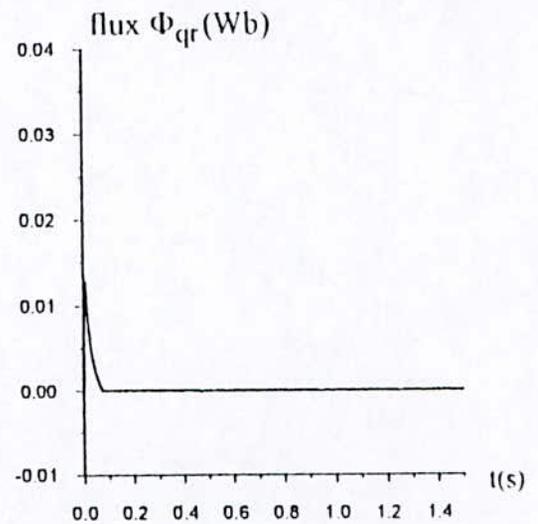
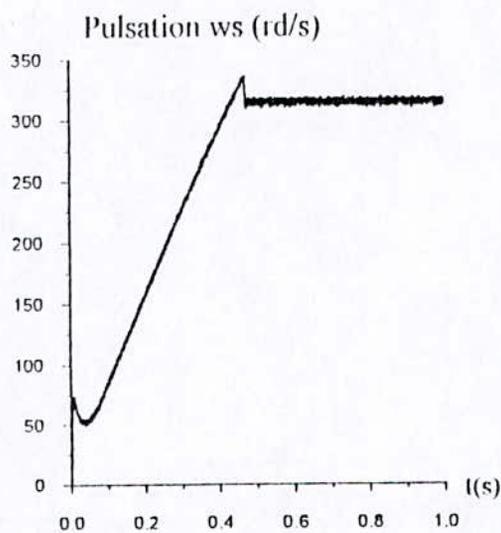
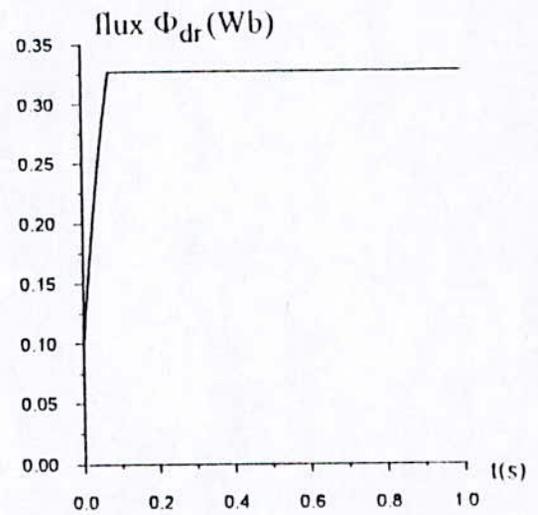
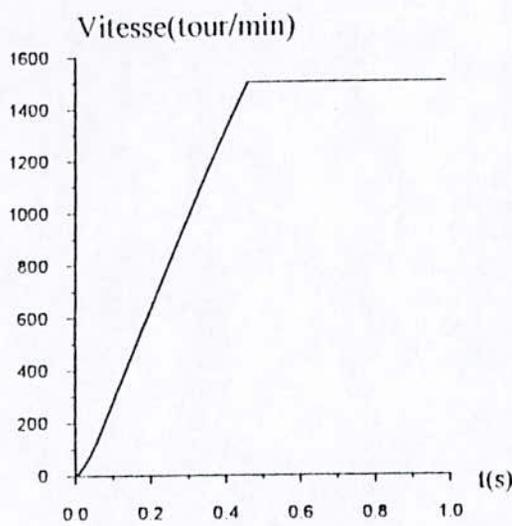


Figure (II-9): Réponses de la M.AS à vide aux échelons du flux et de la vitesse Pour 5 règles et 5 fonctions d'appartenance.

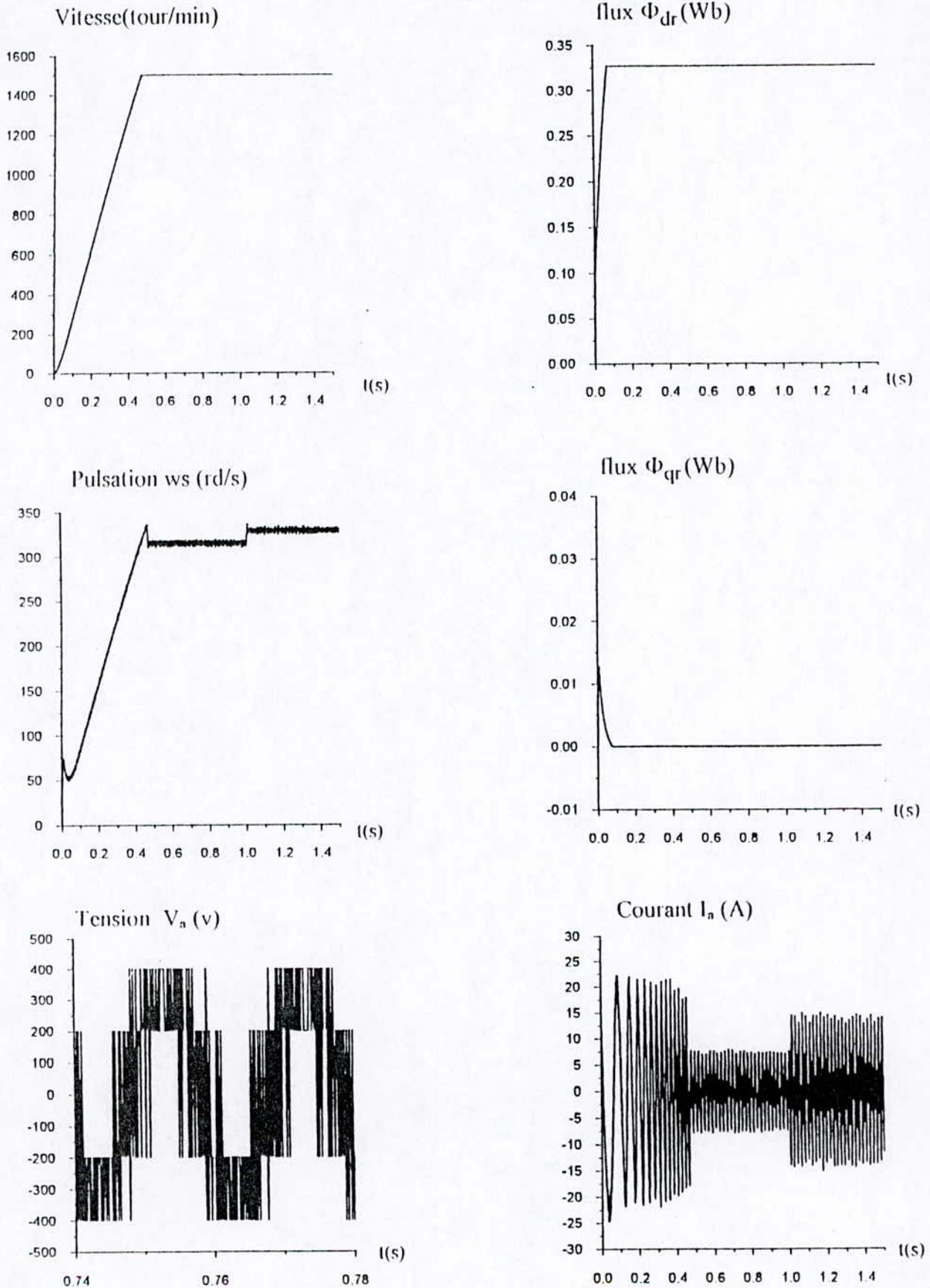
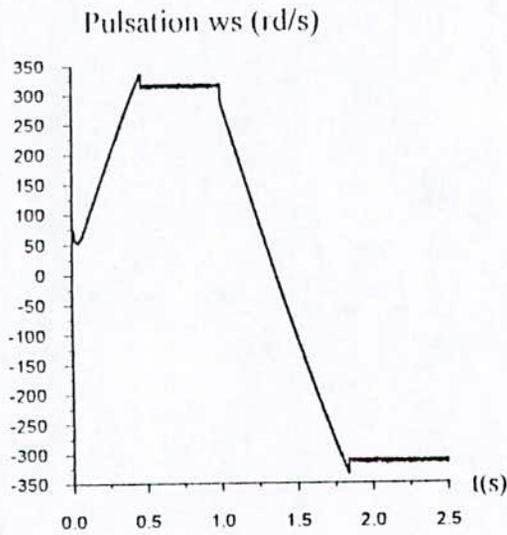
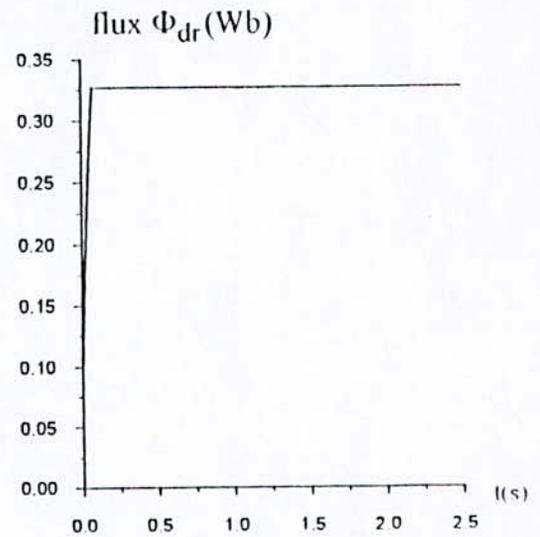
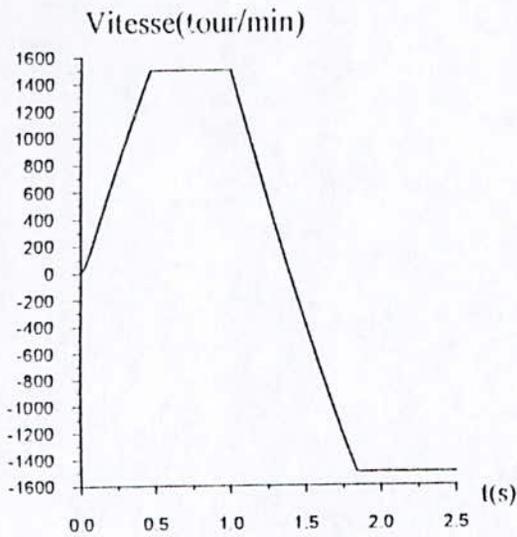


Figure (II-10): Réponses de la M.AS à une perturbation de charge nominale à $t=1s$ Pour 5 règles et 5 fonctions d'appartenance.



t(s)

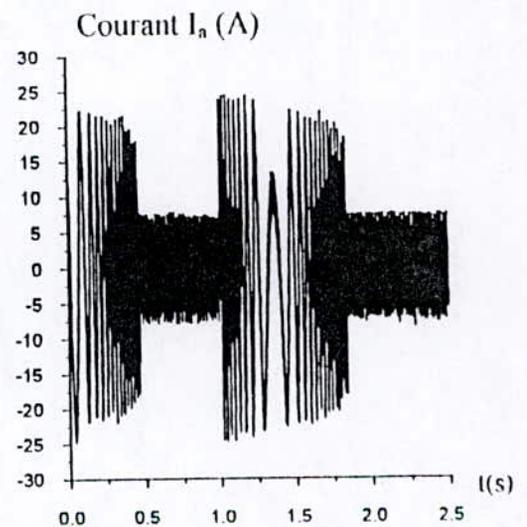
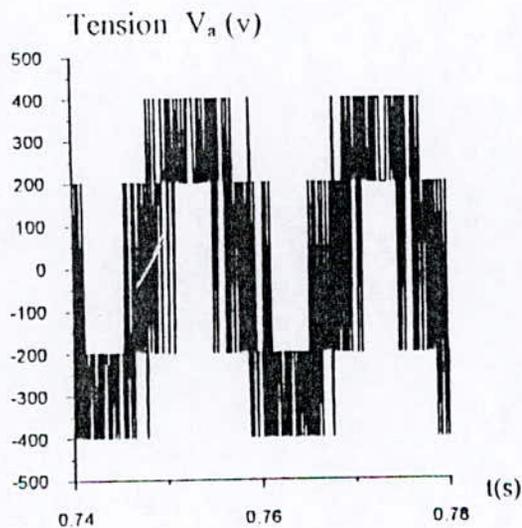
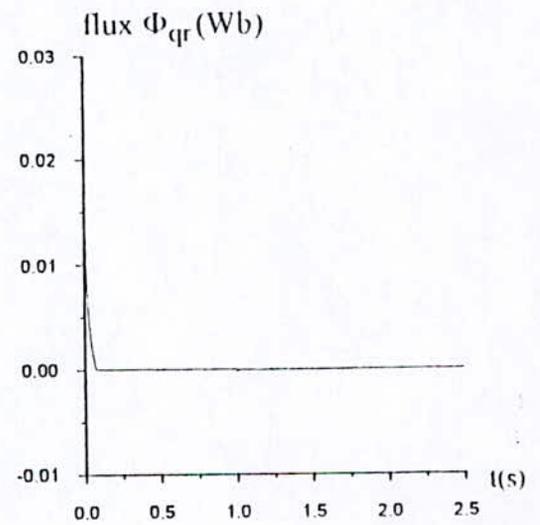


Figure (II-11): Réponses de la M.AS à une inversion de consigne de vitesse à $t = 1s$
Pour 5 règles et 5 fonctions d'appartenance.

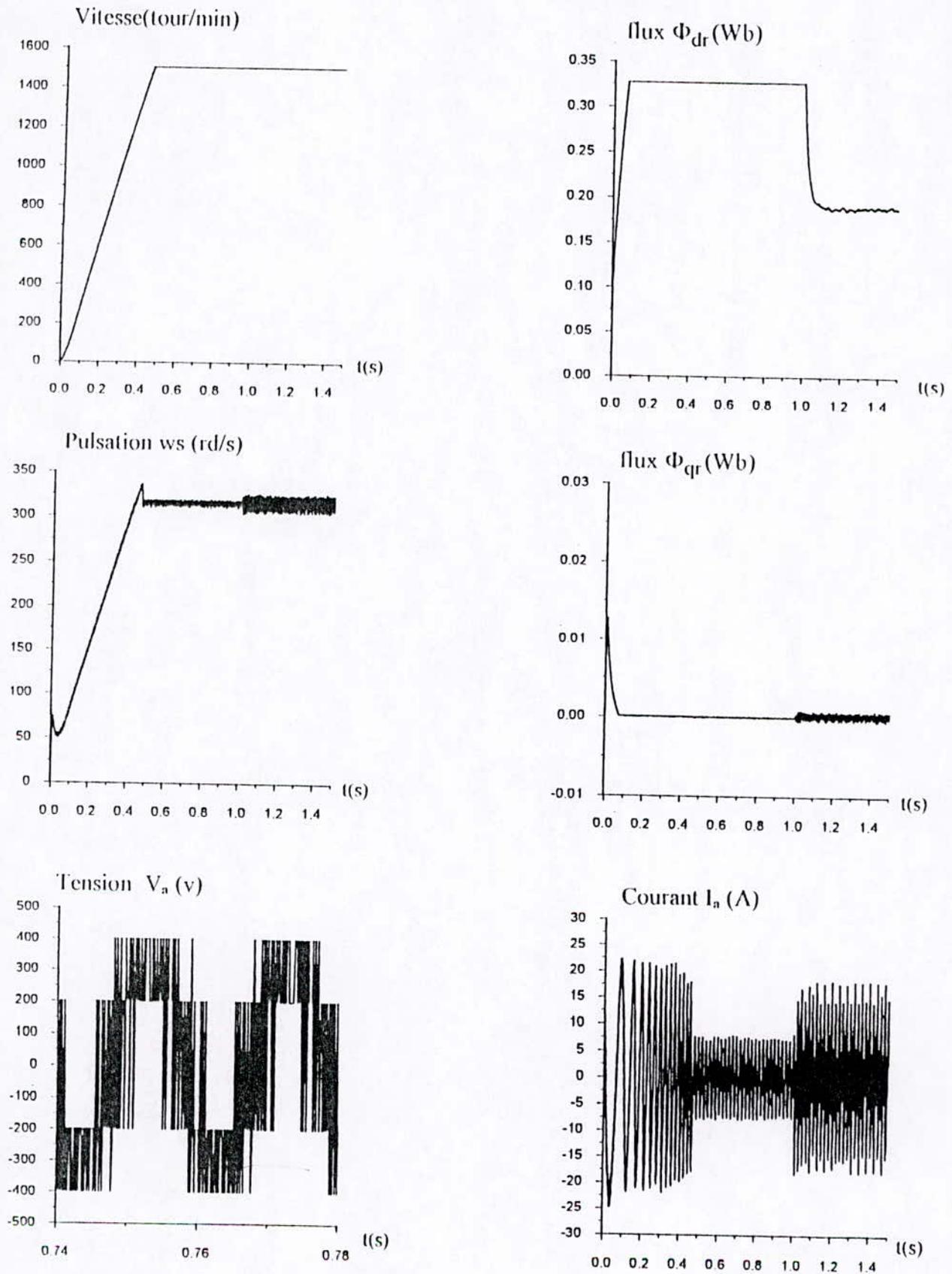


Figure (II-12): Influence d'une variation paramétrique introduite à $t=1s$ sur les réponses de la MAS (+100 % sur R_s et R_r et -30% sur L_s , L_r et M) Pour 5 règles et 5 fonctions d'appartenance.

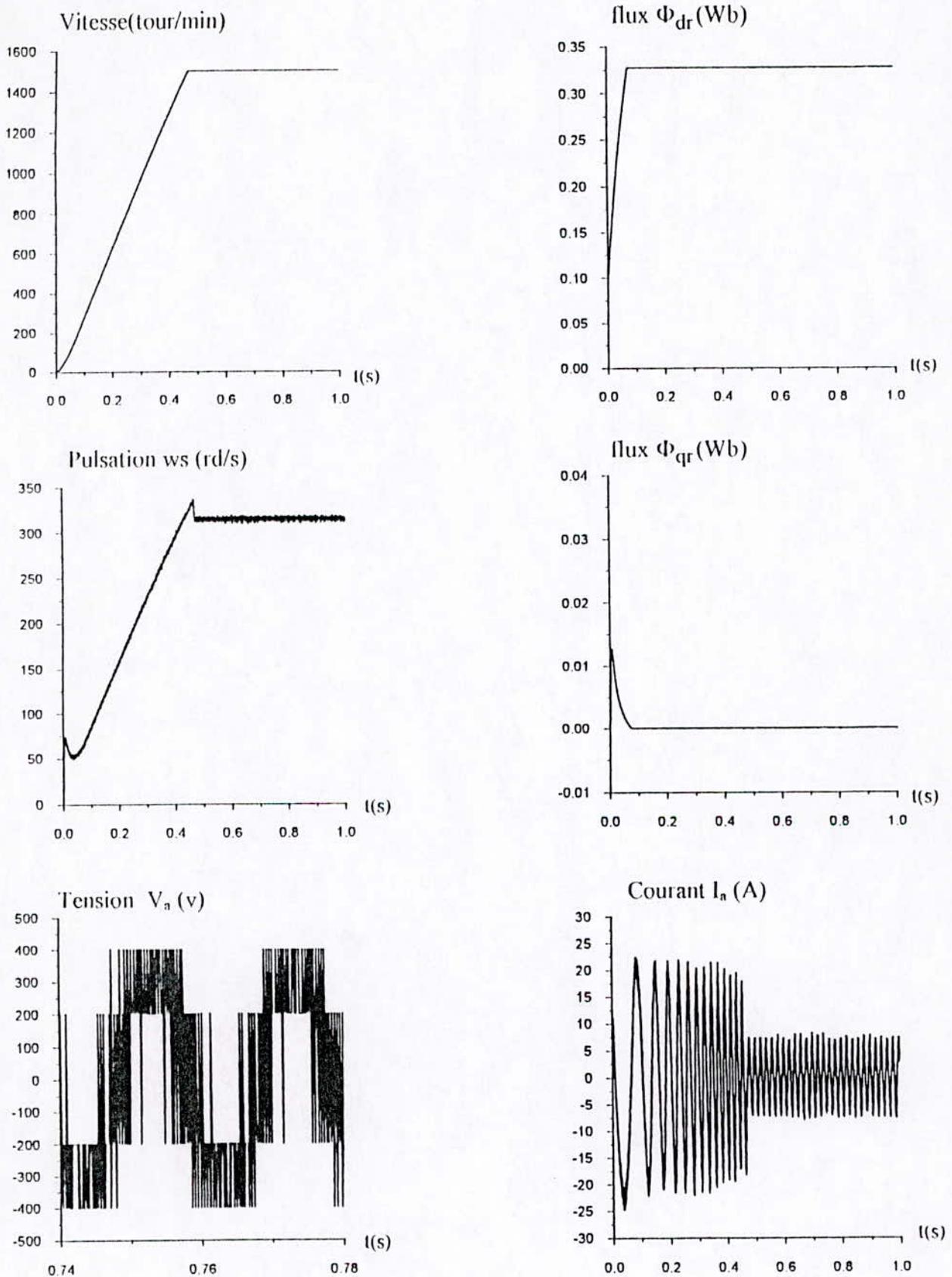


Figure (II-13): Réponses de la M.AS à vide aux échelons du flux et de la vitesse Pour 3 règles et 3 fonctions d'appartenance.

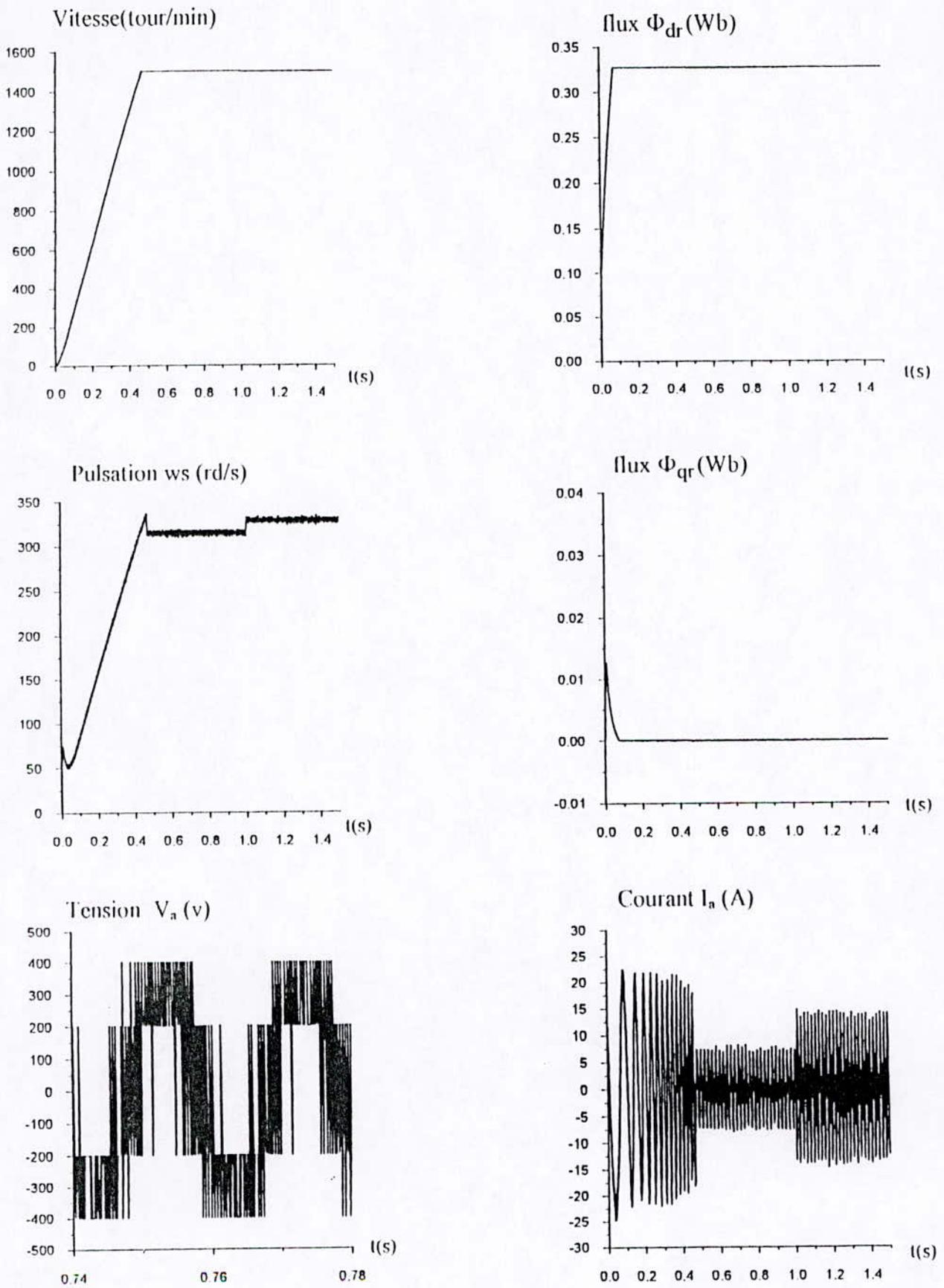


Figure (II-14): Réponses de la M.AS à une perturbation de charge nominale à $t=1s$
 Pour 3 règles et 3 fonctions d'appartenance.

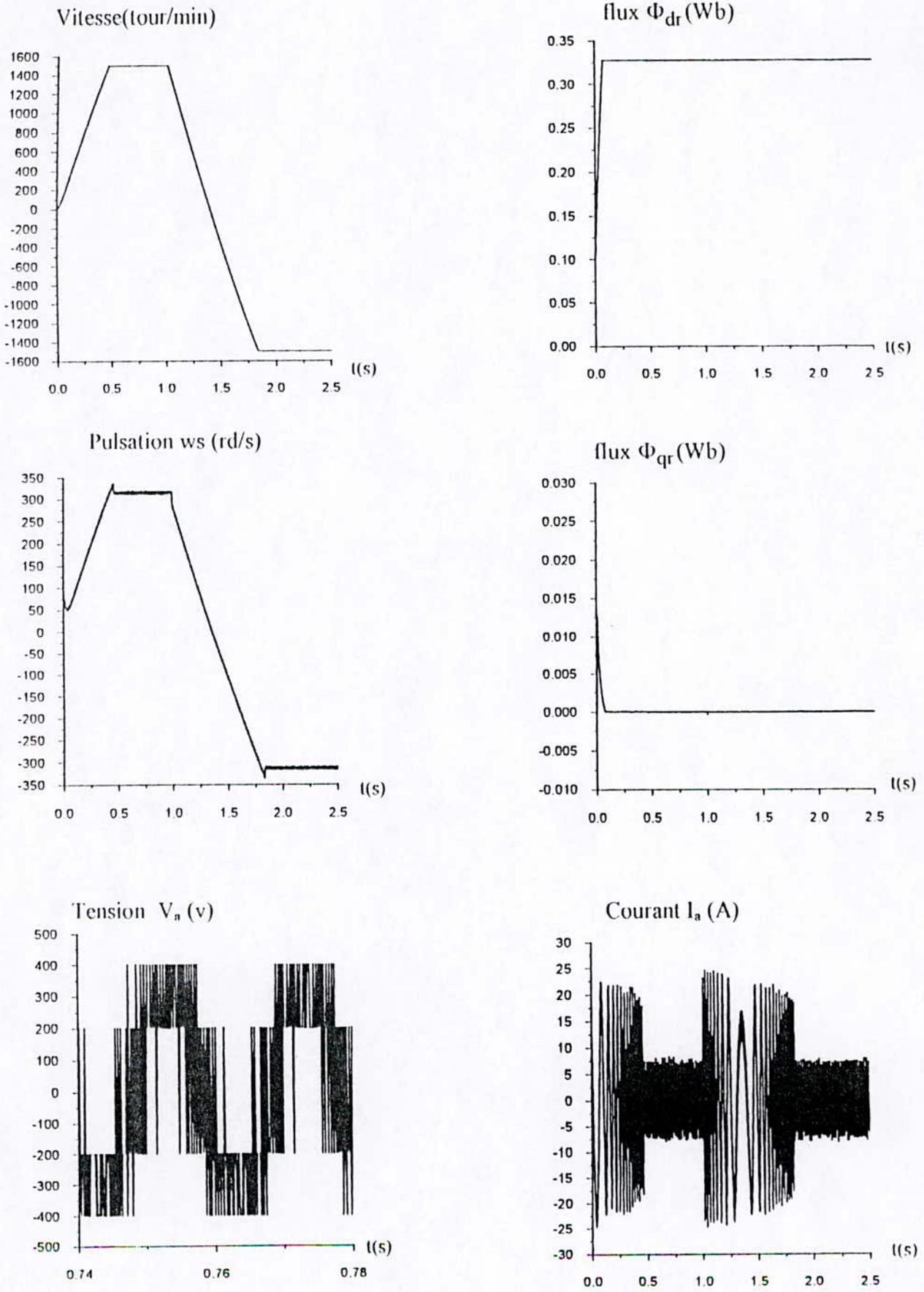


Figure (II-15): Réponses de la M.AS à une inversion de consigne de vitesse à $t = 1$ s
 Pour 3 règles et 3 fonctions d'appartenance.

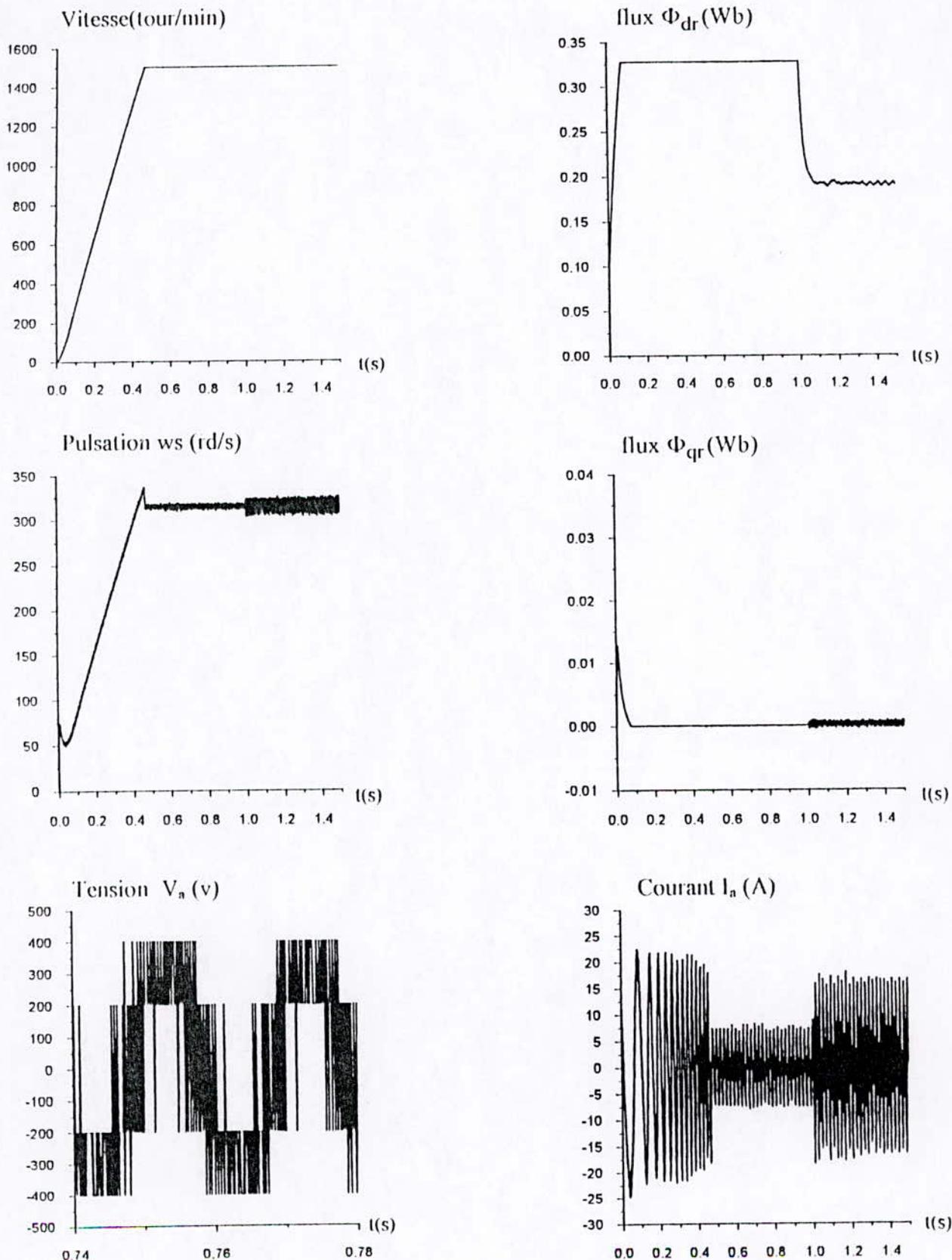


Figure (II-16): Influence d'une variation paramétrique introduite à $t=1s$ sur les réponses de la MAS (+100 % sur R_s et R_r et -30% sur L_s , L_r et M) Pour 3 règles et 3 fonctions d'appartenance.

II-5-Conclusion:

On a présenté, Dans ce chapitre, une technique d'apprentissage des systèmes flous de Sugeno basée sur l'algorithme de backpropagation. En utilisant cette approche, on copie les règles d'inférence du régulateur de Mamdani (Chapitre I), par celui du type de Sugeno, où a chaque nouvelle adaptation des paramètre du système flou de Sugeno, on essaie de minimiser le nombre de règle. Ainsi, le régulateur flou synthétisé assure la stabilisation du flux et la vitesse aux valeurs de consigne. On constate que le nouveau régulateur est robuste aux perturbation représentées par l'application du couple nominal et les variations paramétriques.

L'avantage essentiel présenté par le régulateur flou de Sugeno est l'optimisation de nombre de fonctions d'appartenance des entrées et le nombres de règle de la base de connaissance. ce qui mène à une réduction considérable du temps de calcul.

Chapitre III

Commande floue adaptative indirecte

III-1 Introduction

La logique floue a été largement utilisée pour résoudre les problèmes de commande. Les raisons de ce succès viennent du fait que les régulateurs flous ne nécessitent pas de modèles analytiques du système à commander et qu'ils peuvent être mis au point à partir des connaissances à priori des experts. Cependant, il n'est pas toujours aisé de rassembler ou de traduire ces connaissances, surtout en ce qui concerne la partie conclusion des règles. De plus, lorsqu'il y a plus de trois variables d'entrée, il est très difficile de poser les règles nécessaires à la résolution du problème.

Pour toutes ces raisons, il est nécessaire de faire appel à des méthodes plus compétitives basées sur la génération et l'adaptation automatique des règles.

Les systèmes flous sont des bons approximateurs en présence des incertitudes sur le modèle ou lorsque le processus est trop complexe. Mais la phase d'identification des paramètres des conséquences et des prémisses est délicate. Les expérimentations « off-line » sont limitées dans les processus industriels et particulièrement dans les processus en temps réel. Ces échantillons ne sont pas toujours fiables dans la mesure ou ils ne recouvrent pas tout l'espace d'entrée, lorsque les paramètres du procédé à commander sont inconnus ou varient dans le temps, certaines règles ne sont jamais apprises.

Face à cet enjeu important, nous proposons d'utiliser les méthodes adaptatives. Pour aborder la modélisation et la reconnaissance « on-line » du modèle du système. Celles-ci sont basées sur les systèmes flous, conduisant à une génération adaptative des règles floues.

La commande adaptative est un ensemble de techniques utilisées pour l'ajustement automatique en ligne et en temps réel des régulateurs des boucles de commande afin de maintenir un certain niveau de performance quand les paramètres du système varient.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la commande adaptative du type indirecte, cette méthode repose sur l'idée d'apprentissage du système à commander par le biais de l'identification d'un modèle de ce système, les paramètres du procédé sont estimés dans un deuxième temps, les commandes sont calculées en fonction des estimations précédentes.

Nous présentons dans ce chapitre trois méthodes de commande adaptative indirecte. En premier lieu, nous exposons deux techniques basées sur l'identification du modèle de la machine asynchrone en utilisant les systèmes flous qui nécessitent la mesure de la dérivée du flux et celle de la vitesse. Ensuite, une troisième approche utilisant la théorie de Lyapounov, est développée, laquelle n'exige pas la connaissance des dérivées.

III-2 Commande floue adaptative basée sur l'identification inverse

III-2-1 Modélisation du processus par les systèmes flous

Dans cette section, nous proposons une méthode adaptative basée sur la minimisation de l'erreur de commande entre le modèle flou et le régulateur à l'entrée du système à commander. Le développement de cette méthode est général, par la suite, elle est appliquée à la commande de la machine asynchrone.

On considère la classe des systèmes décrite par le modèle de la forme ci-dessous :

$$\hat{u}_i = f_i(x, \dot{x}, \theta_i) \tag{III-1}$$

Où u_i représente la commande appliquée au système, x le vecteur d'état du système et $\dot{x} = \frac{dx}{dt}$

la fonction f_i est correspond à la sortie d'un système flou de Sugeno d'ordre un dont les règles constituant la base de connaissance sont de la forme :

R_k : Si x_1 est F_1^{k1} et.....et x_n est F_n^{kn} alors $\hat{u}_k = a_0^k + a_1^k x_1 + \dots + a_n^k x_n + b^k \dot{x}_i$

L'expression de la sortie finale du système flou est donnée par la relation :

$$\hat{u}_i = \frac{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k \hat{u}_k}{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k} \tag{III-2}$$

Où $M_i = \prod_{i=1}^n m_i$ représente l'ensemble de toutes les règles et m_i correspond au nombre d'ensemble flou caractérisant l'entrée ($x_i, i=1, \dots, n$).

$$\text{et } \mu_k = \prod_{j=1}^n \mu_{F_j^{kj}}(x_j) \tag{III-3}$$

La base de connaissance du système flou comporte toutes les combinaisons possibles des ensembles flous des variables d'entrées.

Les paramètres internes θ_i du système flou $f_i(\)$, c'est-à-dire, les paramètres des fonctions d'appartenances (centre de gravite, variance) et ceux de la conclusion, sont calculés afin de minimiser l'erreur instantanée à l'entrée du système, celle-ci est donnée par :

$$e_i(t) = u_i(t) - f_i(x, \dot{x}_i, \theta_i) \tag{III-4}$$

L'adaptation des paramètres se fait par un algorithme du type gradient modifié, celui-ci est donné par :

$$\theta_i(t+1) = \theta_i(t) + \eta(t) J_{\theta_i}(t) e_i(t+1) \tag{III-5}$$

Où $\eta(t)$ est le gain d'adaptation de l'algorithme et J_{θ_i} le gradient de f_i par rapport à θ_i lequel est donné par :

$$J_{\theta_i} = \frac{\partial f_i(x, \dot{x}_i, \theta_i)}{\partial \theta_i} \tag{III-6}$$

L'algorithme d'adaptation des paramètres des systèmes flous nécessite la connaissance de la première dérivée, cette dernière est calculée numériquement.

III-2-2 Calcul de la loi de commande

Après avoir estimé les paramètres du modèle flou représentant le système à commander, nous utilisons ces estimés comme les vrais paramètres pour calculer la commande. Le régulateur est donc un système flou pour lequel chaque règle floue correspond à celle similaire du modèle flou du système à commander, une règle typique du régulateur flou a la forme suivante :

R_k : Si x_1 est F_1^{kl} et.....et x_n est F_n^{kn} alors $u_k = a_0^k + a_1^k x_1 + \dots + a_n^k x_n + b^k y_i$

Avec $y_i = \dot{x}_{di} + k_v(x_{di} - x_i)$.

La sortie du régulateur flou est de la forme :

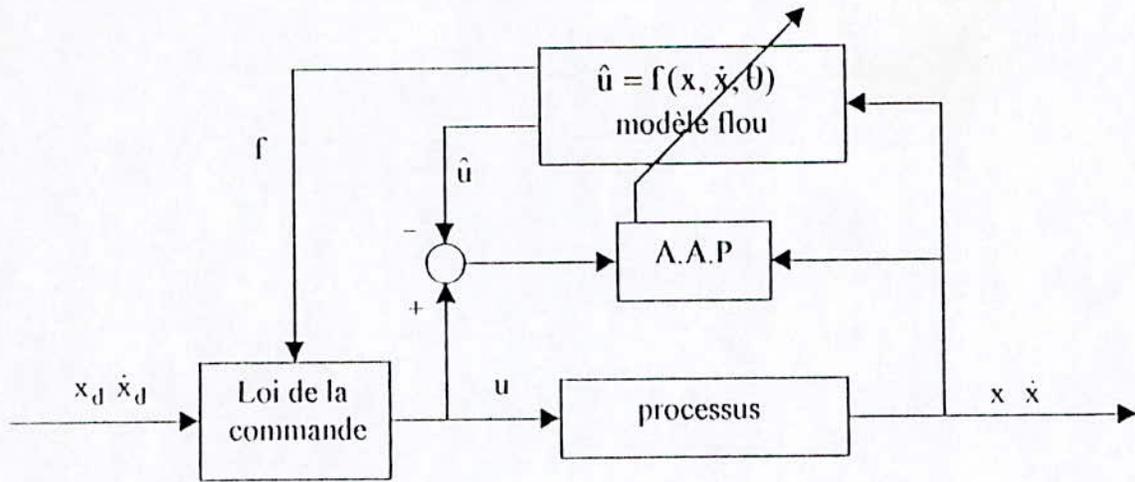
$$u_i = f_i(x, y_i, \theta_i) \tag{III-7}$$

La commande finale appliquée au système est donnée par :

$$u_i = \frac{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k u_k}{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k} \tag{III-8}$$

Le principe de la commande adaptative indirecte consiste à identifier en temps réel les paramètres du modèle du processus et de les utiliser pour le calcul de la loi de commande comme s'ils étaient les vrais paramètres du processus. Tout algorithme d'adaptation peut être utilisé pour la synthèse d'un schéma de commande adaptative de ce type.

Cette technique est représentée par la structure de commande donnée à la figure (III-1)



Figure(III-1) : Structure de la commande floue adaptative basée sur l'identification inverse.

III-2-3 Application à la commande de la machine asynchrone

Pour faciliter l'application de la méthode adaptative indirecte à la commande de la machine asynchrone, nous utilisons le modèle en courant de cette dernière (voir annexe) avec l'orientation du champ, lequel peut être écrit sous la forme suivante :

$$\begin{cases} i_{ds} = \frac{a}{c} x_3 + \frac{1}{c} \dot{x}_3 \\ i_{qs} = \frac{d_3}{c} \times \frac{x_5}{x_3} + \frac{b Cr}{c} \times \frac{1}{x_3} + \frac{\dot{x}_5}{cx_3} \end{cases}$$

Les deux sorties du système (le flux et la vitesse) sont commandées respectivement par les courants i_{ds} et i_{qs} .

Le modèle flou de la machine est le suivant :

$$\begin{cases} \hat{i}_{ds} = f_1(x_3, \dot{x}_3, \theta_1) \\ \hat{i}_{qs} = f_2(x_3, x_5, \dot{x}_5, \theta_2) \end{cases}$$

Où f_1 et f_2 sont des systèmes flous de Sugeno d'ordre un.

une règle typique du premier système flou s'écrit sous la forme :

$$R_k : \text{Si } x_3 \text{ est } F_3^{k,3} \text{ alors } \hat{i}_{ds_k} = a_0^k + a_1^k x_3 + b^k \dot{x}_3 \quad k=1,2,3 \text{ et } k3=1,2,3.$$

Le premier système flou a seulement comme entrée le flux sur l'axe (d), laquelle est décrite par trois fonctions d'appartenance (gaussienne) et la base de connaissance est restreinte à trois règles.

La sortie finale du système flou est donnée par la relation :

$$\hat{i}_{ds} = \frac{\sum_{k=1}^{M_1} \mu_k \hat{i}_{dsk}}{\sum_{k=1}^{M_1} \mu_k} \quad \text{avec } M_1 = 3 \quad \text{et } \mu_k = \mu_{F_3^{k1}}(x_3)$$

Les entrées du deuxième système flou sont le flux et la vitesse, une règle typique de ce système flou peut s'écrire sous la forme :

R_k : Si x_3 est F_1^{rk1} et x_5 est F_2^{rk2} alors $\hat{i}_{qs_k} = a_0^{rk} + a_1^{rk} x_3 + a_2^{rk} x_5 + b^{rk} \dot{x}_5$, $k1=k2=3$ et $k=1, \dots, 9$

La base des règles est constituée de toutes les combinaisons des deux entrées, ou chacune des entrées est décrite par trois fonctions gaussienne.

La sortie finale du système flou est donnée par :

$$\hat{i}_{qs} = \frac{\sum_{k=1}^{M^*} \mu_k \hat{i}_{qs_k}}{\sum_{k=1}^{M^*} \mu_k} \quad \text{avec } M^* = 9.$$

les paramètres internes θ_1 et θ_2 des systèmes flous f_1 et f_2 sont calculés afin de minimiser respectivement les erreurs suivantes :

$$e_1(t) = i_{ds}(t) - f_1(x_3, \dot{x}_3, \theta_1)$$

$$e_2(t) = i_{qs}(t) - f_2(x_3, x_5, \dot{x}_5, \theta_2)$$

L'adaptation des paramètres est effectuée par la relation (III-5).

Les lois de commande

Les deux commandes i_{ds} et i_{qs} sont synthétisées en utilisant les relations (III-7) et (III-8), ce qui donne :

$$i_{ds} = f_1(x_3, y_1, \theta_1)$$

$$i_{qs} = f_3(x_3, x_5, y_2, \theta_2)$$

avec $y_1 = k_v(x_{d1} - x_1)$ et $y_2 = k'_v(x_{d3} - x_3)$.

Notons que dans notre cas, $\dot{x}_{d1} = 0$ et $\dot{x}_{d3} = 0$ (cas d'une régulation)

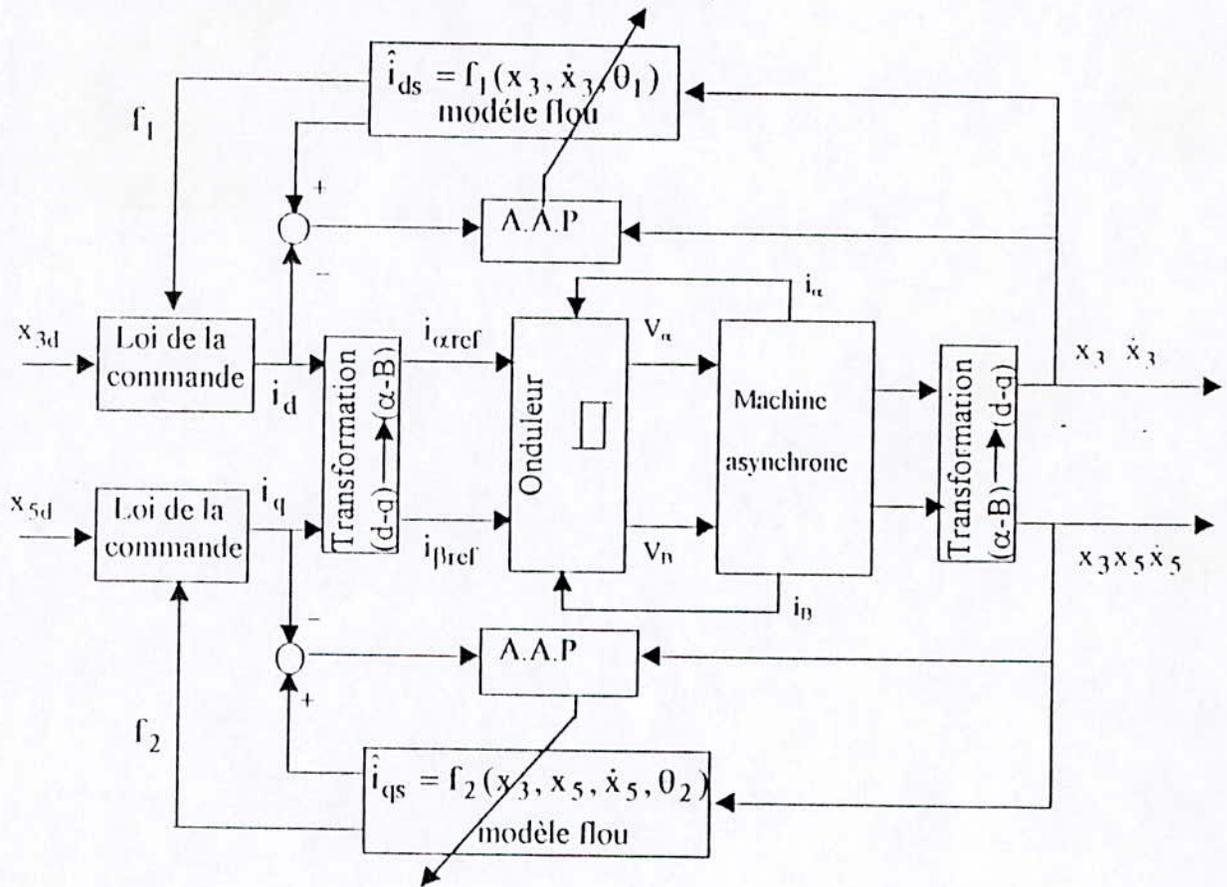
Les commandes finales sont données par la relation (III-8).

Structure de la commande

A chaque itération, le régulateur fournit les deux commandes (i_{ds} et i_{qs}) en minimisant une certaine erreur de tolérance e_i , dans notre cas les erreurs de tolérance sont fixés à 0.00001.

Les commandes sont calculées en valeurs relatives, ces deux commandes sont transformées en valeurs réelles pour donner les courants de référence triphasés de l'onduleur à hystérésis, ce dernier fournit les tensions d'alimentation de la machine.

La structure de commande est donnée par la figure (III-2)



Figure(III-2) : Structure de la commande

Résultats de simulation

Cette partie présente les résultats de simulation numérique effectuée sur le modèle de la machine asynchrone dans le repère $(\alpha-\beta)$ (voir annexe A-2-8).

Les paramètres k_v et k'_v sont respectivement choisis égal à 800 et 5000. La figure (III-2-a) montre les réponses de la machine asynchrone fonctionnant à vide, nous remarquons le phénomène de chattering sur la grandeur du flux qui est dû au fait que le calcul de la commande nécessite la dérivée de la vitesse et celle du flux.

- Les graphes de la figure (II-2-c) représentent les réponses obtenues lors d'une inversion de la consigne de vitesse, nous constatons que les limitations restent efficaces et que la vitesse atteint la valeur désirée pour les deux sens de rotation.

Pour démontrer la capacité d'adaptation du schéma de commande face aux perturbations, nous avons effectué deux essais :

- Nous avons introduit une variation de +150% des résistances statoriques et -30% des selfs à l'instant 1s. les réponses obtenues sont représentées à la figure (II-2-d), le réglage de vitesse présente une robustesse pour cette variation, par contre, une diminution de la valeur du flux. Ceci est dû au fait que la valeur limitée imposée à i_{ds} est insuffisante pour compenser cette atténuation.
- Les graphes de la figure (II-2-b) représentent la réponse de la machine à l'application d'un couple résistant nominal à $t=1s$, nous constatons que cette perturbation n'a pas affecté les performances de réglage.

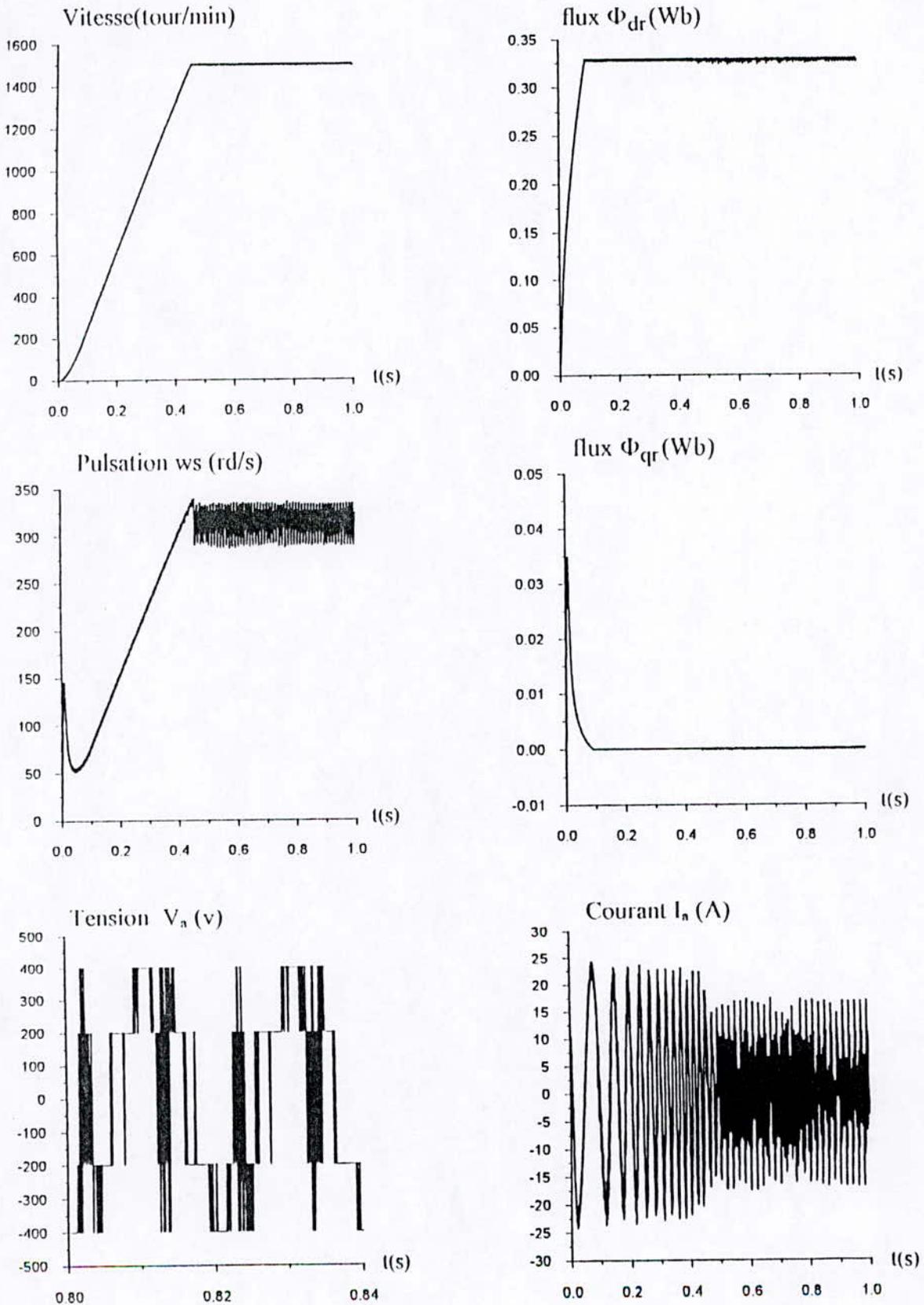


Figure (II-2-a): Réponses de la M.AS à vide aux échelons du flux et de la vitesse

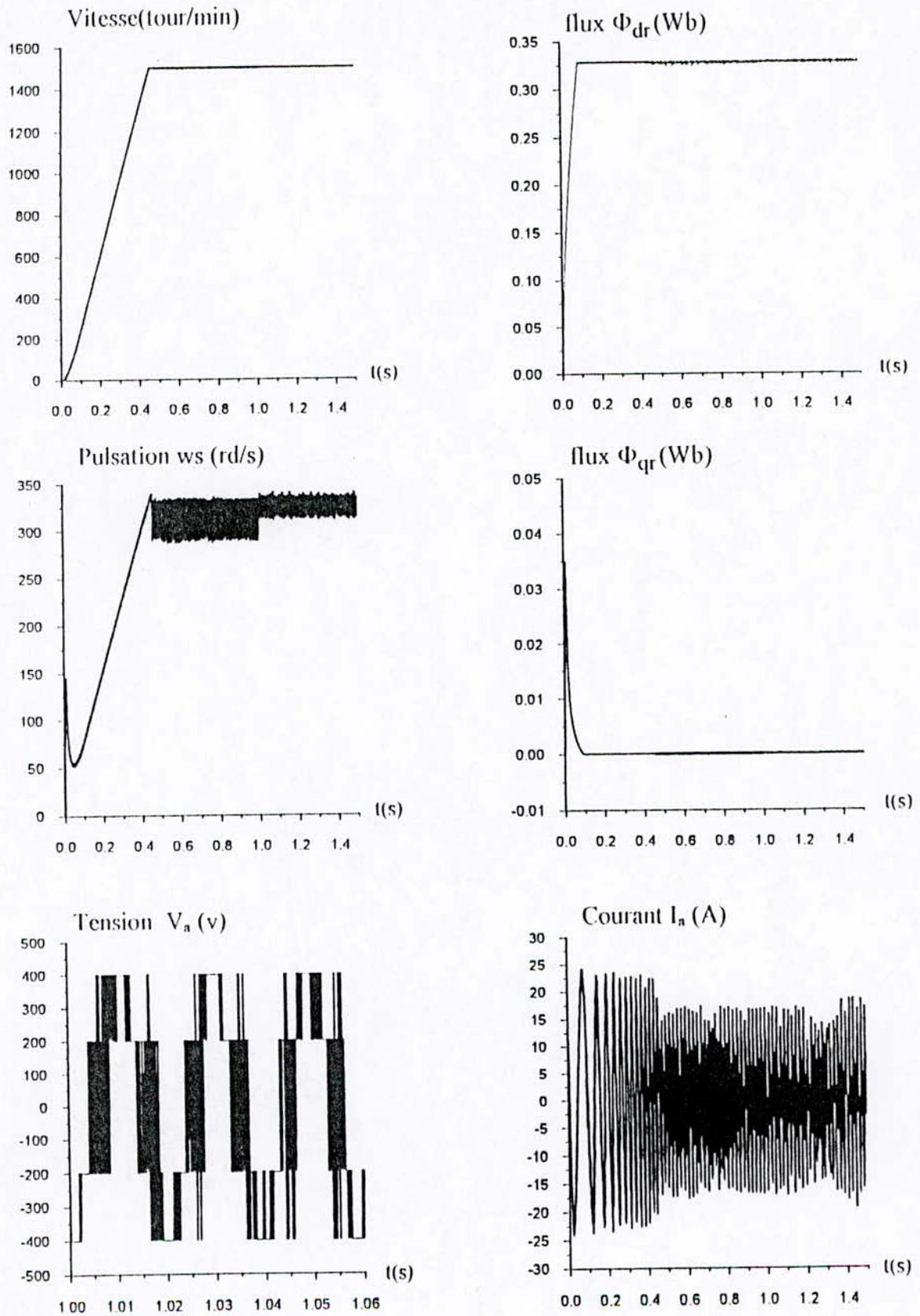


Figure (II-2-b): Réponses de la M.AS à une perturbation de charge nominale à $t=1$ s

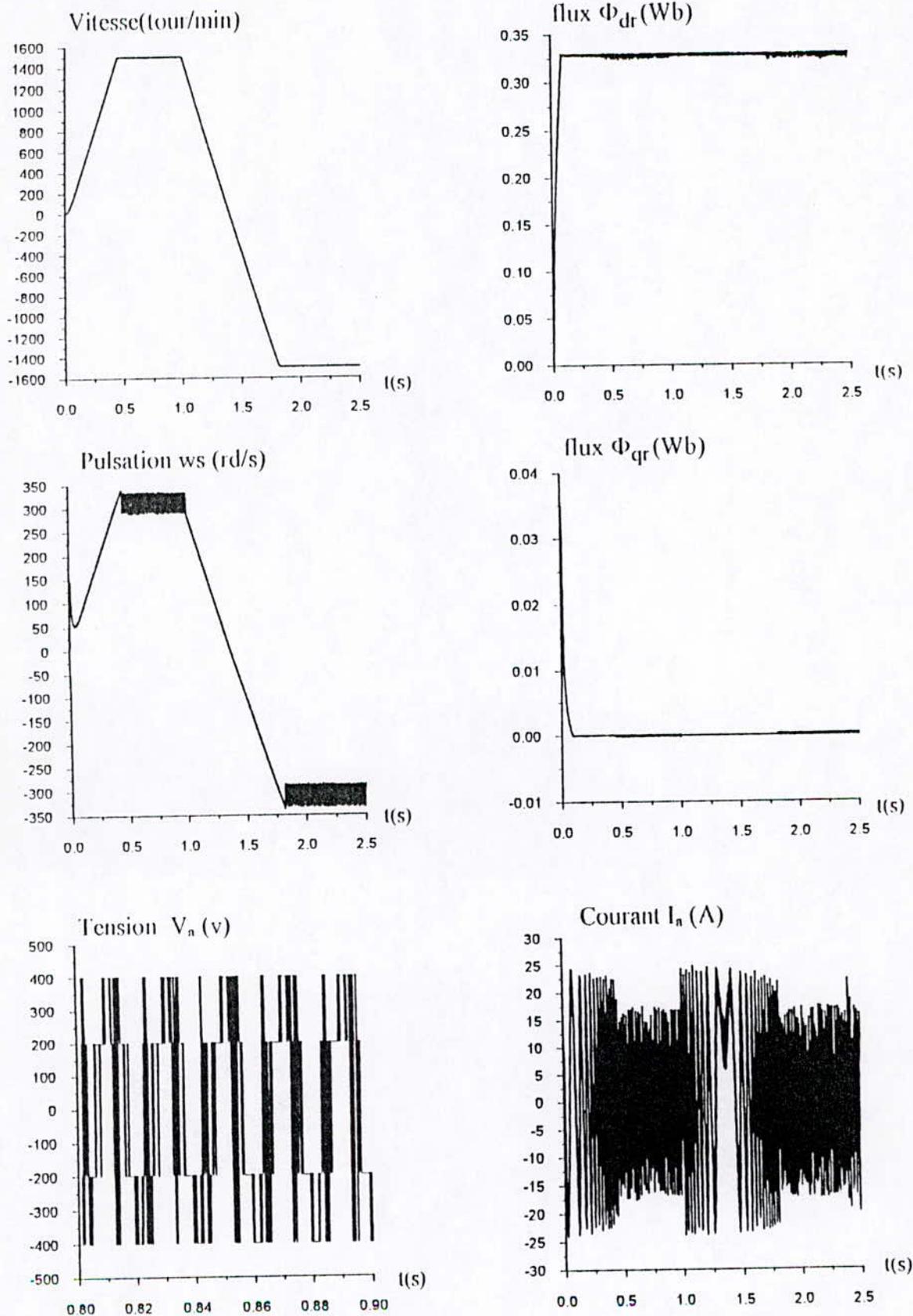


Figure (II-2-c): Réponses de la M.AS à une inversion de consigne de vitesse à $t = 1$ s

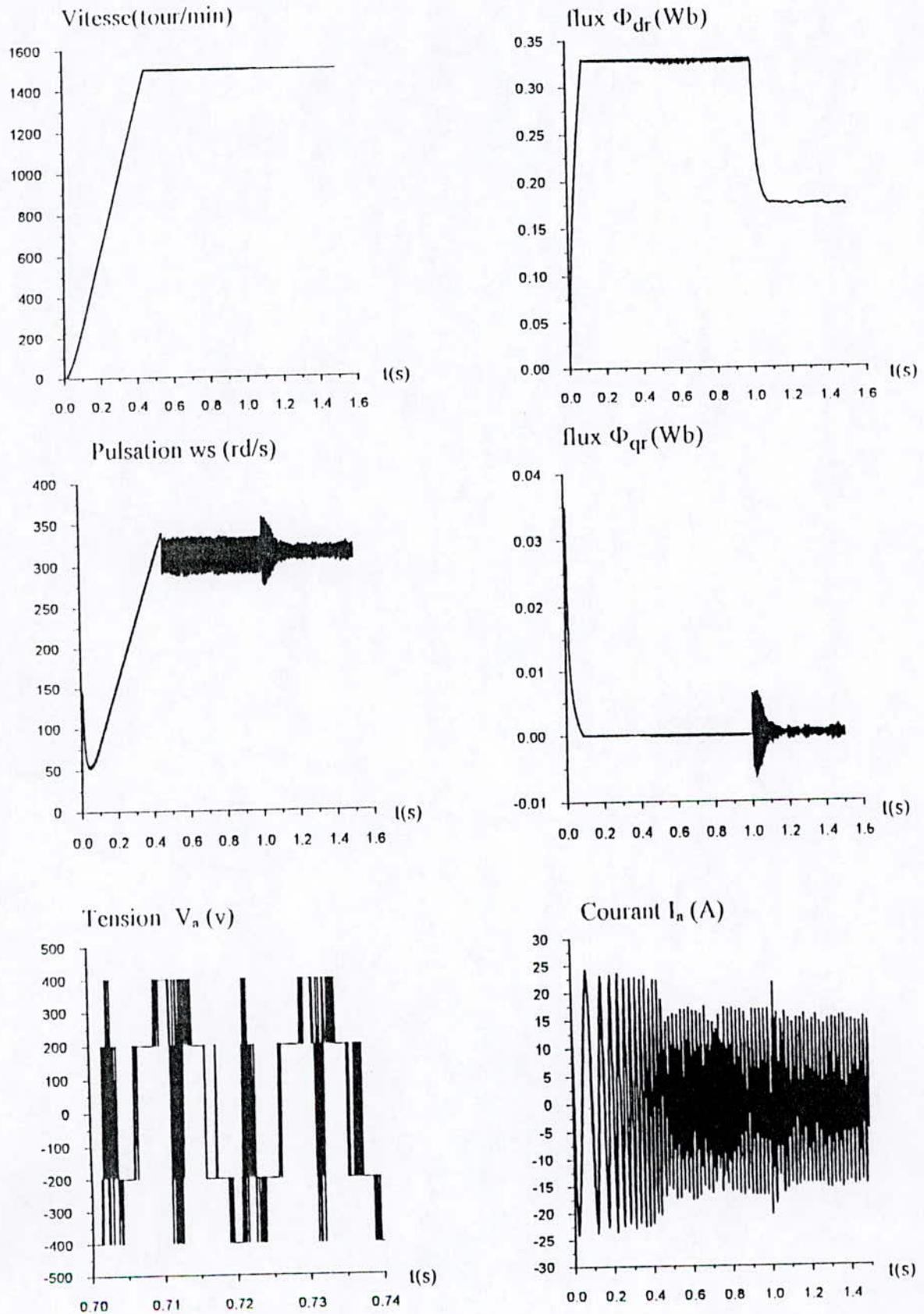


Figure (II-2-d): Influence d'une variation paramétrique introduite à $t=1s$ sur les réponses de la MAS (+150 % sur R_s et R_r et -30% sur L_s , L_r et M).

III-3 Commande floue adaptative basée sur l'identification directe

Dans cette approche, une nouvelle méthode de la commande adaptative indirecte basée sur la combinaison des systèmes flous et la méthode dite du couple calculé est présentée. Les systèmes flous sont utilisés pour donner un modèle de représentation de la dynamique du processus. La loi de commande est ensuite générée à partir de ce modèle en utilisant la méthode du couple calculé.

III-3-1 Modélisation du procédé par les systèmes flous

En utilisant les systèmes flous, le système(processus) peut être modélisé par :

$$\dot{\hat{x}}_i = f_i(x, u_i, \theta_i) \tag{III-9}$$

Le vecteur θ_i regroupe les paramètres des prémisses (centre de gravite et variance) et les paramètres du polynôme de sortie.

Les règles floues du modèle sont de la forme :

R_k : Si x_1 est F_1^{k1} et et x_n est F_n^{kn} alors $\hat{x}_k = a_0^k + a_1^k x_1 + \dots + a_n^k x_n + b^k u_i$

La sortie finale est calculée par:

$$\hat{x}_i = \frac{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k \hat{x}_k}{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k} \tag{III-10}$$

Ou $M_i = \prod_{i=1}^n m_i$ représente l'ensemble de toutes les règles et m_i correspond au nombre d'ensemble flou caractérisant l'entrée ($x_i, i=1, \dots, n$).

$$\text{et } \mu_k = \prod_{j=1}^{n_j} \mu_{F_j^{kj}}(x_j) \tag{III-11}$$

La base de connaissance du système flou comporte toutes les combinaisons possibles des ensembles flous décrivant les variables d'entrées.

Les paramètres internes θ_i du système flou f_i , c'est-à-dire, les paramètres des fonctions d'appartenance et ceux de la conclusion, sont calculés afin de minimiser l'erreur instantané à la sortie du système, l'erreur est donnée comme suit :

$$e_i(t) = \dot{x}_i(t) - \dot{\hat{x}}_i(t) \tag{III-12}$$

L'adaptation des paramètres se fait par un algorithme du type gradient modifié, celui-ci est donné par :

$$\theta_i(t+1) = \theta_i(t) + \eta(t) J_{\theta_i}(t) e_i(t+1) \tag{III-13}$$

Où $\eta(t)$ est le gain d'adaptation de l'algorithme et J_{θ_i} le gradient de f_i par rapport à θ_i lequel est donné par :

$$J_{\theta_i} = \frac{\partial f_i(x, u_i, \theta_i)}{\partial \theta_i} \tag{III-14}$$

III-3-2 La loi de la commande

La loi de la commande est calculée en utilisant le vecteur des paramètres déjà estimés, une règle typique du régulateur flou a la même forme que celui du modèle flou.

R_k : Si x_1 est F_1^{k1} et.....et x_n est F_n^{kn} alors $u_i = \frac{1}{b^k} (y_i - (a_0^k + a_1^k x_1 + \dots + a_n^k x_n))$

Où $y_i = \hat{x}_{di} + k_p (x_{di} - x_i)$ et $num_k(u_i) = (y_k - (a_0^k + a_1^k x_1 + \dots + a_n^k x_n))$, $den_k(u_i) = b^k$

La commande totale appliquée au système est $u_i = \frac{num(u_i)}{den(u_i)}$

D'où

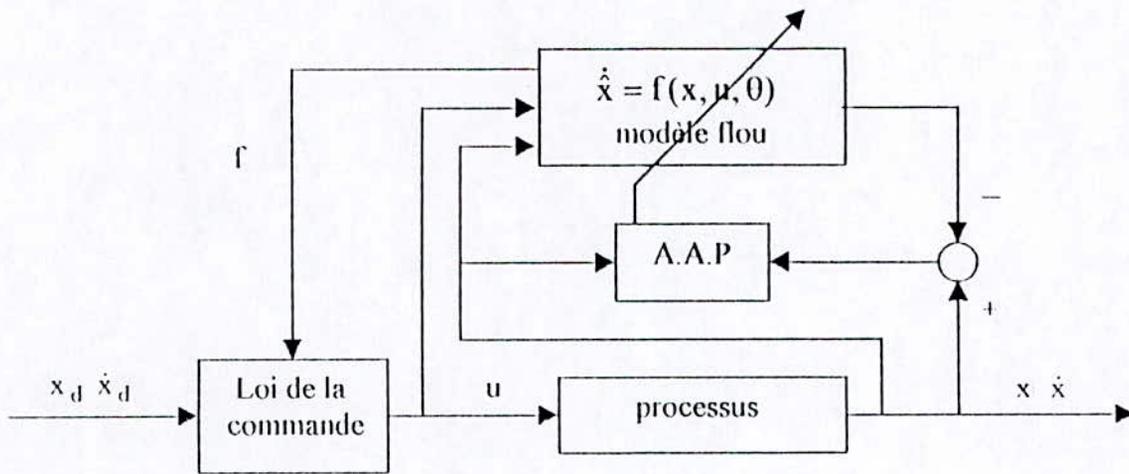
$$num(u_i) = \frac{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k(num_k(u_i))}{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k} \quad \text{et} \quad den(u_i) = \frac{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k b^k}{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k}$$

La sortie finale du système flou de contrôleur est donnée par :

$$u_i = \frac{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k (y_i - d_k)}{\sum_{k=1}^{M_i} \mu_k b^k} \tag{III-15}$$

avec $d_k = a_0^k + a_1^k x_1 + \dots + a_n^k x_n$

Le schéma de cette méthode est donné à la figure (III-3)



Figure(III-3) :Structure de la commande floue adaptative basée sur l'identification directe

III-3-3 Application à la machine asynchrone

Nous précédons maintenant à l'application du schéma de commande présenté à la figure (III-3) à la commande de la machine asynchrone à flux orienté, le modèle est donné dans l'annexe [annexe A-2-10].

La dynamique du flux est modélisée par le système flou f_1 .

$$\dot{x}_3 = f_1(x_3, i_{ds}, \theta_1)$$

Une règle typique de ce dernier s'écrit sous la forme :

$$R_k : \text{Si } x_3 \text{ est } F_1^{k1} \text{ alors } \hat{x}_{3k} = a_0^k + a_1^k x_3 + b^k i_{ds} \quad k=1, \dots, 3.$$

L'entrée de ce système flou est le flux suivant l'axe (d), le nombre des règles du système flou est fixé à trois et l'univers de discours de la variable x_3 est subdivisé en trois ensembles flous ou chacun est décrit par une fonction d'appartenance gaussienne.

Le vecteur θ_1 regroupe les paramètres des prémisses et ceux des conclusions, la sortie finale du système flou est donnée par :

$$\hat{x}_3 = \frac{\sum_{k=1}^M \mu_k \hat{x}_{3k}}{\sum_{k=1}^M \mu_k}, \quad M = 3.$$

avec
$$\mu_k = \prod_{j=1}^n \mu_{F_j^{kj}}(x_j) \quad \text{ou } j=1 \text{ et } i=3 \text{ et } k=1, \dots, 3$$

De la même façon, la dynamique de la vitesse est modélisée par le système flou f_2

$$\dot{\hat{x}}_5 = f_2(x_3, x_5, i_{qs}, \theta_2)$$

Où θ_2 est le vecteur regroupant les paramètres des prémisses et les conclusions des règles.

Les deux entrées de ce système flou sont le flux (x_3) et la vitesse (x_5), l'intervalle d'intérêt de chacune de ces deux entrées est subdivisée en trois fonctions d'appartenance gaussienne.

La base des connaissances comprend toutes les combinaisons possibles des ensembles flous des entrées. Une règle typique de ce système flou est alors donnée par :

$$R_k : \text{Si } x_3 \text{ est } F_1^{rk1} \text{ et } x_5 \text{ est } F_2^{rk2} \text{ alors } \dot{\hat{x}}_{5k} = a_0^{rk} + a_1^{rk} x_3 + a_2^{rk} x_5 + b^{rk} i_{qs} \quad k=1, \dots, 9.$$

Où F_j^{rkj} est la fonction d'appartenance de chaque entrée x_i ($j=1$ et $j=2$, $k1=k2=3$).

La sortie finale de ce système flou est donnée par :

$$\dot{\hat{x}}_5 = \frac{\sum_{k=1}^{M'} \mu'_k \dot{\hat{x}}_{5k}}{\sum_{k=1}^{M'} \mu'_k} \quad \text{avec } M' = 9$$

L'estimation des paramètres internes de θ_1 et θ_2 se fait par l'algorithme du gradient en minimisant respectivement les erreurs en sortie suivantes :

$$e_1(t) = \dot{x}_3(t) - \dot{\hat{x}}_3(t)$$

$$e_2(t) = \dot{x}_5(t) - \dot{\hat{x}}_5(t)$$

L'adaptation de ces paramètres se fait par la relation (III-13)

Les lois de commande

Après avoir estimé les paramètres des deux systèmes flous, les deux commandes sont calculés en utilisant la relation (III-15) d'où

$$i_{ds} = \frac{\sum_{k=1}^M \mu_k (y_1 - d_{1k})}{\sum_{k=1}^M \mu_k b^k} \quad \text{et} \quad i_{qs} = \frac{\sum_{k=1}^{M'} \mu'_k (y_2 - d_{2k})}{\sum_{k=1}^{M'} \mu'_k b^k}$$

avec $y_1 = k_p (x_{3d} - x_3)$ et $y_2 = k'_p (x_{5d} - x_5)$

$$y_1 = \dot{\hat{x}}_3 - k_p (-)$$

$$d_{1k} = a_0^k + a_1^k x_3 \text{ et } d_{2k} = a_0^k + a_1^k x_3 + a_2^k x_5$$

Structure de la commande

La même structure de commande est utilisée que la partie précédente.

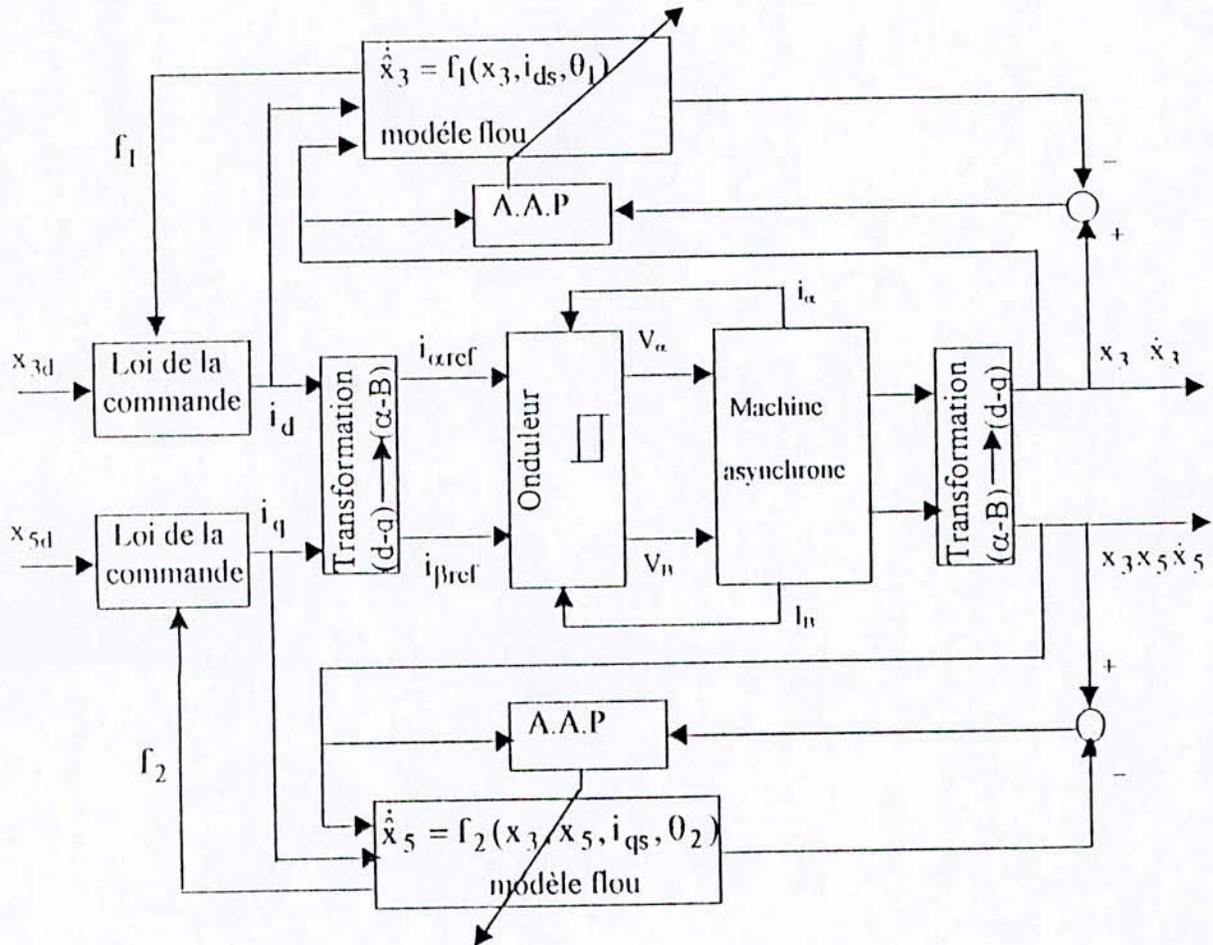


Figure (III-4) : Structure de la commande

Résultats de simulation

Les essais sont effectués pour une consigne de flux égale à 0.328 Wb et une consigne de vitesse de 1500 tour/min, les paramètres k_p et k_i sont respectivement choisis égal à 0,5 et 0,05.

Les résultats obtenus pour un démarrage à vide sont montrés à la figure (III-3-a). Il apparaît que les deux grandeurs (flux, vitesse) atteignent leur valeur de consigne respectivement sans aucun dépassement.

L'introduction d'une perturbation de charge nominale à l'instant 1s provoque une chute de vitesse 0,1% de sa valeur initiale, mais rapidement compensé 0,005s, les résultats sont montrés à la figure (III-3-b).

Pour tester la capacité d'adaptation des deux régulateurs, nous allons les soumettre à un essai de robustesse.

Une variation de +150% des résistances et -30% des selfs est introduite à l'instant 1s, on peut constater que l'allure de la vitesse a gardé les mêmes caractéristiques qu'en fonctionnement normal, mais le flux a marqué une chute de 40%, cela est dû à la limitation du courant ids, les résultats sont montrés à la figure (III-3-d).

Les graphes de la figure (III-3-c) représentent les réponses obtenues à une inversion de la consigne de vitesse, lesquels révèlent que les limitations restent efficaces et que la vitesse atteint la valeur désirée pour les deux sens de rotation.

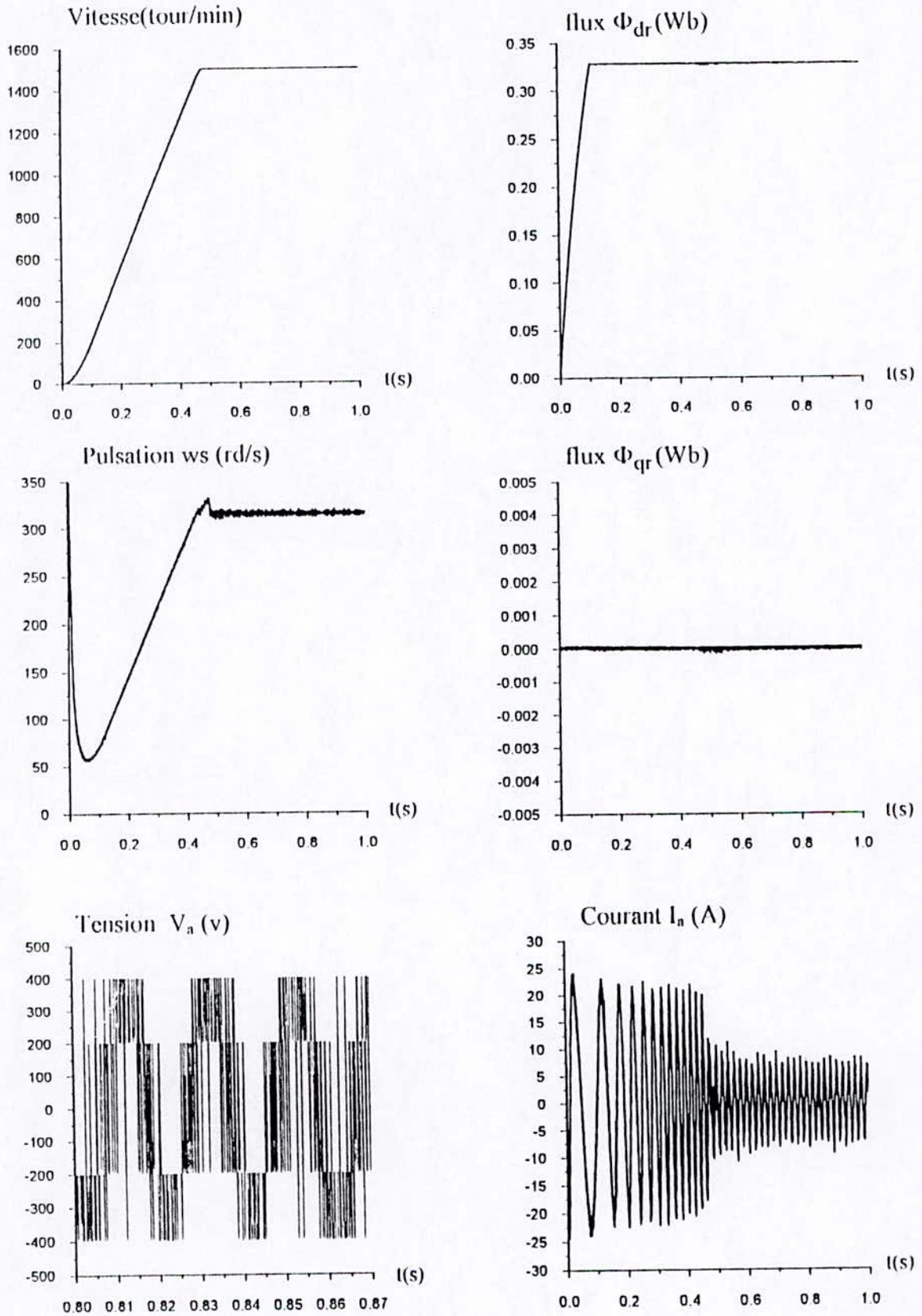


Figure (III-3-a): Réponses de la M.AS à vide aux échelons du flux et de la vitesse

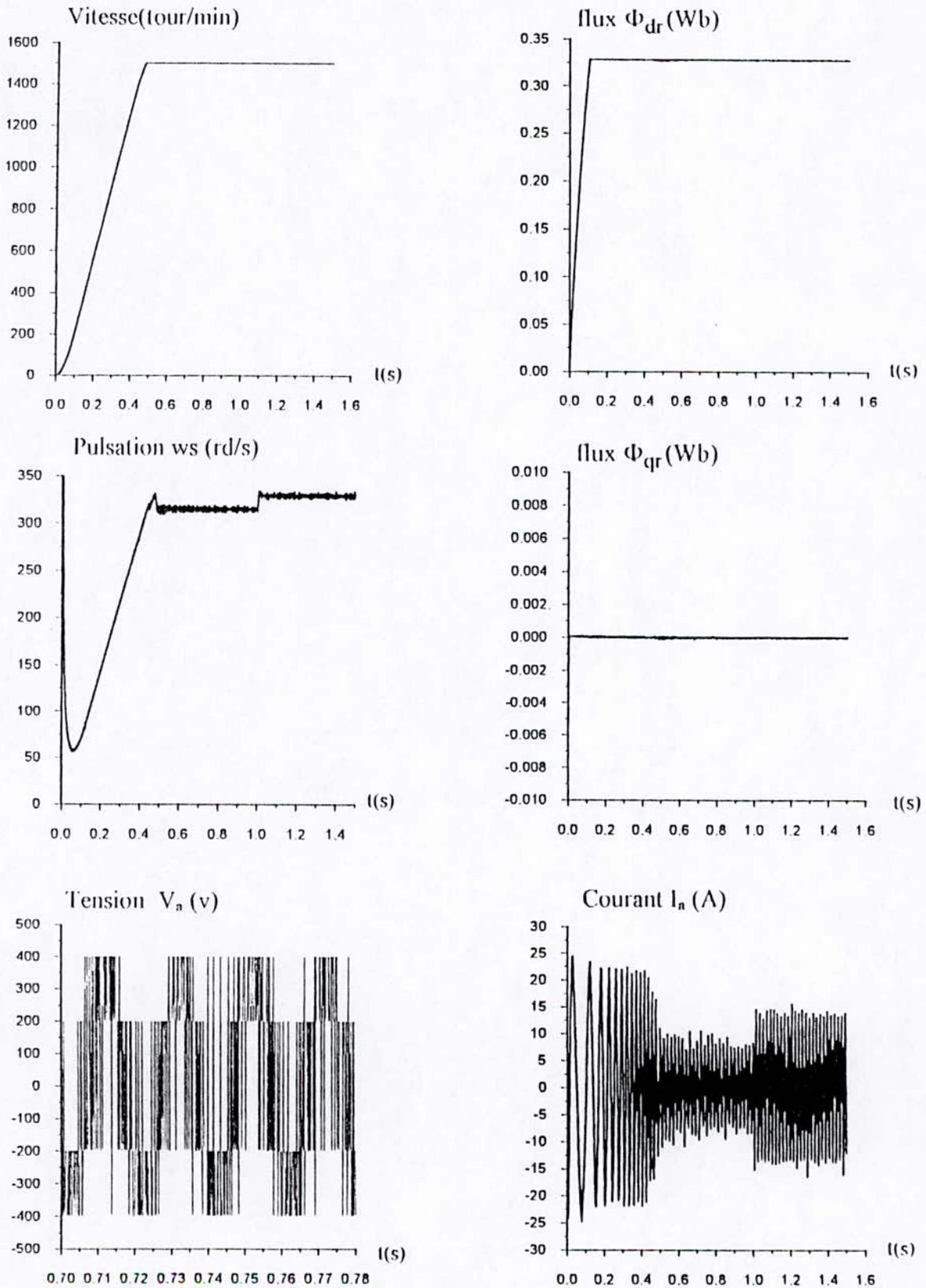


Figure (III-3-b): Réponses de la M.AS à une perturbation de charge nominale à $t=1$ s

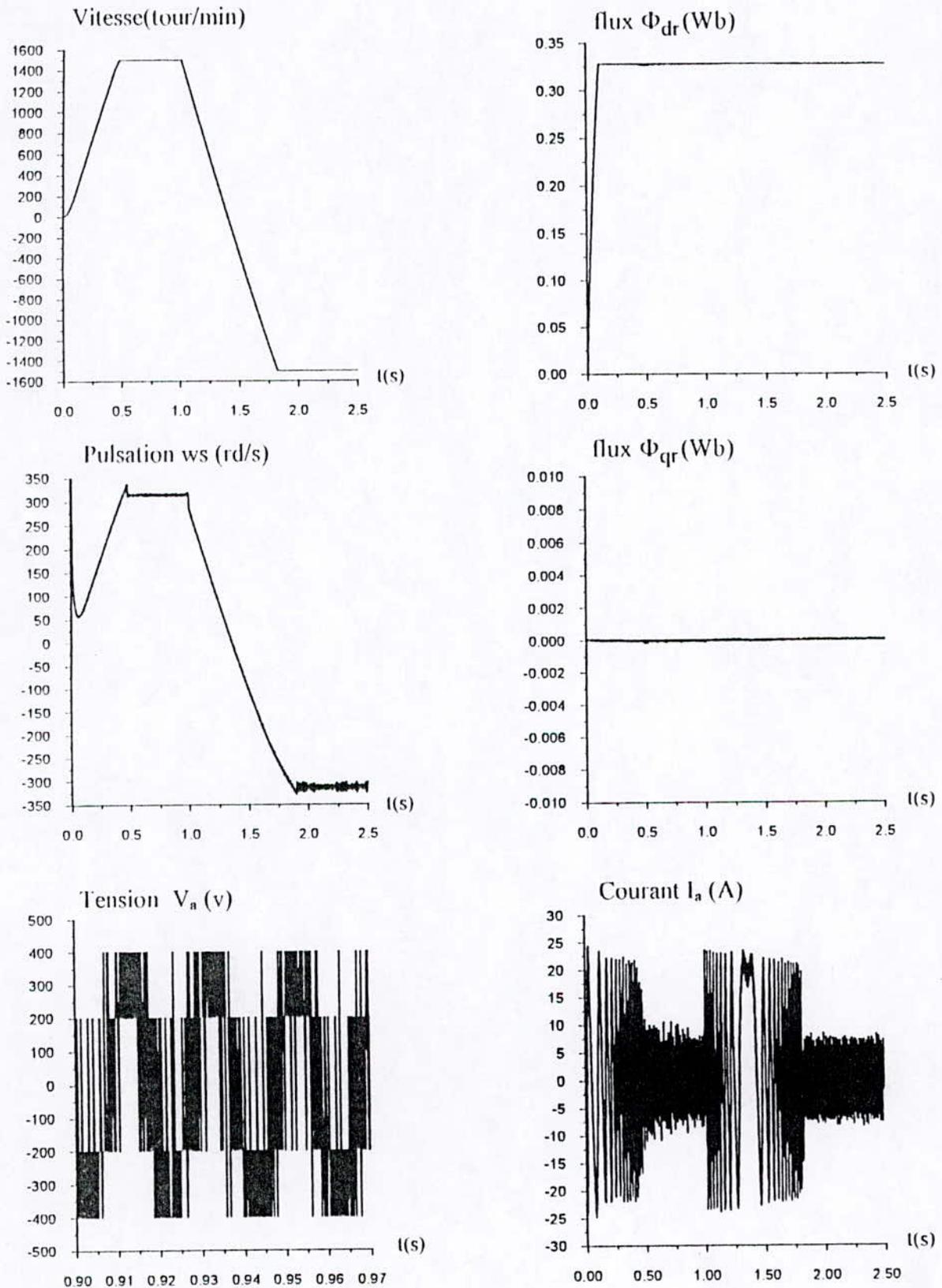


Figure (III-3-c): Réponses de la M.AS à une inversion de consigne de vitesse à $t = 1$ s

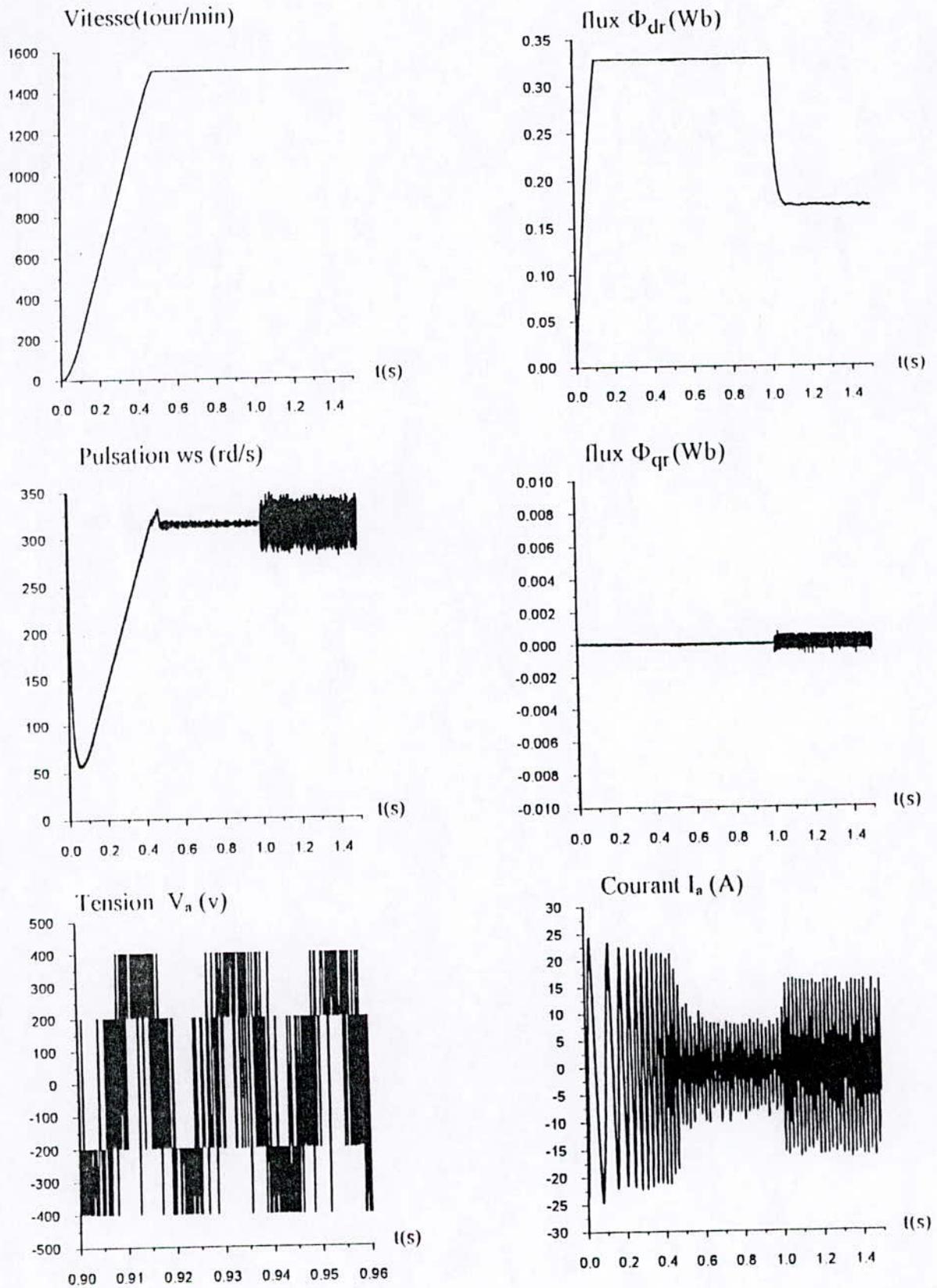


Figure (II-16): Influence d'une variation paramétrique introduite à $t=1s$ sur les réponses de la MAS (+150 % sur R_s et R_r et -30% sur L_s , L_r et M).

III-4 Commande floue adaptative indirecte basée sur la minimisation de l'erreur en sortie

Dans les deux méthodes précédentes, l'ajustement des paramètres des systèmes flous nécessite la mesure de la première dérivée, or en général le calcul de ces dérivés peut être néfaste en présence des bruits de mesure. Dans cette section, est proposée une approche de commande basée sur la minimisation de l'erreur en sortie. En premier lieu, nous présentons une méthode générale qui, en second lieu, est appliquée à la commande de la machine asynchrone.

III-4-1 Modélisation du processus à commander par les systèmes flous

Considérons la classe des systèmes dynamiques dont le modèle d'état est donné par :

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u \quad (\text{III-16})$$

Où $x \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur d'état de système et $u \in \mathbb{R}^m$ est la commande appliquée au système et $f(\cdot)$, $g(\cdot)$ sont des fonctions non linéaires.

Cette méthode consiste à développer un modèle d'identification des fonctions $f(\cdot)$ et $g(\cdot)$ par des systèmes flous $\hat{f}(x, \theta_f)$ et $\hat{g}(x, \theta_g)$.

Le modèle flou du système à commander s'écrit sous la forme :

$$\dot{\hat{x}} = \hat{f}(x, \theta_f) + \hat{g}(x, \theta_g)u + \varepsilon \quad (\text{III-17})$$

Où ε est l'erreur de reconstruction, elle est donnée par la relation :

$$\varepsilon = |f(x) - \hat{f}(x, \theta_f)| + |g(x) - \hat{g}(x, \theta_g)|u \quad (\text{III-18})$$

Pour l'identification du modèle, nous utilisons la dynamique suivante :

$$\dot{\hat{x}} = -\alpha \hat{x} + \alpha x + \hat{f}(x, \hat{\theta}_f) + \hat{g}(x, \hat{\theta}_g)u \quad (\text{III-19})$$

Où α est une constante positive.

Notre but est d'identifier le modèle flou (les fonctions f et g) par les systèmes flous \hat{f} et \hat{g} en développant une loi d'adaptation des paramètres θ_f et θ_g afin de minimiser l'erreur suivante :

$$e = x - \hat{x} \quad (\text{III-20})$$

Les fonctions estimées peuvent être écrites sous la forme :

$$\begin{cases} \hat{f}(x, \hat{\theta}_f) = W_f(x)\hat{\theta}_f \\ \hat{g}(x, \hat{\theta}_g) = W_g(x)\hat{\theta}_g \end{cases} \quad (\text{III-21})$$

Avec $\hat{\theta}_f$ et $\hat{\theta}_g$ sont les paramètres à adapter par un algorithme d'apprentissage.

Notons que pour cette méthode, les paramètres des prémisses (centres, variances) sont fixés, seulement les paramètres de polynôme de sortie sont adaptés.

Les paramètres du modèle flou sont ajustés par une loi d'adaptation donnée par les équations suivantes :

$$\dot{\hat{\theta}}_f = \eta_f W_f^T(x) e - k \|e\| \hat{\theta}_f \tag{III-22}$$

$$\dot{\hat{\theta}}_g = \eta_g W_g^T(x) e u - k \|e\| \hat{\theta}_g \tag{III-23}$$

Avec η_f et η_g et k sont des constantes positives.

La structure de cette technique de commande est donnée par le schéma de la figure (III-5) :

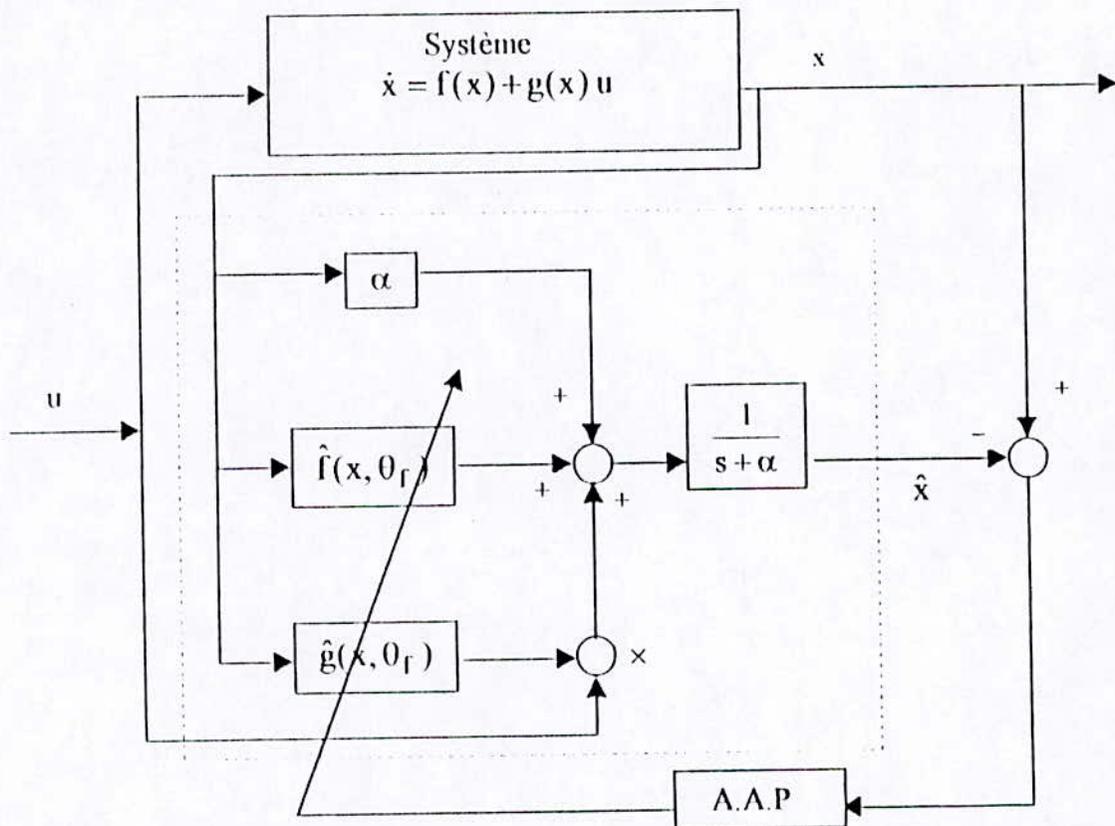


Figure (III-5) : Structure d'identification du modèle par les systèmes flous

III-4-2 Démonstration

Nous allons démontrer dans cette section que l'erreur d'identification est bornée. Pour cela, considérons la fonction de Lyapunov de la forme suivante :

$$V = \frac{1}{2} e^T e + \frac{1}{2} (\tilde{\theta}_f^T \eta_f^{-1} \tilde{\theta}_f) + \frac{1}{2} (\tilde{\theta}_g^T \eta_g^{-1} \tilde{\theta}_g) \tag{III-24}$$

Où $\tilde{\theta}_f = \theta_f - \hat{\theta}_f$ et $\tilde{\theta}_g = \theta_g - \hat{\theta}_g$

En utilisant les équations (III-16) et (III-19), on obtient la dynamique de l'erreur

$$\dot{e} = -\alpha e + W_f(x, \dot{x}) \tilde{\theta}_f + W_g(x) \tilde{\theta}_g u + \varepsilon \quad (III-25)$$

En dérivant V et en utilisant l'équation (III-25), on obtient :

$$\dot{V} = -\alpha \|e\|^2 + e^T W_f(x, \dot{x}) \tilde{\theta}_f + e^T W_g(x) \tilde{\theta}_g u - \tilde{\theta}_f^T \eta_f^{-1} \dot{\hat{\theta}}_f - \tilde{\theta}_g^T \eta_g^{-1} \dot{\hat{\theta}}_g + e^T \varepsilon \quad (III-26)$$

En utilisant (III-22) et (III-23), on obtient :

$$\dot{V} \leq -\alpha \|e\|^2 + k \|e\| \left\{ (\tilde{\theta}_f^T \eta_f^{-1} \dot{\hat{\theta}}_f) + (\tilde{\theta}_g^T \eta_g^{-1} \dot{\hat{\theta}}_g) \right\} + \bar{\varepsilon} \|e\| \quad (III-27)$$

Sachant que :

$$\tilde{\theta}^T \dot{\hat{\theta}} = \frac{1}{2} (\theta^T \theta - \hat{\theta}^T \hat{\theta} - \tilde{\theta}^T \tilde{\theta}) \quad (III-28)$$

On remplaçant l'équation (III-28) dans l'équation (III-27), on obtient l'équation (III-29)

$$\dot{V} \leq -\alpha \|e\|^2 - k \|e\| \left\{ \left[\frac{1}{\eta_f} (\tilde{\theta}_f^T \tilde{\theta}_f + \hat{\theta}_f^T \hat{\theta}_f) + \frac{1}{\eta_g} (\tilde{\theta}_g^T \tilde{\theta}_g + \hat{\theta}_g^T \hat{\theta}_g) \right] - \left[\frac{1}{\eta_f} (\theta_f^T \theta_f) + \frac{1}{\eta_g} (\theta_g^T \theta_g) + \frac{\bar{\varepsilon}}{k} \right] \right\}$$

Alors, si :

$$\frac{1}{\eta_f} (\tilde{\theta}_f^T \tilde{\theta}_f + \hat{\theta}_f^T \hat{\theta}_f) + \frac{1}{\eta_g} (\tilde{\theta}_g^T \tilde{\theta}_g + \hat{\theta}_g^T \hat{\theta}_g) \geq \frac{1}{\eta_f} (\theta_f^T \theta_f) + \frac{1}{\eta_g} (\theta_g^T \theta_g) + \frac{\bar{\varepsilon}}{k} \quad (III-30)$$

On aura

$$\dot{V} \leq 0 \quad (III-31)$$

donc l'erreur de l'identification e est toujours bornée

III-4-3 Loi de commande

La commande est calculée en utilisant le principe de l'équivalence certaine, elle est donnée par la relation suivante :

$$u = \hat{g}(x, \hat{\theta}_g)^{-1} \left\{ \dot{y} - \hat{f}(x, \hat{\theta}_f) \right\} \quad (III-32)$$

Avec $\dot{y} = \dot{x}_d + k_p (x_d - x)$

III-4-4 Application sur la machine asynchrone

Le modèle en courant de la machine asynchrone donnée dans l'annexe [annexe A-2-10] peut s'écrire sous la forme

$$\begin{cases} \dot{x}_3 = f_1(x) + g_1(x) i_{ds} \\ \dot{x}_5 = f_2(x) + g_2(x) i_{qs} \end{cases}$$

avec

$$\begin{cases} f_1(x) = a x_3 \text{ et } g_1(x) = c \\ f_2(x) = -d x_5 - Cr \text{ et } g_2(x) = c x_3 \end{cases}$$

Nous allons modéliser le modèle de la MAS par des systèmes flous, le modèle d'identification est le suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}_3 = \hat{f}_1(x, \theta_{f1}) + \hat{g}_1(x, \theta_{g1}) i_{ds} + \varepsilon_1 \\ \dot{x}_5 = \hat{f}_2(x, \theta_{f2}) + \hat{g}_2(x, \theta_{g2}) i_{qs} + \varepsilon_2 \end{cases}$$

Le système flou f_1 a comme entrée le flux suivant l'axe (d).

Le système flou f_2 a comme entrée la vitesse mécanique.

La base de connaissance de ces derniers comprend trois règles pour chacun des systèmes flous.

Les deux autres systèmes flous ayant comme entrées le flux et la vitesse, la base des règles de ces derniers comprend toutes les combinaisons possibles des deux entrées.

Les deux commandes i_{ds} et i_{qs} sont données par :

$$i_{ds} = \frac{y_1 - \hat{f}_1(x, \hat{\theta}_{f1})}{\hat{g}_1(x, \hat{\theta}_{g1})} \quad \text{et} \quad i_{qs} = \frac{y_2 - \hat{f}_2(x, \hat{\theta}_{f2})}{\hat{g}_2(x, \hat{\theta}_{g2})}$$

avec $y_1 = k_p (x_{3d} - x_3)$ et $y_2 = k'_p (x_{5d} - x_5)$

Résultats de la simulation

La figure (III-4-a) représente l'évolution de la vitesse et du flux à un échelon de vitesse et du flux. En effet, les temps de réponse de ces grandeurs sont de 0,09 s pour le flux et 0,47 s pour la vitesse, les allures des réponses demeurent inchangées.

L'introduction du couple de charge à $t=1s$ provoque une diminution de 0,1% de la vitesse de référence, aussitôt compensée après 0.005 s. Les résultats obtenus sont illustrés à la figure (III-4-b), les mêmes commentaires pour l'inversion de la vitesse (figure (III-4-c)).

Pour analyser la robustesse de cette commande vis à vis des variations paramétriques (+150% des résistances et -30% des selfs), aucun changement notable dans l'allure de la vitesse n'est remarqué, mais le flux diminue à cause de la limitation du courant i_{ds} (figure (III-4-d)).

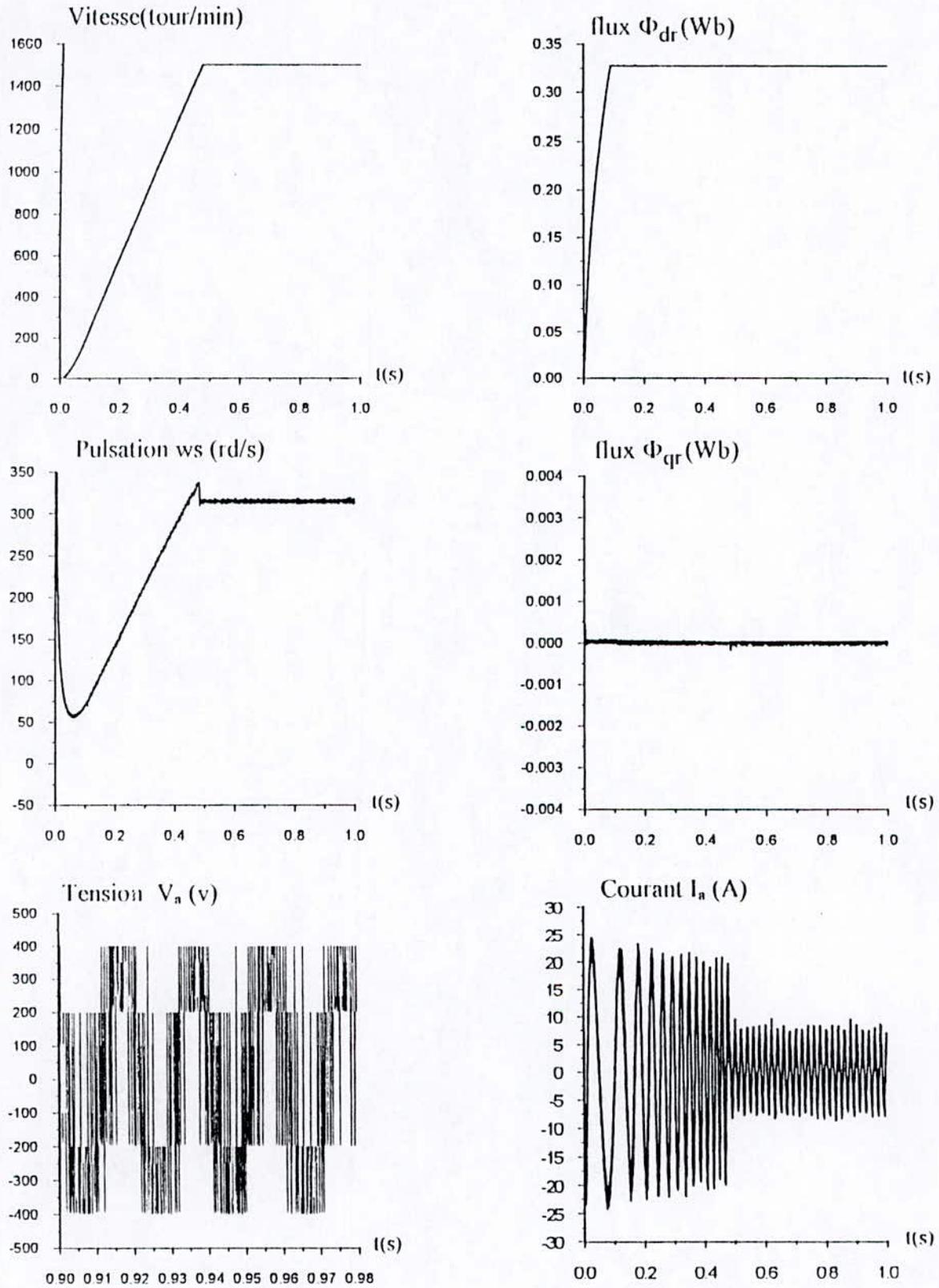


Figure (III-4-a): Réponses de la M.AS à vide aux échelons du flux et de la vitesse à $t = 1$ s

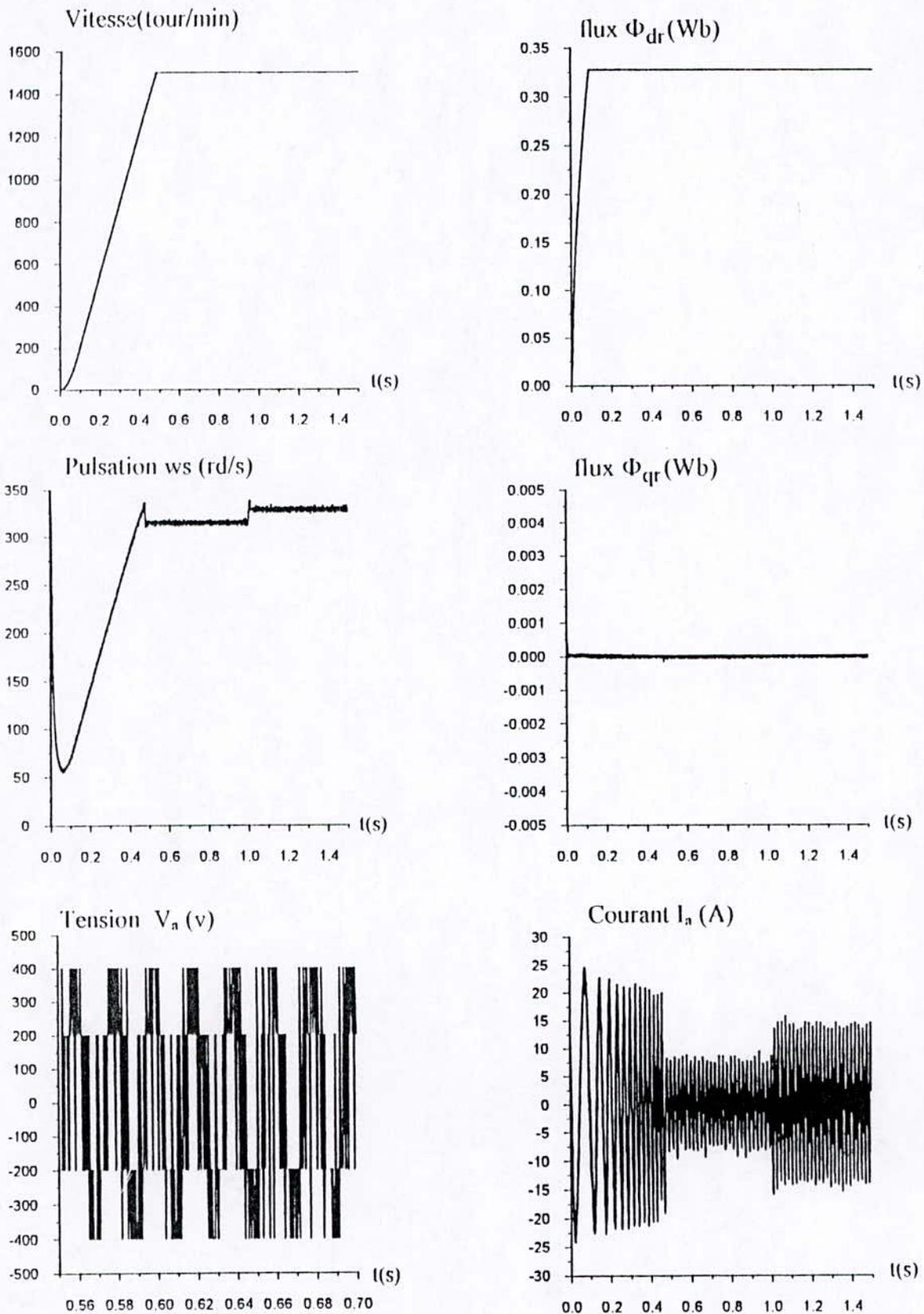


Figure (III-4-b): Réponses de la M.AS à une perturbation de charge nominale à $t=1$ s

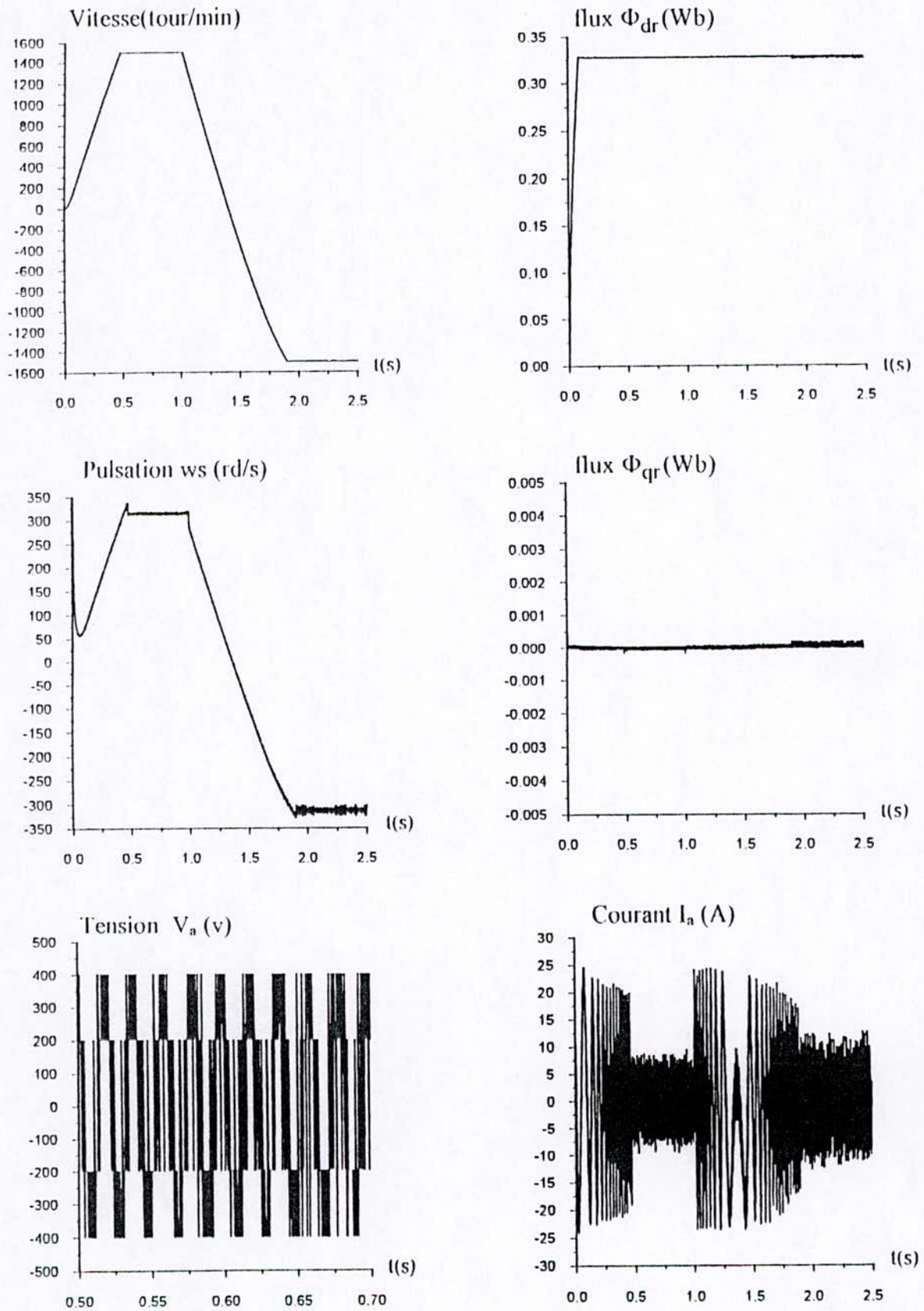


Figure (III-4-c): Réponses de la M.AS à une inversion de consigne de vitesse à $t = 1$ s

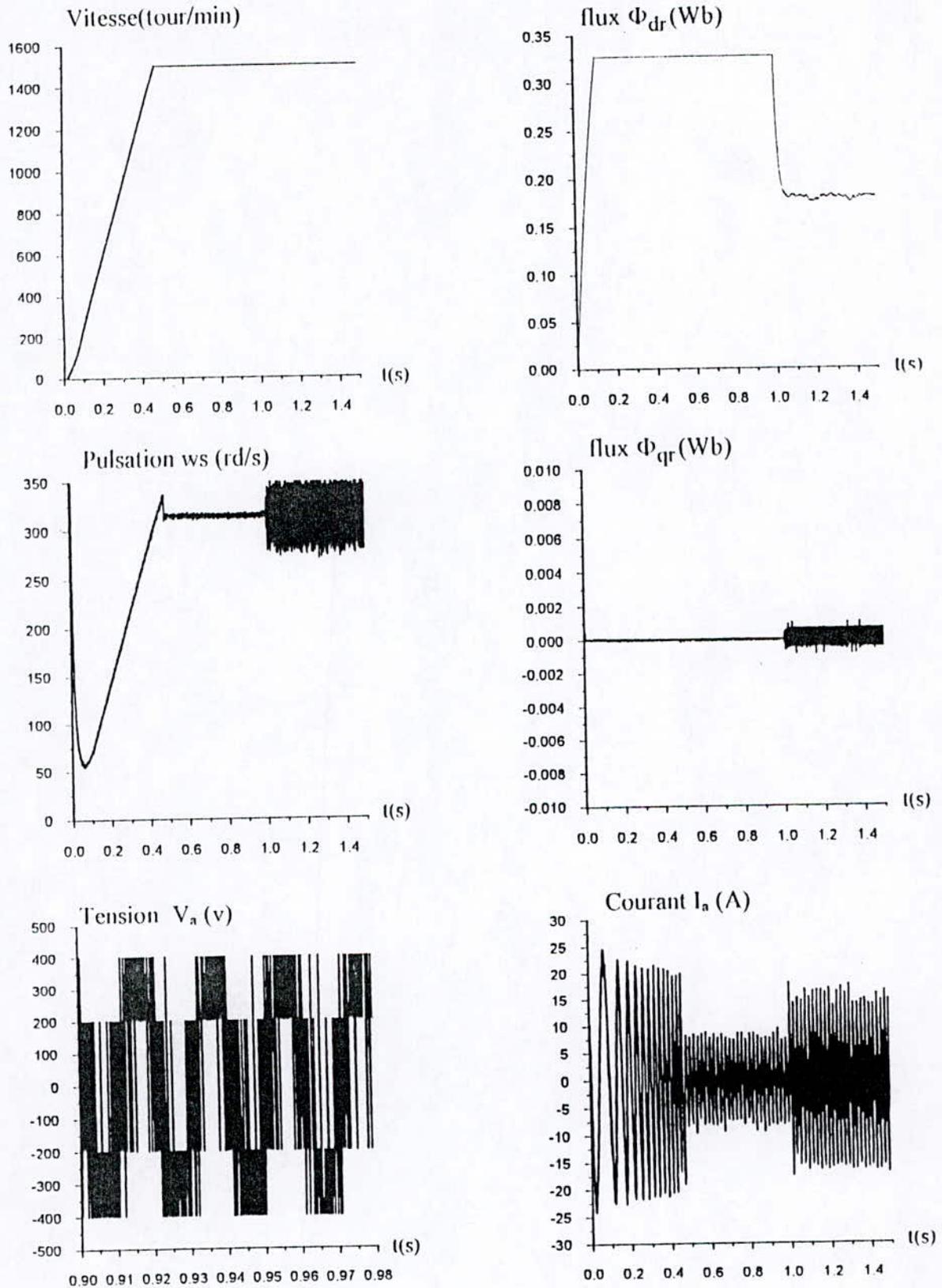


Figure (III-4-d): Influence d'une variation paramétrique introduite à $t=1s$ sur les réponses de la MAS (+150 % sur R_s et R_r et -30% sur L_s , L_r et M).

III-5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appliqué la méthode floue adaptative indirecte à la commande de la machine asynchrone. Les résultats obtenus, ont montré que le régulateur flou adaptatif est susceptible de générer un signal de commande parfaitement adapté au fonctionnement de la machine et qui lui permet de rejeter totalement les perturbations affectent le système.

Les avantages de cette commande se trouvent dans le fait qu'elle a d'énorme capacité d'adaptation des paramètres du régulateur pour confronter les effets extérieurs. Malheureusement les deux premières méthodes nécessitent la mesure des deux dérivées, or en général, le calcul numérique des ces derniers peut être néfaste en présence des bruits. Pour cela, nous avons introduit une troisième technique dont la stabilité de la loi de commande est prouvée en utilisant la théorie de Lyapunov.

Chapitre IV

Commande floue adaptative directe

IV-1 INTRODUCTION:

Les techniques récentes, développées dans le domaine de la commande adaptative, possèdent un énorme potentiel d'application, surtout lorsque le système à commander est en présence d'incertitude, ou caractérisé par un modèle non linéaire. Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la commande floue adaptative directe, cette approche a pour objectif de minimiser une certaine norme de l'erreur de sortie par la réactualisation des paramètres d'un système flou, laquelle est utilisée pour l'identification de la MAS.

L'introduction des approximateurs universels (réseaux de neurone, systèmes flous) dans la commande des systèmes non linéaires peut être justifiée par :

- Les potentialités limitée des régulateurs classiques, nécessitant une étude détaillée du système.
- L'absence d'information à priori sur le système à commander, considérant ce dernier comme une boîte noire.

Les méthodes classiques existantes pour la synthèse des correcteurs flous ne garantissent pas la stabilité, c'est pour cela que dans ce travail la recherche de la commande est orientée vers l'étude de la stabilité du système global (système + correcteur). Afin de compenser l'effet des erreurs de reconstructions nous introduirons un terme de mode de glissement. A travers ce chapitre, nous présentons trois stratégies de commande. En premier lieu, nous développons la commande floue adaptative linéarisante, en second lieu la technique de la commande adaptative directe stable étendue et on termine ce chapitre par une méthode plus générale qui est une extension de la deuxième approche.

IV-2- Commande floue adaptative linéarisante:

Cette méthode n'est qu'une extension de la méthode du couple calculée, qui est appliquée généralement à la commande des robots manipulateurs. De ce fait, elle ne peut être appliquée que pour une certaine classe de système.

IV-2-1-Formulation du problème:

Considérons la classe des systèmes ayant une dynamique décrite par l'équation :

$$H(x)\dot{x} + G(x) = u \tag{IV-1}$$

où $u \in R^m$ est le vecteur de commande, $x \in R^n$ est le vecteur d'état du système et \dot{x} est la dérivée temporelle de x .

La fonction $H(x) \in R^{m \cdot n}$ est une matrice diagonale, définie, positive, décrivant la dynamique du système et le vecteur $G(x) \in R^m$.

L'expression de la loi de commande par la méthode du couple calculé est donnée par :

$$u = H(x)u' + G(x) \tag{IV-2}$$

$$u' = \dot{x}_d + k_p e(t) \tag{IV-3}$$

où k_p est une matrices de gains, diagonale définie positive, choisie de telle manière à imposer une dynamique de l'erreur asymptotiquement stable.

Le problème de la commande adaptative linéarisante par les systèmes flous consiste à déterminer une loi de commande semblable à celle donnée par la relation (IV-2). En effet le système flou est utilisé pour approximer le modèle inconnu du système, de ce fait, cette technique n'exige pas un modèle de connaissance du système.

IV-2-2 Synthèse de la commande:

Nous supposons qu'il existe un système flou de Sugeno de la forme $W_f(x, \dot{x}) \theta$, c'est -à- dire un système flou dont les paramètres des prémisses sont fixés a priori et les paramètres de la conclusion sont les seuls à ajuster. Dans ces conditions la dynamique du système s'écrit sous la forme:

$$f(x, \dot{x}) = W_f(x, \dot{x}) \theta + \varepsilon_f \tag{IV-4}$$

Où ε_f est l'erreur de reconstruction de la fonction f , due à l'approximation de la fonction réelle par un système flou. Elle est telle que:

$$|\varepsilon_f| \leq \varepsilon m_f \tag{IV-5}$$

L'estimation de $\hat{f}(x, \dot{x})$ générée par le système flou est donnée par l'expression suivante :

$$\hat{f}(x, \dot{x}) = W_f(x, \dot{x}) \hat{\theta} \tag{IV-6}$$

Avec:
$$\hat{f}(x, \dot{x}) = \hat{H}(x) \dot{x} + \hat{G}(x) \tag{IV-7}$$

Où $\hat{\theta}$ est le vecteur des paramètres à estimer par une loi qui garantit la stabilité du système global et W_f est une matrice contenant des fonctions floues de base.

Dans ce cas, la structure de la commande est ajustée pour s'accommoder aux nouvelles données du système flou, d'où :

$$u = \hat{H}(x)(u' + u_{gl}) + \hat{G}(x) \tag{IV-8}$$

avec:
$$u_{gl} = \text{sign}(s) \left| \hat{H}^{-1} \right| k_{gl} \tag{IV-9}$$

et:
$$\text{sign}(s) = \text{diag}(\text{sign}(s_i)) \quad i=1, \dots, n.$$

$$k_{gl} = \epsilon m_{\Gamma}$$

L'erreur filtrée est prise telle que :
$$s(t) = c(t) \tag{IV-10}$$

avec
$$c(t) = x_d(t) - x(t) \tag{IV-11}$$

Les paramètres du système flou sont estimés par la loi d'adaptation suivante:

$$\dot{\hat{\theta}} = \Gamma W_f^T(x, \dot{x}) \hat{H}^{-1} s \tag{IV-12}$$

Où Γ est une matrice constante définie positive.

Les lois de (IV-8) et (IV-12) garantissent la bornitude des signaux du système en boucle fermée et la convergence asymptotique des erreurs vers zéro, comme nous allons le démontrer dans la partie suivante.

La structure de la commande adoptée apparaît à la figure (IV-1) :

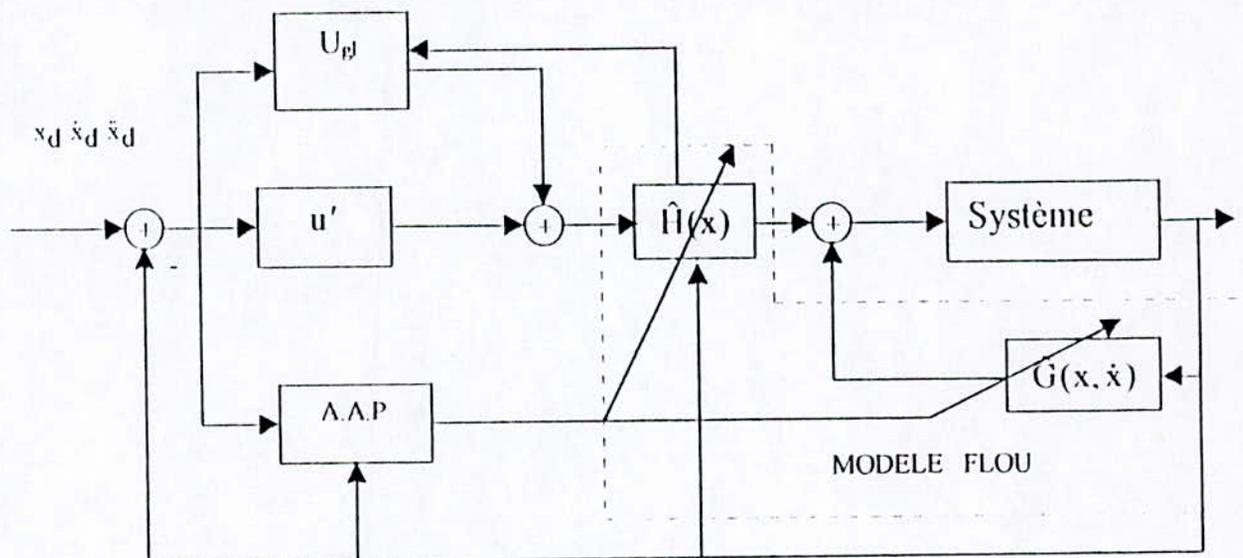


Figure (IV-1): Structure de la commande floue adaptative linéarisante.

IV-2-3 Analyse de la stabilité:

L'un des outils les plus puissants pour garantir la stabilité est le théorème de Lyapunov. Dans cette partie, cette approche est utilisée pour démontrer la stabilité du système bouclé.

En utilisant l'expression de la commande donnée par (IV-8) on trouve:

$$\hat{\Pi}(x)^{-1} (u - \hat{G}(x)) - u_{gl} = u' \quad (IV-13)$$

en remplaçant le terme donnant u' (IV-3) et en ajoutant \dot{x} à l'équation (IV-13) on trouve :

$$-\dot{x} + \dot{x}_d + k_p e(t) = -\hat{\Pi}(x)^{-1} \hat{\Pi}(x) \dot{x} + \hat{\Pi}(x)^{-1} (u - \hat{G}(x)) - u_{gl} \quad (IV-14)$$

$$\text{Mais :} \quad u = \Pi(x)\dot{x} + G(x) \quad (IV-15)$$

$$\text{D'où :} \quad \dot{e}(t) + k_p e(t) = -\hat{\Pi}^{-1} (\hat{\Pi}(x) \dot{x} + \hat{G}(x) - \Pi(x) \dot{x} - G(x)) - u_{gl} \quad (IV-16)$$

$$\dot{e}(t) + k_p e(t) = -\hat{\Pi}^{-1} W_f(x, \dot{x}) \tilde{\theta} + \hat{\Pi}^{-1} \varepsilon_f - u_{gl} \quad (IV-17)$$

sachant :

$$\tilde{\theta} = \hat{\theta} - \theta, \text{ ainsi } \dot{\tilde{\theta}} = \dot{\hat{\theta}} \quad (IV-18)$$

En utilisant le signal de l'erreur filtrée donné par :

$$s(t) = e(t) \quad (IV-19)$$

Le choix approprié du coefficient k_p assure l'existence des matrices symétriques définies positives P_i et des matrices définies positives Q_i tel que :

$$\Lambda_i^T P_i + P_i \Lambda_i = -Q_i \quad (IV-20)$$

où Λ_i est une matrice de la représentation d'état de l'équation de l'erreur (IV-19), on obtient donc:

$$y_i = [e_i^T] \quad (IV-21)$$

$$\Lambda_i = -k_p \quad (IV-22)$$

$$\dot{y} = \Lambda y + \left\{ -\hat{\Pi}^{-1} W_f(x, \dot{x}, \ddot{x}) \tilde{\theta} - u_{gl} + \hat{\Pi}^{-1} \varepsilon_f \right\} \quad (IV-23)$$

$$s = y \quad (IV-24)$$

Les équations (IV-23) et (IV-24) définissent la dynamique des erreurs de trajectoire pour le système global sachant que Λ est une matrice diagonale par bloc (avec Λ_i sur les diagonales).

Où i est l'indice de la $i^{\text{ème}}$ variable d'état.

$$\Lambda^T P + P \Lambda = -Q \quad (IV-25)$$

Alors : $P = \text{diag}(P_1, \dots, P_n)$ et $Q = \text{diag}(Q_1, \dots, Q_n)$

soit la fonction positive candidate de Lyapunov suivante:

$$V = y^T P y + \tilde{\theta}^T \Gamma^{-1} \tilde{\theta} \tag{IV-26}$$

la dérivée de la fonction de Lyapunov donne :

$$\dot{V} = \dot{y}^T P y + y^T P \dot{y} + 2 \tilde{\theta}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{\theta}} \tag{IV-27}$$

En utilisant les relations (IV-23) et (IV-24) et (IV-25) et en prenant $P=I$ (matrice identité) l'expression précédente s'écrit comme suit:

$$\dot{V} = -y^T Q y + 2s^T \hat{\Pi}^{-1} \varepsilon_f - 2s^T u_{gl} - 2s^T \hat{\Pi}^{-1} W_f(x, \dot{x}) \tilde{\theta} + 2 \tilde{\theta}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{\theta}} \tag{IV-28}$$

En utilisant l'équation différentiel (IV-12) définissant la dynamique des paramètres à estimer (VI-28) devient:

$$\dot{V} = -y^T Q y + 2s^T \hat{\Pi}^{-1} \varepsilon_f - 2s^T u_{gl} \tag{IV-29}$$

d'où on peut écrire:

$$\dot{V} \leq -y^T Q y + 2 \left| s^T \right| \left| \hat{\Pi}^{-1} \right| \varepsilon_m - 2s^T u_{gl} \tag{IV-30}$$

En utilisant l'expression du terme de glissement (IV-9), il vient:

$$\dot{V} < -y^T Q y \tag{IV-31}$$

L'équation (IV-31) constitue une garantie de la stabilité au sens de Lyapunov du schéma de commande proposé, ainsi l'adaptation des paramètres définie par (IV-12) et la commande définie par (IV-8) assure la bornitude de tous les signaux et la convergence asymptotique des erreurs de poursuite vers zéro.

IV-2-4 Application à la machine asynchrone (MAS):

En réarrangeant les équations de la MAS dans le cas de l'orientation du champ (A-2-10), pour qu'elles apparaissent sous la forme (IV-1), sont obtenue les équations suivantes:

$$\begin{cases} \Pi_3(x) \dot{x}_3 + G_3(x) = i_{ds} & \text{(IV-32)} \\ \Pi_5(x) \dot{x}_5 + G_5(x) = i_{qs} & \text{(IV-33)} \end{cases}$$

Avec : $\Pi_3(x) = \frac{1}{c}$, $G_3(x) = \frac{a x_3}{c}$, $\Pi_5(x) = \frac{1}{e x_3}$, $G_5(x) = \frac{d x_5}{c x_3} + \frac{b Cr}{c x_3}$ (IV-34)

On pose: $\Pi_3(x) \dot{x}_3 + G_3(x) = f_3(x)$, $\Pi_5(x) \dot{x}_5 + G_5(x) = f_5(x)$ (IV-35)

Ainsi, dans ce cas, il faut estimer les fonctions $f_3(x)$ et $f_5(x)$, pour cela on admet l'existence des systèmes flous donnés par les expressions suivantes :

$$\hat{f}_3(x) = W_3(x_3, \dot{x}_3) \hat{\theta}_3 \text{ et } \hat{f}_5(x) = W_5(x_5, \dot{x}_5) \hat{\theta}_5 \tag{IV-36}$$

Où les entrées du premier système flou sont les variables $(x_3 \dot{x}_3)$ et du deuxième système flou sont les variables $(x_5 \dot{x}_5)$. Le nombre de fonctions d'appartenance décrivant chaque entrée est fixé à 3 et la base de connaissance est constituée de 9 règles pour chacun des deux systèmes flous. Les fonctions d'appartenance des prémisses sont fixées a priori par le concepteur de telles façons à balayer tout l'univers de discours de chaque variable.

D'ou:

$$W_i(x_i, \dot{x}_i) = \frac{[\mu_1(x_i, \dot{x}_i), \mu_1(x_i, \dot{x}_i) x_i, \mu_1(x_i, \dot{x}_i) \dot{x}_i, \dots, \mu_9(x_i, \dot{x}_i), \mu_9(x_i, \dot{x}_i) x_i, \mu_9(x_i, \dot{x}_i) \dot{x}_i]}{\sum_{L=1}^9 \mu_L(x_i, \dot{x}_i)}$$

où $\hat{\theta}_i$ ($i=3,5$) est le vecteur contenant les paramètres des conclusions et μ_L est le degré d'activation de la règle L.

Les sous systèmes composants le système globales sont du premier ordre, alors:

- L'erreur filtrée : $s_i(t) = e_i(t)$ ou $e_i(t) = x_{id} - x_i$ $i=3,5$ (VI-37)

- Les commandes : $i_{ds} = \hat{\Pi}_3(x) (i_3 + u_{gl3}) + \hat{G}_3(x)$ (VI-38)

$$i_{qs} = \hat{\Pi}_5(x) (i_5 + u_{gl5}) + \hat{G}_5(x) \quad (VI-39)$$

avec: $i_i = \dot{x}_{id} + k_{pi} e_i(t)$ $i=3,5$ (VI-40)

et

$$u_{gli} = k_{gli} \text{sign}(s_i) \left| \hat{\Pi}^{-1} \right| \quad i=3,5 \quad (VI-41)$$

- La dynamique des paramètres à estimé est :

$$\dot{\hat{\theta}} = \Gamma_i W_i(x_i, \dot{x}_i) \hat{\Pi}_i^{-1} s_i \quad i=3,5 \quad (VI-42)$$

IV-2-5 Résultat de simulation:

On signale que les mêmes considérations sont prises, que pour les chapitres précédent, en ce qui concerne l'onduleur et les consignes de flux et de vitesse. L'orientation du flux suivant l'axe d est obtenue en utilisant l'expression:

$$\omega_s = \text{artg} \left(\frac{\phi_\beta}{\phi_\alpha} \right)$$

où $(\phi_\alpha, \phi_\beta)$ représentent les composantes du flux rotorique dans le repère (α, β)

Un ensemble d'essais nous a permis de trouver les gains d'adaptation de ce régulateur.

La figure (IV-2-a), représente les réponses de la MAS à un échelon de flux et de vitesse. ces derniers convergent asymptotiquement vers leur valeur de consigne avec un temps de réponse respectivement égal à 0.1(s) et 0.48 (s). On remarque aussi, qu'une bonne orientation du flux rotorique suivant l'axe d est obtenue.

Pour mettre en évidence les performances du schéma de commande proposé, nous avons effectué les tests suivants:

-a - Introduction d'un couple charge nominal:

La figure (IV-2-b) montre que la vitesse de rotation Ω et le flux ϕ suivent leur références respectives.

-b- Variations paramétriques:

La figure (IV-2-d) révèle que la vitesse Ω suit sa référence, malgré une chute de la valeurs du flux ϕ , cela est due a la limitations des courants ids. Nous remarquons aussi, que cette approche a une plus grande robustesse vis à vis des variations paramétriques (jusque a 150% de variation sur les résistances).

-c- Inversion de la consigne de vitesse:

La figure (IV-2-c) Montre que le flux conserve ces performances et la vitesse suit la nouvelle référence, avec aucun dépassement.

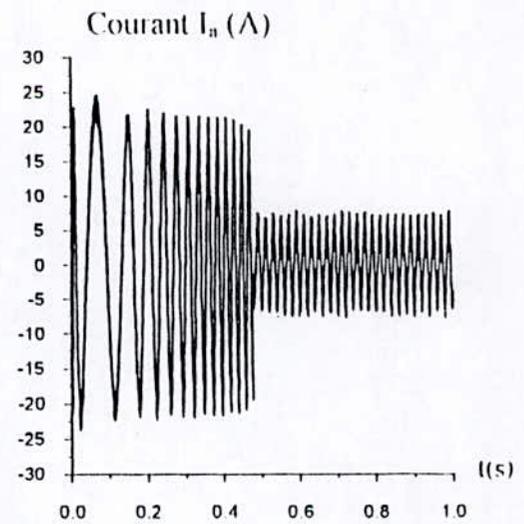
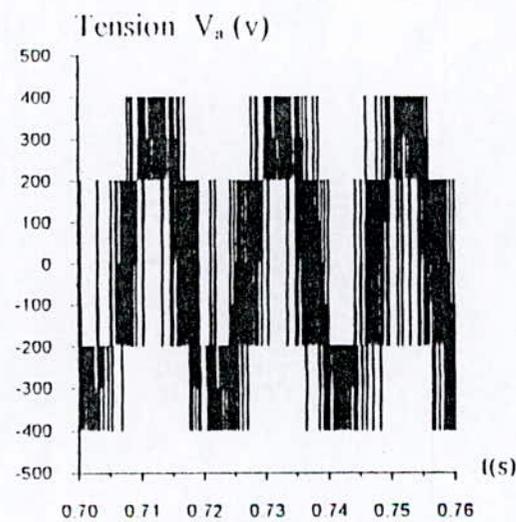
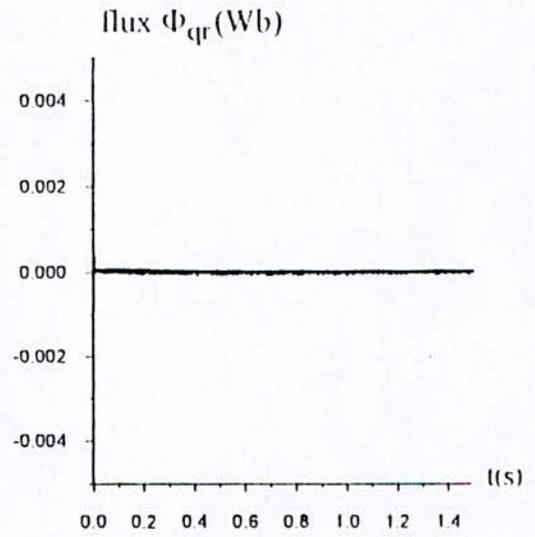
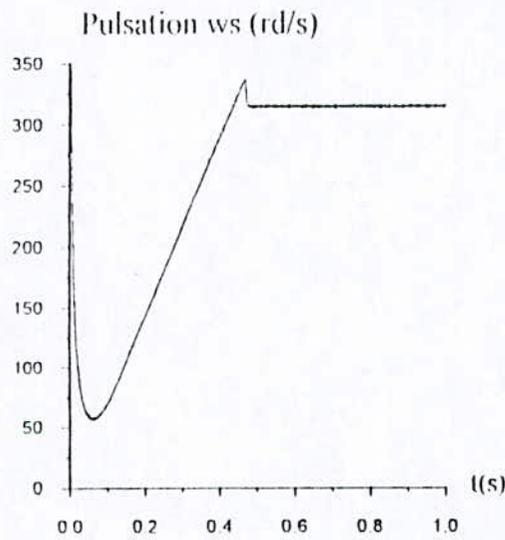
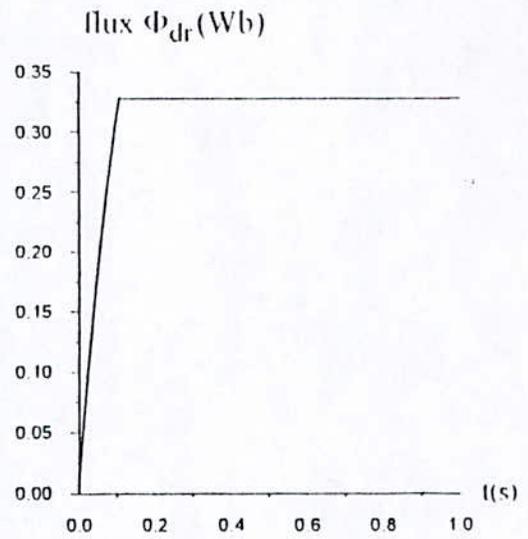
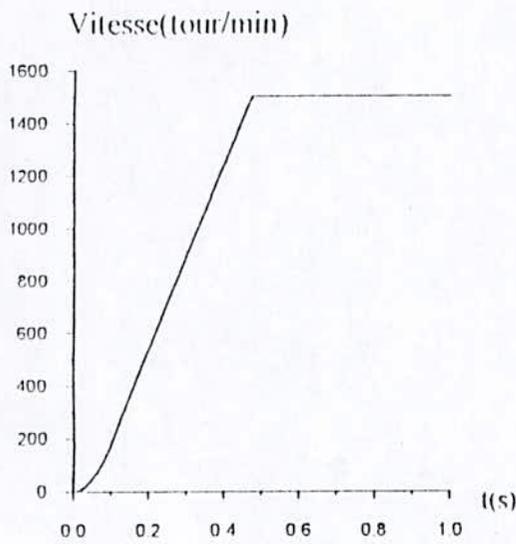


Figure (IV-2- a): Réponses de la M.AS à vide aux échelons du flux et de la vitesse

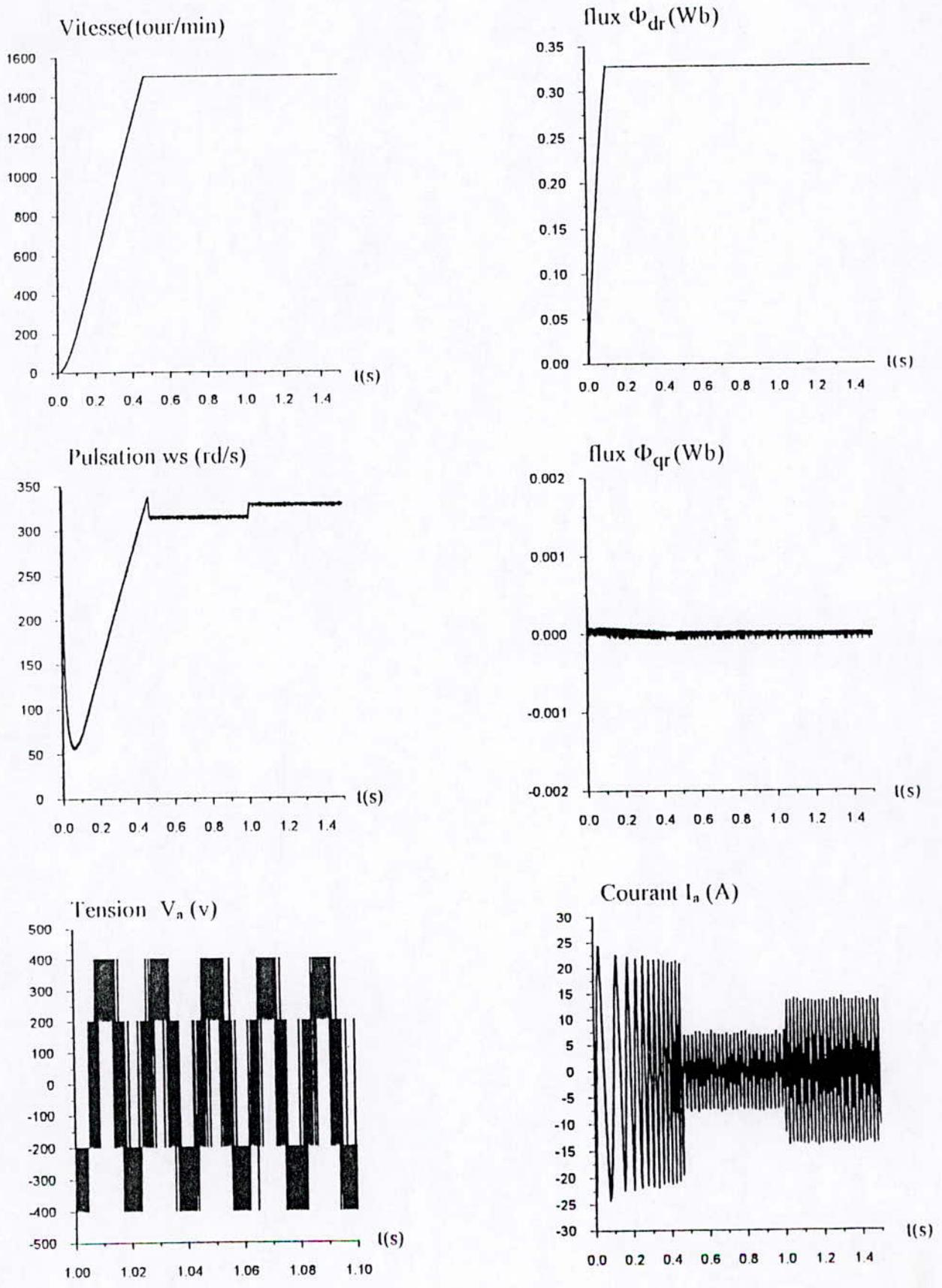


Figure (IV-2-b): Réponses de la M.AS à une perturbation de charge nominale à $t=1s$

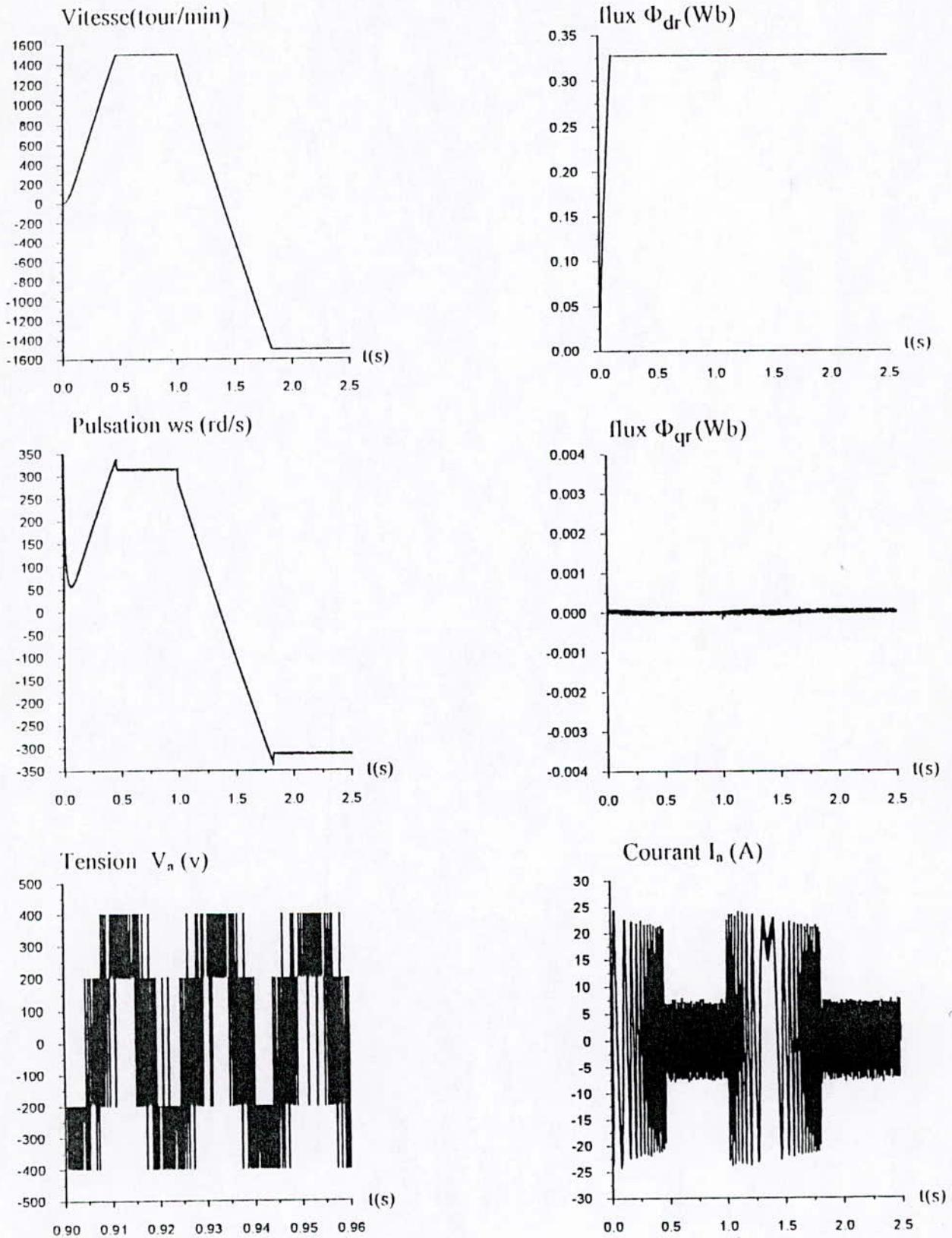
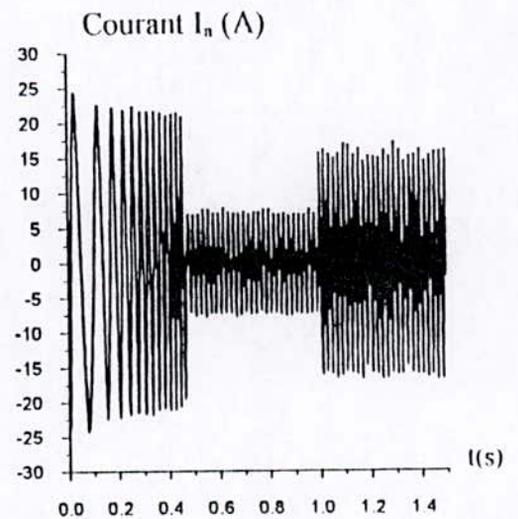
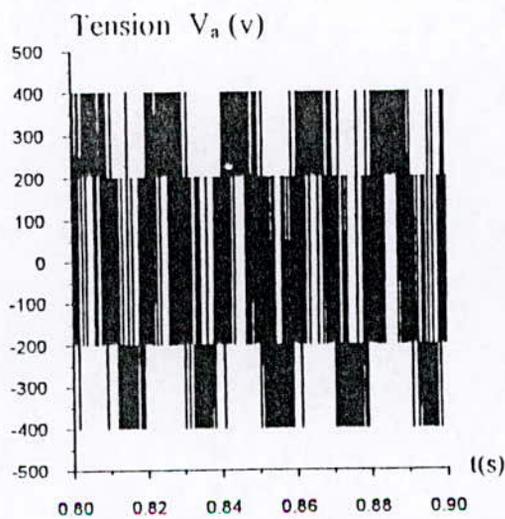
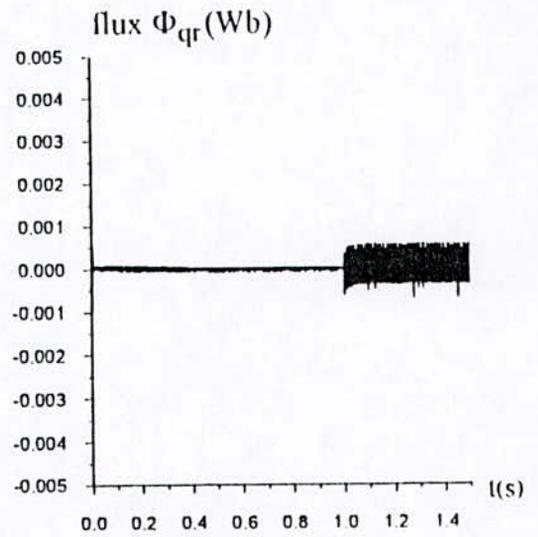
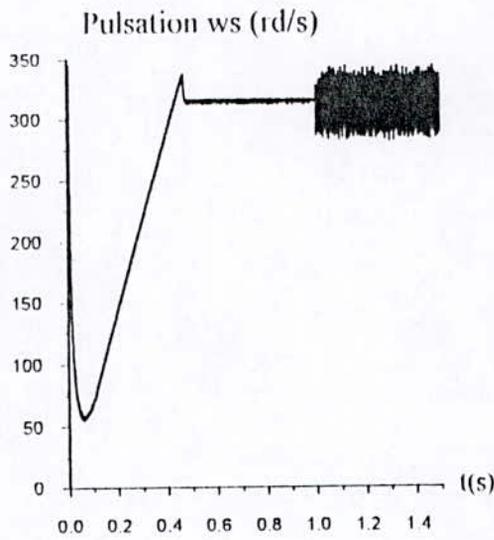
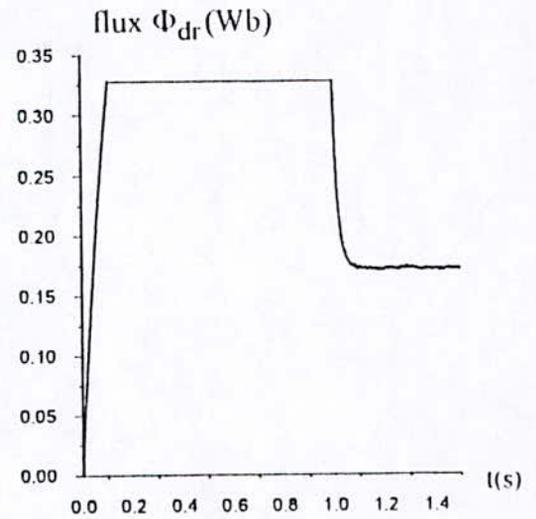
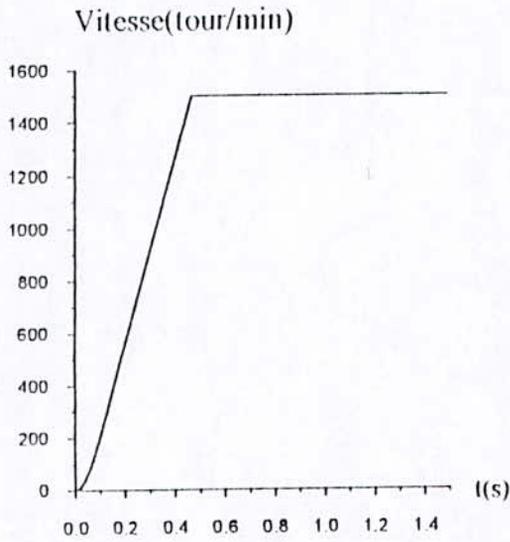


Figure (IV-2-c): Réponses de la M.AS à une inversion de consigne de vitesse à $t = 1$ s



(IV-2-d) : Influence d'une variation paramétrique introduite à $t=1s$ sur les réponses de la MAS (+150 % sur R_s et R_r et -30% sur L_s , L_r et M)

IV-3 Commande floue adaptative directe stable étendue:

II-3-1 Position du problème:

Nous considérons la classe des systèmes dynamiques non linéaires MIMO dont l'équation dynamique est de la forme suivante:

$$H(x) y^{(n)} + G(x) = u. \quad (IV-43)$$

Avec, m est le nombre d'entrées, n est le nombre de sorties.

Où $x \in R^n$ est le vecteur d'état, $u \in R^m$ est l'entrée du système, $y \in R^m$ est la sortie du système. La fonction $H(x) \in R^{m,m}$, $G(x) \in R^m$ sont deux fonctions non linéaires.

Nous supposons que $H(x)$ est une matrice symétrique définie positive telle que sa dérivée temporelle vérifie la condition :

$$\|\dot{H}\| \leq H_0 \|x\| \quad (IV-44)$$

on pose
$$e_0 = [e \ \dot{e} \ \dots \ e^{(n-1)}]^T \in R^{(n,m)} \quad (IV-45)$$

avec: $e = y_d - y$.

Soit l'erreur de poursuite filtrée $s \in R^m$ de la forme:

$$s = \left(I \frac{d}{dt} + \lambda \right)^{(n-1)} e \quad (IV-46)$$

et qui peut être écrite sous la forme :

$$s = C e_0 \quad (IV-47)$$

avec:
$$C = \begin{bmatrix} \lambda^{n-1} & (n-1)\lambda^{n-2} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

L'idée d'imposer par un second système les performances d'un processus se traduit par un modèle de référence. On cherche alors à adapter l'organe de commande de façon à ce que le processus se comporte comme ce dernier.

on pose :

$$y_r^{(n)} = y_d^{(n)} + C_r e_0 \quad (IV-48)$$

avec:

$$C_r = \begin{bmatrix} 0 & \lambda^{n-1} & (n-1)\lambda^{n-2} & \dots & (n-1)\lambda \end{bmatrix} \quad (IV-49)$$

Où, $y_d^{(n)}$ est la n-ièmes dérivée de la trajectoire désirée et $y_r^{(n)}$ est la n-ièmes dérivée de la trajectoire de référence.

IV-3-2-Synthèse de la commande:

Nous supposons l'existence des systèmes flous de la forme $W(x) \theta$ pouvant approximer les deux fonctions non linéaires $H(x)$ et $G(x)$, telle que :

$$H(x) = W_h(x) \theta_h + \varepsilon_h \quad (IV-50)$$

$$G(x) = W_g(x) \theta_g + \varepsilon_g \quad (IV-51)$$

Nous supposons connaître a priori la borne supérieure des erreurs de reconstructions ε_h et ε_g des fonctions $H(x)$ $G(x)$ tel que :

$$|\varepsilon_h| \leq \varepsilon m_h \quad (IV-52)$$

$$|\varepsilon_g| \leq \varepsilon m_g \quad (IV-53)$$

sachant que εm_h est une matrice et εm_g est un vecteur.

Les fonctions estimées générées par les systèmes flous sont données par:

$$\hat{H}(x) = W_h(x) \hat{\theta}_h \quad (IV-54)$$

$$\hat{G}(x) = W_g(x) \hat{\theta}_g \quad (IV-55)$$

où $\hat{\theta}_h$ et $\hat{\theta}_g$ sont des paramètres à déterminer par un algorithme d'adaptation garantissant la stabilité, comme on la vu dans la méthodes précédente.

La loi de commande u garantissant la stabilité est donnée par :

$$u = k_d s + \frac{1}{2} H_0 \|x\| s + W_h(x) \hat{\theta}_h y_r^{(n)} + W_g(x) \hat{\theta}_g + K \operatorname{sgn}(s) \quad (IV-56)$$

$$\text{avec : } K \operatorname{sign}(s) = [k_i \operatorname{sign}(s_i)] \quad \text{où } (i=1, \dots, n \text{ et } k_i > 0) \quad (IV-57-a)$$

et le terme de glissement K est donnée par:

$$K = \varepsilon m_h |y_r^{(n)}| + \varepsilon m_g \quad (IV-57-b)$$

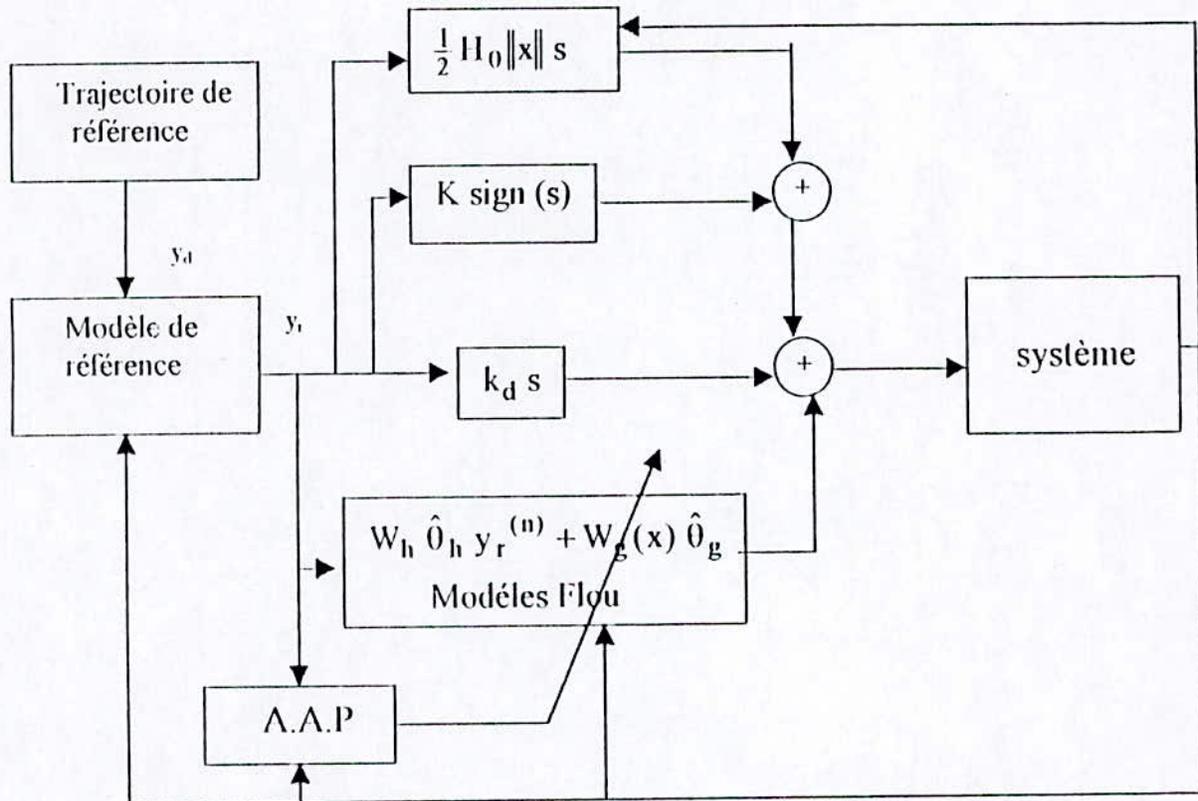
Les paramètres du contrôleur flou sont ajustées par :

$$\dot{\hat{\theta}}_h = \eta_h W_h^T(x) s (y_r^{(n)})^T \quad (IV-58)$$

$$\dot{\hat{\theta}}_g = \eta_g W_g^T(x) s \quad (IV-59)$$

Où: η_h et η_g sont des constantes positives.

La figure (IV-2) illustre la structure de cette commande.



Figure(IV - 2): Structure de la commande adaptative directe stable étendue.

IV-3-3. Analyse de la stabilité:

Soit la fonction candidate de Lyapunov suivante :

$$V = \frac{1}{2} s^T H s + \frac{1}{2} (\tilde{\theta}_h^T \eta_h^{-1} \tilde{\theta}_h) + \frac{1}{2} (\tilde{\theta}_g^T \eta_g^{-1} \tilde{\theta}_g) \quad (IV-60)$$

avec:

$$\tilde{\theta}_h = \hat{\theta}_h - \theta_h \text{ et } \tilde{\theta}_g = \hat{\theta}_g - \theta_g. \quad (IV-61)$$

sachant que : $s = C e_0$

d'ou : $\dot{s} = C \dot{e}_0 \quad (IV-62)$

l'équation (IV-62) peut alors être mise sous la forme:

$$\dot{s} = e^{(n)} + C_r e_0 \quad (IV-63)$$

En multipliant les deux termes de l'équation (IV-63) par H il vient:

$$H \dot{s} = H(e^{(n)} + C_r e_0) \quad (IV-64)$$

Comme $e = y_d - y$

d'où $e^{(n)} = y_d^{(n)} - y^{(n)}$ (IV-65)

Du fait que $(H(x) y^{(n)} = u - G(x))$ et en remplaçant l'expression de $e^{(n)}$ donnée par (IV-65), l'équation (IV-64) devient:

$$H\dot{s} = H(y_d^{(n)} + C_r e_0) + G(x) - u \quad (IV-66)$$

En remplaçant u et $y_d^{(n)}$ par leur valeurs données respectivement par les équations (IV-56) et (IV-48) il vient:

$$H\dot{s} = W_h(x) \theta_h y_r^{(n)} + W_g(x) \theta_g + \varepsilon_h y_r^{(n)} + \varepsilon_g - k_d s - \frac{1}{2} H_0 \|x\| s - W_h(x) \hat{\theta}_h y_r^{(n)} - W_g(x) \hat{\theta}_g - K \text{sign}(s) \quad (IV-67)$$

La dynamique de l'erreur filtrée s en boucle fermée est alors donnée par :

$$H\dot{s} = -k_d s - \frac{1}{2} H_0 \|x\| s - W_h(x) \tilde{\theta}_h y_r^{(n)} - W_g(x) \tilde{\theta}_g - K \text{sign}(s) + \varepsilon_h y_r^{(n)} + \varepsilon_g \quad (IV-68)$$

En dérivant (IV-60) par rapport au temps on trouve :

$$\dot{V} = \frac{1}{2} s^T \dot{H} s + s^T H \dot{s} + (\tilde{\theta}_h^T \eta_h^{-1} \dot{\hat{\theta}}_h) + (\tilde{\theta}_g^T \eta_g^{-1} \dot{\hat{\theta}}_g) \quad (IV-69)$$

en remplaçant (IV-68) dans l'équation (IV-69) on trouve :

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{1}{2} s^T \dot{H} s - s^T k_d s - \frac{1}{2} s^T H_0 \|x\| s - s^T W_h(x) \tilde{\theta}_h y_r^{(n)} - s^T W_g(x) \tilde{\theta}_g - s^T K \text{sign}(s) \\ & + s^T \varepsilon_h y_r^{(n)} + s^T \varepsilon_g + \tilde{\theta}_h^T \eta_h^{-1} \dot{\hat{\theta}}_h + \tilde{\theta}_g^T \eta_g^{-1} \dot{\hat{\theta}}_g. \end{aligned} \quad (IV-70)$$

Pour assurer la bornitude de tous les signaux et la convergence asymptotique des erreurs de poursuite vers zéro la condition donnée par le théorème de Lyapunov doit être vérifiée :

$$\dot{V} \leq 0. \quad (IV-71)$$

pour cela on décomposé \dot{V} :

$$\dot{V} = \dot{V}_1 + \dot{V}_2 + \dot{V}_3 + \dot{V}_4$$

avec

$$\dot{V}_1 = -\frac{1}{2} s^T k_d s.$$

$$\dot{V}_2 = \frac{1}{2} s^T \dot{H} s - s^T H_0 \|x\| s$$

$$\dot{V}_3 = -s^T W_h(x) \tilde{\theta}_r y_r^{(n)} - s^T W_g(x) \tilde{\theta}_g + \tilde{\theta}_r^T \eta_r^{-1} \hat{\theta}_r + \tilde{\theta}_g^T \eta_g^{-1} \hat{\theta}_g$$

$$\dot{V}_4 = -s^T K \text{sign}(s) + s^T \varepsilon_h y_r^{(n)} + s^T \varepsilon_g$$

La première composante est négative, car k_d est une matrice définie positive positive: $\dot{V}_1 \leq 0$

De l'équation (IV-44) on peut dire que: $\dot{V}_2 \leq 0$.

En imposant à θ_r et θ_g les dynamiques données respectivement les équations (IV-58) et (IV-59), on a: $\dot{V}_3 \leq 0$

Le choix du gain du mode glissement (IV-57-b), sachants que les incertitude sur le modèle sont structurelles on aura: $\dot{V}_4 \leq 0$.

On obtient alors:
$$\dot{V} \leq -s^T k_d s \quad (IV-72)$$

Par conséquent, les lois données par (IV-56) et (IV-58) et (IV-59) garantissent une stabilité asymptotique du système global, ainsi qu'une convergence asymptotique de l'erreur filtrée vers zéro.

IV-3-4 Application à la MAS:

Les équations dynamique de la MAS alimentés en courant, dans la condition de l'orientation du champs (A-2-10) Sont mise sous la forme (IV-43). On obtient ainsi le système d'équation suivant:

$$\begin{cases} \Pi_3(x) \dot{x}_3 + G_3(x) = i_{ds} \end{cases} \quad (IV-73)$$

$$\begin{cases} \Pi_5(x) \dot{x}_5 + G_5(x) = i_{qs} \end{cases} \quad (IV-74)$$

$$\text{Avec: } \Pi_3(x) = \frac{l}{e}, \quad G_3(x) = \frac{a x_3}{e}, \quad \Pi_5(x) = \frac{l}{e x_3}, \quad G_5(x) = \frac{d x_5}{e x_3} + \frac{b C r}{e x_3} \quad (IV-75)$$

$$\Pi_3(x) \dot{x}_3 + G_3(x) = f_3(x), \quad \Pi_5(x) \dot{x}_5 + G_5(x) = f_5(x) \quad (IV-76)$$

Le but est d'estime les fonctions $\Pi_3(x)$, $G_3(x)$, $\Pi_5(x)$ et $G_5(x)$ par des systèmes flous de Sugeno :

$$\hat{\Pi}_3(x) = W_{h3}(x) \hat{\theta}_{h3} \quad (IV-77)$$

$$\hat{\Pi}_5(x) = W_{h5}(x) \hat{\theta}_{h5} \quad (IV-78)$$

$$\hat{G}_3(x) = W_{g3}(x) \hat{\theta}_{g3} \quad (IV-79)$$

$$\hat{G}_5(x) = W_{g5}(x) \hat{\theta}_{g5} \quad (IV-80)$$

On sait à priori que la dynamique du premier sous système ne dépend que du flux et celle du deuxième sous- système dépend des deux variables (flux , vitesse), par conséquence l'entrées des systèmes flous (W_{h3} , W_{g3}) est le flux et celles des systèmes (W_{h5} , W_{g5}) sont le flux et la vitesse. En plus, les fonctions d'appartenances des prémisses sont fixés a priori par le concepteurs de telle façons à balayer tout l'univers de discours de chaque variables. Ce qui nous mène aux architectures suivantes :

$$W_{h3}(x_3) = \frac{[\mu_1(x_3), \mu_1(x_3) x_3, \dots, \mu_9(x_3), \mu_9(x_3) x_3]}{\sum_{l=1}^9 \mu_l(x_3)} \quad (IV-81)$$

$$W_{g3}(x_3) = \frac{[\mu_1(x_3), \mu_1(x_3) x_3, \dots, \mu_9(x_3), \mu_9(x_3) x_3]}{\sum_{l=1}^9 \mu_l(x_3)} \quad (IV-82)$$

$$W_{h5} = \frac{[\mu_1(x_3, x_5), \mu_1(x_3, x_5) x_3, \mu_1(x_3, x_5) x_5, \dots, \mu_9(x_3, x_5), \mu_9(x_3, x_5) x_3, \mu_9(x_3, x_5) x_5]}{\sum_{l=1}^9 \mu_l(x_3, x_5)} \quad (IV-83)$$

$$W_{g5} = \frac{[\mu_1(x_3, x_5), \mu_1(x_3, x_5) x_3, \mu_1(x_3, x_5) x_5, \dots, \mu_9(x_3, x_5), \mu_9(x_3, x_5) x_5, \mu_9(x_3, x_5) x_5]}{\sum_{l=1}^9 \mu_l(x_3, x_5)} \quad (IV-84)$$

Où μ_L est le degré d'activation de la L^{ième} règle (voire chapitres II).

Pour les systèmes flous $W_{h3}(x_3)$ et $W_{g3}(x_3)$, l'entrée est caractérisée par trois fonctions d'appartenance, d'où une base de connaissances réduite à trois règles. Par contre, les entrées des systèmes W_{h5} et W_{g5} sont définies par trois ensembles flous, et une Base de connaissance contenant neuf règles.

Les sous systèmes composants le système global sont des systèmes du premier ordre c'est-à-dire $n=1$, alors:

- L'erreur de poursuite filtrée est telle que :

$$s_i(t) = e_i(t) \quad \text{ou} \quad e_i(t) = x_{id} - x_i \quad i=3,5. \quad (IV-85)$$

- Le signal de référence:

$$y_{ri} = y_{di} \quad i=3,5 \quad (IV-86)$$

- Les commandes sont alors:

$$i_{ds} = k_{d3} s_3 + \frac{1}{2} \Pi_{03} \|x_3\| s_3 + W_{h3}(x) \hat{\theta}_{h3} y_{r3}^{(n)} + W_{g3} \hat{\theta}_{g3} + K_3 \text{sign}(s_3) \quad (IV-87)$$

$$i_{qs} = k_{d5} s_5 + \frac{1}{2} \Pi_{05} \|x_5\| s_5 + W_{h5}(x) \hat{\theta}_{h5} y_{r5}^{(n)} + W_{g5} \hat{\theta}_{g5} + K_5 \text{sign}(s_5) \quad (IV-88)$$

$$\text{ou :} \quad K_3 = \epsilon m_{h3} |\dot{y}_{r3}| + \epsilon m_{g3} \quad (IV-89)$$

$$K_5 = \epsilon m_{h5} |\dot{y}_{r5}| + \epsilon m_{g5} \quad (IV-90)$$

avec: $k_{d3} > 0$ et $k_{d5} > 0$.

Les constantes ϵm_{hi} et ϵm_{gi} ($i=3,5$) comme définies précédemment, sont les erreurs de reconstructions.

- La dynamique des paramètres à estimer est telle que :

$$\dot{\hat{\theta}}_{hi} = \eta_{hi} W_{hi}(x) s_i (y_{ri}^{(n)})^T \quad i=3,5 \quad (IV-91)$$

$$\dot{\hat{\theta}}_{gi} = \eta_{gi} W_{gi}(x) s_i \quad i=3,5 \quad (IV-92)$$

où: η_{hi} et η_{gi} sont des constantes positives.

IV-3-5 Résultats des simulations:

On signale que les mêmes considérations sont prises, que les chapitres précédant, en ce qui concerne l'onduleur et les consignes de flux et de vitesse. L'orientation du flux suivant l'axe d est obtenue en utilisant l'expression:

$$\omega_s = \text{artg} \left(\frac{\phi_\beta}{\phi_\alpha} \right)$$

où $(\phi_\alpha, \phi_\beta)$ représentent les composantes du flux rotorique dans le repère (α, β) .

Un ensemble d'essais nous a permis de trouver les gains d'adaptation de ce régulateur.

Pour mettre en évidence les performances de cette commande nous effectuons les mêmes tests utilisés précédemment, les résultats sont présentés sur les figures (IV-3-a) à (IV-3-d).

Nous constatons :

- Une bonne robustesse par rapport aux variations paramétriques et au couple résistant.
- Aucun dépassement de la consigne de flux et de la vitesse.
- Grande précision de la commande.

Cependant, il faut noter deux points, le premier est qu'on a plus besoin de connaître les dérivées du flux et la vitesse, le deuxième est que la grandeur de commande présente un léger effet de chattering qui est dû au terme de mode de glissement, pour adoucir la commande, nous avons utilisé la fonction smooth au lieu de la fonction signe.

La fonction smooth est définie par l'expression suivante:

$$\text{smooth}(x) = \frac{x}{|x| + \varepsilon} .$$

Avec ε est l'inverse de la tangente au voisinage de l'origine.

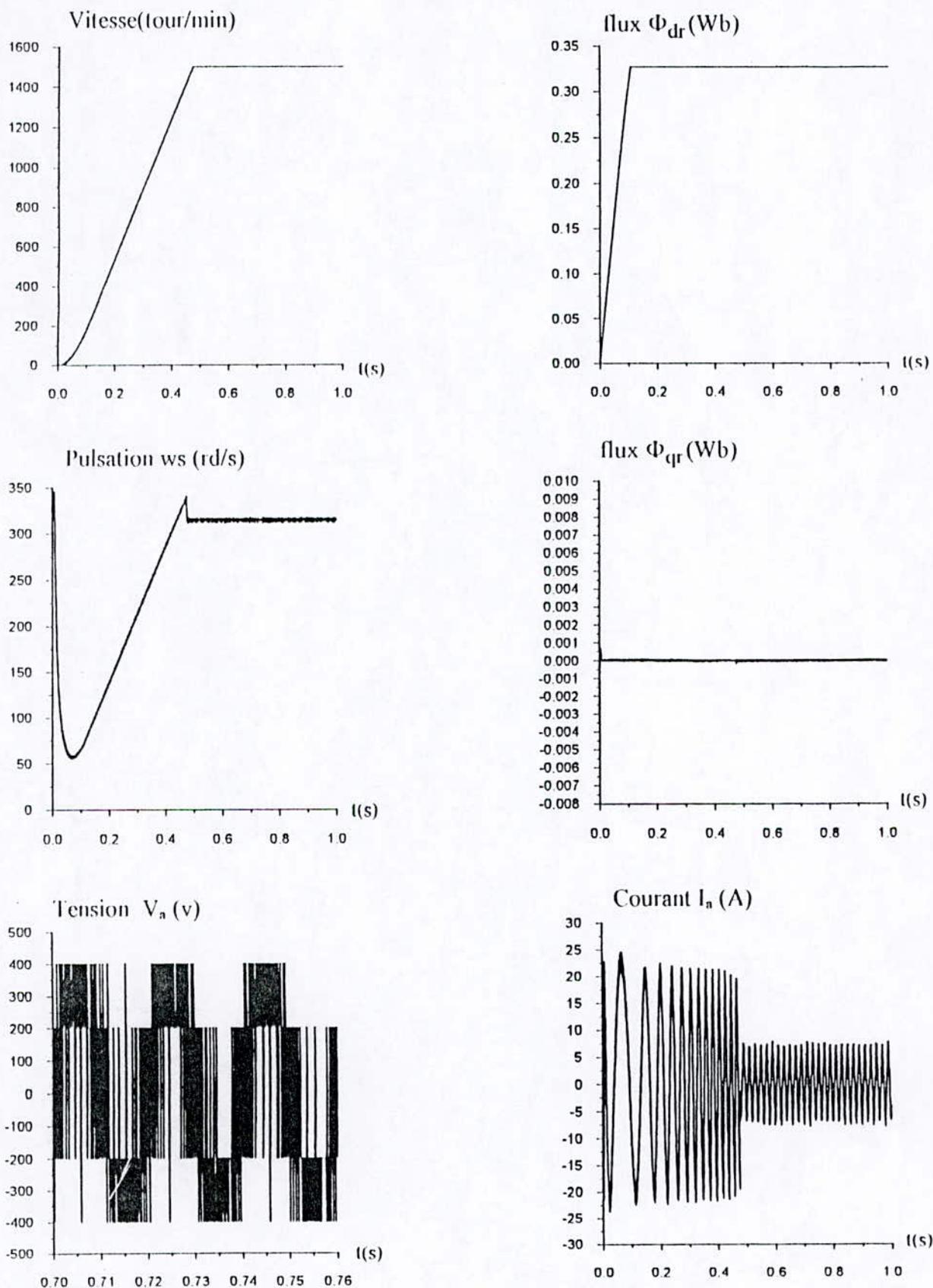


Figure (IV-3-a): Réponses de la M.AS à vide aux échelons du flux et de la vitesse

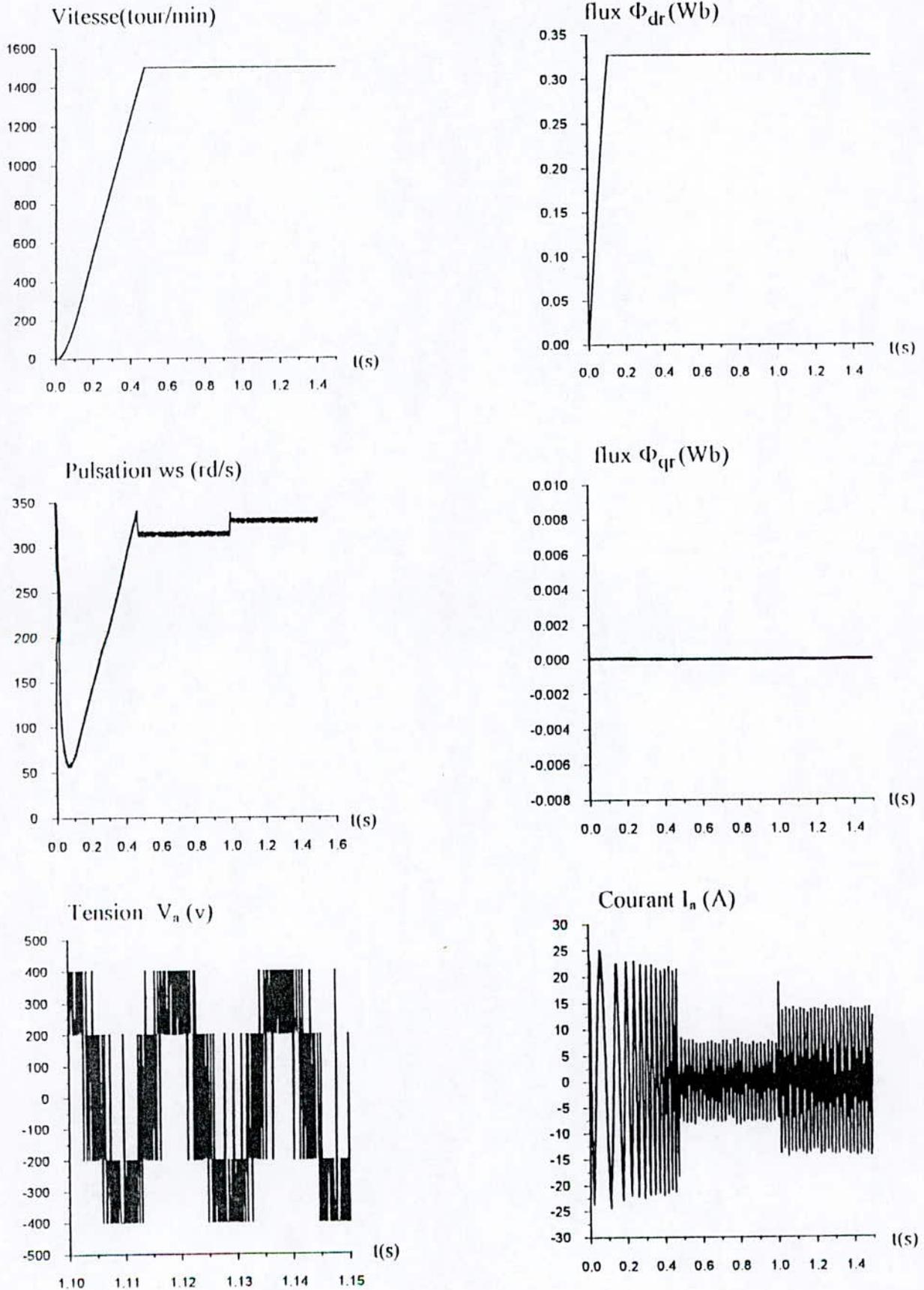


Figure (IV-3-b): Réponses de la M.AS à une perturbation de charge nominale à $t = 1$ s

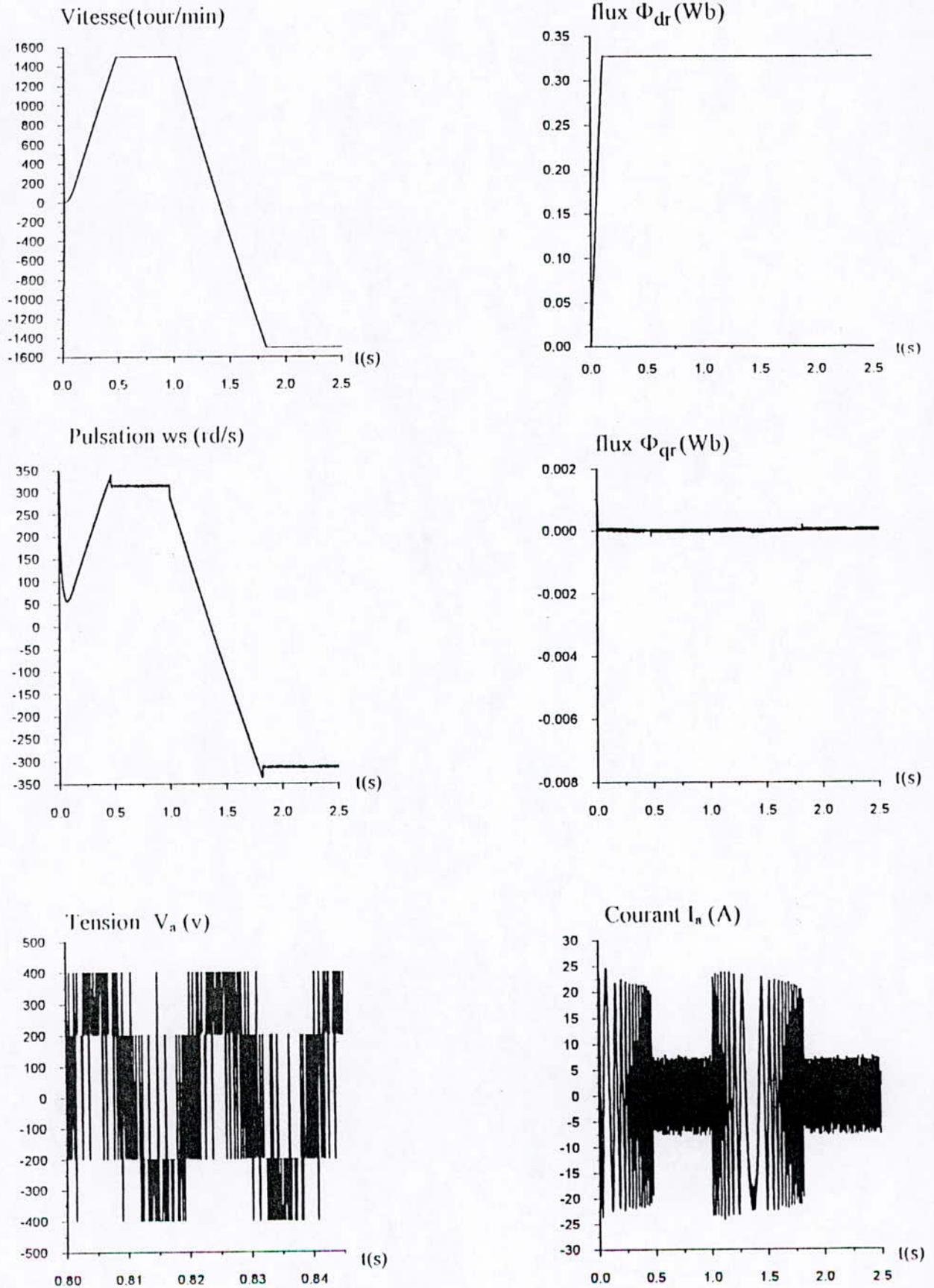


Figure (IV-3-c): Réponses de la M.AS à une inversion de consigne de vitesse à $t = 1$ s

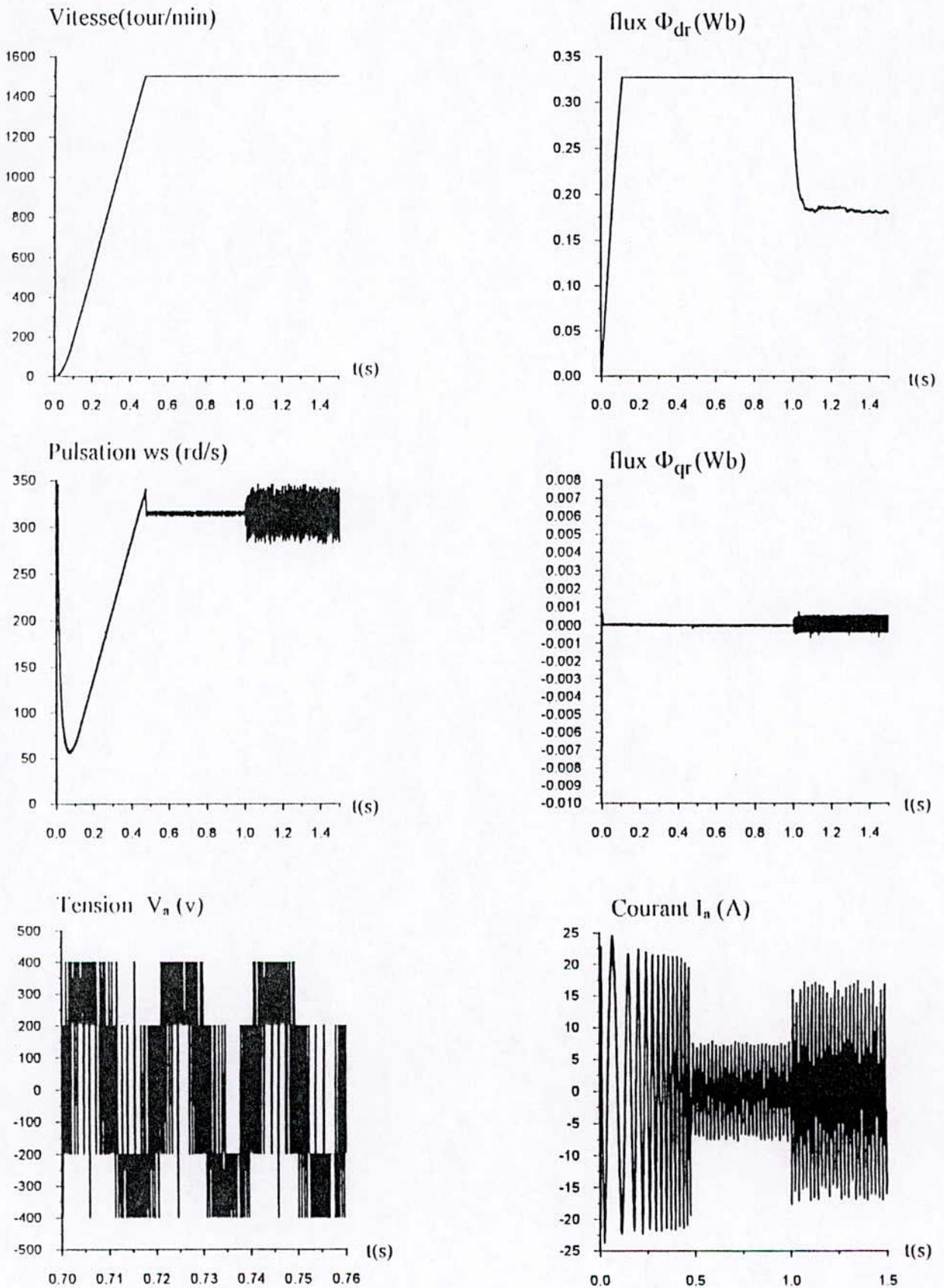


Figure (II-3-d): Influence d'une variation paramétrique introduite à $t=1s$ sur les réponses de la MAS (+150% sur R_s et R_r et -30% sur L_s , L_r et M)

IV-4 Commande floue adaptative directe stable généralisée:

IV-4-1-Introduction:

Cette méthode n'est qu'une extension de la précédente, son intérêt apparaît dans le cas d'incertitude instruquée dès lors, la borne supérieure des erreurs de reconstructions reste indéterminée. Ceci rend toutes les autres méthodes inapplicables, afin de résoudre un tel problème, nous proposons dans cette partie une approche basée sur l'estimation de ces paramètres.

IV-4-2 Structure de la commande :

Nous considérons, comme le chapitre précédant, la classe des systèmes dynamiques non linaires MIMO dont l'équation dynamique est écrite sous la forme suivante:

$$H(x) y^{(n)} + G(x) = u \tag{IV-93}$$

Nous supposons:

-La constante H_0 est inconnue

Où :

$$\| \dot{H} \| \leq H_0 \| x \| \tag{IV-94}$$

- Les erreurs de reconstruction vérifient:

$$| \epsilon_r | \leq \epsilon m_r \tag{IV-95}$$

$$| \epsilon_g | \leq \epsilon m_g \tag{IV-96}$$

Les bornes ϵm_r et ϵm_g sont inconnues.

Notons que les équations de (IV-45) à (IV-55) restent toujours valables.

Avec la même méthodologie on choisie la commande suivante:

$$u = k_d s + \frac{1}{2} \hat{H}_0 \|x\| s + W_h(x) \hat{\theta}_h y_r^{(n)} + W_g(x) \hat{\theta}_g + \hat{k}_h \|y_r^{(n)}\| \operatorname{sgn}(s) + \hat{k}_g \operatorname{sgn}(s). \tag{IV-97}$$

ou \hat{H}_0 et \hat{k}_h et \hat{k}_g sont des paramètres ajustable par les lois d'adaptation suivantes:

$$\dot{\hat{H}}_0 = \frac{1}{2} \eta \|x\| \|s\|^2 \tag{IV-98}$$

$$\dot{\hat{k}}_h = \eta \|y_r^{(n)}\| \|s\| \tag{IV-99}$$

$$\dot{\hat{k}}_g = \eta \|s\| \tag{IV-100}$$

Ou η est une constante positive contrôlant la vitesse d'adaptation de ces coefficients.

Les paramètres $\hat{\theta}_f$ et $\hat{\theta}_g$ du correcteur flou sont ajustés par la loi d'adaptation suivante:

$$\dot{\hat{\theta}}_h = \eta_h W_h^T(x) s (y_r^{(n)})^T \tag{IV-101}$$

$$\dot{\hat{\theta}}_g = \eta_g W_g^T(x) s \tag{IV-102}$$

Avec : $\eta_f > 0$ et $\eta_g > 0$.

Pour avoir une vision globale du principe de fonctionnement de cette commande on donne le schéma suivant:

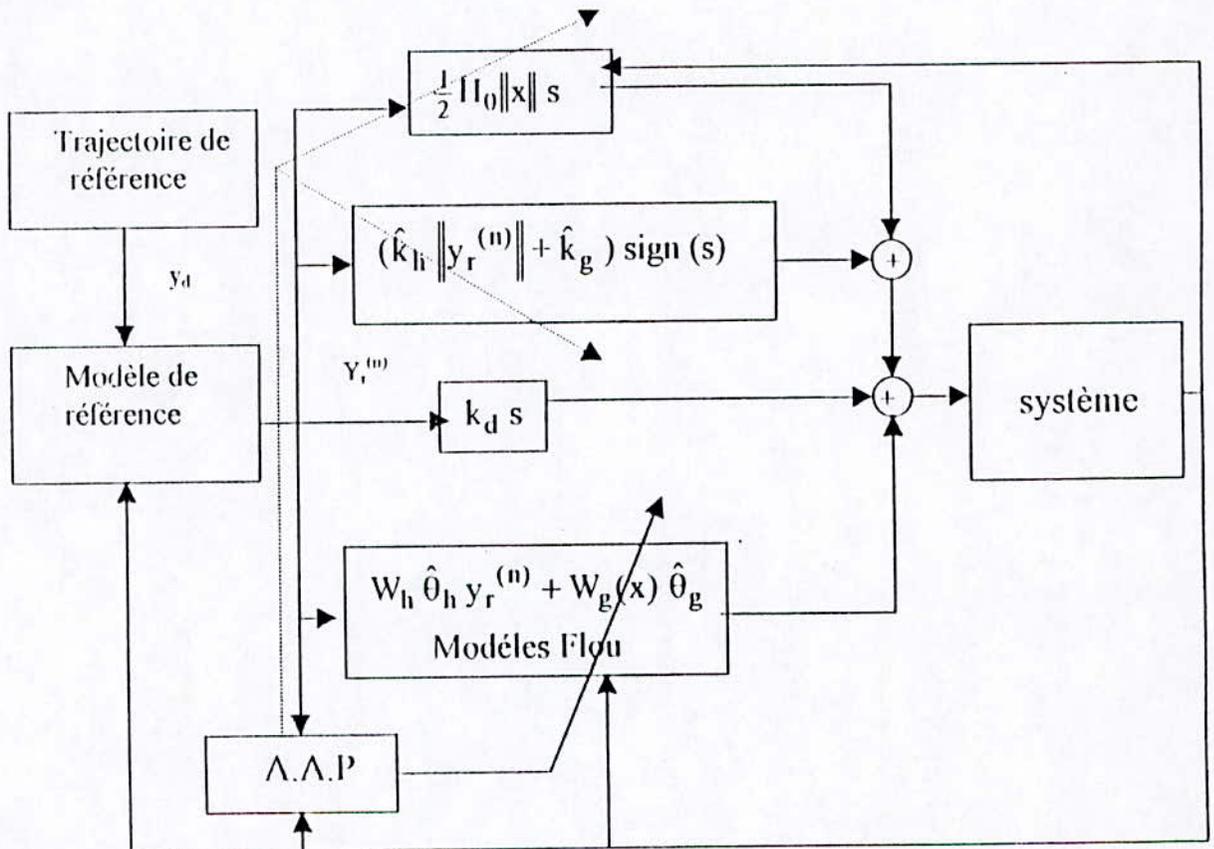


Figure (IV-3): structure de la commande adaptative directe stable généralisée.

IV-4-3 Analyse de la stabilité:

Soit la fonction candidate de Lyapunov suivante :

$$V = \frac{1}{2} s^T H s + \frac{1}{2} (\tilde{\theta}_h^T \eta_h^{-1} \tilde{\theta}_h) + \frac{1}{2} (\tilde{\theta}_g^T \eta_g^{-1} \tilde{\theta}_g) + \frac{1}{2\eta} \tilde{H}_0^2 + \frac{1}{2\eta} \tilde{k}_f^2 + \frac{1}{2\eta} \tilde{k}_g^2 \tag{IV-103}$$

Avec:

$$\tilde{\theta}_h = \hat{\theta}_h - \theta_h \text{ et } \tilde{\theta}_g = \hat{\theta}_g - \theta_g. \quad (IV-104)$$

et

$$\tilde{\Gamma}_0 = \hat{\Gamma}_0 - \Gamma_0 \text{ et } \tilde{k}_h = \hat{k}_h - k_h \text{ et } \tilde{k}_g = \hat{k}_g - k_g \quad (IV-105)$$

sachant que : $k_h = \epsilon m_h$ et $k_g = \epsilon m_g$.

En suivant les mêmes démarches que la partie précédente (IV-2-3), la dynamique de l'erreur filtrée s en boucle fermée est donnée par :

$$\begin{aligned} H\dot{s} = & -k_d s - \frac{1}{2} \hat{\Gamma}_0 \|x\| s - W_h(x) \tilde{\theta}_h y_r^{(n)} - W_g(x) \tilde{\theta}_g - \\ & (\hat{k}_h \|y_r^{(n)}\| + \hat{k}_g) \text{sign}(s) + \epsilon_h y_r^{(n)} + \epsilon_g \end{aligned} \quad (IV-106)$$

En dérivant (IV-103) par rapport au temps il vient :

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{1}{2} s^T \dot{H} s + s^T H \dot{s} + (\tilde{\theta}_h^T \eta_h^{-1} \dot{\hat{\theta}}_h) + (\tilde{\theta}_g^T \eta_g^{-1} \dot{\hat{\theta}}_g) + \\ & \frac{1}{\eta} \tilde{\Gamma}_0 \dot{\hat{\Gamma}}_0 + \frac{1}{\eta} \tilde{k}_h \dot{\hat{k}}_h + \frac{1}{\eta} \tilde{k}_g \dot{\hat{k}}_g \end{aligned} \quad (IV-107)$$

En remplaçant l'expression de $H\dot{s}$ donnée par (IV-106) dans (IV-107) celle-ci devient :

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{1}{2} s^T \dot{H} s - s^T k_d s - \frac{1}{2} s^T \hat{\Gamma}_0 \|x\| s - s^T W_h(x) \tilde{\theta}_h y_r^{(n)} - s^T W_g(x) \tilde{\theta}_g - \\ & s^T (\hat{k}_h \|y_r^{(n)}\| + \hat{k}_g) \text{sign}(s) + s^T \epsilon_h y_r^{(n)} + s^T \epsilon_g + \tilde{\theta}_h^T \eta_h^{-1} \dot{\hat{\theta}}_h + \tilde{\theta}_g^T \eta_g^{-1} \dot{\hat{\theta}}_g \\ & \frac{1}{\eta} \tilde{k}_h \dot{\hat{k}}_h + \frac{1}{\eta} \tilde{k}_g \dot{\hat{k}}_g - \frac{1}{\eta} \tilde{\Gamma}_0 \dot{\hat{\Gamma}}_0 \end{aligned} \quad (IV-108)$$

Pour assurer la bornitude de tous les signaux et la convergence asymptotique des erreurs de poursuite vers zéro, la condition suivante doit être vérifiée :

$$\dot{V} \leq 0$$

pour cela on décompose \dot{V} en :

$$\dot{V} = \dot{V}_1 + \dot{V}_2 + \dot{V}_3 + \dot{V}_4$$

où

$$\dot{V}_1 = -s^T k_d s.$$

$$\dot{V}_2 = \frac{1}{2} s^T \dot{H} s - \frac{1}{2} s^T \hat{\Gamma}_0 \|x\| s + \frac{1}{\eta} \tilde{\Gamma}_0 \dot{\hat{\Gamma}}_0.$$

$$\dot{V}_3 = -s^T W_h(x) \tilde{\theta}_h y_r^{(n)} - s^T W_g(x) \tilde{\theta}_g + \tilde{\theta}_h^T \eta_h^{-1} \dot{\hat{\theta}}_h + \tilde{\theta}_g^T \eta_g^{-1} \dot{\hat{\theta}}_g.$$

$$\dot{V}_4 = -s^T (\hat{k}_h \|y_r^{(n)}\| + \hat{k}_g) \text{sign}(s) + s^T \varepsilon_h y_r^{(n)} + s^T \varepsilon_g + \frac{1}{\eta} \tilde{k}_h \dot{\hat{k}}_h + \frac{1}{\eta} \tilde{k}_g \dot{\hat{k}}_g.$$

La première composante est négative, car k_d est une constante positive: $\dot{V}_1 \leq 0$

De l'équation (IV-98) on peut dire que : $\dot{V}_2 \leq 0$

En imposant à θ_f et θ_g les dynamiques données par les équations (IV-101) et (IV-102), il vient: $\dot{V}_3 \leq 0$

Le choix des gains k_h et k_g donnés respectivement par les équations (IV-99) et (IV-100), conduit: $\dot{V}_4 \leq 0$

Et finalement :
$$\dot{V}_5 \leq -s^T k_d s$$

D'ou les lois données par les équations (IV-97), (IV-98), (IV-99), (IV-100), (IV-101), (IV-102), garantissent une stabilité du système global, ainsi qu'une convergence asymptotique de l'erreur filtrée vers zéro.

IV-4-4 Application à la MAS:

Pour éviter la répétition nous ne donnerons pas les équations définissant les commandes et les paramètres à estimer et le modèle de la machine (Voir IV-2-4), on ne donnera que l'Algorithme d'estimation des paramètres $\hat{\Pi}_0$ et \hat{k}_h et \hat{k}_g :

$$\hat{\Pi}_0 = \frac{1}{2} \eta \|x\| \|s\|^2$$

$$\hat{k}_f = \eta \|y_r^{(n)}\| \|s\|$$

$$\hat{k}_g = \eta \|s\|$$

Où: $x \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur d'état (voir IV-46), s et y_r sont données respectivement par les expressions (IV-46) et (IV-48).

IV-4-5- Simulations et résultats:

Cette partie présente les résultats de la simulation effectuée sur la MAS alimentée par un onduleur à deux niveaux commandé par hystérésis.

Les résultats des simulations sont montrés dans les figures (IV-4-a) à (IV-4-d).

Nous constatons :

- Une bonne Robustesse par rapport aux variations paramétriques et au couple résistant.
- Aucun dépassement de la consigne de flux et de la vitesse.
- Grande précision de la commande.

Il est noter que la commande contient un terme du mode de glissement. Pour éviter l'effet de chattering on utilisera la fonction smooth définie par :

$$\text{smooth}(x) = \frac{x}{|x| + \varepsilon}$$

Avec ε est l'inverse de la tangente au voisinage de l'origine.

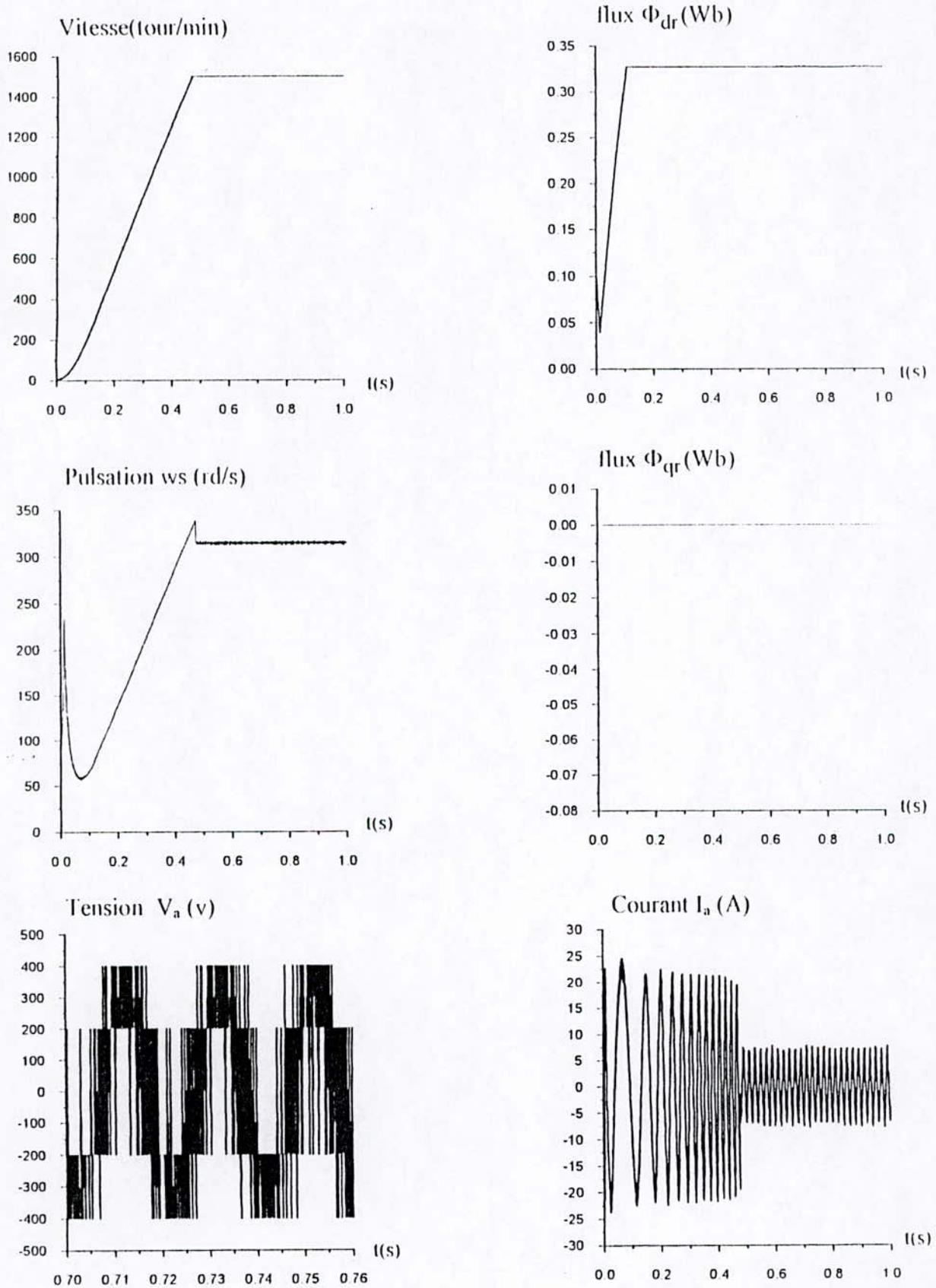


Figure (IV-4-a): Réponses de la M.AS à vide aux échelons du flux et de la vitesse

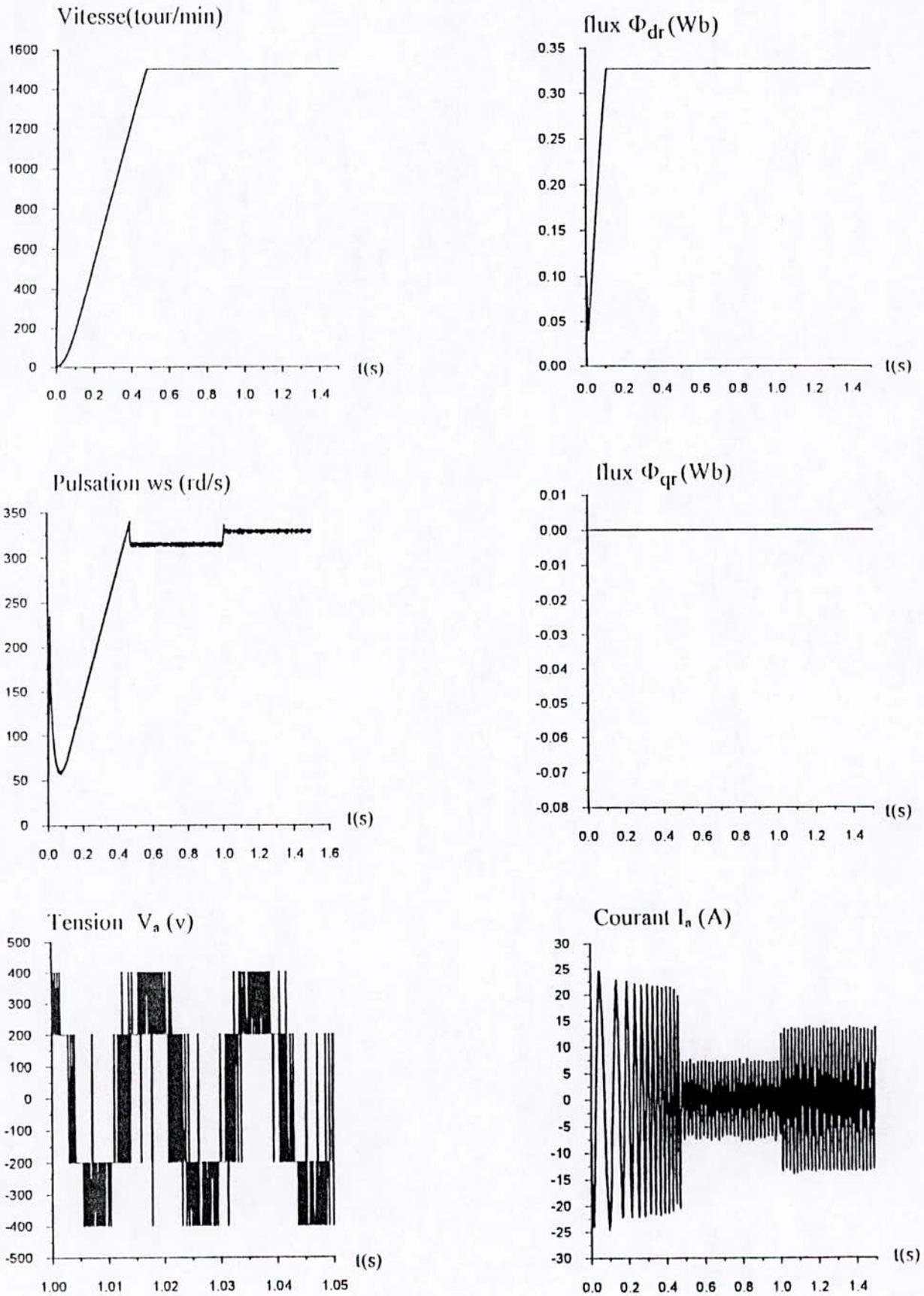


Figure (IV-4-b): Réponses de la M.AS à une perturbation de charge nominal à $t=1s$

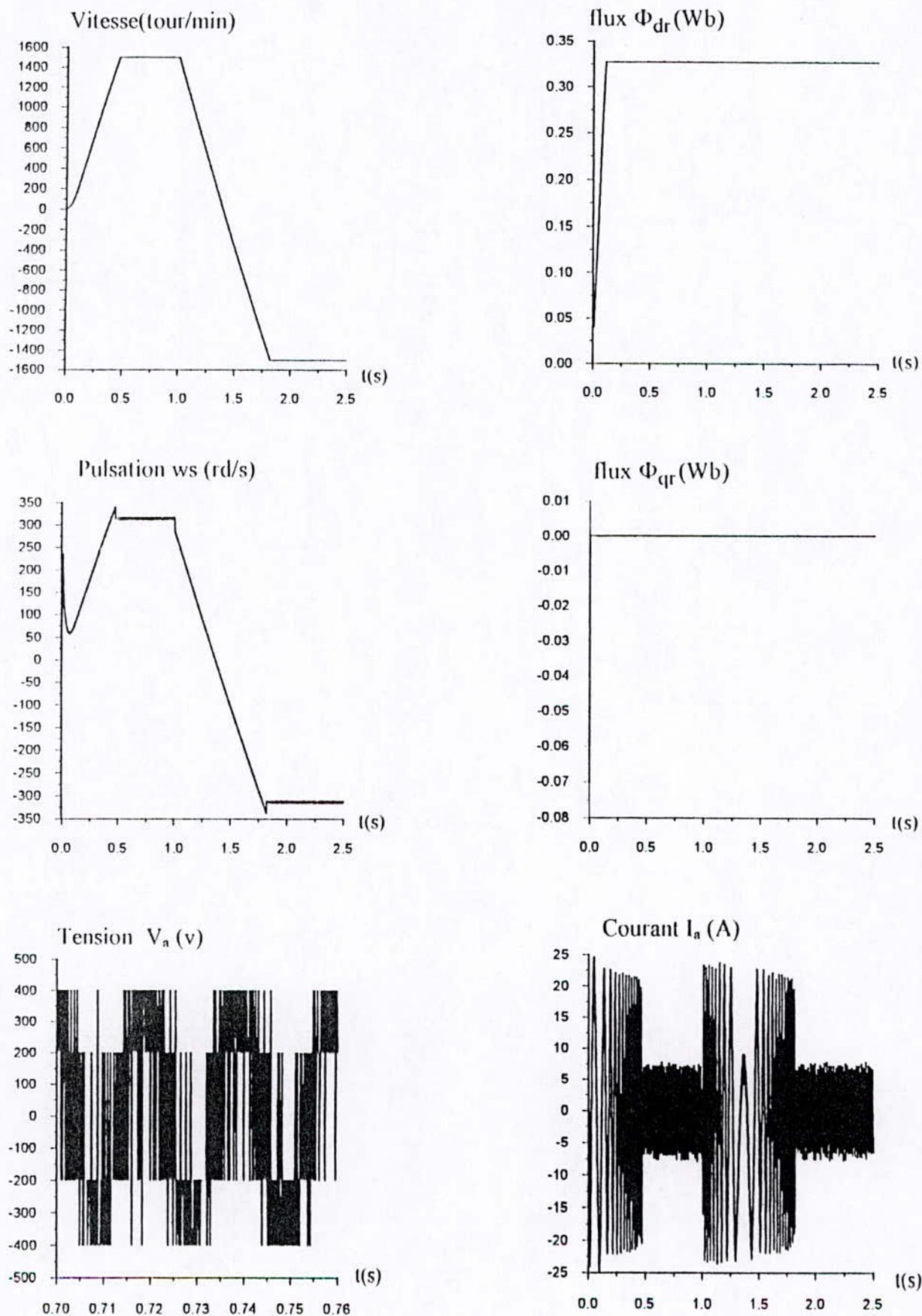


Figure (IV-4-c) : Réponses de la M.AS à une inversion de consigne de vitesse à $t = 1$ s

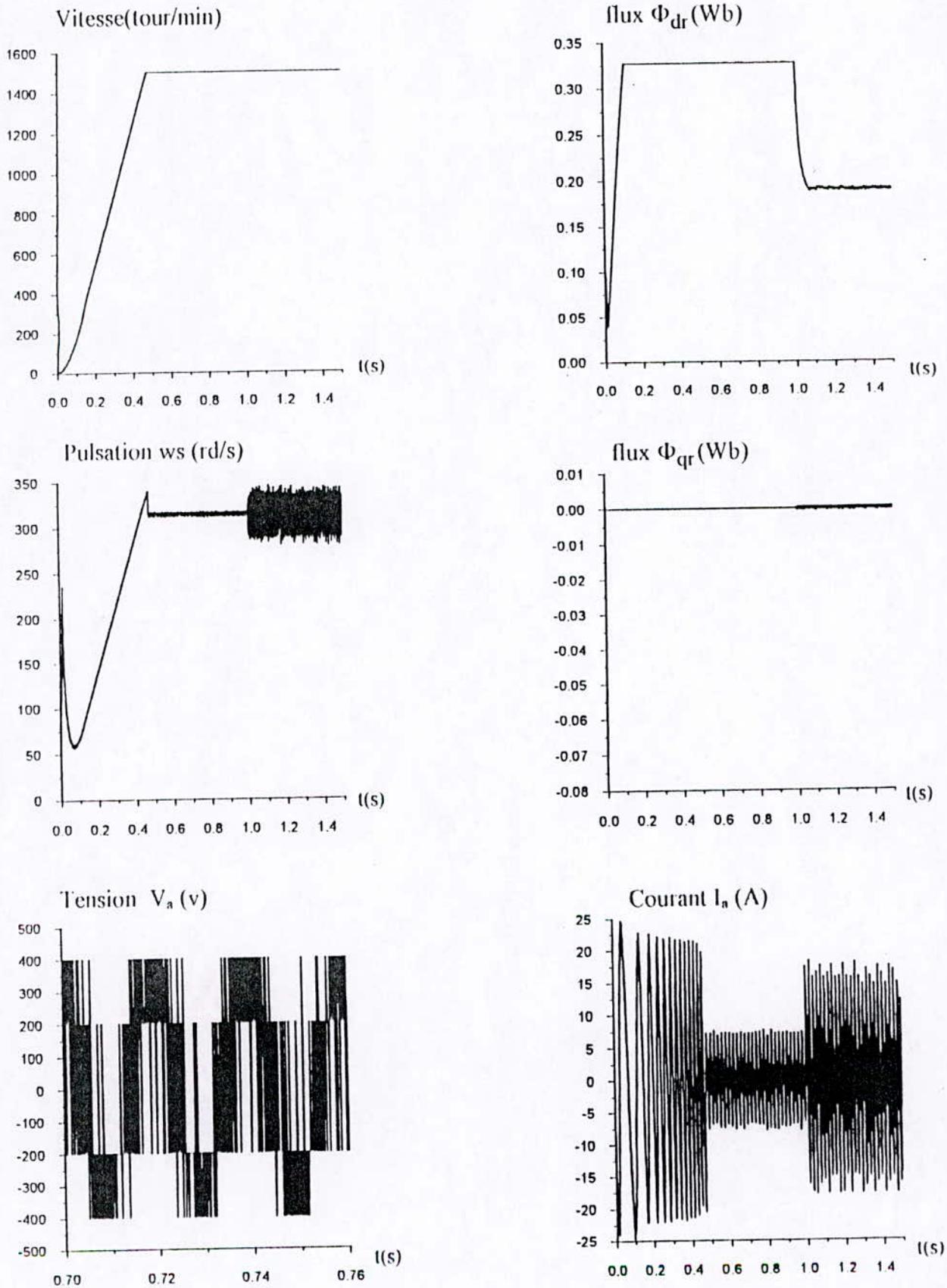


Figure (IV-4-d): Influence d'une variation paramétrique introduite à $t=1s$ sur les réponses de la MAS (+150% sur R_s et R_r et -30% sur L_s , L_r et M)

IV-5- Conclusion :

Ce chapitre a été consacré au développement de la commande floue adaptative basée sur l'utilisation des systèmes flous de Sugeno pour la reconstruction des régulateurs adaptatifs, du fait que le modèle de la MAS est supposé inconnu. Ainsi, nous avons appliqué la commande floue adaptative linéarisante. Cependant, l'inconvénient majeur de cette stratégie est qu'elle nécessite la mesure des dérivés du flux et de la vitesse. Pour éviter ce type de problème on a introduit la commande floue adaptative directe stable étendue. En plus, nous avons développé la commande floue adaptative directe stable généralisée, qui ne nécessite pas la connaissance des bornes des erreurs de reconstruction.

Le problème de l'erreur de reconstruction, du à la modélisation de la MAS est rigoureusement étudié et a été résolu par l'introduction d'un terme de mode de glissement. Pour démontrer la stabilité du système global, nous avons utilisé la théorie de stabilité de Lyapunov.

Les simulations ont été effectuées en utilisant les trois approches, on note de bonnes performances dynamiques :

- La vitesse et le flux ont des dynamiques asymptotiquement stables.
- Grande précision de la commande.

Les simulations faites lors de l'étude de la robustesse, pour différentes perturbations, montrent que :

- Ces techniques sont insensibles à l'application de la charge nominale.
- Ces techniques imposent à la vitesse une bonne robustesse par rapport aux variations paramétriques.

Conclusion générale

Le travail présenté dans ce mémoire concerne l'étude des plusieurs stratégies de commande floue et adaptative floue, appliquée a une machine asynchrone triphasé alimentée par un onduleur à hystéresis a deux niveaux .

Cette étude a été faite en quatre chapitres. Le premier est consacré aux notions de base de la logique floue et à l'application de la commande floue par la méthode de Mamdani pour régler le flux et la vitesse de la MAS .

Le deuxième chapitre est consacré à l'étude des systèmes flous de Sugeno en qualité d'approximateur universel. Dans ces conditions, on a exploité les systèmes flous de Sugeno, pour l'identification du régulateur de Mamdani, puis l'implanté dans la structure de commande de la MAS.

Le troisième chapitre a été consacré à l'étude de trois stratégies de commande adaptative indirecte. Les deux premières techniques proposées sont basées respectivement sur l'identification des dynamiques inverses et directes de chaque dynamique à commander, mais, ces deux approches souffrent du problème de calcul des dérivées, ce qui peut introduire des amplifications des bruits des mesures. En plus il n'existe aucune garantie quant à la stabilité du système global. Pour palier cet inconvénient, nous avons introduit une stratégie basée sur l'identification des dynamiques à commander en minimisant l'erreur en vitesse, à cet effet, la théorie de Lyapunov est utilisée pour garantir, sous certaines conditions, la bornitude des erreurs et la convergence des paramètres du système flou.

Le quatrième chapitre est consacré au développement de la commande floue adaptative directe. Le calcul des lois de commande est basé sur la théorie de Lyapunov, de tel façon à garantir une stabilité globale du système. La commande floue adaptative linéarisante a été proposée. Néanmoins, cette technique impose la mesure de la dérivé du flux et l'accélération. Pour surmonter ce problème, on a proposé la technique de commande floue adaptative directe stable étendue. Ces deux dernières méthodes de commande nécessitent la spécification de certains paramètres telles que les bornes de l'erreur de reconstruction. Pour palier ce type de problème on a proposé la technique de commande floue adaptative directe stable généralisée, qui utilise un mécanisme d'adaptation pour estimer ces paramètres en ligne.

Les simulations faites tout au long de ce travail montrent l'efficacité des systèmes flous:

- Comme élément de base pour l'identification des règles d'inférences du régulateur de Mamdani.

- Comme élément de base pour l'identification des modèles dynamiques de la MAS conduisant, par ce fait à une amélioration remarquable de la robustesse de la commande adaptative par rapport aux techniques floues classiques.

À l'issue de ce travail , cette thèse ouvre de nouvelles perspectives:

- L'utilisation de nouvelle technique de synthèse des lois de commande tel que 'backstepping'.
- Introduction d'observateurs (flou) pour le flux.
- Application des commandes adaptatives floues directe et indirecte à d'autres systèmes.
- Synthétisé d'autres commandes adaptatives floues, basées sur le théorème de Lyapunov.

ANNEXE I

Les paramètres de la machine sont donnés par le tableau suivant:

Paramètres	Valeurs
R_S	1.12 Ω
R_R	0.11 Ω
L_S	0.17 H
L_R	0.015 H
M	0.048 H
V_n	220/380 V
P_n	3.7 kW
J	0.135 Nm/rd s ⁻²
C_n	28 Nm
Ω_n	1500 tr/mn

Tableau A-1: Caractéristiques et paramètres de la Machine

ANNEXE II

Modélisation de la machine asynchrone

Le modèle de la machine asynchrone est un système de six équations non linéaire et à coefficients périodiques du temps. Par conséquent la résolution d'un tel système s'avère difficile. On introduit la transformation de Park pour réduire cette complexité et ainsi aboutir à un système d'équation à cinq équations à coefficients constants.

A-1- Equation électrique de la machine asynchrone :

La machine est alors représentée par les équations des phases statorique et rotoriques suivantes :

$$[V_{Sabc}] = [R_S][i_{Sabc}] + \left(\frac{d}{dt}\right)[\Phi_{Sabc}] \quad (\text{A-2-1})$$

$$[V_{Rabc}] = [R_R][i_{Rabc}] + \left(\frac{d}{dt}\right)[\Phi_{Rabc}] \quad (\text{A-2-2})$$

Les expressions des flux en fonction des courants statorique et rotoriques sont :

$$[\Phi_{Sabc}] = [L_S][i_{Sabc}] + [M_{SR}][i_{Rabc}] \quad (\text{A-2-3})$$

$$[\Phi_{Rabc}] = [L_R][i_{Rabc}] + [M_{SR}]^T [i_{Sabc}] \quad (\text{A-2-4})$$

Avec $[R_x]$ et $[L_x]$ et $[M_{SR}]$ sont respectivement les résistances, les inductances et les mutuelles, sachant que $x = S, R$ et S représente le stator et R le rotor.

A-2- Transformation de Park :

La transformation de Park fait projeter les enroulements d'axes a, b et c sur deux axe fictifs d et q en quadrature. Cette transformation est définie par la matrice de Park :

$$P(\theta_x) = \sqrt{2/3} \begin{bmatrix} \cos(\theta_x) & \cos(\theta_x - 2\pi/3) & \cos(\theta_x + 2\pi/3) \\ -\sin(\theta_x) & -\sin(\theta_x - 2\pi/3) & -\sin(\theta_x + 2\pi/3) \\ 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix} \quad .x = S, R. \quad (\text{A-2-5})$$

A-3- Transformation $dq \rightarrow \alpha\beta$:

$$\begin{cases} \dot{x}_3 = -a x_3 + \omega_S x_4 - x_4 x_5 + e i_{ds} \\ \dot{x}_4 = -a x_4 - \omega_S x_3 + x_3 x_5 + e i_{qs} \\ \dot{x}_5 = -d x_5 + c (i_{ds} x_3 - i_{qs} x_4) - b C_r \end{cases} \quad (\text{A-2-9})$$

- dans le repère synchrone (d,q) lié au champ rotorique ($x_4=0$):

$$\begin{cases} \dot{x}_3 = -a x_3 + e i_{ds} \\ \dot{x}_5 = -d x_5 + c i_{qs} x_3 - b C_r \end{cases} \quad (\text{A-2-10})$$

ANNEXE III

MODELISATION DE L'ONDULEUR

Dans cette étude, la MAS est commandée en courant. Cette commande peut être réalisée en utilisant un onduleur de tension régulé en courant, ce qui nous amène à utiliser la stratégie de commande par hystérésis. Les convertisseurs les plus utilisés de nos jours pour réaliser cet objectif sont les onduleurs triphasés à deux niveaux.

Le schéma suivant est une représentation de l'alimentation de la MAS.

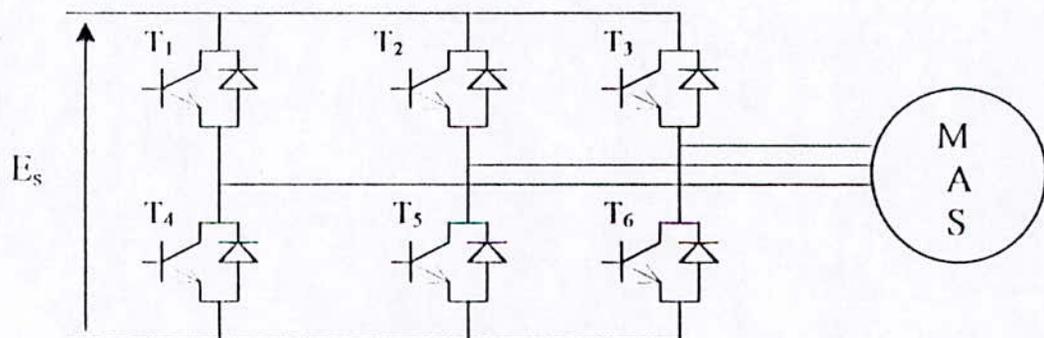


Figure (A-3): organe de commande de la MAS

La tension continue E_s est en réalité délivrée par un redresseur suivi d'un filtre passe bas.

L'association du transistor et de la diode donne un composant bidirectionnel, sachant que la commande des transistors de chaque bras est complémentaire, on peut voir chaque paire comme étant un interrupteur K_i .

A-1-Stratégie de commande des interrupteurs:

Sachant que $i_{a\text{ref}}$ et $i_{b\text{ref}}$ et $i_{c\text{ref}}$ sont les courants de références délivrés par le régulateur, i_a et i_b et i_c sont les courants de phases, F_i l'état de l'interrupteur K_i , on essaiera de maintenir le courant de phase dans une bande autour du courant de référence, cette bande est délimitée par la valeur h de l'hystérésis.

L'algorithme de la stratégie de commande des interrupteurs K_i par hystérésis ou bang-bang est donnée par :

- Les erreurs de courant sont donnés par :

$$er_a = i_{a \text{ ref}} - i_a$$

$$er_b = i_{b \text{ ref}} - i_b$$

$$er_c = i_{c \text{ ref}} - i_c$$

- l'état des interrupteurs:

si $er_a > h$ alors $F_1=0$

sinon si $er_a < -h$ alors $F_1=1$

sinon $F_1=F_1$

si $er_b > h$ alors $F_2=0$

sinon si $er_b < -h$ alors $F_2=1$

sinon $F_2=F_2$

si $er_c > h$ alors $F_3=0$

sinon si $er_c < -h$ alors $F_3=1$

sinon $F_3=F_3$

A-2-Les tensions simples de sortie:

Les tensions simples s'expriment par les relations suivantes:

$$V_a = \frac{E_s}{3} (2 F_1 - F_2 - F_3)$$

$$V_b = \frac{E_s}{3} (2 F_2 - F_3 - F_1)$$

$$V_c = \frac{E_s}{3} (2 F_3 - F_1 - F_2)$$

ANNEXE IV

Forme quadratique et fonction de Lyapunov

Soit le système non linéaire définie par l'équation suivante: $\frac{dx}{dt} = f(x)$. (A-4)

on suppose que $f(0) = 0$, c'est-à-dire l'origine est un point d'équilibre pour le système.

A-4-1-définitions :

- soit P une matrice symétrique alors le scalaire $V(x) = x^T P x$ est une forme quadratique .
- $V(x)$ définie positive $\Leftrightarrow \forall x \neq 0 : V(x) > 0$.
notons que $V(0)=0$.
- $V(x)$ définie positive \Rightarrow la matrice P définie positive aussi.

A-4-2-définition de la fonction candidate de Lyapunov :

$V(x)$ est une fonction continue .

supposons que V est définie positive $\Rightarrow [V > 0 \text{ et } V(0)=0]$ dès lors V est appelée candidate à la fonction de Lyapunov pour le système (A-4).

A-4-2-la stabilité au sans de Lyapunov :

théorème :

La solution nulle pour l'équation (A-4) est stable \Rightarrow

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{il existe une fonction V candidate de la fonction de Lyapunov .} \\ \text{et} \\ \dot{V} \leq 0 . \text{ (semis définie négative).} \end{array} \right.$$

NB :

*si on trouve une fonction de Lyapunov V le système est stable .

*ce théorème donne une condition suffisante pour la stabilité

*on voudrait souligner que l'efficacité du théorème de Lyapunov vient du faite que n'importe quelle fonction qui vérifie les critères de Lyapunov peut être utilisée pour démontrer la stabilité .

*la solution est asymptotiquement stable si, en plus de la première condition \dot{V} est définie négative

Références Bibliographiques

- [1] : S.Labiod «Commande adaptative par les systèmes flous, application aux robots manipulateurs», Thèse de Magister, ENP1998.
- [2] : Li-Xin Wang « Design and analysis of fuzzy identifiers of nonlinear dynamic systems », IEEE Transactions On Automatic Control, Vol. 40, N°1, January 1995.
- [3] : Li-Xin Wang and Jerry M.Mendel « Generating fuzzy rules by learning from examples » IEEE transaction on automatic control, august 1991.
- [4] : Charles M.Higgins and Rodney M.Goodman « Fuzzy rule-based network for control » IEEE transaction on fuzzy system, vol.2.No february 1994.
- [5] : H.Chekireb, A.Farah «Influence de la forme et du nombre des ensembles flous sur le réglage par la logique floue d'un moteur asynchrone »
- [6] : H.Bulder, « Réglage par logique floue », Press Polytechniques Rommandes, 1994.
- [7] : R.Ketata, «Méthodologie de régulation numérique incluant la logique floue », Thèse de doctorat, no199, INSA, Toulouse, 1992.
- [8] : LFA96 «Rencontre Francophone sur la logique floue et ses applications », Nancy, 4-5 Décembre 1996.
- [9] : O.Bouhali «Étude et développement de méthodes de commande adaptative centralisée et décentralisée en utilisant différents types de réseaux de Neurones artificiels, application au robot puma 560 » Thèse de magister, ENP1998.
- [10] : H.Chekireb, A.Farah «Réglage flou par la méthode de Sugeno du flux et de la vitesse d'une machine asynchrone », Conférence Internationale SSA2'99.
- [11] : Jeffrey T.Spooner and Kevin M.Passino «Stable indirect adaptative control using fuzzy systems and neural networks », Proceeding of the 34th Conference on design & control, New Orleans, la-December 1995.
- [12] : Jeffrey T.Spooner and Kevin M.Passino «Stable direct adaptative control using fuzzy systems and neural networks », Proceeding of the 34th Conference on decision & control, New Orleans, la-December 1995.
- [13] : B. Bouchon-Meunier «Logique floue », PUF, 1993.
- [14] : A.Mellahi et A.Boulahia «Commande floue et neuro-floue décentralisée, application en robotique », Thèse de PFE, ENP1997.
- [15] : M.Larabi «Différentes approches de commandes à structure variable, application à une machine asynchrone », Thèse de PFE, ENP1997.

ملخص :

هذا العمل يتمثل في تطبيق التحكم التلاؤمي بواسطة المنطق الغامض على الماكنة الغير المتزامنة. في الأول, تم تشكيل منضم بواسطة المنطق الغامض من صنف ممداني (Mamdani), ثم اقترحنا طريقة اخرى فعالة لتقريب المنضم من صنف ممداني للحصول على منضم غامض من صنف سوجينو (Sugeno) من اجل الحصول على نتائج جيدة من حيث سرعة الحساب و البساطة. في الفصل الثالث والرابع طبقنا التحكم الغامض التلاؤمي الغير المباشر والمباشر وناقشنا ثلاثة طرق في كل فصل. النتائج المحصل عليها بعد المحاكات العددية اثبتت مدى دقة وفعالية هاتين الطريقتين بالرغم من وجود اضطرابات.

كلمات مفتاحية : المنطق الغامض, التحكم التلاؤمي, الماكنة الغير المتزامنة

Abstract:

This work consists of the application of adaptative control using fuzzy systems to an induction machine. First, a fuzzy controller of Mamdani type is synthesized after, an efficient method is proposed to obtain a fuzzy controller of Sugeno type, in order to obtain good results in speed computing and simplicity.

In the third and fourth chapter, we have applied direct and indirect adaptative control using fuzzy systems, which are developed using three approach.

The simulation results are given to highlight the precision and the robustness of these proposed schemes.

Key word: fuzzy systems, adaptative control, induction machine.

Résumé:

Ce travail consiste en l'application de la commande adaptative par les systèmes flous de la machine asynchrone. En premier temps, un régulateur par logique floue de type de Mamdani est synthétisé. Après, une méthode efficace est proposée pour avoir un régulateur flou de type de Sugeno. Le troisieme et quatrieme chapitre sont consacrés à l'application de la commande adaptative directe et indirecte par les systèmes flous, où dans chaque chapitre on a exposé trois méthodes. Les résultats de simulation obtenus ont permis l'évaluation des performances de robustesse et de precision des deux approches.

Mots clés: systèmes flous, comande adaptative, Machine asynchrone.