

24/95

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR  
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE  
Option : Automatique

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات  
المكتبة — BIBLIOTHEQUE  
Ecole Nationale Polytechnique

**PROJET DE FIN D'ETUDES**

**SUJET**

***COMMANDE FLOUE ET NEURO-LINGUISTIQUE  
D'UNE MACHINE ASYNCHRONE TRIPHASEE***

Proposé par :

Mr. M. C. SOUAMI  
Mr. H. CHEKIREB  
Mr. F. BOUDJEMA

Etudié par :

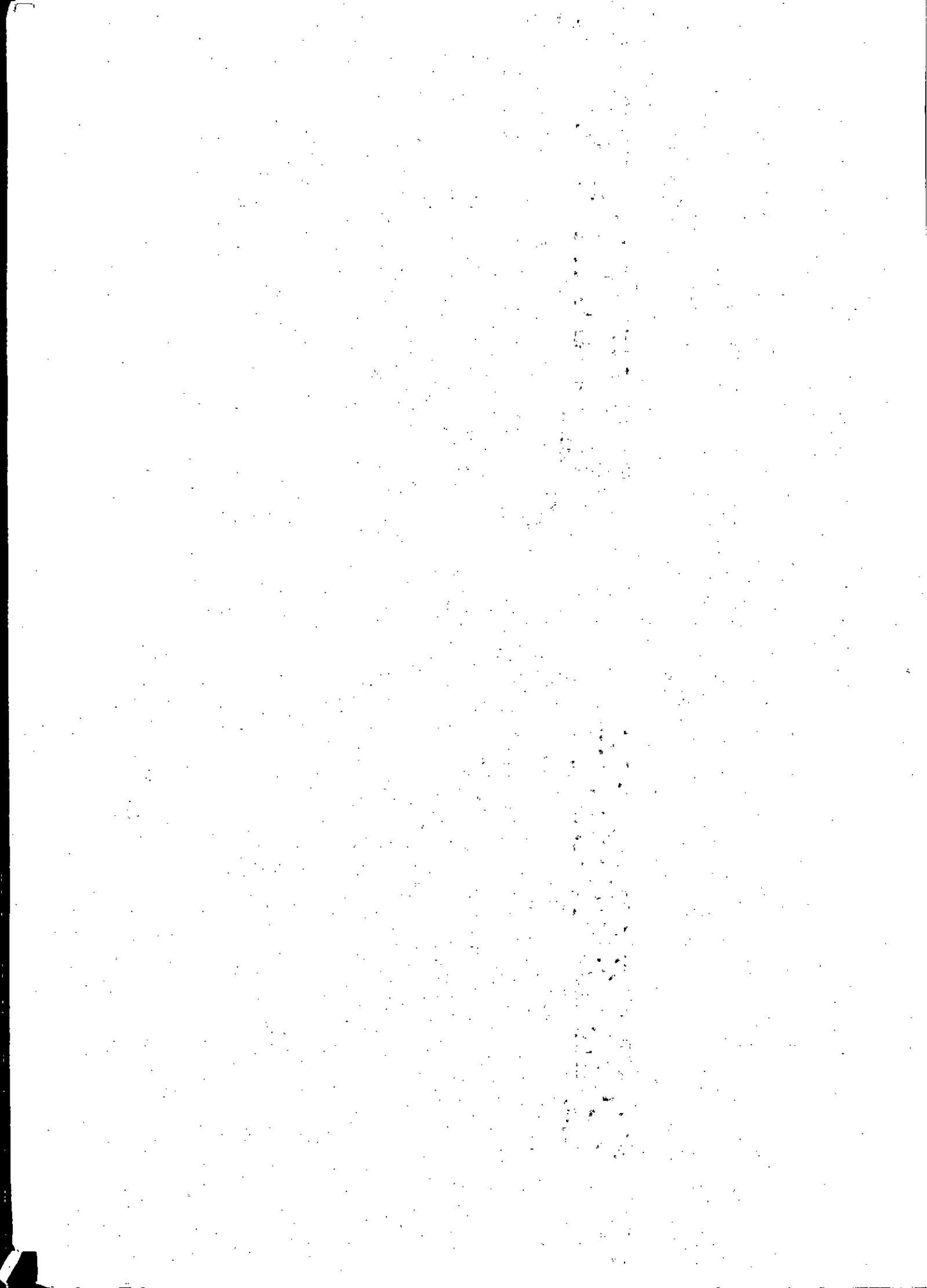
Mr. NEFTI SAMIR  
Mr. BABA-HADJÏ YUCEF

Dirigé par :

Mr. M. C. SOUAMI  
Mr. H. CHEKIREB  
Mr. F. BOUDJEMA

**PROMOTION**

**JUIN 1995**



*A la mémoire de mon père*

*A ma mère*

*L' être qui m'est le plus cher, qu' elle trouve  
ici l'expression de mon affection , mon respect,  
ma profonde gratitude et reconnaissance pour  
tout son sacrifice*

*A mon grand père*

*Pour son soutien moral aussi bien que financier  
pour ses encouragements tout le long de ma  
formation*

*A mes deux grands mères*

*A ma très chère fiancée Sara*

*qu'elle trouve ici l'expression de mon affection,  
tout mon amour et toute ma profonde gratitude*

*A mon frère Samir , et ma soeur Madina*

*A tous mes oncles pour leurs encouragements*

*A tous mes cousins et spécialement Leila*

*je dédie ce modeste travail*

*youcef*

*A mes très chers parents ,*

*à mes grands-parents ,*

*à mes frères et soeurs ,*

*à tous ceux qui m ' ont soutenu moralement et  
matériellement .*

*A tous je dis merci , et je vous dédie ce travail .*

*Samir*

## SOMMAIRE

---

---

### GLOSSAIRE , III

### INTRODUCTION GENERALE , I

#### Chapitre 1

### MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE TRIPHASEE , 3

- 1.1 Introduction , 3
- 1.2 Modélisation de la machine asynchrone triphasée , 4
- 1.3 Equations de la machine biphasée équivalente , 7
- 1.4 Modèle de la machine asynchrone alimentée  
en courant , 12
- 1.5 Modèle de la machine asynchrone alimentée  
en tension , 13
- 1.6 Simulations en boucle ouverte , 14
- 1.7 Conclusion , 20

#### Chapitre 2

### COMMANDE FLOUE , 22

- 2.1 Introduction , 22
- 2.2 Notions de logique floue , 23
- 2.3 Contrôleur flou , 30
- 2.4 Conception d'un contrôleur flou , 32
- 2.5 Conclusion , 33

Chapitre 3 **APPLICATION DE LA COMMANDE FLOUE  
SUR LA MACHINE ASYNCHRONE , 34**

- 3.1 Commande floue du modèle de la machine  
alimentée en courant , 35
- 3.2 Commande floue du modèle de la machine  
alimentée en tension , 48
- 3.3 Conclusion , 63

المدرسة الوطنية المتعددة التخصصات  
المكتبة — BIBLIOTHEQUE  
Ecole Nationale Polytechnique

Chapitre 4 **RESEAUX DE NEURONES ET COMMANDE  
NEURO-LINGUISTIQUE , 64**

- 4.1 Introduction , 64
- 4.2 Structure du neurone biologique , 65
- 4.3 Neurone artificiel , 65
- 4.4 Architecture des réseaux de neurones , 67
- 4.5 Techniques d'apprentissage , 67
- 4.6 Backpropagation , 68
- 4.7 Contrôleur hybride ou neuro-linguistique , 70
- 4.8 Conclusion , 71

Chapitre 5 **APPLICATION DE LA COMMANDE  
NEURO-LINGUISTIQUE SUR LA MACHINE  
ASYNCHRONE , 72**

- 5.1 Phase d'apprentissage , 73
- 5.2 Commande neuro-linguistique du modèle de  
la machine alimentée en courant , 74
- 5.3 Commande neuro-linguistique du modèle de  
la machine alimentée en tension , 84
- 5.4 Conclusion , 93

**CONCLUSION GENERALE , 94**

**ANNEXE , 96**

**BIBLIOGRAPHIE**

**Symbole**

**Signification**

$\omega_a$	vitesse angulaire du referentiel (rad/s) .
$\omega_s$	pulsation statorique (rad/s) .
$\omega_r$	vitesse angulaire du rotor par rapport au stator (rad/s) .
$\Omega$	vitesse mécanique du rotor de la machine .
$U_{as}, U_{bs}, U_{cs}$	tensions instantanées des phases statoriques de la machine .
$I_{as}, I_{bs}, I_{cs}$	courants statoriques instantanés de la machine .
$\Psi_{as}, \Psi_{bs}, \Psi_{cs}$	flux statoriques instantanés .
$U_{ar}, U_{br}, U_{cr}$	tensions instantanées des phases rotoriques de la machine .
$I_{ar}, I_{br}, I_{cr}$	courants rotoriques instantanés de la machine .
$\Psi_{ar}, \Psi_{br}, \Psi_{cr}$	flux rotoriques instantanés .
$R_s$	résistance d'une phase statorique .
$R_r$	résistance d'une phase rotorique .
$L_{s,s}$	inductance propre d'une phase statorique .
$M_{s,s}$	inductance mutuelle entre phases statoriques .
$L_{r,r}$	inductance propre d'une phase rotorique .
$M_{r,r}$	inductance mutuelle entre phases rotoriques .
$M_{rs}$	inductance mutuelle stator-rotor .
$U_{ds}, U_{qs}$	tension statorique d'axe direct, en quadrature .
$\bar{i}_{ds}, \bar{i}_{qs}$	courant statorique d'axe direct, en quadrature .
$\Psi_{ds}, \Psi_{qs}$	flux statorique d'axe direct, en quadrature .
$U_{dr}, U_{qr}$	tension rotorique d'axe direct, en quadrature .
$\bar{i}_{dr}, \bar{i}_{qr}$	courant rotorique d'axe direct, en quadrature .
$\Psi_{dr}, \Psi_{qr}$	flux rotorique d'axe direct, en quadrature .
$L_s$	inductance propre cyclique du stator .
$L_r$	inductance propre cyclique du rotor .
$M$	inductance mutuelle cyclique entre stator et rotor .
$C_{em}$	couple électromagnétique .
$J$	moment d'inertie des masses tournantes .
$f$	coefficient de frottement visqueux .

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

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

La machine à courant continu a permis dès l'apparition de l'électronique de puissance, de satisfaire la plus grande partie des besoins. Toutefois, il est bien connu que certaines industries tolèrent mal le collecteur en raison de l'environnement. On sait aussi que le collecteur est limité en vitesse et en puissance. Ces inconvénients ont motivé le développement d'entraînement à vitesse variable, faisant appel à des machines sans collecteur, telle que la machine synchrone et asynchrone.

La machine asynchrone, par ses nombreux avantages (robustesse, facilité de construction, coût, grande plage de puissance), mais aussi par la forte non-linéarité de son modèle de connaissance, a fait ouvrir un axe de recherche dans le domaine de l'automatique. La commande vectorielle [4] a véritablement lancé l'utilisation de cette machine.

De plus en plus de travaux ont été consacrés à la commande de cette machine, tel la commande par mode de glissement, la commande linéarisante [11, 26].

Aujourd'hui, d'autres nouvelles techniques de commande 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.

Dans ce qui suit, nous nous proposons d'en étudier deux techniques connues pour leur robustesse, pour leur caractère non-linéaire et qui sont issues de l'étude de l'intelligence artificielle : la commande floue et la commande neuro-linguistique.



Ces deux techniques connaissent de plus en plus d' applications dans le domaine de l' électronique de puissance [12, 13, 21] et particulièrement pour la commande des machines synchrone et asynchrone [1, 17, 34, 39].

## **PRESENTATION DU TRAVAIL :**

Notre étude porte sur le contrôle d' un actionneur asynchrone par deux techniques : la commande floue et la commande neuro-linguistique .

Ce présent travail est composé de cinq parties organisées comme suit :

Dans la première partie , une modélisation de la machine sera proposée. Le modèle ainsi construit sera utilisé pour donner une représentation permettant la simulation de la machine .

La seconde partie de ce travail comportera les concepts de la logique floue et nous verrons comment intégrer cet outil à la commande des systèmes dynamiques pour en faire un contrôleur .

Le troisième chapitre concernera l' application de la commande floue à la machine asynchrone et nous analyserons aussi les performances de ce type de commande .

Dans la quatrième partie , une introduction aux réseaux de neurones artificiels sera présentée et nous verrons comment associer ces réseaux à la logique floue pour construire un contrôleur hybride ou neuro-linguistique .

Enfin la dernière partie comportera l' application et l' implémentation de la commande floue sur un réseau de neurones dans le cas du contrôle de l' actionneur asynchrone .

Nous concluons au vu des résultats obtenus à savoir robustesse , performances de chaque méthode et son applicabilité au problème .

## Chapitre 1

# MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE TRIPHASEE

---

---

### 1.1 Introduction :

La machine asynchrone présente du point de vue commande, un défi très intéressant [9]. Ceci est dû à :

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

Néanmoins , et en dépit de tous ces problèmes , la machine asynchrone offre plusieurs avantages relativement à la machine à courant continu ; son faible coût , sa simplicité de construction , sa robustesse , sa fiabilité ( peu de pièces sont soumises à l'usure ) et son entretien facile . Outre cela , elle couvre une plage de puissance de quelques centaines de watts jusqu'à plusieurs mégawatts [5 , 30] .

Elle détrône de ce fait petit à petit la machine à courant continu , grâce aussi à l'essor impressionnant qu'a connu l'électronique de puissance et la micro-électronique ces dernières décennies et l'apparition de nouvelles techniques de commande .

Plusieurs techniques plus ou moins complexes ont été proposées pour la commande de cette machine [5 , 9 , 11 , 26] .

En 1972 , Blaschke a développé une théorie de commande dite à flux orienté , qui permet d'assimiler la machine asynchrone à une machine à courant continu . Depuis , plusieurs travaux ont été menés dans cette direction [27 , 9 , 26] .

Dans ce chapitre , et avant d'aborder la commande , nous modéliserons la machine asynchrone triphasée par le modèle biphasé équivalent dans un référentiel lié au champ tournant et enfin nous présenterons les deux modèles à commander :

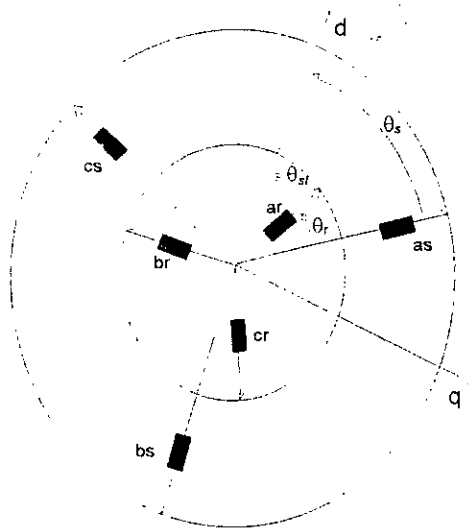
- Le modèle de la machine asynchrone à flux orienté alimentée en courant .
- Le modèle de la machine asynchrone à flux orienté alimentée en tension .

## 1.2 Modélisation de la machine asynchrone triphasée :

### 1.2.1 Description :

La machine asynchrone dont nous allons étudier la mise en équation correspond au schéma de principe représenté à la figure 1.1 dans un plan perpendiculaire à l'axe de rotation , en hypothèse bipolaire .

Les armatures magnétiques du stator et du rotor sont toutes deux cylindriques , donc séparées par un entrefer constant et munies chacune d'un enroulement triphasé . Les trois enroulements de phase du stator  $a_s$  ,  $b_s$  ,  $c_s$  sont représentés schématiquement au droit de leurs axes magnétiques respectifs , ainsi que les trois enroulements du rotor  $a_r$  ,  $b_r$  ,  $c_r$  .



*Figure 1.1* : Représentation schématique d'une machine asynchrone triphasée au stator et au rotor .

Nous avons les définitions angulaires suivantes dans le sens trigonométrique:

$$(Oas,Od) = \theta_s$$

$$(Obs,Od) = \theta_s - 2\pi/3$$

$$(Ocs,Od) = \theta_s - 4\pi/3$$

$$(Oar,Od) = \theta_{st}$$

$$(Obr,Od) = \theta_{st} - 2\pi/3$$

$$(Ocr,Od) = \theta_{st} - 4\pi/3$$

$$(Oas,Oar) = \theta_s - \theta_{st} = \theta_r$$

$$(Od,Oq) = \pi/2$$

(1.1)

Notons que  $\theta_r$  caractérise la position angulaire du rotor par rapport au stator , d'où la vitesse angulaire (en bipolaire) :

$$\omega_r = \frac{d\theta_r}{dt} = \frac{d\theta_s}{dt} - \frac{d\theta_{st}}{dt}$$

### 1.2.2 Hypothèses simplificatrices :

Les hypothèses simplificatrices suivantes sont faites [3] :

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

### 1.2.3 Equations électriques et magnétiques :

Les six enroulements de la figure 1.1 obéissent aux équations matricielles suivantes :

- Au stator :

$$[U_s] = R_s [I_s] + \frac{d}{dt} [\Psi_s] \quad (1.2)$$

- Au rotor :

$$[U_r] = R_r [I_r] + \frac{d}{dt} [\Psi_r] \quad (1.3)$$

où  $[U_s]$ ,  $[I_s]$  et  $[\Psi_s]$  sont donnés par :

$$\begin{aligned} [U_s] &= [U_{as} \quad U_{bs} \quad U_{cs}]^T \\ [I_s] &= [I_{as} \quad I_{bs} \quad I_{cs}]^T \\ [\Psi_s] &= [\Psi_{as} \quad \Psi_{bs} \quad \Psi_{cs}]^T \end{aligned} \quad (1.4)$$

et  $[U_r]$ ,  $[I_r]$ ,  $[\Psi_r]$  par :

$$\begin{aligned} [U_r] &= [U_{ar} \quad U_{br} \quad U_{cr}]^T \\ [I_r] &= [I_{ar} \quad I_{br} \quad I_{cr}]^T \\ [\Psi_r] &= [\Psi_{ar} \quad \Psi_{br} \quad \Psi_{cr}]^T \end{aligned} \quad (1.5)$$

Les flux totalisés couplés avec les phases statoriques et rotoriques s ' expriment sous la forme :

$$\begin{aligned} [\Psi_s] &= [L_s] [I_s] + [L_{sr}] [I_r] \\ [\Psi_r] &= [L_{sr}] [I_s] + [L_r] [I_r] \end{aligned} \quad (1.6)$$

où les matrices  $[L_s]$ ,  $[L_r]$  et  $[L_{sr}]$  sont données par :

$$[L_s] = \begin{bmatrix} L_{as} & M_{as} & M_{as} \\ M_{as} & L_{as} & M_{as} \\ M_{as} & M_{as} & L_{as} \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

$$[L_r] = \begin{bmatrix} L_{ar} & M_{ar} & M_{ar} \\ M_{ar} & L_{ar} & M_{ar} \\ M_{ar} & M_{ar} & L_{ar} \end{bmatrix} \quad (1.8)$$

$$[L_{sr}] = M_{rs} \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos\theta & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos\theta \end{bmatrix} \quad (1.9)$$

En introduisant les équations (1.6) dans les équations (1.2) et (1.3), on obtient les équations suivantes :

$$[U_s] = R_s [I_s] + [L_s] \frac{d}{dt}[I_s] + \frac{d}{dt}[L_{sr}][I_r] \quad (1.10)$$

$$[U_r] = R_r [I_r] + [L_r] \frac{d}{dt}[I_r] + \frac{d}{dt}[L_{sr}][I_s] \quad (1.11)$$

Du fait des termes trigonométriques contenus dans la matrice  $[L_{sr}]$ , les coefficients des équations du système (1.10) et (1.11) sont variables dans le temps et la transformation de Park s'impose alors dans le but d'obtenir un modèle équivalent plus simple à manipuler du point de vue commande.

### 1.3 Equations de la machine biphasée équivalente :

#### 1.3.1 Transformation de Park :

Pour simplifier la présentation des équations électriques (1.10) et (1.11), on introduit la transformation de Park normalisée définie par sa matrice de transformation  $[A]$  tel que :

$$[A] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin\theta & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

La matrice inverse de la transformation de Park normalisée a pour expression :

$$[A]^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (1.13)$$

### 1.3.2 Equations électriques et magnétiques :

Pour obtenir un système d'équations à coefficients constants, on applique aux courants, aux tensions et aux flux un changement de variables défini par la matrice de Park.

Ce changement de variables peut être interprété comme la substitution aux enroulements réels de phase as, bs, cs et ar, br, cr d'enroulements fictifs ds, qs, or et dr, qr, or.

L'application de cette transformation aux équations électriques (1.2) et (1.3) donne :

$$U_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d}{dt} \Psi_{ds} - \omega_a \Psi_{qs} \quad (1.15)$$

$$U_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d}{dt} \Psi_{qs} + \omega_a \Psi_{ds}$$

$$U_{dr} = R_r i_{dr} + \frac{d}{dt} \Psi_{dr} - (\omega_a - \omega_r) \Psi_{qr} \quad (1.16)$$

$$U_{qr} = R_r i_{qr} + \frac{d}{dt} \Psi_{qr} + (\omega_a - \omega_r) \Psi_{dr}$$

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

$$\Psi_{ds} = L_s i_{ds} + M i_{dr} \quad (1.17)$$

$$\Psi_{qs} = L_s i_{qs} + M i_{qr}$$

$$\Psi_{dr} = L_r i_{dr} + M i_{ds} \quad (1.18)$$

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

où :

$$L_s = L_{as} - M_{as}$$

$$L_r = L_{ar} - M_{ar}$$

$$M = M_{rs}$$

### 1.3.3 Equation mécanique :

L' équation mécanique de la machine est donnée par :

$$C_{em} = J \frac{d\Omega}{dt} + f \Omega + C_r \quad (1.19)$$

L' expression du couple électromagnétique est donnée par :

$$C_{em} = p (\Psi_{ds} i_{ds} - \Psi_{qs} i_{qs}) \quad (1.20)$$

### 1.3.4 Modèle du moteur exprimé dans un référentiel lié au champ tournant :

En prenant comme vecteur d' état  $x = [i_{ds} \ i_{qs} \ \Psi_{dr} \ \Psi_{qr} \ \Omega]^T$  et en faisant quelques substitutions dans les équations (1.15) et (1.16) en utilisant les équations (1.17) et (1.18) , on aboutit au système d' équations d' état suivant :

$$\begin{aligned} \frac{di_{ds}}{dt} &= - \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{M^2 R_r}{\sigma L_s L_r^2} \right) i_{ds} + \frac{M}{\sigma L_s L_r} \omega_r \Psi_{qr} + \omega_a i_{qs} + \frac{R_r}{L_r} \frac{M}{\sigma L_s L_r} \Psi_{dr} + \frac{U_{ds}}{\sigma L_s} \\ \frac{di_{qs}}{dt} &= - \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{M^2 R_r}{\sigma L_s L_r^2} \right) i_{qs} - \frac{M}{\sigma L_s L_r} \omega_r \Psi_{dr} - \omega_a i_{ds} + \frac{R_r}{L_r} \frac{M}{\sigma L_s L_r} \Psi_{qr} + \frac{U_{qs}}{\sigma L_s} \\ \frac{d\Psi_{dr}}{dt} &= (\omega_a - \omega_r) \Psi_{qr} - \frac{R_r}{L_r} \Psi_{dr} + \frac{R_r}{L_r} M i_{ds} \\ \frac{d\Psi_{qr}}{dt} &= - (\omega_a - \omega_r) \Psi_{dr} - \frac{R_r}{L_r} \Psi_{qr} + \frac{R_r}{L_r} M i_{qs} \\ \frac{d\Omega}{dt} &= \frac{pM}{JL_r} (\Psi_{dr} i_{qs} - \Psi_{qr} i_{ds}) - \frac{f}{J} \Omega - \frac{C_r}{J} \end{aligned} \quad (1.21)$$

Dans un référentiel lié au champ tournant on a  $\omega_a = \omega_s$  . Nous aurons donc le modèle dynamique suivant :



$$\begin{aligned}
 \frac{di_{ds}}{dt} &= - \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{M^2 R_r}{\sigma L_s L_r^2} \right) i_{ds} + \frac{M}{\sigma L_s L_r} \omega_r \Psi_{qr} + \omega_s i_{qs} + \frac{R_r}{L_r} \frac{M}{\sigma L_s L_r} \Psi_{dr} + \frac{U_{ds}}{\sigma L_s} \\
 \frac{di_{qs}}{dt} &= - \left( \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{M^2 R_r}{\sigma L_s L_r^2} \right) i_{qs} - \frac{M}{\sigma L_s L_r} \omega_r \Psi_{dr} - \omega_s i_{ds} + \frac{R_r}{L_r} \frac{M}{\sigma L_s L_r} \Psi_{qr} + \frac{U_{qs}}{\sigma L_s} \\
 \frac{d\Psi_{dr}}{dt} &= (\omega_s - \omega_r) \Psi_{qr} - \frac{R_r}{L_r} \Psi_{dr} + \frac{R_r}{L_r} M i_{ds} \\
 \frac{d\Psi_{qr}}{dt} &= - (\omega_s - \omega_r) \Psi_{dr} - \frac{R_r}{L_r} \Psi_{qr} + \frac{R_r}{L_r} M i_{qs} \\
 \frac{d\Omega}{dt} &= \frac{pM}{JL_r} (\Psi_{dr} i_{qs} - \Psi_{qr} i_{ds}) - \frac{f}{J} \Omega - \frac{C_r}{J}
 \end{aligned}$$

(1.22)

### 1.3.5 Modèle du moteur commandé par orientation du champ :

Dans le but de commander le moteur , nous adoptons une position de référentiel de manière à ce que l ' axe  $d$  s ' aligne avec le vecteur du flux rotorique  $\Psi_r$  . Cette commande permet de régler le flux rotorique en contrôlant le courant  $i_{ds}$  et contrôler le couple électromagnétique développé par la machine en réglant le courant  $i_{qs}$  .

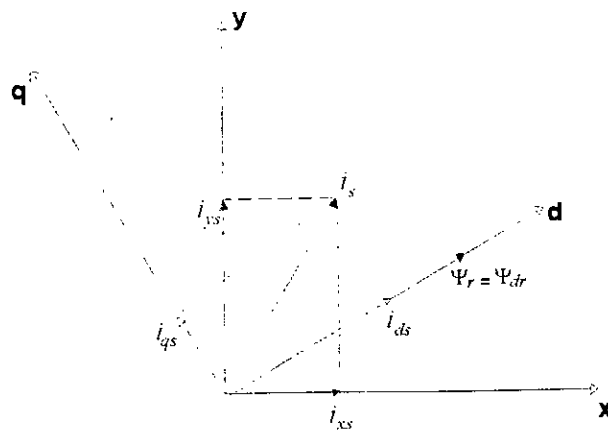


Figure 1.2 : Orientation du flux rotorique .

Les trois dernières équations différentielles du système (1.22) s'écrit alors :

$$\frac{d\Psi_{dr}}{dt} = -\frac{R_r}{L_r} \Psi_{dr} + \frac{R_r}{L_r} M i_{ds} \quad (1.23)$$

$$0 = -(\omega_s - p \Omega) \Psi_{dr} + \frac{R_r}{L_r} M i_{qs} \quad (1.24)$$

$$\frac{d\Omega}{dt} = \frac{pM}{JL_r} \Psi_{dr} i_{qs} - \frac{f}{J} \Omega - \frac{C_r}{J} \quad (1.25)$$

L' équation (1.24) élimine la grandeur de commande  $\omega_s$ , sa valeur à chaque instant est donnée par :

$$\omega_s = p \Omega + \frac{R_r}{L_r} M \frac{i_{qs}}{\Psi_{dr}} \quad (1.26)$$

L' intégrale de l' équation (1.26) nous permet de déterminer la position du référentiel à chaque instant.

Finalement, en remplaçant  $\omega_s$  par sa valeur (1.26) dans le système d' équations d' état (1.22), on aboutit au modèle dynamique suivant :

$$\begin{aligned} \frac{di_{ds}}{dt} &= -\left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{M^2 R_r}{\sigma L_s L_r^2}\right) i_{ds} + \frac{R_r}{L_r} \frac{M}{\sigma L_s L_r} \Psi_{dr} + \frac{R_r}{L_r} M \frac{i_{qs}^2}{\Psi_{dr}} + p i_{qs} \Omega + \frac{U_{ds}}{\sigma L_s} \\ \frac{di_{qs}}{dt} &= -\left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{M^2 R_r}{\sigma L_s L_r^2}\right) i_{qs} - \frac{M}{\sigma L_s L_r} p \Omega \Psi_{dr} - p i_{ds} \Omega - \frac{R_r}{L_r} M \frac{i_{qs} i_{ds}}{\Psi_{dr}} + \frac{U_{qs}}{\sigma L_s} \\ \frac{d\Psi_{dr}}{dt} &= -\frac{R_r}{L_r} \Psi_{dr} + \frac{R_r}{L_r} M i_{ds} \\ \frac{d\Omega}{dt} &= \frac{pM}{JL_r} \Psi_{dr} i_{qs} - \frac{f}{J} \Omega - \frac{C_r}{J} \end{aligned} \quad (1.27)$$

### 1.4 Modèle de la machine asynchrone alimentée en courant :

#### 1.4.1 Description :

Pour la machine asynchrone alimentée en courant , les courants statoriques  $i_{ds}$  ,  $i_{qs}$  et la vitesse de glissement  $\omega_{sl}$  sont considérés comme variables de commande , le couple résistant  $C_r$  comme perturbation .

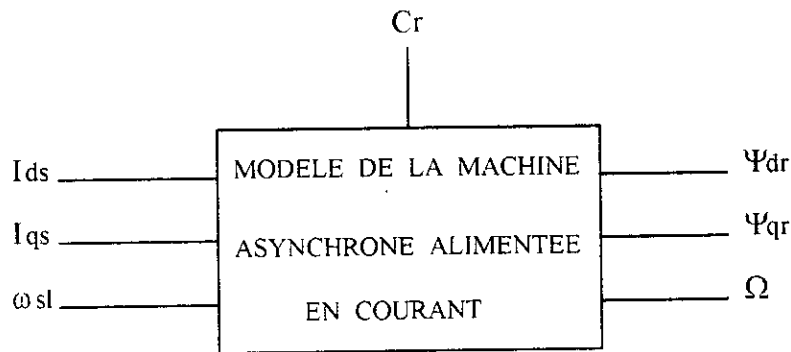


Figure 1.3 : Schéma-bloc de la machine asynchrone alimentée en courant .

#### 1.4.2 Equations d ' état :

Dans un référentiel lié au champ tournant et en prenant comme variables d ' état le vecteur  $x_1 = [\Psi_{dr} \quad \Psi_{qr} \quad \Omega]^T$  , on déduit de (1.22) les équations d ' état du modèle de la machine alimentée en courant :

$$\begin{aligned}
 \frac{d\Psi_{dr}}{dt} &= (\omega_s - \omega_r) \Psi_{qr} - \frac{R_r}{L_r} \Psi_{dr} + \frac{R_r}{L_r} M i_{ds} \\
 \frac{d\Psi_{qr}}{dt} &= - (\omega_s - \omega_r) \Psi_{dr} - \frac{R_r}{L_r} \Psi_{qr} + \frac{R_r}{L_r} M i_{qs} \\
 \frac{d\Omega}{dt} &= \frac{pM}{JL_r} (\Psi_{dr} i_{qs} - \Psi_{qr} i_{ds}) - \frac{f}{J} \Omega - \frac{C_r}{J}
 \end{aligned} \tag{1.28}$$

### 1.4.3 Modèle de la machine alimentée en courant à flux orienté :

Le modèle de la machine alimentée en courant à flux orienté ( $\Psi_{qr} = 0$ ) est le suivant :

$$\begin{aligned} \frac{d\Psi_{dr}}{dt} &= -\frac{R_r}{L_r} \Psi_{dr} + \frac{R_r}{L_r} M i_{ds} \\ \frac{d\Omega}{dt} &= \frac{pM}{JL} \Psi_{dr} i_{qs} - \frac{f}{J} \Omega - \frac{C_r}{J} \end{aligned} \quad (1.29)$$

L'équation (1.26) donne la valeur de  $\omega_s$  chaque instant.

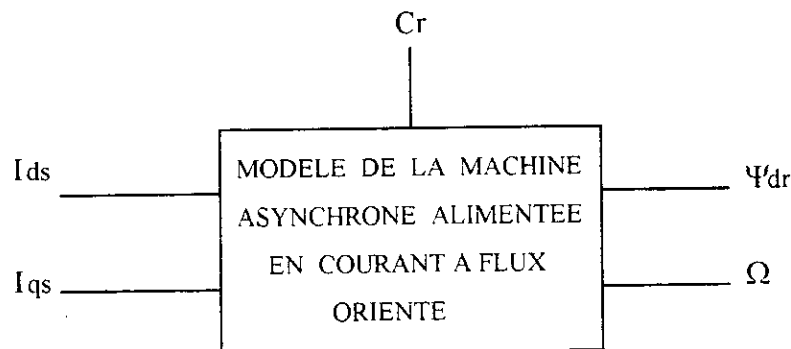


Figure 1.4 : Schéma-bloc de la machine asynchrone triphasée alimentée en courant à flux rotorique orienté.

### 1.5 Modèle de la machine asynchrone alimentée en tension :

Dans un référentiel lié au champ tournant, la machine asynchrone alimentée en tension est régie par le système d'équations d'état (1.22).

Les tensions statoriques  $U_{ds}$ ,  $U_{qs}$  et la pulsation  $\omega_s$  sont considérées comme variables de commande, le couple résistant  $C_r$  comme perturbation.

L'orientation du flux rotorique ( $\Psi_{qr} = 0$ ,  $\Psi_{dr} = \Psi_r$ ) donne les équations dynamiques (1.27) et (1.26).

## **1.6 Simulation en boucle ouverte du modèle de la machine asynchrone lié au champ tournant :**

Afin de connaître les caractéristiques dynamiques des différentes variables d'état de la machine (constante de temps mécanique et électrique, phénomènes d'oscillations etc.) et pour aussi valider les équations mathématiques, on procède à une simulation en boucle ouverte des deux modèles :

- le modèle de la machine asynchrone alimentée en courant.
- le modèle de la machine asynchrone alimentée en tension.

Les caractéristiques de la machine utilisée pour toutes les simulations sont données en annexe.

### **1.6.1 Simulation du modèle de la machine asynchrone alimentée en courant :**

Les équations dynamiques de ce modèle sont données en (1.28). Le modèle est excité par le système triphasé de courants suivant :

$$\begin{aligned} I_{as} &= \sqrt{2} I \sin \omega_s t \\ I_{bs} &= \sqrt{2} I \sin(\omega_s t - \frac{2\pi}{3}) \\ I_{cs} &= \sqrt{2} I \sin(\omega_s t - \frac{4\pi}{3}) \end{aligned}$$

où  $I = 2.5 \text{ A}$ .

équivalent à :  $i_{ds} = 5 \text{ A}$  et  $i_{qs} = 0 \text{ A}$ .

$f = 50 \text{ Hz}$ .

#### **(i). Régime à vide :**

La machine effectue un démarrage à vide. La réponse de la vitesse atteint la valeur nominale (1499.48 tr/mn) suite à un régime comportant des oscillations amorties de faibles amplitudes. Ces oscillations sont provoquées par celles du couple électromagnétique.

La réponse du flux rotorique montre aussi des oscillations de très faibles amplitudes suivies ensuite par un régime transitoire lent. Quand la vitesse atteint sa valeur permanente les composantes  $\Psi_{dr}$  et  $\Psi_{qr}$  varient brusquement ;  $\Psi_{qr}$  marque un pic suivi d'oscillations amorties autour de zéro et  $\Psi_{dr}$  augmente rapidement pour atteindre

la valeur permanente à vide égale à 0.56 Wb . Pendant ce régime , on remarque que le flux rotorique est peu influencé par la composante  $\Psi_{qr}$  .

(ii). Régime en charge :

On applique le couple de charge suivant à la machine :

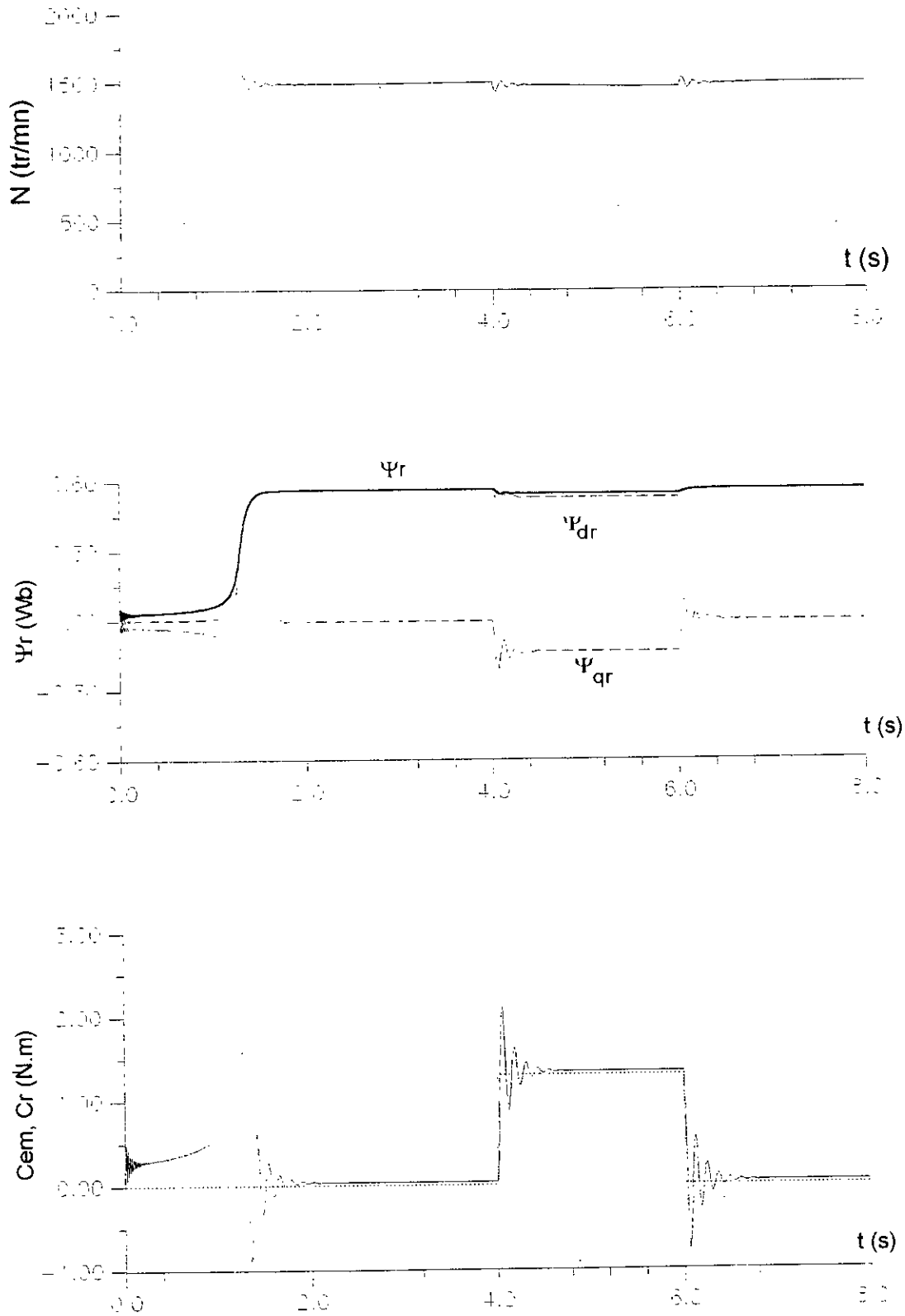
$$C_r = \begin{cases} 1.3 \text{ N.m} & 4s \leq t \leq 6s \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

On constate que la vitesse mécanique subit une diminution de 18 tr/mn précédée par de faibles oscillations amorties , malgré que le couple électromagnétique compense très rapidement le couple résistant .

Pour les composantes du flux rotorique , il apparaît que  $\Psi_{dr}$  est peu influencé par la charge , contrairement à  $\Psi_{qr}$  qui varie brusquement pour arriver à la valeur 0.15 Wb .

Aussitôt le couple de charge éliminé (  $t = 6s$  ) , les différentes grandeurs reprennent instantanément leurs valeurs initiales .

On peut remarquer que les réponses du couple électromagnétique et celle de la composante du flux rotorique  $\Psi_{qr}$  possèdent symétriquement la même allure .



*Planche 1.1* : Réponses de la simulation en boucle ouverte du modèle de la machine alimentée en courant pour  $i_{ds} = 5A$  et  $i_{qs} = 0A$ .

### 1.6.2 Simulation du modèle de la machine asynchrone alimentée en tension :

Ce modèle est décrit par les équations dynamiques (1.27). On impose comme entrées du modèle le système triphasé de tensions suivant :

$$U_{as} = \sqrt{2} U \sin \omega_s t$$

$$U_{bs} = \sqrt{2} U \sin(\omega_s t - \frac{2\pi}{3})$$

$$U_{cs} = \sqrt{2} U \sin(\omega_s t - \frac{4\pi}{3})$$

où  $U = 110 \text{ V}$ .

équivalent à  $U_{ds} = 190.5 \text{ V}$  et  $U_{qs} = 0 \text{ V}$ .

#### (i). Régime à vide :

La vitesse augmente rapidement avec un temps de montée d'environ 0.1s accompagnée ensuite d'oscillations qui disparaissent après 0.3s. On peut aussi noter que le courant de phase marque un pic relativement important de 37 A.

Le même phénomène se produit pour le couple électromagnétique qui signale à son tour un pic, suivi ensuite par un régime oscillatoire autour de zéro.

Les allures des réponses des composantes du flux rotorique sont caractérisées par un régime dynamique oscillatoire amorti autour de zéro pour  $\Psi_{dr}$  et -0.6 pour  $\Psi_{qr}$ .

#### (ii). Régime en charge :

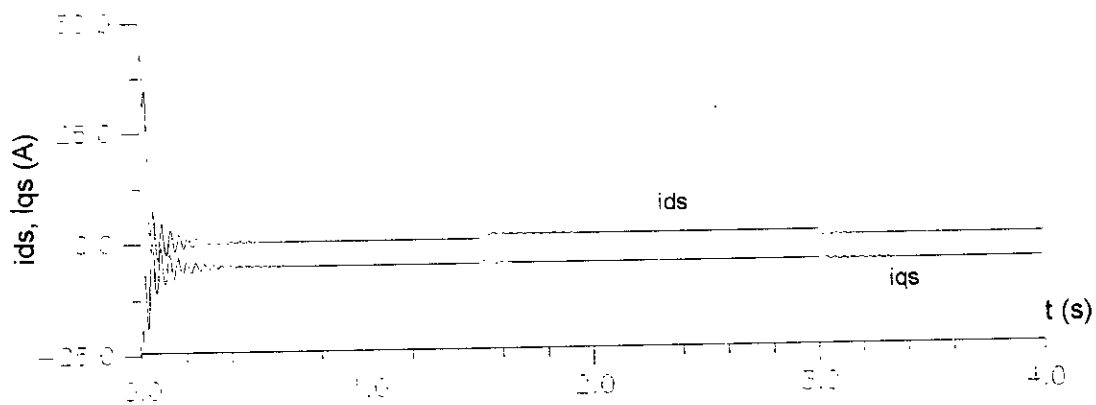
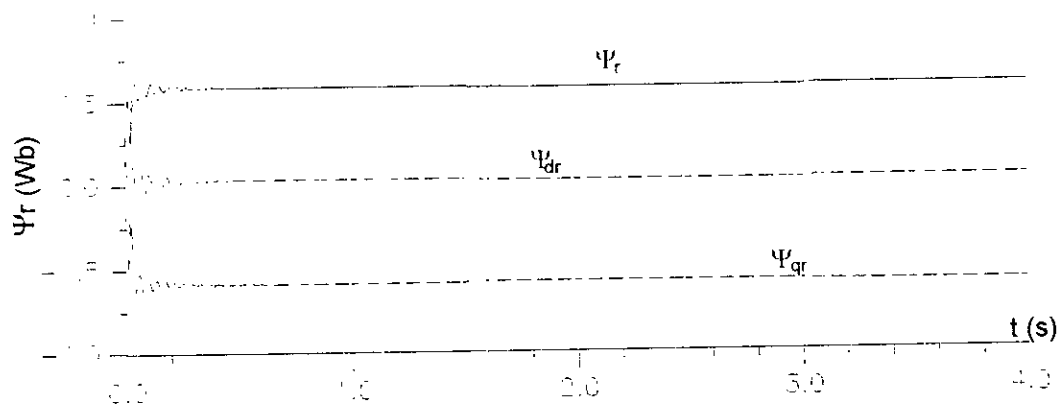
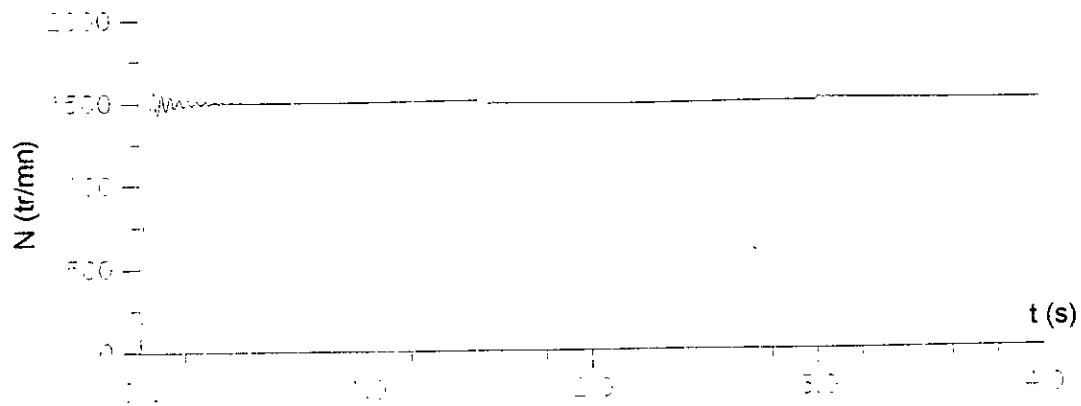
En insérant le couple de charge nominal entre les instants 1.5s et 3s on relève les remarques suivantes :

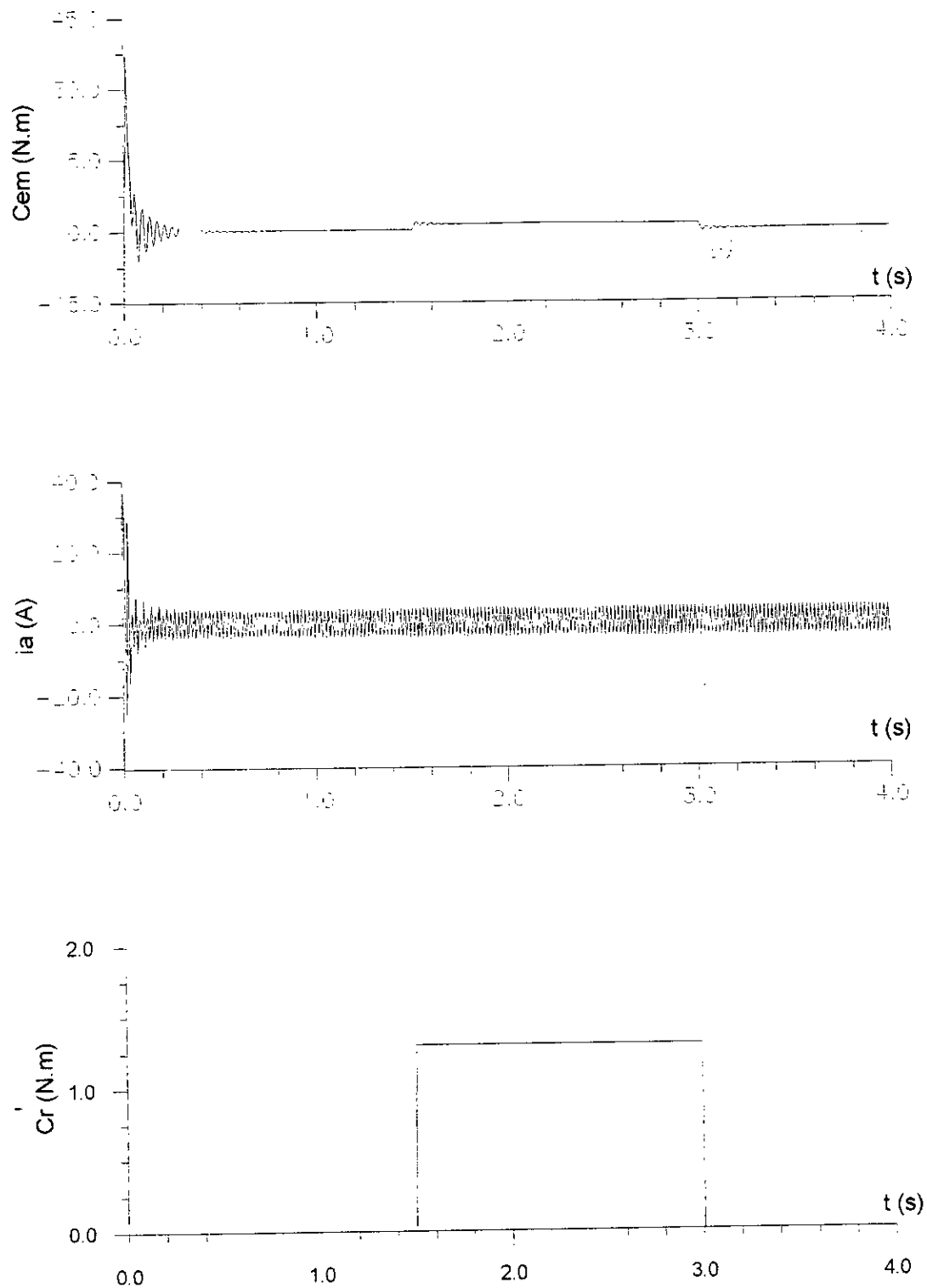
La vitesse de la machine marque une baisse d'environ 16 tr/mn. Le flux au rotor diminue suite à la variation de sa composante  $\Psi_{qr}$ .

On note aussi que  $i_{ds}$  a augmenté de 1.1 A afin de compenser le couple résistant. Mais une fois la charge extraite toutes les grandeurs reviennent à leurs états initiaux.

Cette simulation a montré que la dynamique du modèle de la machine alimentée en tension, évolue beaucoup plus rapidement que celle alimentée en courant, au détriment du pic de courant au démarrage.







*Planche 1.2* : Réponses de la simulation en boucle ouverte du modèle de la machine asynchrone alimentée en tension pour  $U_{ds} = 190.5 \text{ V}$  et  $U_{qs} = 0 \text{ V}$ .

### **1.7 Conclusion :**

Dans ce chapitre , nous avons présenté une modélisation de la machine asynchrone triphasée par le modèle biphasé équivalent dans un référentiel lié au champ tournant et les deux modèles adaptés à la commande qui en résultent dans le cas de l'orientation du flux rotorique .

Les simulations en boucle ouverte ont permis de valider les modèles , mais aussi de voir le caractère non-linéaire de la machine . Ceci explique l'utilisation des techniques de commande non-linéaires et robustes pour compenser les variations de la dynamique de la machine asynchrone .

## Chapitre 2

# Commande floue

---

---

### 2.1 Introduction :

Aristote , Socrate et bien plus tard G. Boole ont cherché à définir les mécanismes de la logique . Mais depuis , sont apparus les limites et les paradoxes de la logique classique . Les connaissances dont nous disposons sur une situation quelconque sont généralement incertaines ou imprécises , soit parce que nous avons un doute sur leur validité ou alors nous éprouvons une difficulté à les exprimer clairement . Ces paradoxes ont conduit au développement de la logique floue .

Au début des années trentes , le mathématicien Polonais J. Lukasiewicz développa le premier une logique à trois valeurs  $\{0, 1/2, 1\}$  , puis étendit le domaine de vérité d'une proposition à tous les nombres réels dans l'intervalle  $[0,1]$  . En 1937 , M. Black appliqua la logique continue ( floue ) aux ensembles . Il fût le premier à représenter une fonction d'appartenance d'un ensemble flou [25].

Mais cette théorie n'a été prise en considération qu'à partir de 1965, lorsque L. A. Zadeh publia ses articles sur le sujet [43].

La logique floue suscite actuellement un intérêt général de la part des chercheurs, des ingénieurs et des industriels, mais plus généralement de la part de tous ceux qui éprouvent le besoin de formaliser des méthodes empiriques, de généraliser des modes de raisonnement naturels, d'automatiser la prise de décision dans leur domaine et de construire des systèmes artificiels effectuant les tâches habituellement prises en charge par les humains.

## 2.2 Notions de logique floue :

Le concept de sous-ensemble flou a pour objectif de permettre des gradations dans l'appartenance d'un élément à une classe. Ce concept permet aussi l'utilisation d'ensembles aux limites mal définies, de situations intermédiaires entre le vrai et le faux et l'utilisation de valeurs approximatives.

### 2.2.1 Définitions :

Soit  $U$  un ensemble d'objets discret ou continu.  $U$  est appelé univers d'intérêt ou ensemble de référence [28].

#### (i). Définition d'un sous-ensemble flou :

Un sous-ensemble classique  $A$  de  $U$  est défini par une fonction caractéristique  $\chi_A$  qui prend la valeur 0 pour les éléments de  $U$  n'appartenant pas à  $A$  et la valeur 1 pour ceux qui en appartiennent :

$$\chi_A : A \rightarrow \{0, 1\}$$

Un sous-ensemble flou  $F$  de  $U$  est défini par une fonction d'appartenance qui associe à chaque élément  $u$  de  $U$  le degré  $\mu_F(u)$ , compris entre 0 et 1, avec lequel  $u$  appartient à  $F$  :

$$\mu_F : F \rightarrow [0, 1]$$

Un sous-ensemble flou  $F$  dans  $U$  peut être représenté par un ensemble de paires de  $u$  et de son degré d'appartenance :

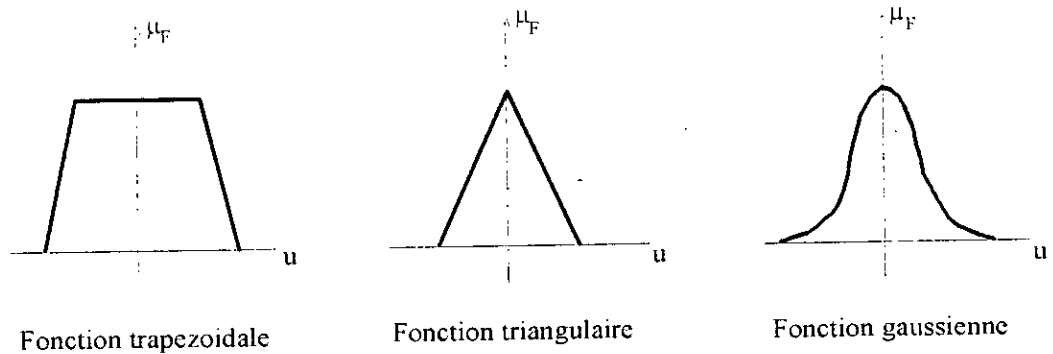
$$F = \{(u, \mu_F(u)) / u \in U\}$$

On adopte aussi très souvent la notation suivante :

$$F = \int_U \mu_F(u) / u$$

ou :

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



*Figure 2.1* : Quelques formes de fonctions d'appartenance .

(ii). Caractéristiques d'un sous-ensemble flou :

Caractéristique 1 : Le support de  $F$  est l'ensemble des éléments de  $U$  qui appartiennent, au moins un peu à  $F$ , il est noté  $\text{supp}(F)$  :

$$\text{supp}(F) = \{u \in U / \mu_F(u) \neq 0\}$$

Caractéristique 2 : L 'élément  $u$  de  $U$  pour lequel on a  $\mu_F(u) = 0.5$  est appelé "crossover".

Caractéristique 3 : Le sous-ensemble flou dont le support ne contient qu 'un seul élément  $u$  de  $U$  est appelé singleton :

$$\text{supp}(F) = \{u\}$$

### 2.2.2 Opérations sur les sous-ensembles flous :

Le fait d 'utiliser des sous-ensembles flous pour décrire des classes vaguement et imparfaitement localisées dans  $U$  conduit à caractériser les éléments de  $U$  communs ou étrangers à ces différentes classes .

Comme la notion de sous-ensemble flou est une généralisation de la notion de sous-ensemble classique , on est amené à définir les différentes opérations entre les sous-ensembles flous .

#### (i). Egalité et inclusion des sous-ensembles flous :

Soient  $A, B$  deux sous-ensembles flous dans  $U$  avec  $\mu_A, \mu_B$  leurs fonctions d 'appartenance respectives .

On dit que les deux sous-ensembles flous  $A$  et  $B$  sont égaux si leurs fonctions d 'appartenance prennent la même valeur pour tout élément  $u$  de  $U$  :

$$\forall u \in U ; \quad \mu_A(u) = \mu_B(u)$$

On dit aussi que  $A$  est inclus dans  $B$  , si tout élément  $u$  de  $U$  appartenant à  $A$  appartient aussi à  $B$  avec un degré au moins aussi grand :

$$\forall u \in U ; \quad \mu_A(u) \leq \mu_B(u)$$

(ii). Union :

L'union des deux sous-ensembles flous A et B est le sous-ensemble flou constitué des éléments de U affectés du plus grand de leurs degrés d'appartenance  $\mu_A(u)$  et  $\mu_B(u)$ . Elle est définie par :

$$\forall u \in U ; \quad \mu_{A \cup B}(u) = \max(\mu_A(u), \mu_B(u))$$

(iii). Intersection :

L'intersection des deux sous-ensembles flous A et B est le sous-ensemble flou constitué des éléments de U affectés du plus petit degré de leurs degrés d'appartenance donnés par  $\mu_A(u)$  et  $\mu_B(u)$ . Elle est définie pour tout u de U par :

$$\forall u \in U ; \quad \mu_{A \cap B}(u) = \min(\mu_A(u), \mu_B(u))$$

(iv). Complément :

La fonction d'appartenance  $\mu_{\bar{A}}$  du complément d'un sous-ensemble flou A est définie pour tout u appartenant à U par :

$$\forall u \in U ; \quad \mu_{\bar{A}}(u) = 1 - \mu_A(u)$$

(v). Produit cartésien de sous-ensembles flous :

$A_1, \dots, A_n$  sont des sous-ensembles flous dans  $U_1, \dots, U_n$  respectivement, le produit cartésien de  $A_1, \dots, A_n$  est un sous-ensemble flou dans l'espace produit  $U_1 \times \dots \times U_n$  avec la fonction d'appartenance :

$$\mu_{A_1 \times \dots \times A_n}(u_1, \dots, u_n) = \min(\mu_{A_1}(u_1), \dots, \mu_{A_n}(u_n))$$

ou :

$$\mu_{A_1 \times \dots \times A_n}(u_1, \dots, u_n) = \mu_{A_1}(u_1) \times \dots \times \mu_{A_n}(u_n)$$



(vi). Relation floue :

Une relation floue d'ordre  $n$  est un sous-ensemble flou défini par [22 , 28] :

$$R_{U_1 \times \dots \times U_n} = \{((u_1, \dots, u_n), \mu_R(u_1, \dots, u_n)) / (u_1, \dots, u_n) \in U_1 \times \dots \times U_n\}$$

(vii). Composition de deux relations floues ou composition sup-star :

Soient  $R$  et  $S$  deux relations floues dans  $U \times V$  et  $V \times W$  respectivement . La composition de  $R$  et  $S$  est une relation floue notée  $R \circ S$  et définie par :

$$R \circ S = \{((u, w), \sup(\mu_R(u, v) * \mu_S(v, w))) / u \in U, v \in V, w \in W\}$$

où (\*) tout opérateur dans la classe des normes triangulaires (minimum , produit algébrique , . . . ) [29] .

**2.2.3 Variables linguistiques et sous-ensembles flous :**

Une variable physique , telle que la température prend ses valeurs dans un ensemble de définition , par exemple tous les nombres compris entre  $-300^\circ\text{C}$  et  $300^\circ\text{C}$  . Généralement , un instrument de mesure permet de donner une valeur plus ou moins exacte . Mais si par contre , la valeur est fournie par un observateur , il l'évalue grossièrement : " température élevée " ou " température aux alentours de  $20^\circ\text{C}$  " .

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

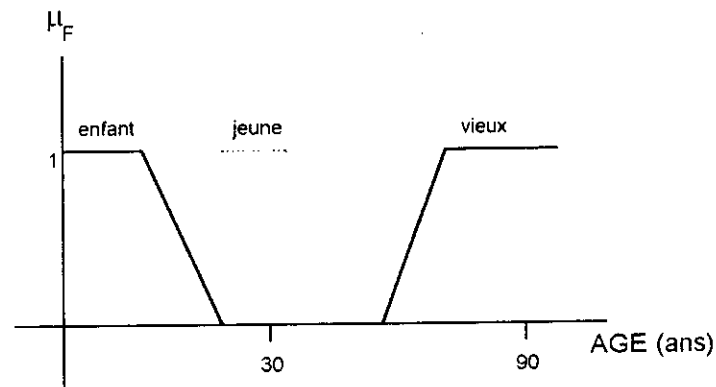
Une variable linguistique est représentée par un triplet  $(x, T(x), U)$ , dans lequel  $x$  est le nom de la variable linguistique ,  $T(x)$  l'ensemble des noms des valeurs linguistiques de  $x$  et  $U$  l'ensemble de référence (univers d'intérêt) .

Si par exemple :  $x = \text{AGE}$

alors :

$$\begin{aligned} T(x) &= \{\text{bébé , enfant , adolescent , jeune , adulte , vieux}\} \\ \text{et} \quad U &= [0, 100] \quad (\text{ans}) \end{aligned}$$

Chacun des termes de  $T(x)$  est associé à un sous-ensemble flou de  $U$  avec sa propre fonction d'appartenance ( Fig. 2.1 ).



*Figure 2.2* : Fonctions d'appartenance de trois termes de la variable linguistique AGE .

#### 2.2.4 Raisonnement flou :

Pour raisonner sur des connaissances vagues et imprécises , la logique classique ne suffit pas et on utilise en conséquence une logique floue .

##### (i). Implication floue :

Considérons une règle floue de la forme : si  $x$  est  $A$  alors  $y$  est  $B$  , construite à partir de deux variables linguistiques (  $x, T(x), U$  ) et (  $y, T(y), V$  ) . On se propose de quantifier la force de la liaison entre la prémisse et la conséquence de cette règle . Pour cela on définit une implication floue associée à toute règle floue définie à partir des deux univers  $U$  et  $V$  .

La valeur de vérité de cette proposition floue est définie par la fonction d'appartenance  $\mu_R$  d'une relation floue  $R$  entre  $U$  et  $V$  .

Il n'existe pas une façon unique de définir l'implication floue. L'implication la plus utilisée dans la commande floue est celle de Mamdani définie par :

$$\forall (u, v) \in U \times V ; \mu_{RM}(u, v) = \min(\mu_A(u), \mu_B(v))$$

et aussi celle de Larsen définie comme suit :

$$\forall (u, v) \in U \times V ; \mu_{RL}(u, v) = \mu_A(u) \cdot \mu_B(v)$$

(ii). Modus ponens généralisé :

Deux propositions floues " x est A " et " x est A' " sont considérées comme proches dans la mesure où les sous-ensembles flous A et A' ont des fonctions d'appartenance peu différentes. Le raisonnement approximatif est un raisonnement sur des propositions floues qui tient compte de cette idée de proximité. Le modus ponens défini dans la logique classique trouve son équivalent dans le cadre du raisonnement approximatif sous la forme du modus ponens généralisé.

De façon générale, les conditions d'utilisation du modus ponens généralisé sont les suivantes :

Règle floue :	si	x est A	alors	y est B
Fait observé :		x est A'		
Conséquence :		y est B'		

Les informations disponibles pour déterminer la conséquence sont donc d'une part celles relatives à la règle, quantifiées par l'implication floue  $\mu_R$ , d'autre part celles relatives au fait observé, quantifiées par la fonction d'appartenance  $\mu_{A'}$ . On a donc  $\mu_{B'}$  par :

$$\forall v \in V ; \mu_{B'}(v) = \sup_{u \in U} (\mu_{A'}(u), \mu_R(u, v))$$

qu'on appelle aussi règle compositionnelle d'inférence sup-star [28] notée :

$$y = x \circ R$$

### **2.3 Contrôleur flou :**

La commande floue est la technique de commande dont les algorithmes reposent essentiellement sur les outils mathématiques de la logique floue. C'est le domaine dans lequel on trouve le plus de réalisations effectives en particulier industrielles [16, 24, 33].

La première application a été l'oeuvre de E.H. Mamdani (1974) qui réalisa un contrôleur pour une machine à vapeur, basé sur le comportement et l'expérience des humains [32].

Beaucoup d'autres applications ont vu le jour, notamment au Japon, où l'exemple le plus connu d'un contrôleur industriel est probablement celui du métro de Sendai (Hitachi, 1982). Les performances de ce contrôleur sont bien supérieures à celles du régulateur PID, surtout du point de vue confort des voyageurs, consommation d'énergie et robustesse.

#### **2.3.1 Caractéristiques de la commande floue :**

La commande floue vise les mêmes objectifs qu'une commande réalisée en automatique classique, c'est à dire le contrôle automatique d'un processus en fonction d'une consigne donnée. Elle en diffère cependant sur les points suivants :

- (i). La connaissance du modèle mathématique du système n'est pas nécessaire, la commande s'applique donc aux processus complexes mal définis. C'est le savoir-faire de l'opérateur qualifié manipulant le processus qui est pris en compte pour mettre au point le contrôleur flou.
- (ii). Des variables caractérisées subjectivement comme par exemple la vue et le toucher ou la couleur d'un objet peuvent être modélisés (variables linguistiques).
- (iii). Un contrôleur flou n'a pas de modèle mathématique et est généralement non-linéaire. En conséquence, on ne peut étudier la boucle de régulation mathématiquement [21].
- (iv). La commande des systèmes MIMO est possible car la logique floue permet de manipuler un nombre illimité de variables dans les règles de commande.

(v). La synthèse d ' une commande floue est plus complexe que celle d ' une commande classique (PID) du fait qu ' elle est encore assez peu maîtrisée .

(vi). Un contrôleur flou peut donner de bien meilleurs résultats comparé à un régulateur PID . Il est plus robuste , plus rapide et consomme moins d ' énergie [21] .

### 2.3.2 Structure d ' un contrôleur flou :

La configuration de base d ' un contrôleur flou (figure 2.3) comprend les éléments suivants :

(i). Interface de fuzzification :

C ' est la partie du contrôleur flou chargée de convertir les mesures numériques des états du processus à commander en variables linguistiques .

(ii). Base de connaissances :

Comprend toutes les règles floues spécifiques au comportement qualitatif du processus , à la stratégie et aux objectifs de la commande . Ces règles fournies par les experts se présentent sous la forme suivante :

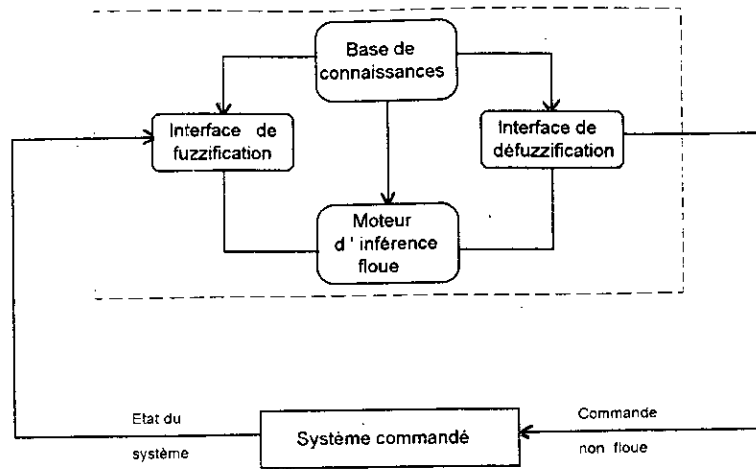
si ( ensemble de conditions ) alors ( ensemble de conséquences )

(iii). Moteur d ' inférence floue :

A partir des données linguistiques fournies par l ' interface de fuzzification et de la base de connaissances et en utilisant la règle de composition des relations floues , le moteur d ' inférence génère les commandes linguistiques adéquates .

(iv). Interface de défuzzification :

L ' interface de défuzzification permet de transformer les valeurs linguistiques des commandes générées par le moteur d ' inférence en des grandeurs réels qui agiront sur le système .



*Figure 2.3* : Configuration de base d'un contrôleur flou .

## 2.4 Conception d'un contrôleur flou :

Pour réaliser un contrôleur flou , la connaissance du modèle mathématique n'est certes pas nécessaire mais le comportement qualitatif doit être connu .  
Les étapes de synthèse d'un contrôleur flou sont les suivantes :

### (i). Choix des variables d'entrée et de sortie du contrôleur :

Le choix des variables linguistiques et leurs fonctions d'appartenance est très important . En effet , c'est de ce choix que vont dépendre les performances de la commande . En général et par analogie avec le correcteur PID , on utilise comme variables linguistiques d'entrée l'erreur  $e$  entre la consigne et sa sortie , la dérivée de l'erreur  $\dot{e}$  et son intégrale  $\int e$  .

### (ii). Normalisation et partition des variables linguistiques en classes :

La normalisation est l'opération qui consiste à ramener l'univers d'intérêt de chaque variable en entrée ou en sortie à un intervalle normalisé  $[-1, 1]$  .  
L'intervalle d'intérêt de chaque variable linguistique est divisé alors en classes , chacune caractérisée par un terme linguistique et une fonction d'appartenance .

(iii). Dérivation des règles de commande :

A partir du modèle qualitatif du processus et du choix des variables linguistiques, des règles de commande sont dérivées qui constituent la base de connaissances du contrôleur flou .

**2.5 Conclusion** :

Dans ce chapitre , on a présenté les concepts de base sur lesquels repose la logique floue . On a vu aussi les principales caractéristiques de ce type de commande et comment synthétiser un organe de contrôle flou capable de fournir une loi de commande pour les systèmes à caractère non-linéaire particulièrement .

## Chapitre 3

# **APPLICATION DE LA COMMANDE FLOUE SUR LA MACHINE ASYNCHRONE**

---

---

Dans ce chapitre , et après avoir présenté précédemment les principes de la commande floue , on va appliquer cette technique sur les deux modèles présentés au chapitre 1 , à savoir :

- (i). Le modèle de la machine asynchrone alimentée en courant à flux orienté
- (ii). Le modèle de la machine asynchrone alimentée en tension à flux orienté

Afin de juger les performances de cette commande , les deux modèles commandés seront soumis à une série de tests de robustesse vis à vis aux variations des paramètres internes et externes de la machine .



### 3.1 Commande floue du modèle de la machine alimentée en courant :

Le modèle de la machine asynchrone alimentée en courant ( équation 1.29 ) est le suivant :

$$\frac{d\Psi_{dr}}{dt} = -\frac{R_r}{L_r} \Psi_{dr} + \frac{R_r}{L_r} M i_{ds}$$

$$\frac{d\Omega}{dt} = \frac{pM}{JL_r} \Psi_{dr} i_{qs} - \frac{f}{J} \Omega - \frac{C_r}{J}$$

avec : 
$$\omega_s = p\Omega + \frac{R_r}{L_r} M \frac{i_{qs}}{\Psi_{dr}}$$

Les deux sorties du système  $\Psi_r$  et  $\Omega$  sont commandées respectivement et indépendamment par  $i_{ds}$  et  $i_{qs}$ .

#### 3.1.1 Structure de commande :

La structure de commande est la suivante

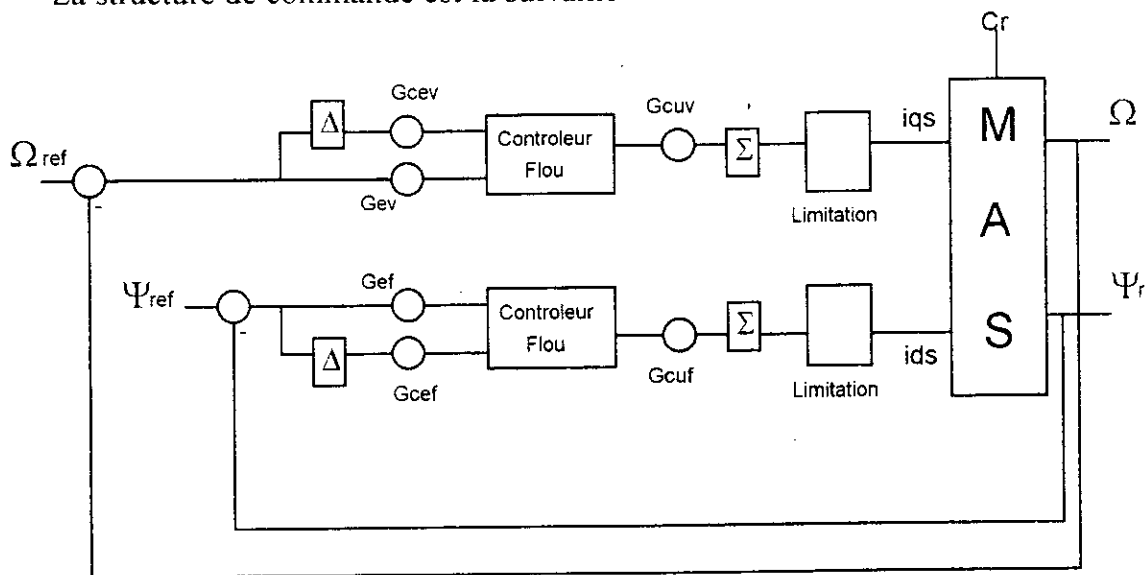


Figure 3.1: Structure de réglage du flux et de la vitesse du modèle alimenté en courant .

Comme le montre la figure 3.1, la structure comprend deux boucles fonctionnant en parallèle ; une boucle de réglage du flux  $\Psi_r$  et une deuxième pour le réglage de la vitesse mécanique  $\Omega$ . Chacune comportant un contrôleur flou dont les variables linguistiques sont :

- En entrée l'erreur et la variation de l'erreur notées respectivement par "e" et "ce".
- En sortie la variation de la commande notée par "cu". ( la variation de  $i_{ds}$  pour le contrôleur du flux et la variation de  $i_{qs}$  pour le contrôleur de la vitesse ).

L'intervalle d'intérêt de chaque variable linguistique en entrée ou en sortie est subdivisé en sept (7) classes avec l'échelle  $1/2^n$ . Chacune des classes lui est associée une fonction d'appartenance.

Ces classes sont notées comme suit :

- NB** : negative big
- NM** : negative medium
- NS** : negative small
- ZR** : zero
- PS** : positive small
- PM** : positive medium
- PB** : positive big

En se basant sur la méthode de subdivision dans le plan de phase [28, 31, 25], on déduit les lois de commande suivantes :

<b>e</b>	<b>NB</b>	<b>NM</b>	<b>NS</b>	<b>ZR</b>	<b>PS</b>	<b>PM</b>	<b>PB</b>
<b>ce</b>							
<b>NB</b>	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZR
<b>NM</b>	NB	NB	NB	NM	NS	ZR	PS
<b>NS</b>	NB	NB	NM	NS	ZR	PS	PM
<b>ZR</b>	NB	NM	NS	ZR	PS	PM	PB
<b>PS</b>	NM	NS	ZR	PS	PM	PB	PB
<b>PM</b>	NS	ZR	PS	PM	PB	PB	PB
<b>PB</b>	ZR	PS	PM	PB	PB	PB	PB

Table 3.1 : Table des règles de commande.

par exemple : si ( e est NB ) et ( ce est PS ) alors ( cu est NM )

La défuzzification se fait par la relation dite du "centre de gravité" suivante [28] :

$$cu = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_j u_j}{\sum_{j=1}^n \mu_j}$$

avec  $\mu_j$  : degré d'appartenance de cu à la  $j^{ieme}$  classe .

$u_j$  : représentant de la  $j^{ieme}$  classe .

$n$  : nombre de classes .

Notons aussi que les paramètres  $G_{ev}$ ,  $G_{cev}$ ,  $G_{cuv}$ ,  $G_{ef}$ ,  $G_{cef}$  et  $G_{cuf}$  représentent les gains d'adaptation et de normalisation des deux contrôleurs ; ces gains jouent un rôle extrêmement important . En effet , ce sont ces derniers qui fixeront les performances de la commande .

Il n'y a aucune méthode systématique qui donne ces paramètres d'emblée ; en fait il faut procéder par tâtonnements en utilisant des règles empiriques et l'expérience acquise au fil du temps .

### Simulations et résultats :

La simulation du processus se fait à l'aide de l'algorithme de résolution Runge-Kutta d'ordre 4 .

Sachant que la commande à réaliser est du type numérique ; il faut donc fixer les périodes d'échantillonnage de chacune des grandeurs de sortie  $\Psi_r$  et  $\Omega$ , et cela en tenant compte du théorème de Shannon .

Les périodes d'échantillonnage choisies sont respectivement 0.003 s pour le flux et 0.01 s pour la vitesse .

(i). Analyse des performances :

Un ensemble d'essais nous a permis de trouver les gains d'adaptation des deux contrôleurs flous assurant une dynamique globale satisfaisante ( Pl. 3.1 ).

Toutes les simulations sont effectuées pour une consigne du flux  $\Psi_{dr}$  égale à 0.3 Wb et une consigne de vitesse égale à 1500 tr/mn .

Le moteur fait un démarrage à vide , puis on introduit une charge nominale à l' instant  $t = 1s$  .

Les performances dynamiques sont intéressantes (Pl. 3.1) ; le temps de réponse de la vitesse à 5% est de l' ordre de 0.30 s , sans dépassements et avec une erreur statique pratiquement nulle . Le courant  $i_{qs}$  atteint au démarrage une valeur maximale de 6.1A , ceci permet de donner l' énergie nécessaire à la machine pour atteindre la consigne de vitesse ; aussitôt la vitesse atteinte  $i_{qs}$  décroît pour approcher asymptotiquement une valeur proche de zéro .

La dynamique du flux est encore plus rapide ; on signale un temps de réponse pour cette grandeur égale à 0.08 s . Ce fait a permis un découplage dans le temps entre  $\Psi_{dr}$  et  $\Omega$  .

Le courant  $i_{ds}$  atteint une valeur maximale de 3.8 A . Une fois la référence de flux atteinte ,  $i_{ds}$  décroît pour prendre constamment la valeur 2.66 A .

Le couple électromagnétique est l' image du courant  $i_{qs}$  , cela est dû au fait que le flux s' installe très rapidement dans la machine .

L' introduction d' un couple de charge nominal est rapidement compensée par la machine ; cela se voit sur la réponse de la vitesse qui chute de 4% de la valeur de consigne pour retrouver au bout de 0.2 s sa valeur initiale .

Le flux rotorique n' est pas influencé , l' allure du courant  $i_{ds}$  n' a pas signalé de changement lors de l' introduction de la charge .

Concernant la commande  $i_{qs}$  , celle-ci varie instantanément (temps de quelques périodes d' échantillonnage de la vitesse ) pour compenser le couple résistant .

→ Compte-rendu de la limitation introduite sur les commandes  $i_{ds}$  et  $i_{qs}$  , le courant de phase  $i_a$  n' accuse aucun dépassement ou pic intolérable .

(ii). Tests de robustesse :

Après avoir vu les performances des contrôleurs flous en fonctionnement normal on se propose dans ce qui suit d'étudier leur robustesse vis à vis des variations de la résistance rotorique  $R_r$  et du moment d'inertie  $J$  et cela durant les régimes, transitoire et permanent.

**#Variation de 100% de la résistance rotorique :**

*Pendant le régime transitoire (Pl.3.2) :* On introduit une variation de 100% de la résistance rotorique à  $t = 0.05$  s ; cela n'apporte aucun changement sur les réponses. La vitesse ne fait aucun dépassement marquant un temps de réponse égal à 0.30 s. Il en est de même pour le flux.

*Pendant le régime permanent (Pl.3.3) :* La même variation de  $R_r$  est faite durant le régime permanent ( $t = 0.7$ s) et au vu des réponses enregistrées, on ne signale aucune dégradation des performances. Le système est totalement insensible à ce taux de variation.

En conclusion, le contrôleur flou présente une grande robustesse par rapport aux variations de ce paramètre, la commande annule instantanément l'effet de la variation de la résistance rotorique, de ce fait toutes les performances constatées en fonctionnement normal sont restées intactes.

**#Variation de 100% du moment d'inertie  $J$  :**

*Pendant le régime transitoire (Pl.3.4) :* Contrairement à l'autre paramètre, la variation du moment d'inertie de 100% de sa valeur initiale durant cette phase ( $t = 0.05$  s) influence la réponse de la vitesse. En effet, le temps de réponse de cette dernière a marqué une augmentation pour atteindre 0.39 s, on note en outre un faible dépassement au démarrage de 1%.

En appliquant le couple de charge, la vitesse chute de 2% aussitôt compensée (après 0.2 s de l'instant de l'introduction de la charge).

*Pendant le régime permanent (Pl. 3.5) :* En introduisant une variation de 100% sur le même paramètre durant le régime permanent ( $t = 0.7$  s), on ne signale aucune

dégradation des réponses . L ' erreur permanente de la vitesse est pratiquement nulle . La machine retrouve la consigne après 0.2 s de l ' introduction du couple de charge .

A travers ces résultats , on peut conclure qu ' une variation de 100% du moment d ' inertie n ' a aucun effet notable sur le comportement de la machine . En effet , les contrôleurs flous ne sont nullement influencés par ce taux de variation . Le système devient moins sensible à la charge qu ' en fonctionnement normal vu que l ' inertie des masses tournantes a doublé , ainsi le système se stabilise encore plus .

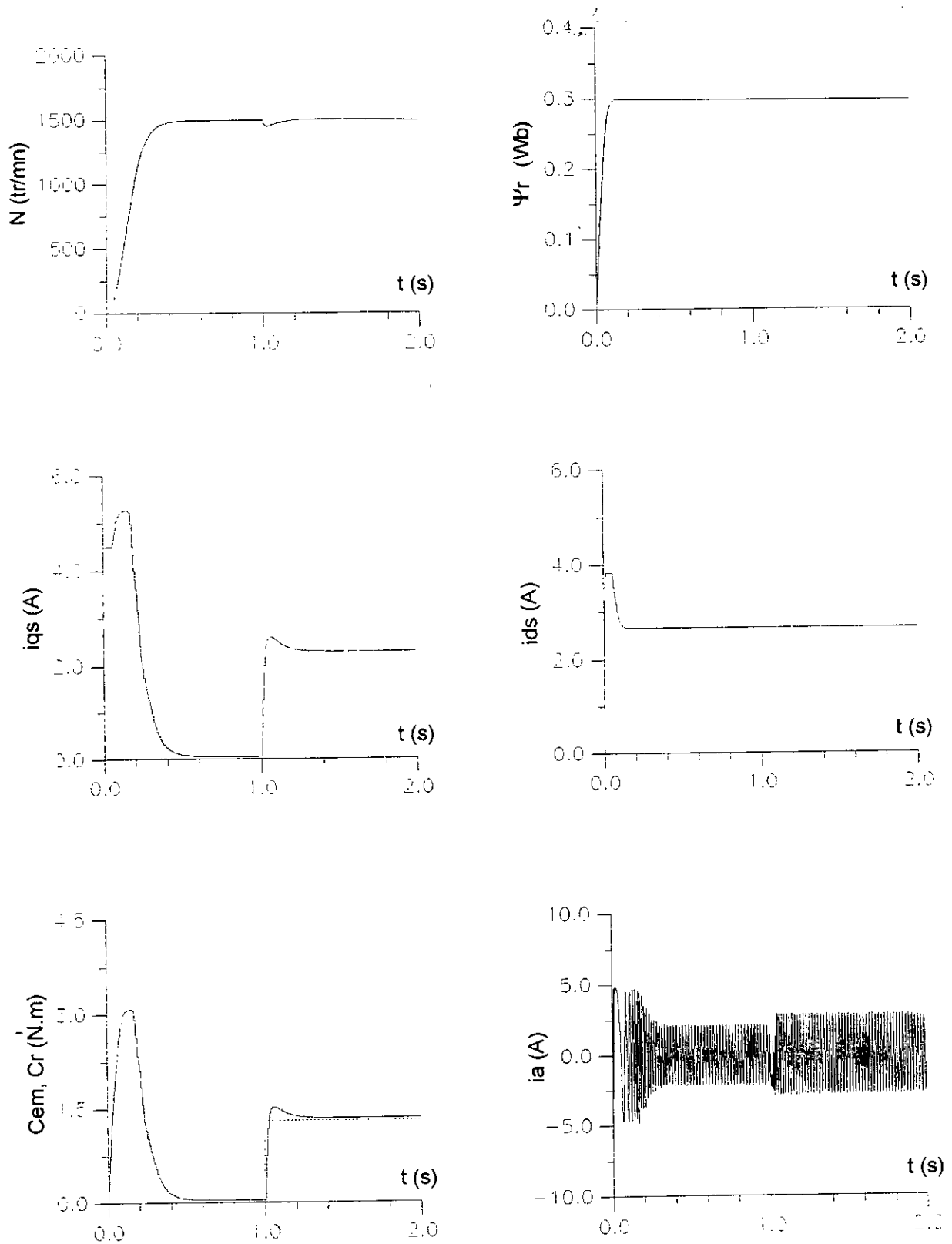
#### **#Influence des bruits de mesure : (Pl. 3.6 , Pl. 3.7)**

Afin d ' étudier la robustesse de cette structure de commande par rapport aux bruits de mesure , on génère un bruit blanc qu ' on va rajouter à la mesure de vitesse : la mesure du flux rotorique n ' est pas bruitée .

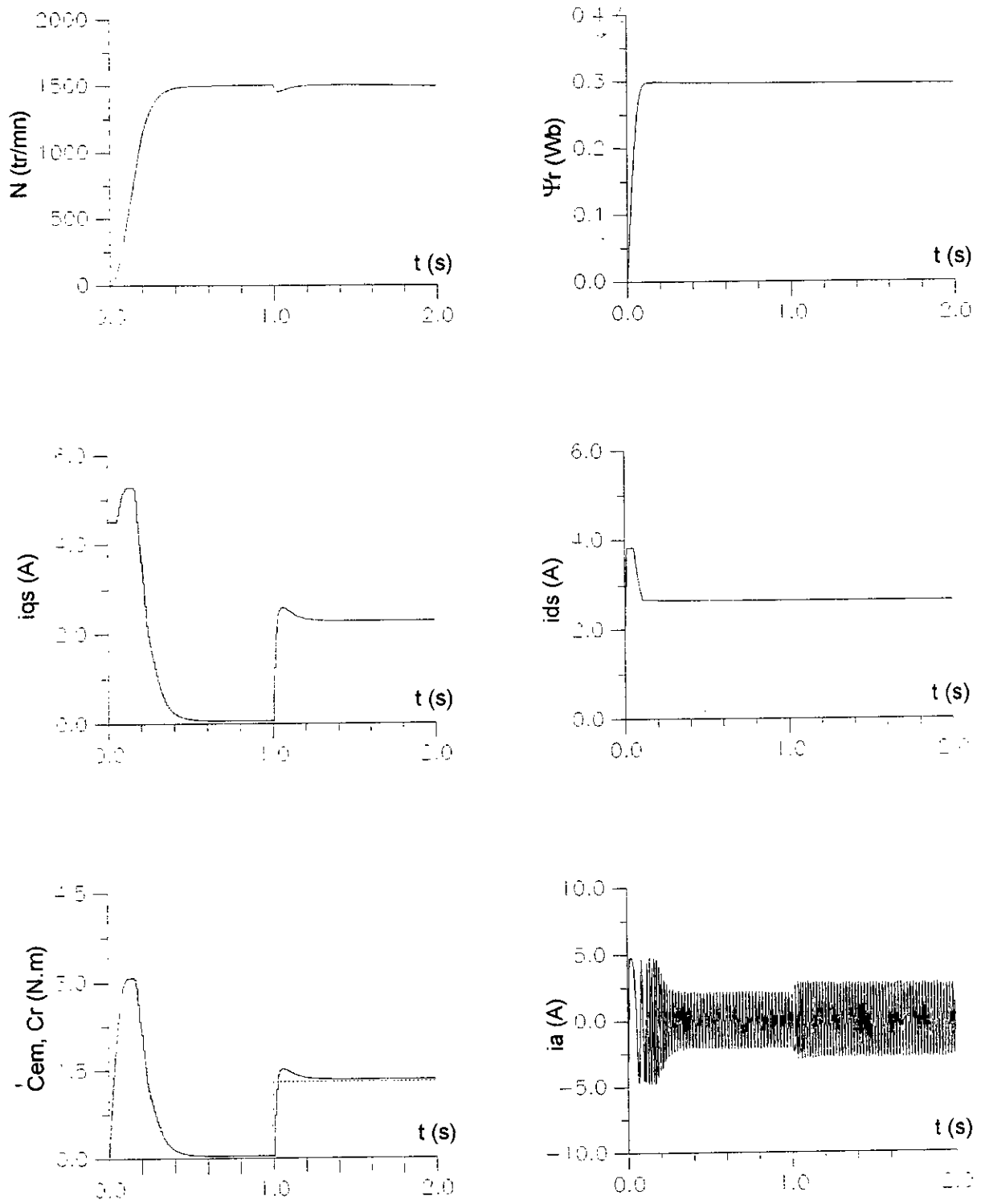
Les réponses enregistrées ( Pl. 3.6 , Pl. 3.7 ) montrent qu ' un bruit de 5% ne perturbe pas beaucoup la régulation de vitesse , on constate des oscillations d ' amplitude égale à 1.7% , le flux est insensible à ce bruitage . Un bruit de 10% engendre des oscillations de la vitesse d ' amplitude approximativement égale à 4% . L ' introduction de la charge ( à  $t = 1s$  ) amoindrit l ' amplitude de ces oscillations .

Les bruits de 15% ou 20% détériorent considérablement la qualité de la régulation de vitesse , le contrôleur flou ne supporte pas des bruits de cette amplitude .

On constate donc pour conclure , que le taux de réjection du bruit de mesure de la vitesse de la structure de commande proposée est approximativement égal à 55% .

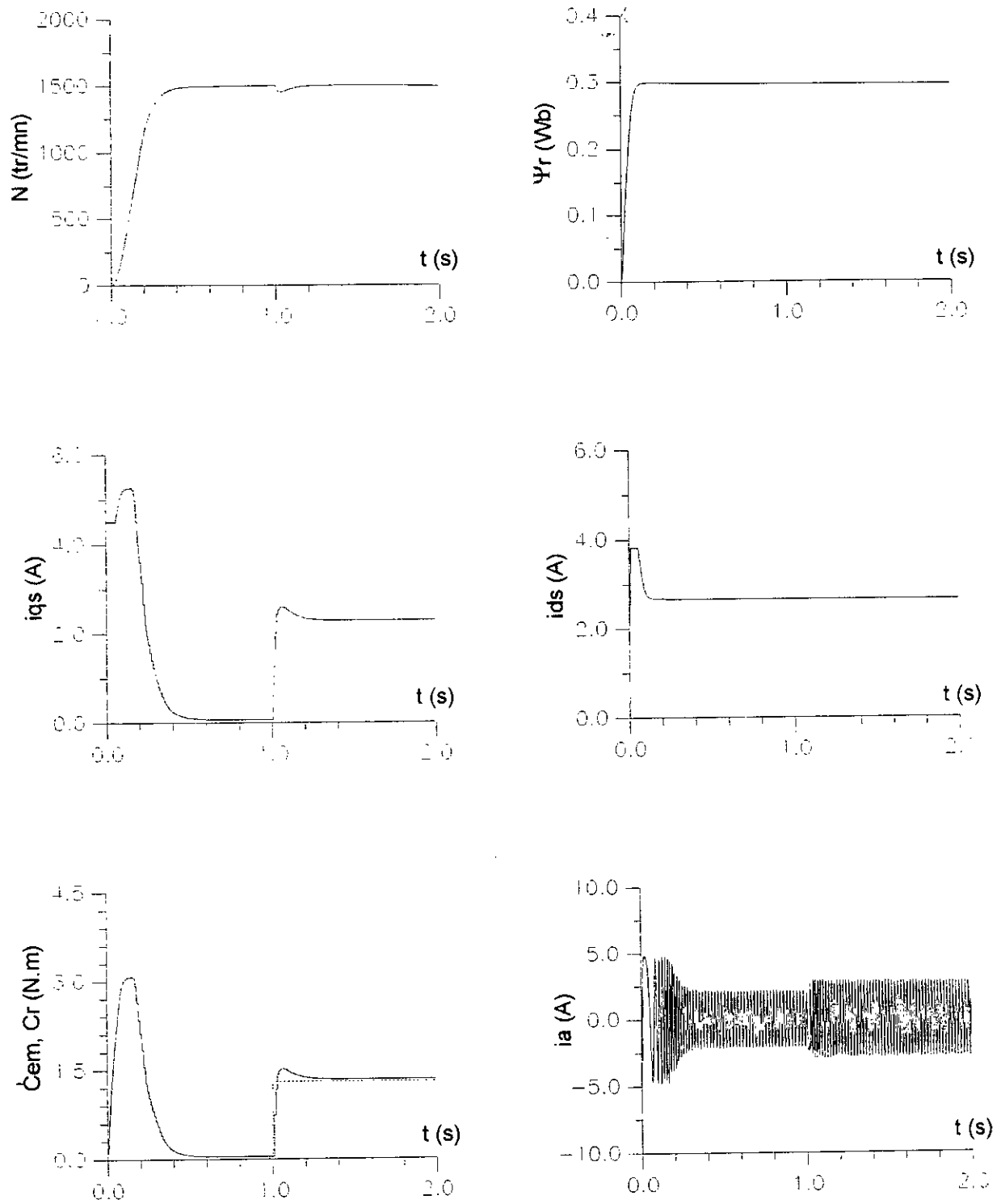


*Planche 3.1* : Réponses du modèle alimenté en courant à une consigne de vitesse de 1500 tr/mn et de flux rotorique de 0.3 Wb . Introduction d'une charge nominale à  $t = 1s$  ( $C_r = 1.3$  N.m) .

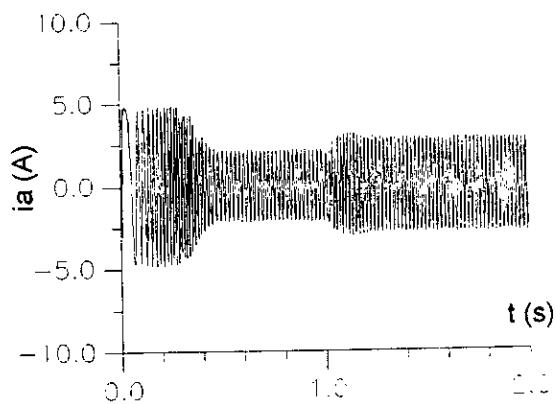
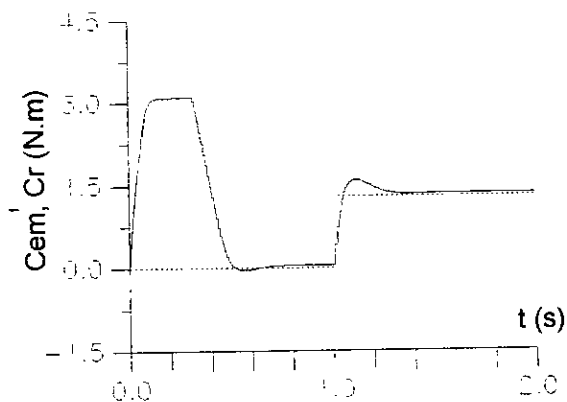
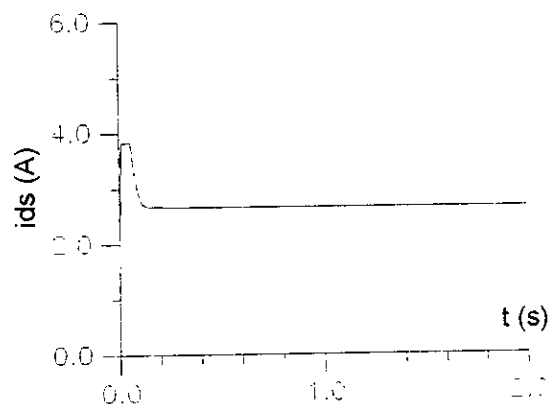
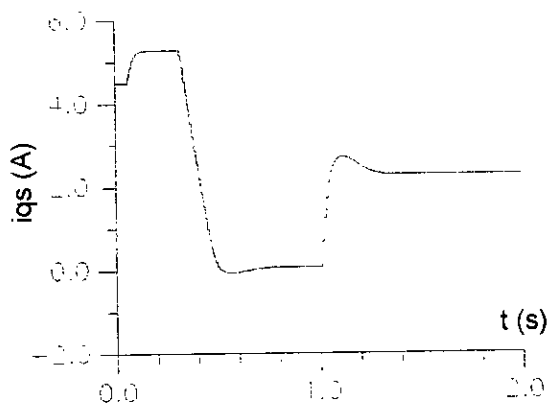
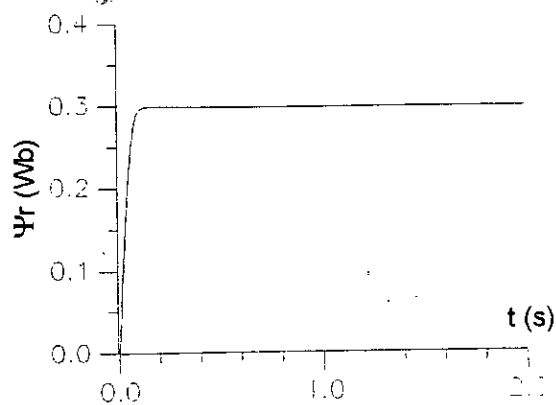
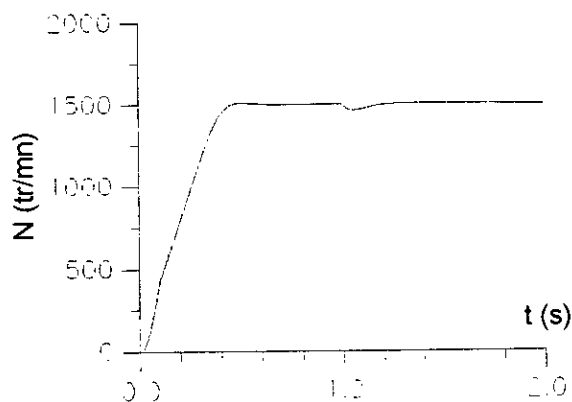


*Planche 3.2* : Test de robustesse par rapport à une variation de 100% de la résistance rotorique durant le régime transitoire du flux rotorique ( $t = 0.05$  s).

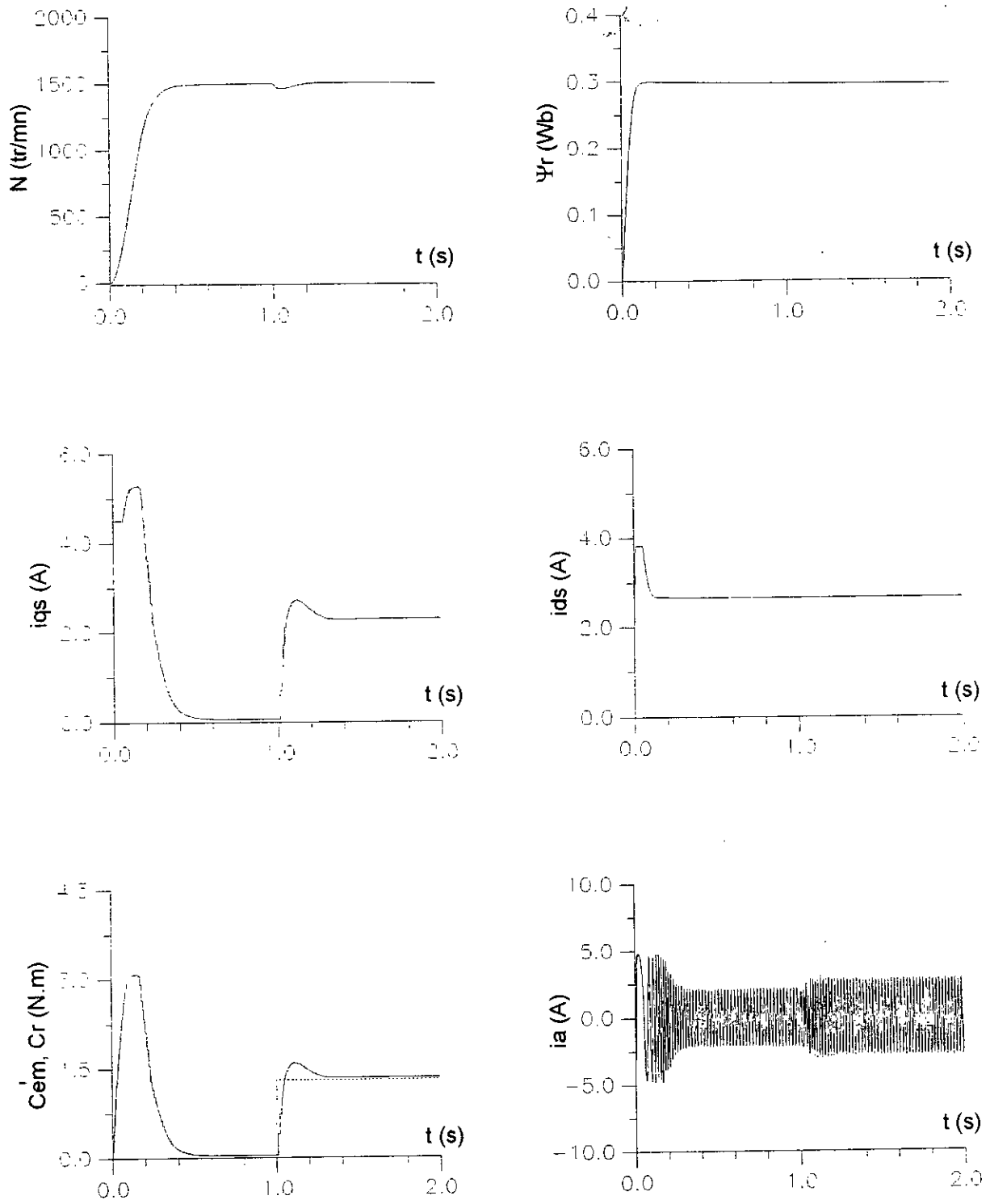




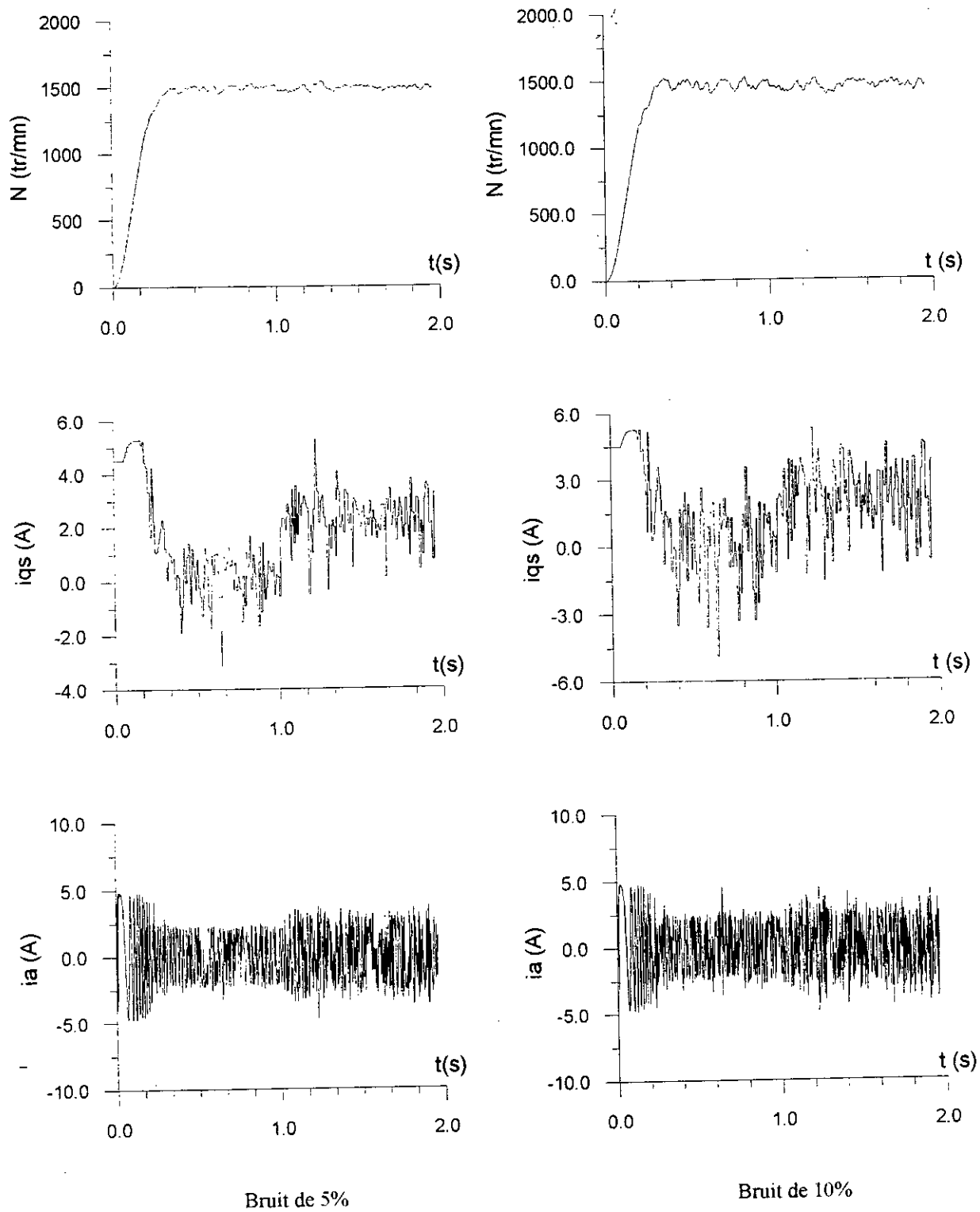
*Planche 3.3* : Test de robustesse par rapport à une variation de 100% de la résistance rotorique durant le régime permanent du flux rotorique ( $t = 0.7$  s) .



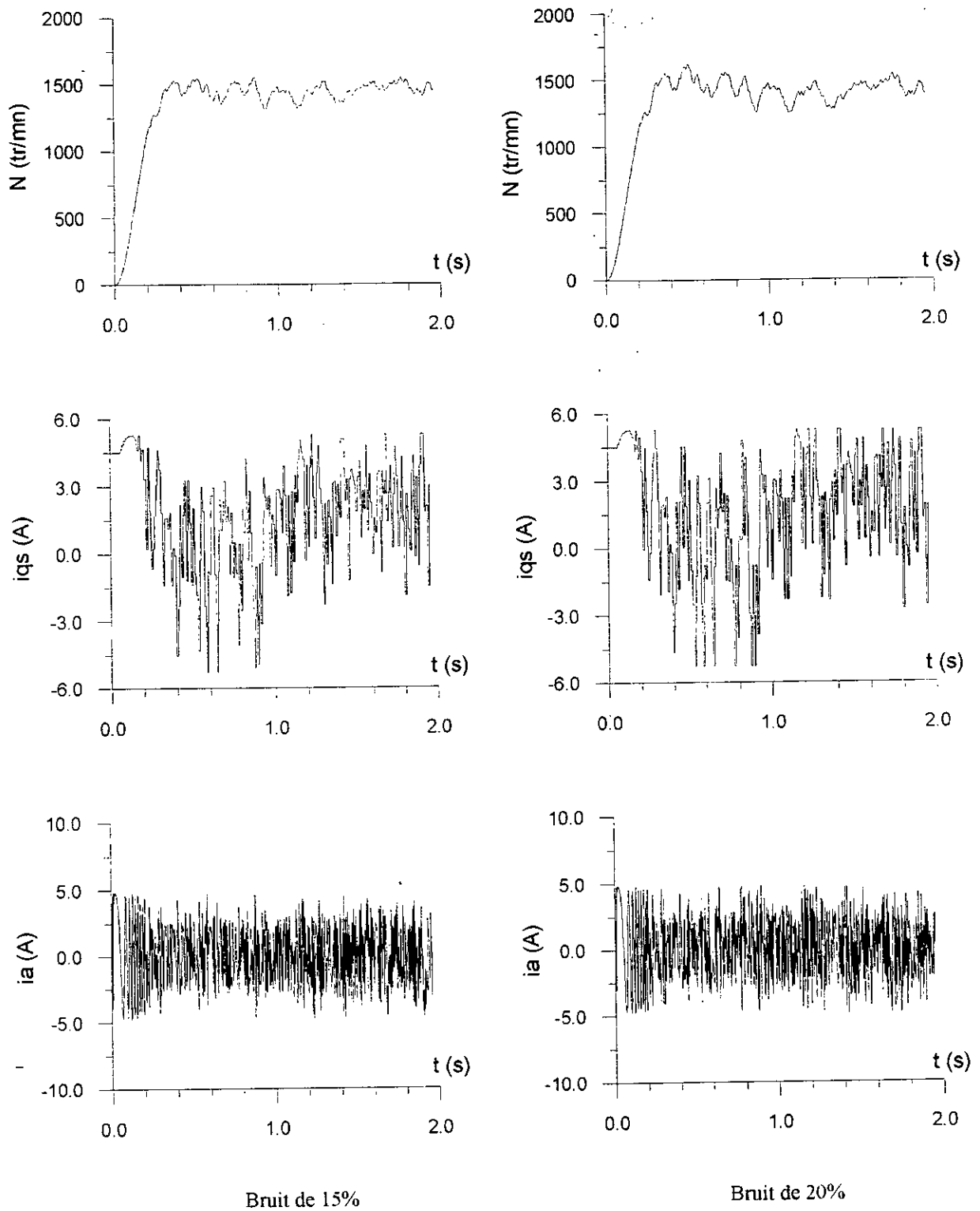
*Planche 3.4* : Test de robustesse par rapport à une variation de 100% du moment d'inertie durant le régime transitoire de la vitesse mécanique ( $t = 0.05$  s).



*Planche 3.5:* Test de robustesse par rapport à une variation de 100% du moment d'inertie durant le régime permanent de la vitesse mécanique ( $t = 0.7$  s).



*Planche 3.6* : Influence du bruit de mesure de la vitesse mécanique sur les réponses de la machine alimentée en courant ( Bruit de 5% et de 10% ) .



*Planche 3.7* : Influence du bruit de mesure de la vitesse mécanique sur les réponses de la machine alimentée en courant ( Bruit de 15% et de 20% ) .

### 3.2 Commande floue du modèle de la machine

#### alimentée en tension :

Cette partie du chapitre concerne l'analyse des performances, à partir des simulations numériques, de l'application de la commande linguistique (floue) sur l'actionneur asynchrone alimenté en tension à flux rotorique orienté.

Le système, comme démontré au chapitre 1 (eq. 1.27), est régi par les équations suivantes :

$$\begin{aligned}\frac{di_{ds}}{dt} &= -\left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{M^2 R_r}{\sigma L_s L_r^2}\right) i_{ds} + \frac{R_r}{L_r} \frac{M}{\sigma L_s L_r} \Psi_{dr} + \frac{R_r}{L_r} M \frac{i_{qs}^2}{\Psi_{dr}} + p i_{qs} \Omega + \frac{U_{ds}}{\sigma L_s} \\ \frac{di_{qs}}{dt} &= -\left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{M^2 R_r}{\sigma L_s L_r^2}\right) i_{qs} - \frac{M}{\sigma L_s L_r} p \Omega \Psi_{dr} - p i_{ds} \Omega - \frac{R_r}{L_r} M \frac{i_{qs} i_{ds}}{\Psi_{dr}} + \frac{U_{qs}}{\sigma L_s} \\ \frac{d\Psi_{dr}}{dt} &= -\frac{R_r}{L_r} \Psi_{dr} + \frac{R_r}{L_r} M i_{ds} \\ \frac{d\Omega}{dt} &= \frac{pM}{JL_r} \Psi_{dr} i_{qs} - \frac{f}{J} \Omega - \frac{C_r}{J}\end{aligned}$$

Les commandes sont les deux tensions au stator  $U_{ds}$ ,  $U_{qs}$  et les sorties sont le flux au rotor et la vitesse mécanique. La commande  $U_{ds}$  agit seule sur le flux  $\Psi_{dr}$  et  $U_{qs}$  sur la vitesse mécanique  $\Omega$ .

#### 3.2.1 Structure de commande :

Le schéma de commande adopté est représenté sur la figure 3.2. Les deux contrôleurs sont construits de la même manière que dans la structure de commande précédente (paragraphe 3.1).



(i). Analyse des performances : (Pl. 3.8)

Les étapes de la simulation sont les suivantes :

- un démarrage et régime à vide de la machine pendant 1 seconde .
- introduction d ' une charge nominale à  $t = 1$  s .

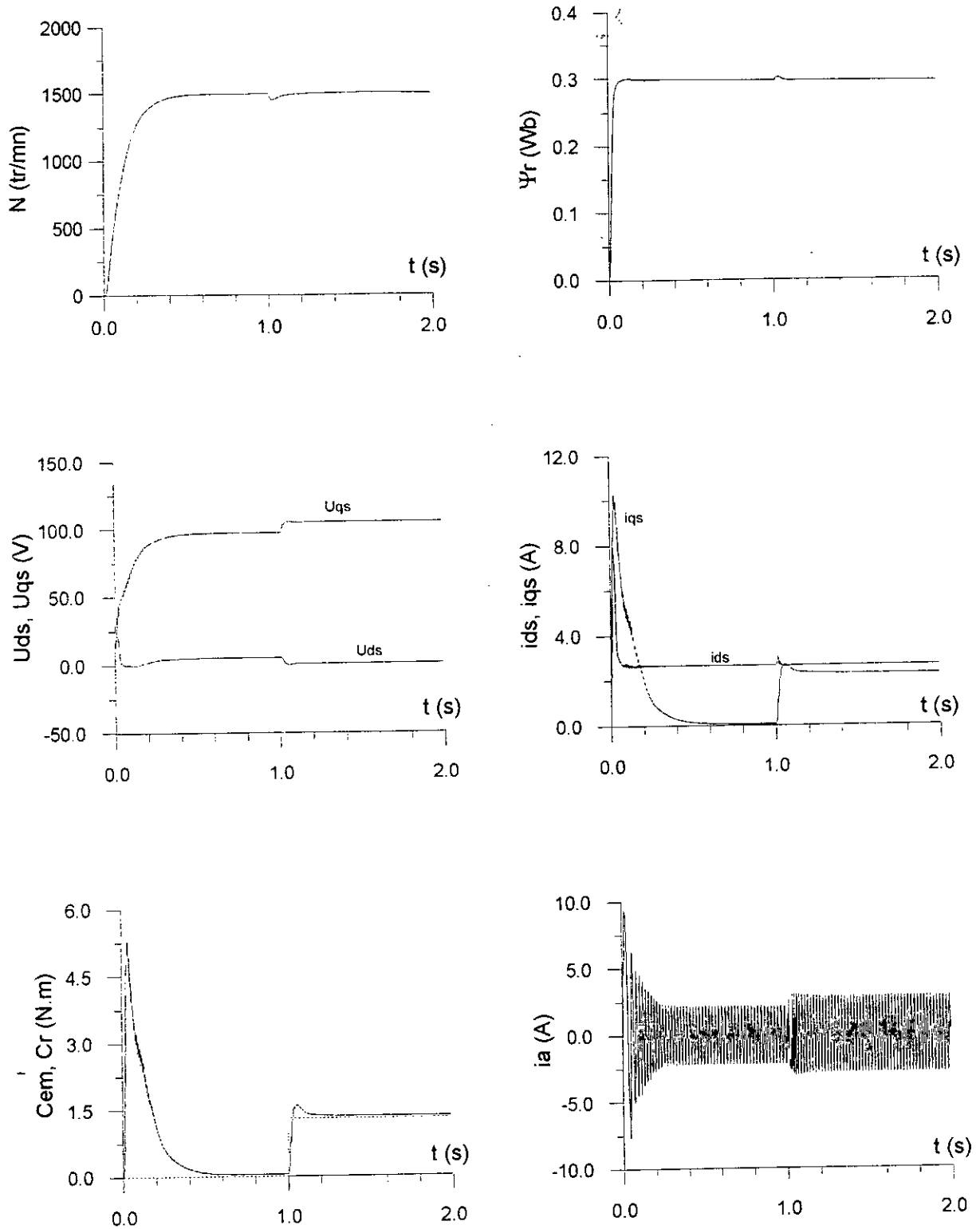
La réponse de la vitesse montre que cette dernière a une dynamique d ' un système du premier ordre vu qu ' elle ne fait aucun dépassement . Son temps de réponse à 5% est de 0.31s , ce qui nous permet de dire qu ' on a obtenu une réponse assez rapide . Cette performance est due à l ' apport d ' énergie représenté par la commande  $U_{qs}$  qui durant le régime à vide prend une valeur de 100V .

L ' introduction du couple de charge ne perturbe pas vraiment cette grandeur ; en effet la vitesse marque une légère chute de 3.2% et puis revient au bout de 0.2 s à la valeur de consigne avec une erreur statique pratiquement nulle . Quant au flux , ce dernier s ' installe plus rapidement en l ' espace de 0.042 s , après un régime transitoire accompagné d ' une oscillation de l ' ordre de 0.5% et revient ensuite à la consigne .

L ' introduction du couple résistant à  $t = 1$ s influence la réponse de ce dernier ; cela apparaît au dépassement marqué , d ' amplitude 1.5% qui est très rapidement annulé par le contrôleur flou .

Les performances citées jusqu ' ici ont donné pleine satisfaction mais malheureusement le courant de phase  $i_a$  marque un pic d ' amplitude importante ( 10 A ) , soit 2.3 fois le courant nominal ; d ' où la nécessité d ' une limitation de cette grandeur .





*Planche 3.8* : Réponses du modèle de la machine alimentée en tension à une consigne de vitesse de 1500 tr/mn et de flux rotorique de 0.3 Wb .

Introduction du couple de charge nominal à  $t = 1$  s .

### 3.2.2 Limitation par action sur le gain d'adaptation de la commande de vitesse $G_{cuv}$ :

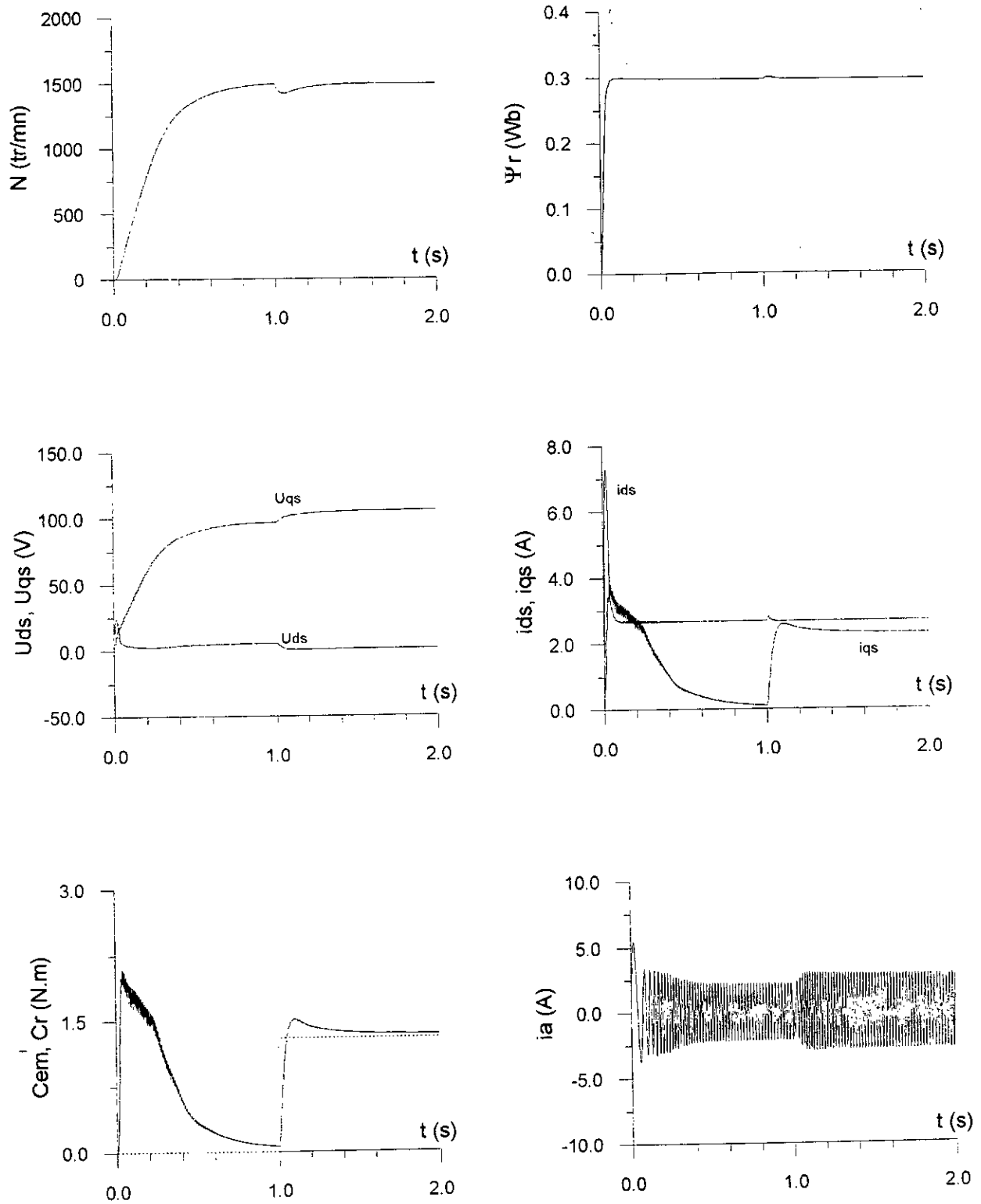
Afin d' éliminer le pic signalé par le courant de phase  $i_a$  au démarrage , on agit sur le gain d' adaptation  $G_{cuv}$  du contrôleur flou de la boucle de régulation de la vitesse .

On suppose que le courant efficace toléré est 1.1 fois le courant nominal de la machine . Plusieurs tests ont été effectués dans lesquels le paramètre  $G_{cuv}$  a été diminué progressivement .

#### Simulations et résultats :

Pour la valeur  $G_{cuv}$  adoptée , les résultats obtenus figurent sur la planche 3.9 . On constate tout d' abord que le pic du courant  $i_a$  a été réduit de 35% de la valeur enregistrée sur la planche 3.8 des essais précédents ; la valeur efficace du courant est égale à 1.5 fois le courant nominal . Ce résultat reste insatisfaisant si on se reporte à la contrainte imposée ( 1.1 fois le courant nominal ) .

De plus , la réduction du paramètre concerné induit une dégradation de la réponse de vitesse , son temps de réponse est passé à 0.62 s .



*Planche 3.9* : Réponses du modèle de la machine alimentée en tension après action sur le gain d'adaptation  $G_{cuv}$ .

### 3.2.3 Réglage en cascade du courant $i_{qs}$ :

Pour remédier au problème du pic de courant  $i_a$  et vu que la solution précédente n'a pas satisfait entièrement les performances souhaitées, on propose comme alternative un bouclage en cascade pour le contrôle du courant  $i_{qs}$ .

Ce choix est motivé par le fait que c'est ce courant qui signale un pic plus important que celui de  $i_{ds}$ , d'où l'on peut établir la nouvelle structure de commande comme suit :

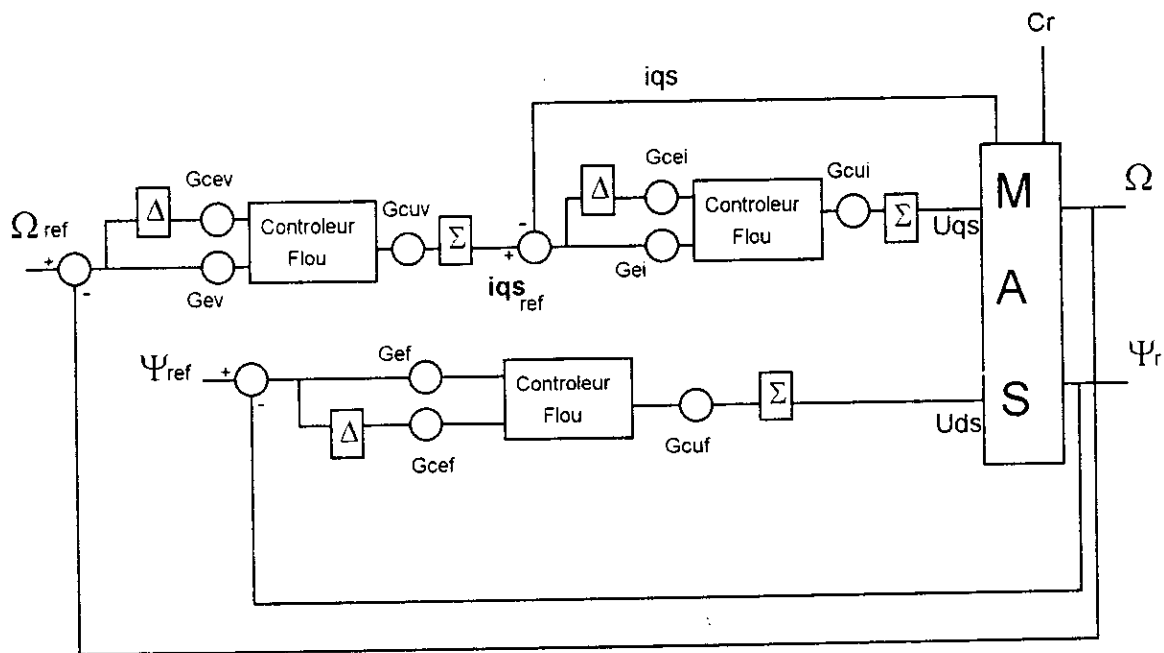


Figure 3.3 : Structure de commande avec bouclage en cascade .

La régulation en cascade du courant  $i_{qs}$  est réalisée par un contrôleur flou dont les entrées sont :

- l'erreur entre la consigne du courant  $i_{qs}$  et sa valeur réelle .
- la variation de cette erreur .

La sortie est la variation de la commande  $U_{qs}$  .

La consigne du courant  $i_{qs}$  qu'on note par  $i_{qs\_ref}$  ( fig. 3.3 ) est délivrée par le contrôleur flou de la vitesse , la boucle de commande du flux est laissée telle quelle .

### Simulations et résultats :

Une telle stratégie de commande nous oblige à choisir une période d'échantillonnage du courant  $i_{qs}$  (boucle interne) inférieure à celle de la vitesse en respectant le théorème de Shannon. Pour cela on a choisi une période égale à 0.0001s.

#### (i). Analyse des performances : (Pl. 3.10)

La réalisation du procédé de bouclage en cascade n'a engendré aucune détérioration notable des performances dynamiques de la vitesse et du flux par rapport aux résultats de la section 3.2.1 (Pl. 3.8). En effet, les temps de réponse de ces grandeurs sont : 0.06 s pour le flux et 0.33 s pour la vitesse. En comparant avec le temps de réponse de la vitesse constaté lors de la commande sans régulation en cascade (section 3.2.1), on peut remarquer qu'il s'est produit une légère augmentation. Cela est dû en fait que l'apport d'énergie a été amoindri.

Néanmoins, les allures des réponses demeurent inchangées. L'introduction du couple de charge ( $t = 1$  s) a provoqué une diminution de 4.5% de la vitesse atteinte à vide ; aussitôt compensée après 0.2 s.

Le courant de phase  $i_a$ , au vu de la réponse (Pl. 3.10) n'a accusé aucun dépassement supérieur à la contrainte imposée (1.1 fois le courant nominal).

Les résultats obtenus démontrent l'efficacité du contrôleur flou dans cette structure de commande.

#### (ii). Essais de robustesse :

Nous allons soumettre à présent le système à une série de tests de robustesse vis à vis des variations des paramètres internes et externes, avec la même structure de commande (fig. 3.3).

#### # Variation de 100% de la résistance rotorique : (Pl. 3.11, Pl. 3.12)

Pour analyser la robustesse de cette commande aux variations de la résistance rotorique, on introduit des échelons de variations de 100% de ce paramètre pendant le régime transitoire (Pl. 3.11) et le régime permanent (Pl. 3.12).

Quand le système est soumis à une telle variation, que ce soit durant le régime transitoire ou le régime permanent, on ne remarque aucun changement notable des allures des différentes réponses par rapport à celles enregistrées en fonctionnement normal (Pl. 3.10).

Les temps de réponse demeurent toujours les mêmes, 0.33 s pour la vitesse et 0.06 s pour le flux.

Ceci dénote la qualité de robustesse que possède la commande par rapport aux variations de la résistance rotorique, même quand les variations de ce paramètre sont importantes.

#### # Variation de 100% du moment d'inertie : (Pl. 3.13, Pl. 3.14)

De même que pour la résistance rotorique on suppose une variation du moment d'inertie des masses tournantes de 100% pendant le régime transitoire de la vitesse (Pl. 3.13), et pendant le régime permanent (Pl. 3.14).

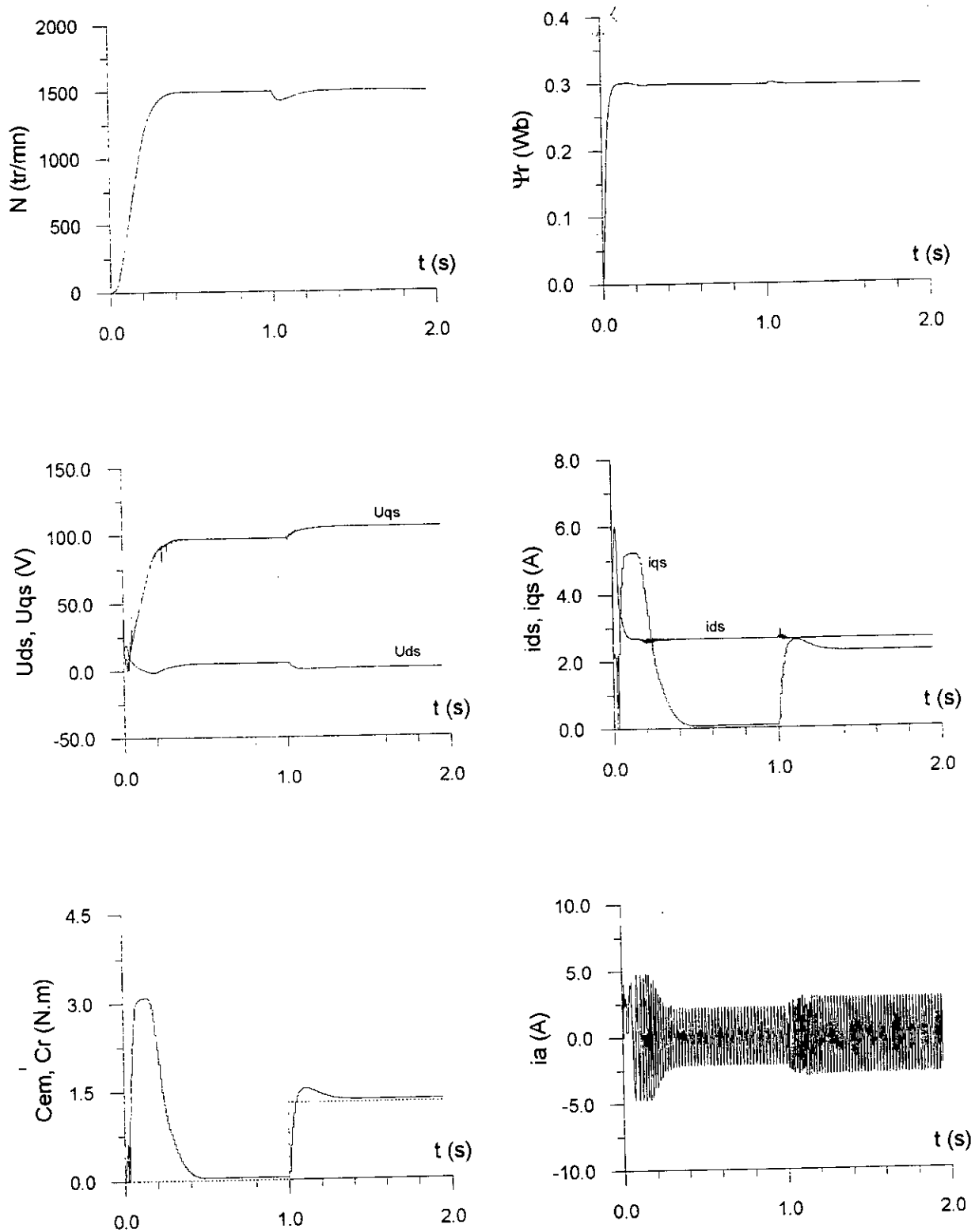
Dans les deux cas on ne constate aucune détérioration des performances, l'introduction du couple de charge est très bien supporté, l'erreur permanente de régulation est pratiquement nulle.

#### # Influence des bruits de mesure : (Pl. 3.15)

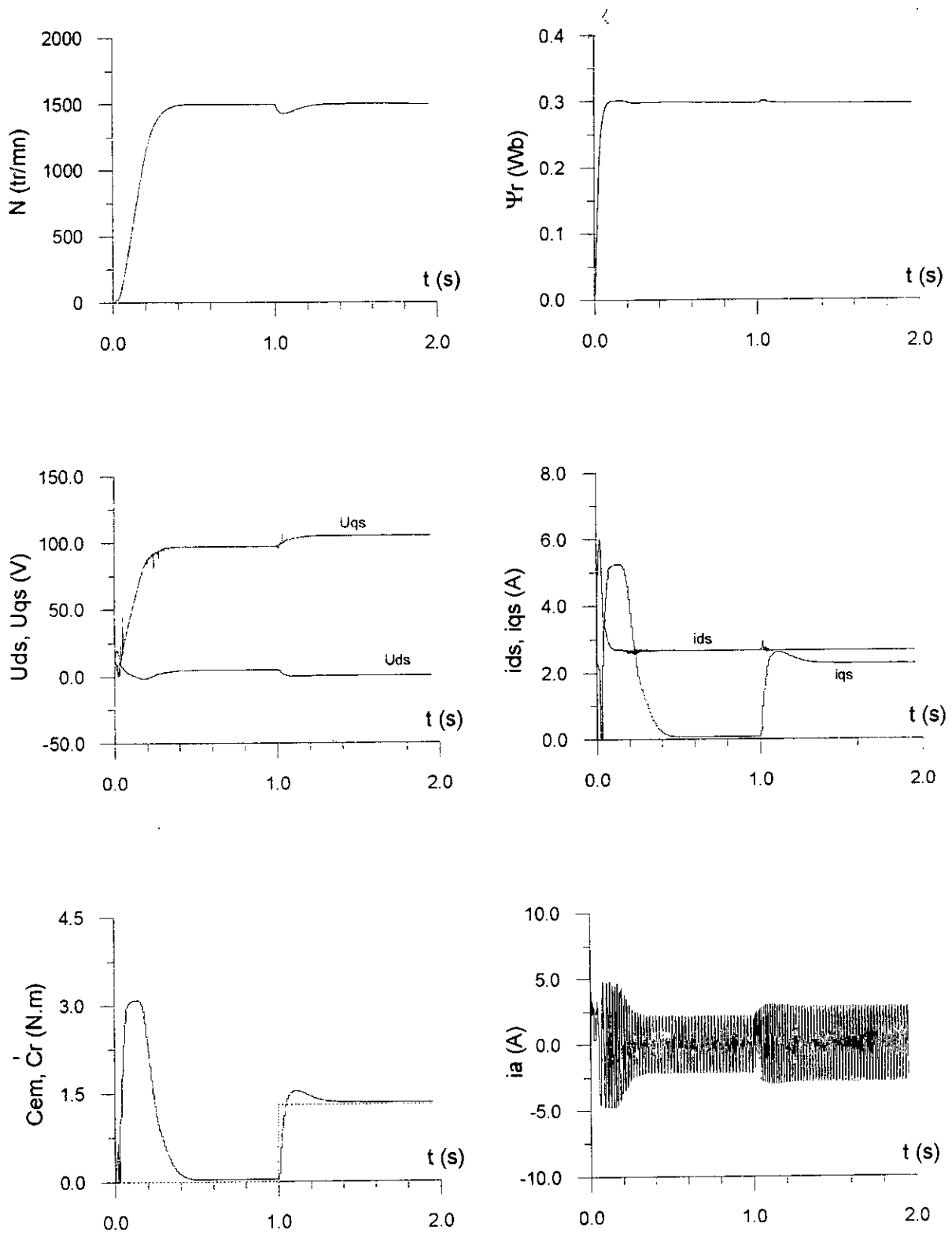
La mise en épreuve de cette structure de commande (fig. 3.3) par rapport aux bruits de mesure est très importante.

La mesure de vitesse est bruitée, tandis que celle du flux rotorique ne l'est pas. On constate donc au vu des réponses enregistrées (Pl. 3.15), que le système est sensible à ce genre de perturbations surtout dans le cas d'un bruit de mesure de la vitesse supérieur à 10%. En effet, on remarque des oscillations de la vitesse mécanique de la machine de l'ordre de 12% de la valeur de consigne dans le cas d'un bruit de 20%, alors que l'amplitude de ces oscillations ne dépasse pas 5% de la consigne pour un bruit de 10%.

On note dans tous les cas, les oscillations du flux rotorique compte tenu du couplage du modèle; l'amplitude de ces oscillations est égale approximativement à 1% dans le cas du bruit de 10%, par conséquent peuvent être considérées comme négligeables.

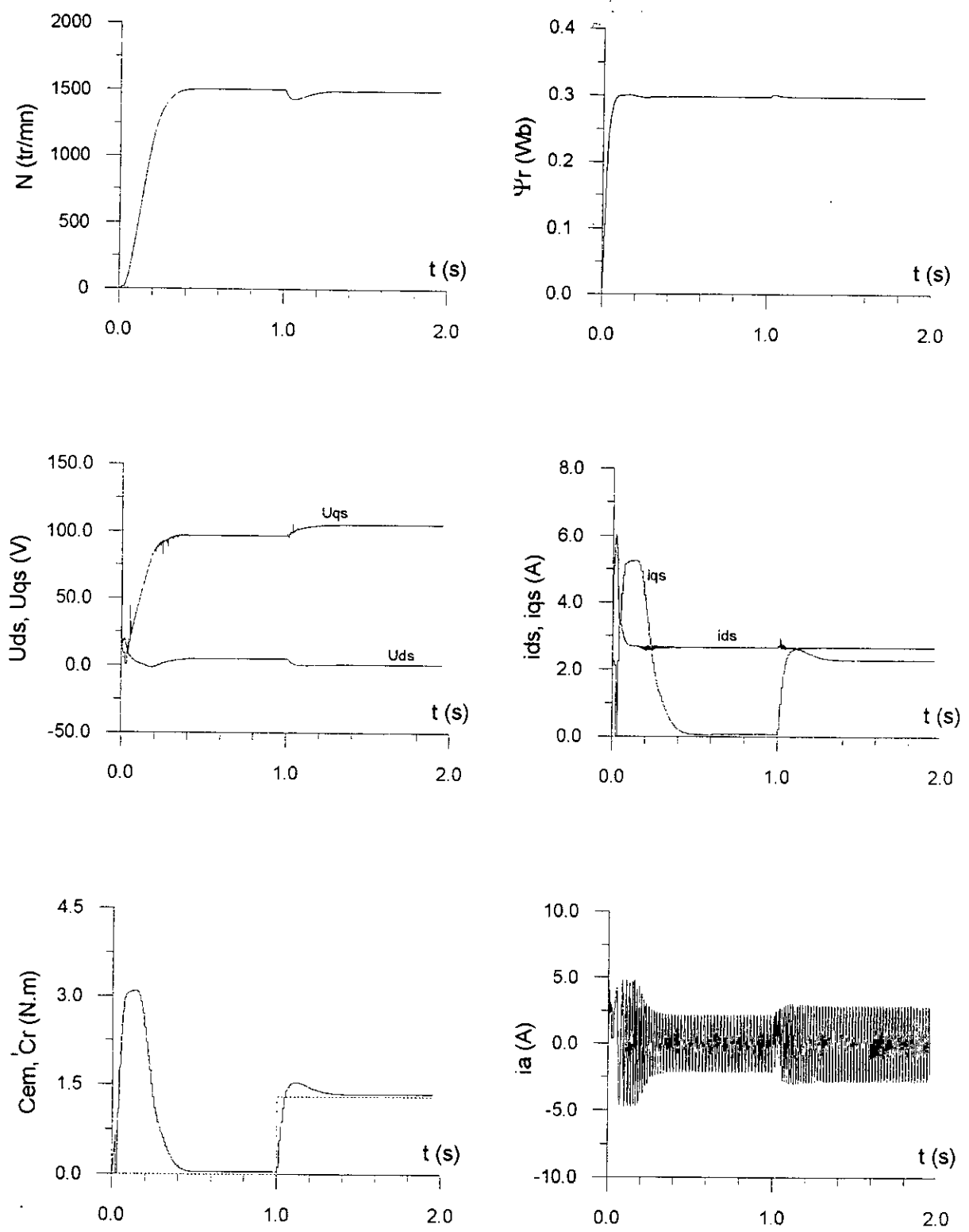


*Planche 3.10*: Réponses du modèle de la machine alimentée en tension avec réglage en cascade du courant  $i_{qs}$

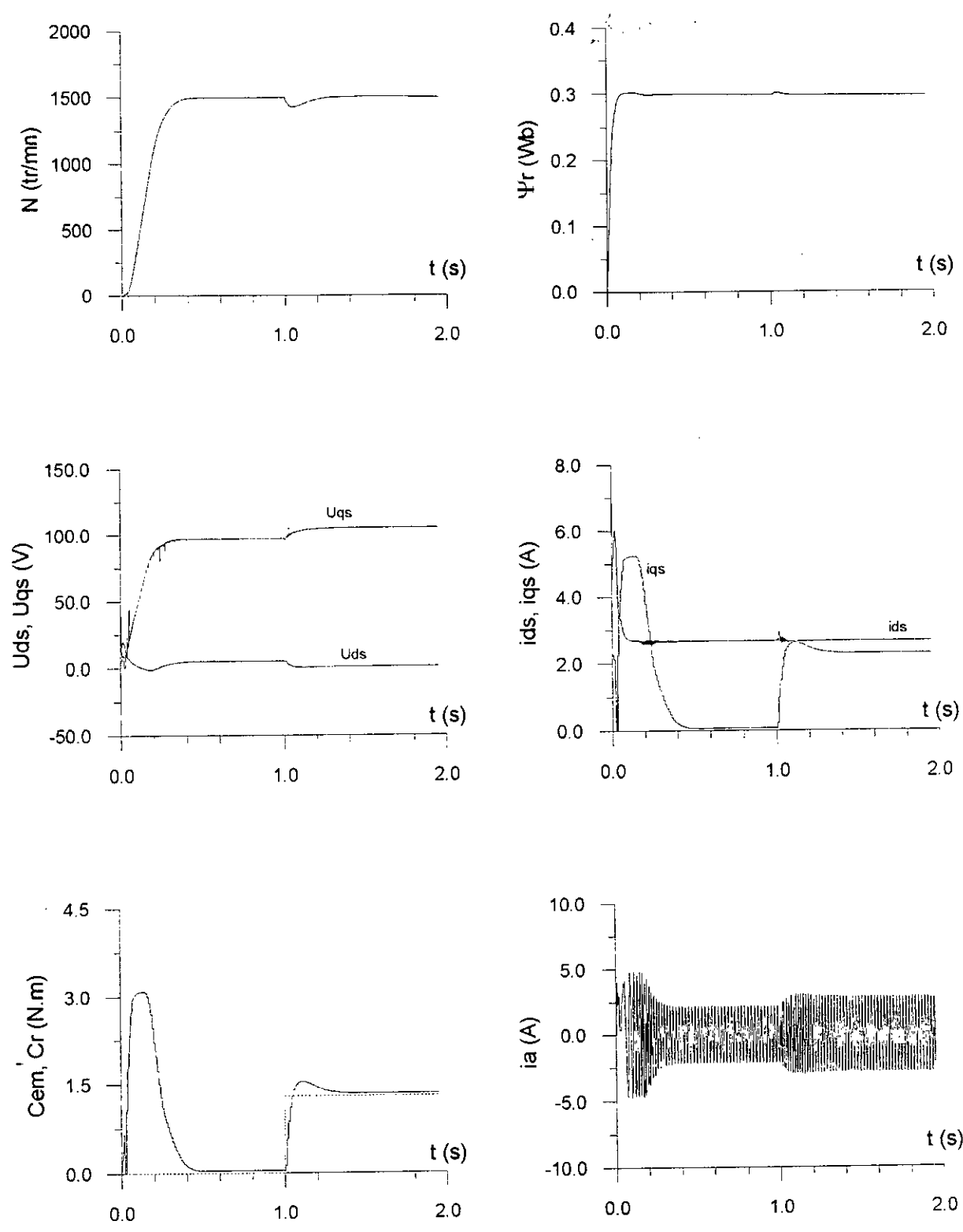


*Planche 3.11* : Test de robustesse par rapport à une variation de 100% de la résistance rotorique durant le régime transitoire du flux rotorique ( $t = 0.04$  s)

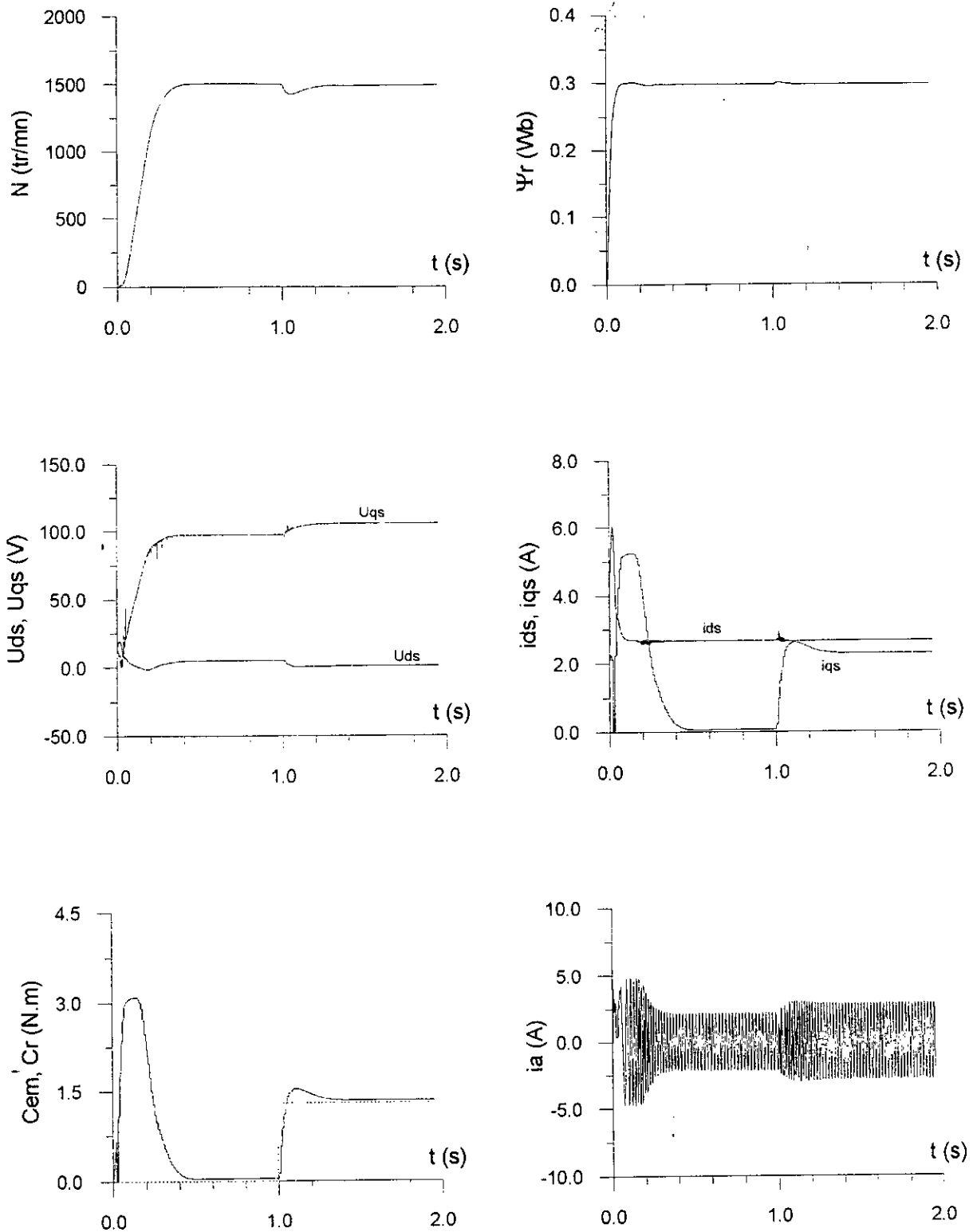




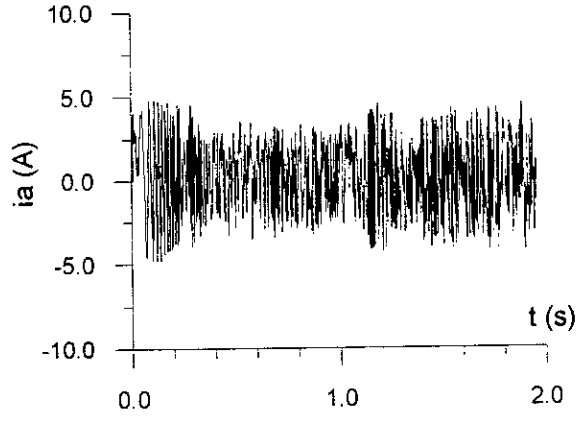
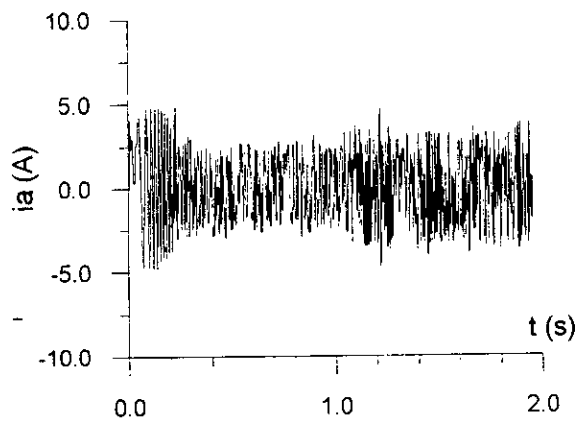
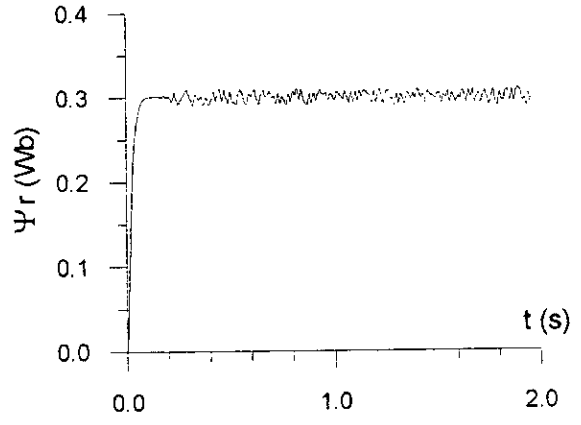
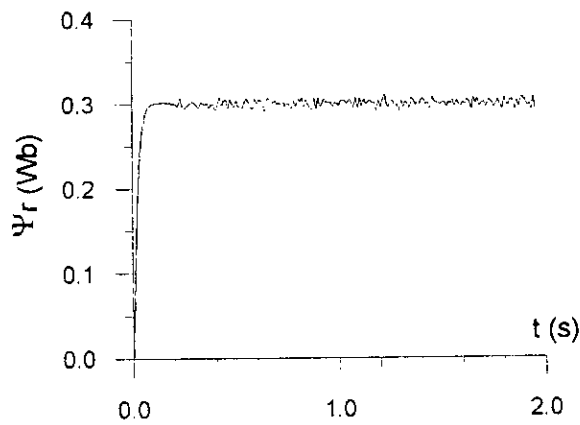
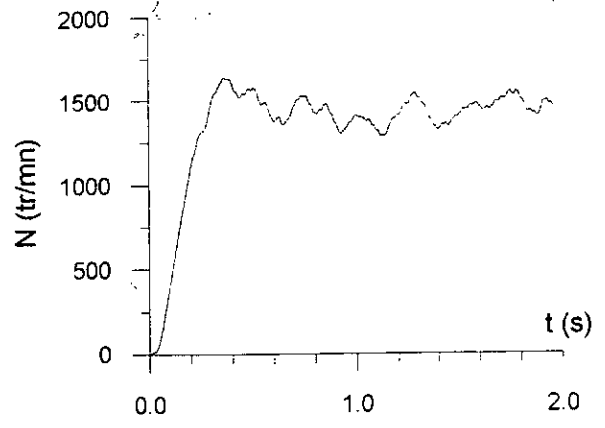
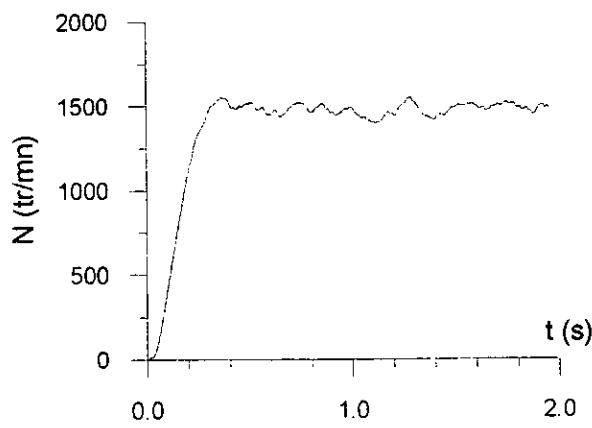
*Planche 3.12* : Test de robustesse par rapport à une variation de 100% de la résistance rotorique durant le régime permanent ( $t = 0.7$  s).



**Planche 3.13 :** Test de robustesse par rapport à une variation de 100% du moment d'inertie pendant le régime transitoire de la vitesse mécanique ( $t = 0.05$  s).



*Planche 3.14* : Test de robustesse par rapport à une variation de 100% du moment d'inertie durant le régime permanent de la vitesse mécanique ( $t = 0.7$  s).



Bruit de 10%

Bruit de 20 %

*Planche 3.15* : Influence des bruits de mesure de la vitesse mécanique sur les réponses du modèle de la machine alimentée en tension (Bruit de 10% et de 20% ).

### **3.3 Conclusion :**

Dans ce chapitre , on vient d ' appliquer la commande floue sur la machine asynchrone en l ' occurrence le modèle alimenté en courant et le modèle alimenté en tension . On note donc les bonnes performances dynamiques obtenues pour les deux cas

- rapidité des réponses de la vitesse mécanique et du flux rotorique .
- Aucun dépassement de consigne intolérable .
- grande précision de la commande .

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

- La technique de commande floue est robuste par rapport à la charge .
- Quand la machine est soumise à des variations de ses paramètres internes même lorsqu ' elles sont importantes , le contrôleur flou reste insensible et arrive à maintenir ses bonnes performances .
- Pour les bruits de mesure , les résultats ont montré que le régulateur flou est moins sensible pour les bruits dont l ' amplitude est inférieure à 10% de la mesure . Mais au delà de cette valeur ( 15% , 20% et plus ) le contrôleur n ' arrive plus à maîtriser le système .

On peut améliorer encore plus la robustesse de cette structure de commande vis à vis aux bruits de mesure , en modifiant la stratégie de fuzzification et

en choisissant des fonctions d ' appartenance qui rejettent plus de bruit .

## Chapitre 4

# RESEAUX DE NEURONES ET COMMANDE NEURO-LINGUISTIQUE

---

---

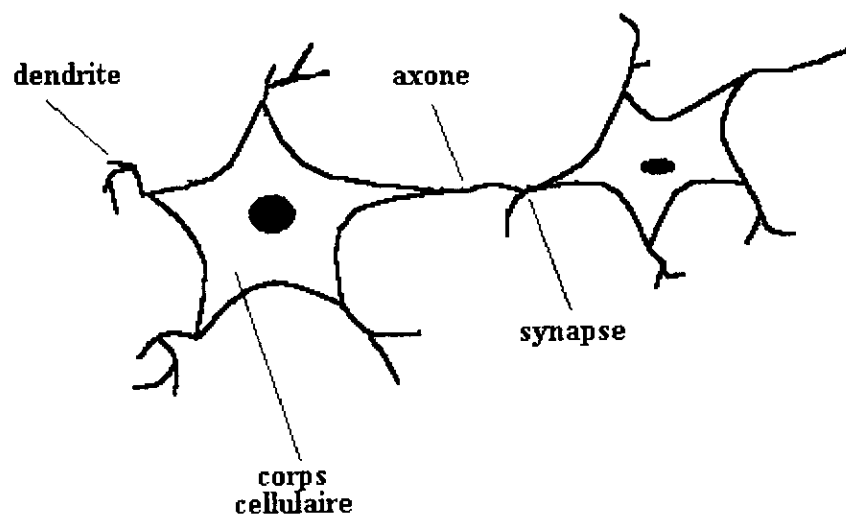
### 4.1 Introduction :

Depuis les années quarantes , nous assistons à une mutation conceptuelle du domaine entourant l ' intelligence artificielle et cela avec l'apparition des réseaux de neurones artificiels quand en 1943 Mc Culloch et Pitts [10] proposèrent pour la première fois un modèle du neurone . Par là , ensuite suivirent d'autres travaux , jusqu ' à l ' apparition des techniques d ' apprentissage telle , MOA [2] , backpropagation [14 , 25 , 10] et beaucoup d'autres, utilisées dans diverses applications d ' un très grand degré de complexité ( traitement de l'imagerie , robotique , etc. ) .

## **4.2 Structure du neurone biologique : [10 , 25 ]**

Le neurone biologique est constitué principalement de trois parties à savoir :

- (i) *Le corps cellulaire* : lieu des transformation biochimiques .
- (ii) *Les dendrites* : Récepteurs principaux du neurone .
- (iii) *L ' axone* : Sert de moyen de transport des signaux délivrés par le neurone



*Figure 4.1* : Schéma du neurone biologique

## **4.3 Le neurone artificiel :**

Comme le montre la figure 4.2 , le neurone artificiel [10] est caractérisé par :

- (i). Ses entrées
- (ii). Sa fonction d'entrée
- (iii). Sa fonction d'activation
- (iv). Sa sortie

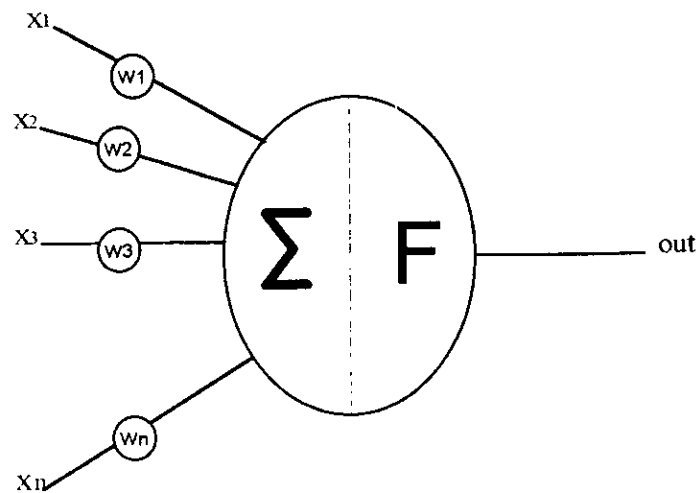


Figure 4.2 : Schéma synoptique du neurone artificiel

Le neurone effectue la somme des potentiels pondérés reçus. Si cette somme dépasse un certain seuil, le neurone est activé par la fonction  $F$ . Cette dernière doit refléter le seuil ou la saturation du signal de sortie du neurone (figure 4.3).

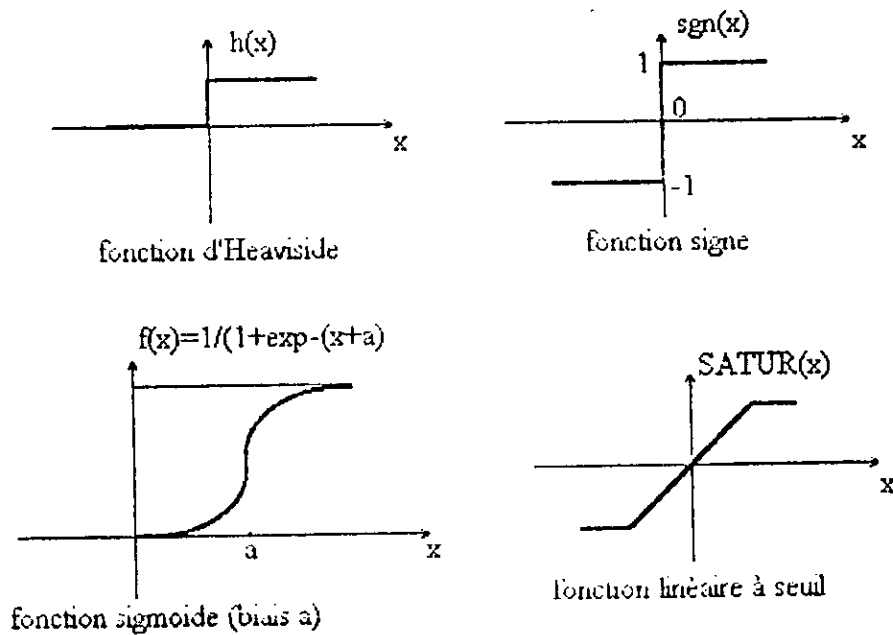


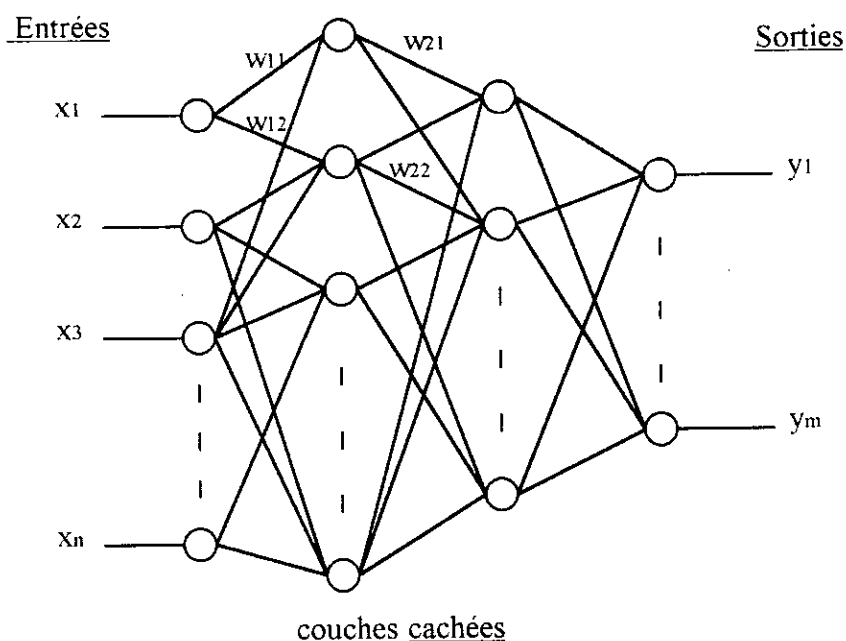
Figure 4.3 : Exemples de fonctions d'activation



#### 4.4 Architecture des réseaux de neurones : [ 25 , 14 ]

Les structures qui peuvent être utilisées sont très variées ; mais d'une manière générale l'architecture des réseaux de neurones peut aller d'une connectivité totale où les neurones sont entièrement connectés entre eux , à une connectivité locale où les neurones ne sont reliés qu'à leurs proches voisins ( Fig. 4.4 ) .

Mais citons toutefois, qu'il est d'usage , de travailler avec des réseaux dont la connectivité est locale , et cela pour diminuer le temps de calcul .



*Figure 4.4* : Réseaux de neurones multicouches

#### 4.5 Techniques d'apprentissage :

Avant l'implémentation d'un réseau de neurones , il faudra faire subir à ce dernier un apprentissage .

Ceci , exige le choix de l'algorithme pouvant qualitativement réaliser cette tâche . Généralement ce choix dépend de la nature ou du type d'application à résoudre .

Parmi les algorithmes d'apprentissage on cite [14] :

- (i). *LVQ* : Learning Vectors Quantization (Kohonen) [25]
- (ii). *SOM* : Self Organizing Maps [25]
- (iii). *ROM* : Random Optimization Method [2]
- (iv). *BP* : Backpropagation [14, 25, 10]

## 4.6 Backpropagation :

### 4.6.1 Principes et objectifs de la technique :

L'idée simple constituant principalement cet algorithme, est de minimiser l'erreur que commet le réseau à chaque fois qu'un couple (entrées / sorties) lui est présenté.

Reposant sur la descente du gradient, il minimise le critère de la somme quadratique des erreurs sur tous les couples entrées / sorties ( Fig. 4.5 ).

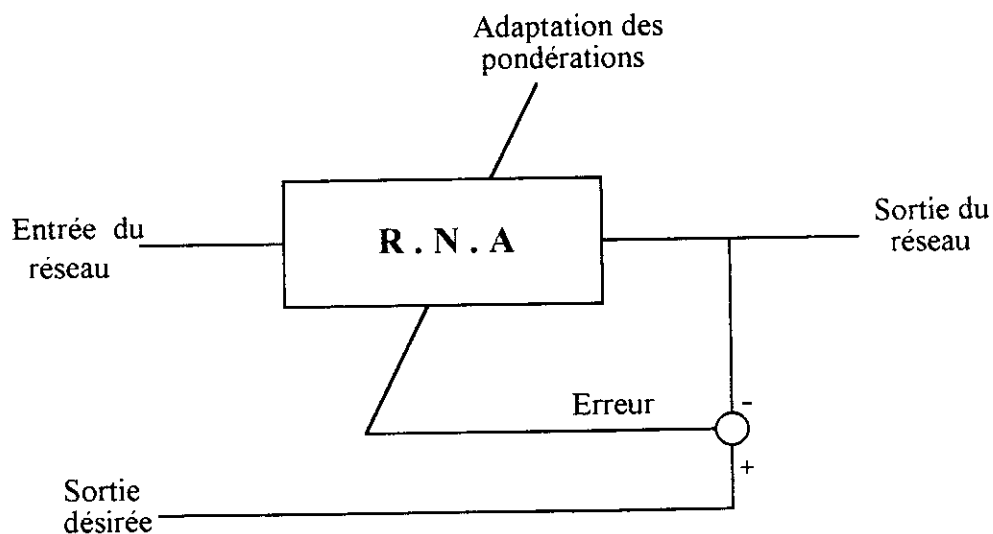


Figure 4.5 : Principe de la backpropagation

### 4.6.2 Algorithme de la backpropagation : [14]

Supposons qu'on dispose d'un ensemble de  $q$  vecteur entrées / sorties  $(x_1, y_1), \dots, (x_q, y_q)$  et que le réseau se compose de trois couches.

- Une couche en entrée à  $N$  neurones.
- Une couche cachée à  $L$  neurones.
- Une couche de sortie à  $M$  neurones.

L'algorithme se formule des étapes suivantes :

1- Initialiser tous les poids du réseau à une valeur aléatoire

2- Appliquer le vecteur d'entrée  $x_p$

3- Calculer les entrées des neurones des couches cachées

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

4- Calculer les sorties des couches cachées

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

5- Calculer les entrées de la couche de sortie

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

6- Calculer les sorties du réseau

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

7- Calculer les termes d'erreur pour les neurones de la couche de sortie

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

8- Calculer les termes d'erreur pour les neurones de la couche cachée

$$\delta_{pj}^h = f_j^h (net_{pj}^h) \sum_k \delta_{pk}^o w_{kj}^o$$

9- Adapter les poids de la couche de sortie

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

10- Adapter les poids de la couche cachée

$$w_{ji}^h(t+1) = w_{ji}^h(t) + \eta \delta_{pj}^h x_i$$

11- Calculer l'erreur

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \delta_{pk}^2$$

12- Refaire toutes les étapes tant que l'erreur n'est pas satisfaisante

#### 4.6.3 Inconvénients de la méthode :

Malgré tous les avantages que possède cette technique, cela n'empêche pas qu'en revanche, elle présente quelques inconvénients que nous citons ci-dessous :

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

#### 4.7. Contrôleur hybride ou neuro-linguistique :

La logique floue et les réseaux de neurones associés constituent un moyen très puissant pour la commande des systèmes dynamiques [12, 25]. Grâce aux grandes capacités d'apprentissage des réseaux de neurones, cette technique est susceptible de générer souvent la bonne commande pour n'importe quelle loi analytique, ce qui constitue un véritable support à l'implantation de la commande floue.

### 4.7.1 Conception

Comme il a été exposé dans le chapitre précédent, la première étape consiste à concevoir le contrôleur flou. Ceci nous oblige à faire le bon choix des variables linguistiques qui seront les entrées du réseau neuronal, lui-même sera implanté dans le contrôleur.

Les entrées du réseau sont respectivement, l'erreur qu'on note par "e" et sa variation qu'on note par "ce" et chacune de ces deux variables est subdivisée en sept classes selon la loi déjà citée dans le chapitre précédent. La même répartition sera utilisée pour la sortie du contrôleur (variation de la commande qu'on note "cu").

### 4.7.2 Implémentation de la commande

L'implémentation de la commande peut s'effectuer d'une manière explicite [18] ou d'une manière implicite. Dans ce qui suit on utilisera la méthode citée en dernier.

Dans ce cas, le contrôleur est constitué d'un seul réseau traitant la fuzzification, la génération de la commande et la défuzzification.

La loi de commande correspond à une liste de décisions à fournir dans tous les cas qui peuvent se présenter au contrôleur neuro-linguistique. Ces règles représentent les règles de commande de la table 3.1.

En réalité, le réseau sera confronté à des exemples dont l'apprentissage ne lui a pas été subi; c'est à ce niveau qu'apparaît la puissance du réseau (qualité de l'apprentissage).

### 4.8 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté le principe d'utilisation des réseaux de neurones à la commande des systèmes et de l'avantage qu'apporte cet outil quand il est intégré dans la logique floue.

## Chapitre 5

# APPLICATION DE LA COMMANDE NEURO-LINGUISTIQUE SUR LA MACHINE ASYNCHRONE

---

---

- L'application de la commande floue sur l'actionneur asynchrone s'est avérée très efficace au vu des performances :

- Réponses rapides du flux rotorique et de la vitesse .
- Erreur permanente nulle .
- Robustesse par rapport aux des paramètres de la machine .
- Réjection des bruits de mesure .

Cependant , la réalisation en temps réel de cette technique nécessite un calculateur numérique puissant et rapide , particulièrement si le contrôleur doit traiter plusieurs signaux en entrée et en sortie .

L'architecture multicouches, le fonctionnement en mode parallèle et les capacités d'apprentissage et de généralisation des réseaux de neurones sont des caractéristiques qui permettent à ces derniers d'être un outil d'implémentation de la commande floue.

### 5.1 Phase d'apprentissage :

Les performances du contrôleur neuro-linguistique reposent principalement sur la qualité de l'apprentissage de la structure neuronale appropriée.

Afin de confirmer l'analyse théorique des réseaux de neurones, présentée dans le chapitre qui a fait l'objet de leur étude, nous nous sommes intéressés à l'entraînement du réseau en structure implicite.

Le nombre de vecteurs d'entraînement est 49, correspondant au nombre de règles de commande (table 3.1).

Les résultats obtenus lors de cette opération avec différentes structures neuronales sont dressés sur le tableau suivant :

Structure neuronale	Erreur d'apprentissage
2 - 5 - 3 - 1	$2.3 \cdot 10^{-3}$
2 - 7 - 4 - 1	$2.4 \cdot 10^{-2}$
2 - 8 - 4 - 1	$1.29 \cdot 10^{-1}$
2 - 4 - 2 - 1	$5.9 \cdot 10^{-3}$
2 - 5 - 1	$1.59 \cdot 10^{-2}$

*Table 5.1:* Résultats obtenus lors de la phase d'apprentissage.

*Remarque :* L'apprentissage a été effectué sur un PC 386-DX40.

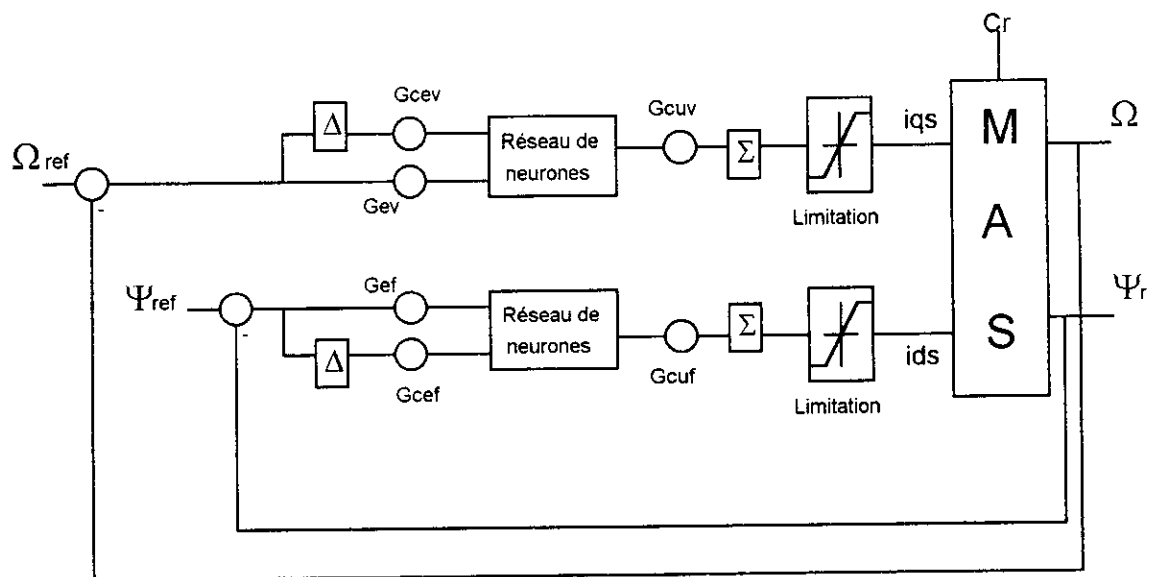
Le réseau de neurones le plus approprié pour la réalisation de la commande est le réseau (2-5-3-1) c'est à dire comportant :

- 2 neurones en entrée
- 5 neurones dans la première couche cachée
- 3 neurones dans la deuxième couche cachée
- 1 neurone en sortie .

## 5.2 Commande neuro-linguistique du modèle de la machine alimentée en courant :

### 5.2.1 Structure de la commande :

La structure de commande ( fig. 5.1 ) est semblable à celle vue dans la section 3.1 . Les deux contrôleurs flous sont remplacés chacun par le réseau de neurones (2-5-3-1) :



*Figure 5.1* : Structure de commande neuro-linguistique du modèle de la machine asynchrone alimentée en courant .



## Simulations et résultats :

La commande est du type numérique ; les périodes d'échantillonnage choisies sont 0.003 s pour le flux rotorique  $\Psi_{dr}$  et 0.01 s pour la vitesse mécanique  $\Omega$ .

### (i). Analyse des performances :

Les paramètres  $G_{ev}$ ,  $G_{cev}$ ,  $G_{cuv}$  et  $G_{ef}$ ,  $G_{cef}$ ,  $G_{cuf}$  sont ceux trouvés dans la commande floue de ce même modèle.

Les essais sont effectués pour une consigne de flux  $\Psi_{dr}$  égale à 0.3 Wb et une consigne de vitesse de 1500 tr/mn.

Le moteur effectue un démarrage à vide puis est chargé à l'instant  $t = 1$  s. Les résultats obtenus figurent sur la planche (5.1).

La réponse de la vitesse est très bien amortie avec un temps de réponse égale à 0.318s. A l'instant d'application du couple résistant ( $t = 1$  s), celle-ci diminue de 3% de sa valeur initiale, mais compense très rapidement cette chute après 0.2 s.

La réponse du flux est plus rapide marquant un temps de montée de 0.086 s sans manifester un dépassement.

Ni la réponse de la vitesse, ni celle du flux n'accuse un dépassement, l'erreur permanente des sorties est nulle.

### (ii). Tests de robustesse :

Nous allons soumettre les contrôleurs neuro-linguistiques à un ensemble d'essais de robustesse en faisant introduire des variations sur les paramètres internes et externes de la machine, en régime transitoire et permanent.

#### # Variation de 100% de la résistance rotorique : (Pl.5.2), (Pl. 5.3)

La variation est introduite durant le régime transitoire du flux à  $t = 0.05$  s. On peut constater que l'allure de la vitesse (Pl. 5.2) a gardé les mêmes caractéristiques qu'en fonctionnement normal (Pl. 5.1).

Les mêmes résultats sont obtenus quand la variation est survenue pendant le régime permanent ( $t = 0.7$  s). La réponse du flux pendant cette phase ne signale aucun

changement ou dégradation de ses performances, la réponse demeure amortie et rapide (temps de réponse à 5% égale à 0.086 s).

Ceci dénote le caractère robuste de cette commande par rapport aux variations de la résistance rotorique.

#### # Variation de 100% du moment d'inertie : (Pl. 5.4), (Pl. 5.5)

Pour étudier l'influence de ce paramètre sur les performances de la commande, on introduit une variation de 100% de  $J$  pendant le régime transitoire de la vitesse ( $t = 0.2$  s). Le temps de réponse marqué par cette grandeur est le même constaté en fonctionnement normal. La pente de sa réponse à partir de cet instant a diminué, le contrôleur annule rapidement cet effet, cela se voit clairement sur la commande  $i_{qs}$  et du couple électromagnétique  $C_{em}$ ; ça explique le fait que le temps de réponse de la vitesse n'a pas subi de modification.

La réponse du flux est totalement identique à celle enregistrée en fonctionnement normal (Pl. 5.1), cette sortie n'est pas influencée par les variations de ce paramètre. L'introduction du couple de charge altère moins la vitesse. En effet cette grandeur chute de 2.26% pour retrouver ensuite la valeur initiale au bout de 0.2 s. L'erreur permanente est pratiquement nulle.

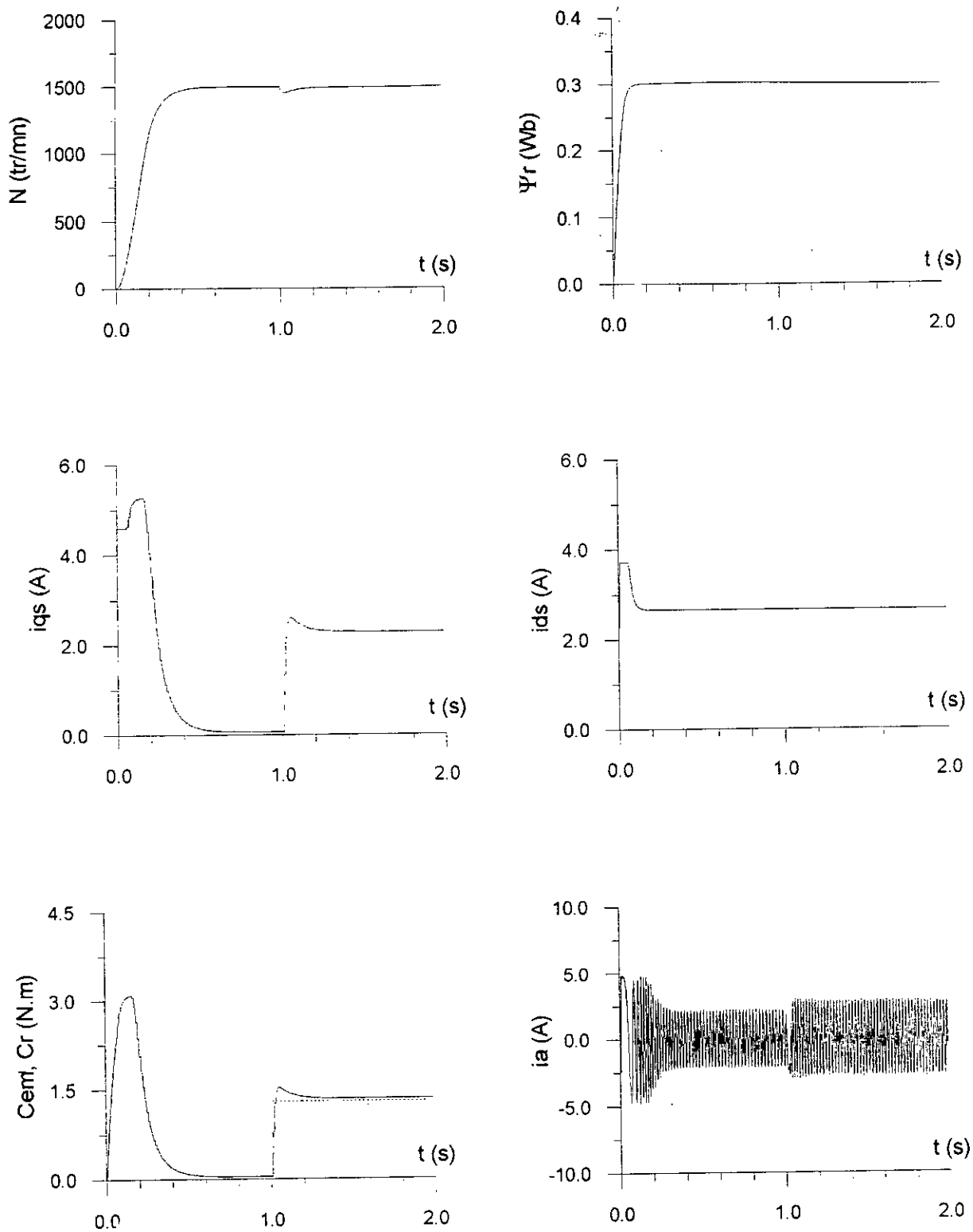
Par contre, quand la variation survient durant le régime permanent ( $t = 0.7$ s), celle-ci ne possède aucune influence sur les réponses à part l'effet bénéfique de diminuer l'influence du couple de charge sur le système.

#### #Influence des bruits de mesure : (Pl. 5.6, Pl. 5.7)

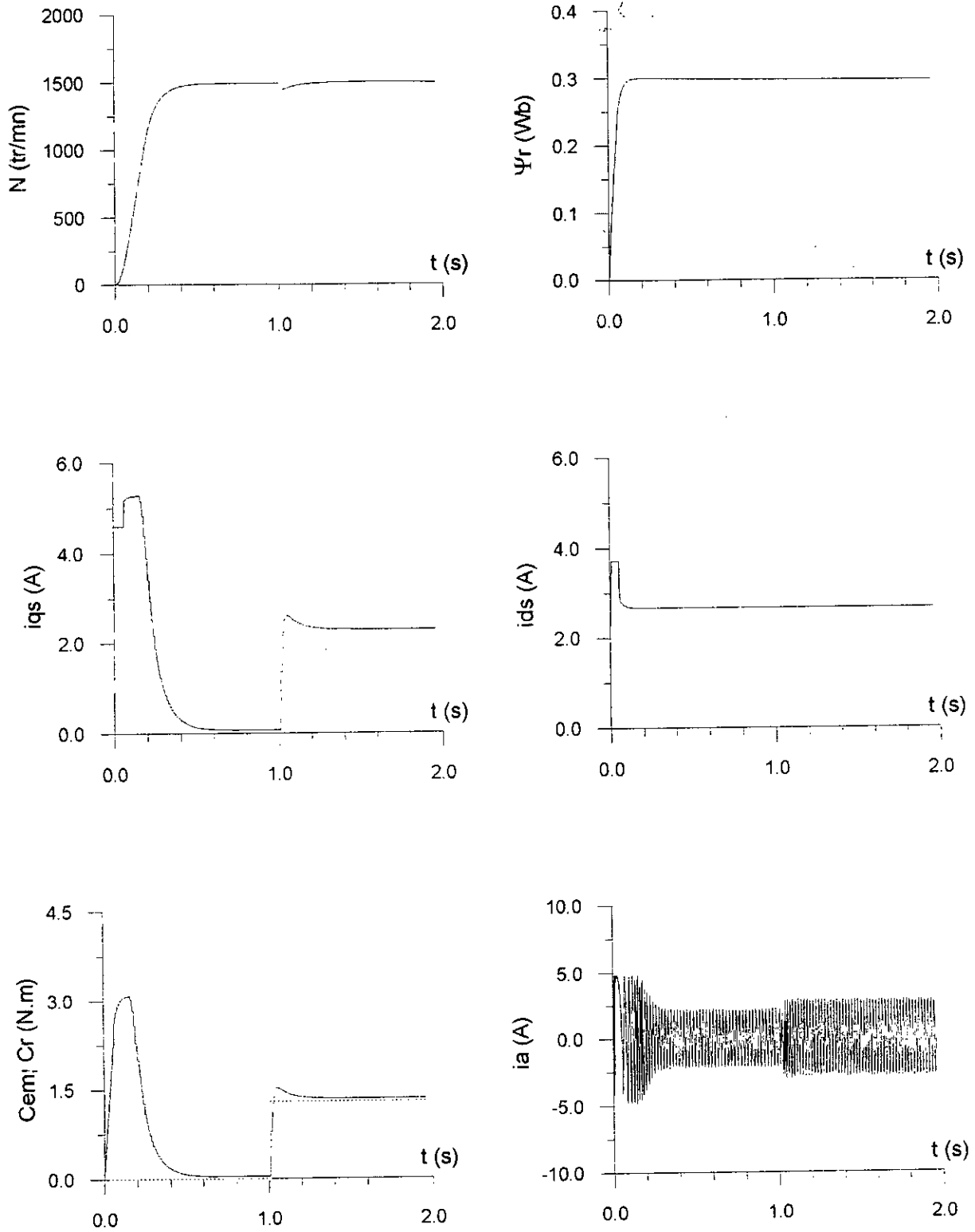
On injecte un bruit blanc gaussien sur la mesure de vitesse dans le but d'étudier la sensibilité des contrôleurs neuro-linguistique. Les essais sont effectués pour différentes amplitudes (5%, 10%, 15% et 20% de la mesure).

On remarque que dans le cas d'un bruit de 5%, 10% (Pl. 5.6) la vitesse présente des oscillations d'amplitude respectivement de 1.7% et 4.5% de la valeur de consigne. Après l'introduction de la charge, l'effet du bruit de mesure s'atténue. L'amplitude des oscillations de la vitesse chute de 4.5 à 2% soit environ de moitié.

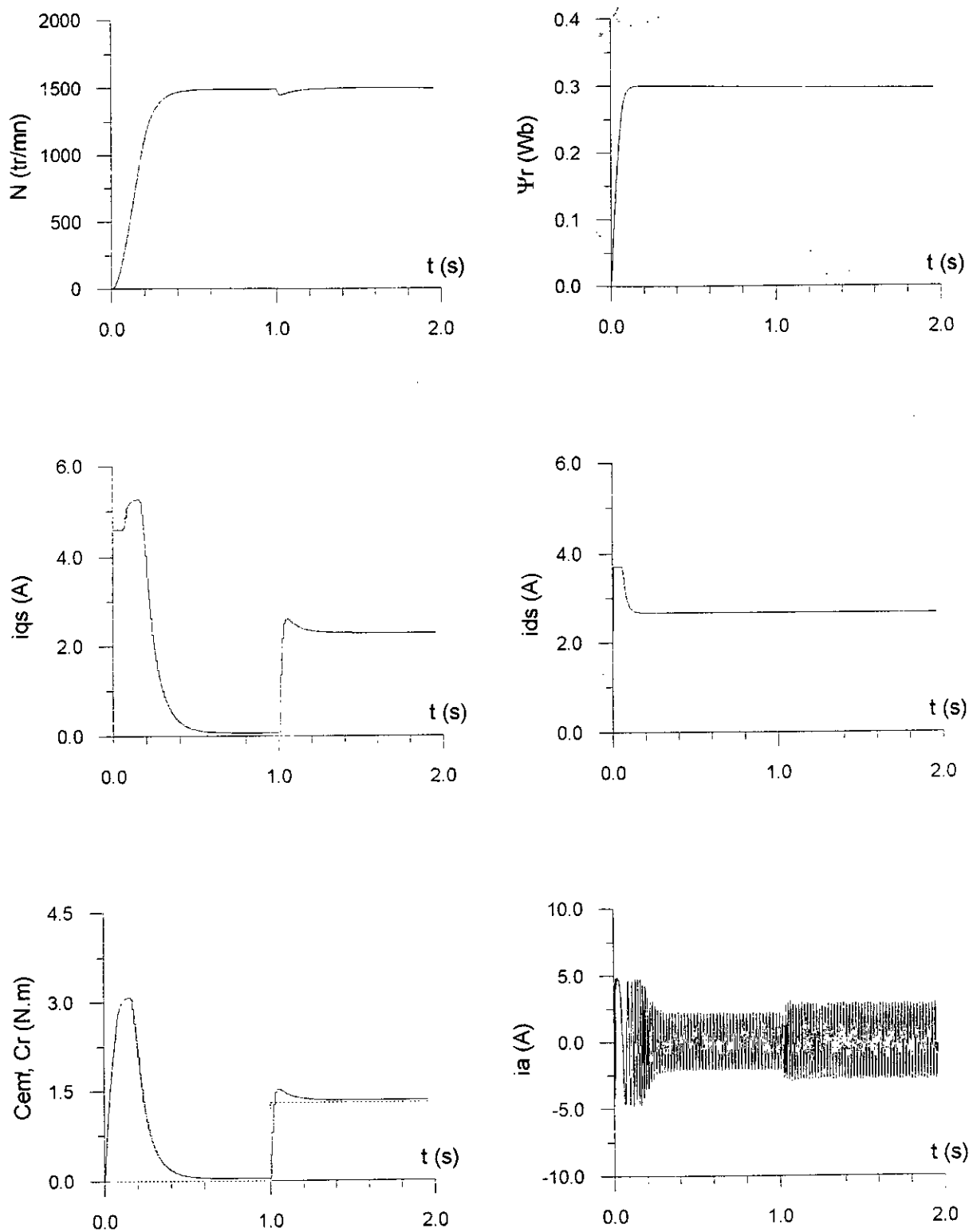
Des bruits de mesure supérieurs à 10% influent considérablement sur la commande de la vitesse (15% et 20% sur la planche 5.7), on enregistre des oscillations de cette grandeur d'amplitude supérieure à 7% de la valeur de consigne.



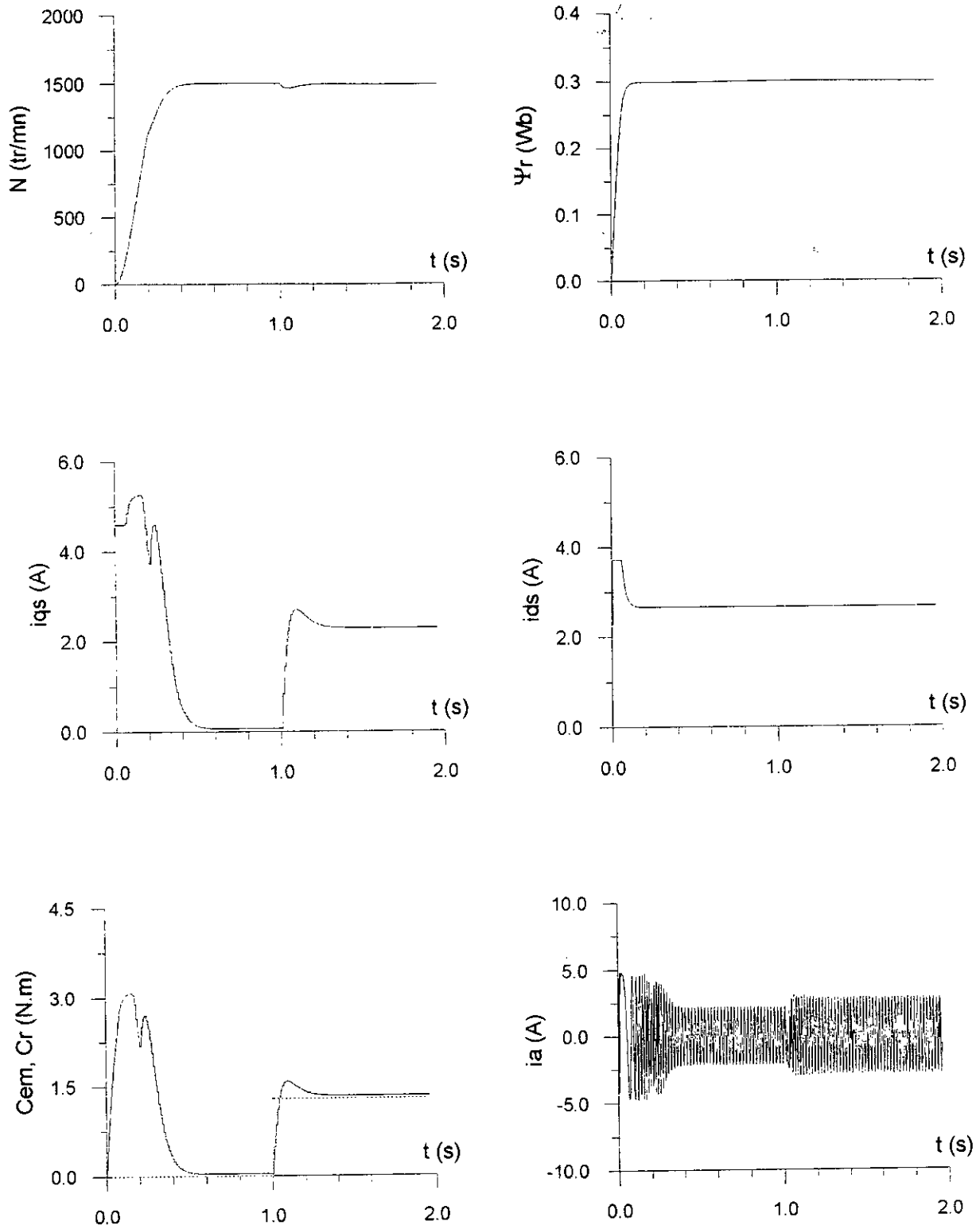
*Planche 5.1* : Réponses du modèle de la machine alimentée en courant à une consigne de vitesse de 1500 tr/mn et de flux rotorique de 0.3 Wb .  
Introduction du couple de charge à  $t = 1$  s .



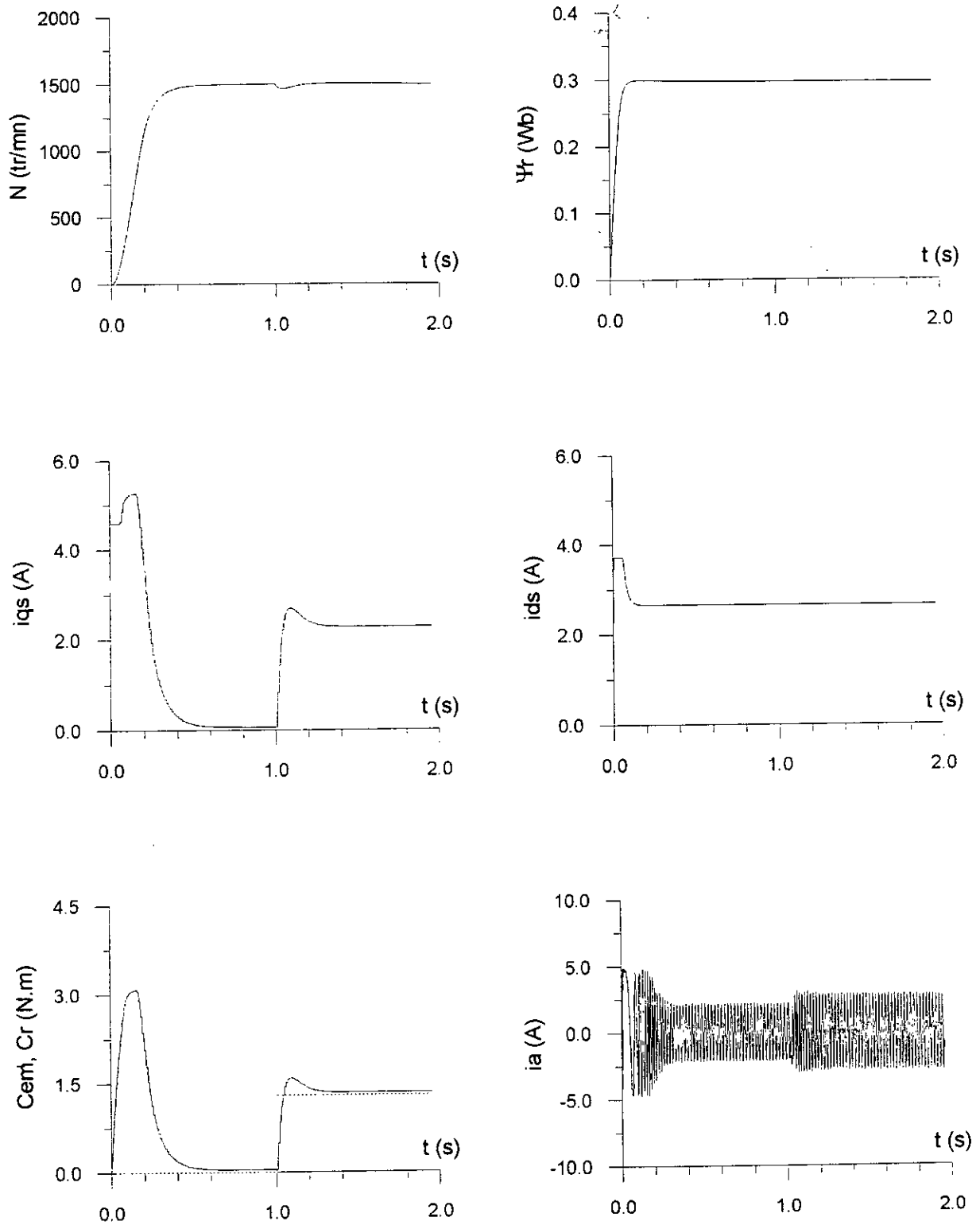
*Planche 5.2* : Test de robustesse par rapport à une variation de 100% de la résistance rotorique durant le régime transitoire du flux rotorique ( $t = 0.05$  s)



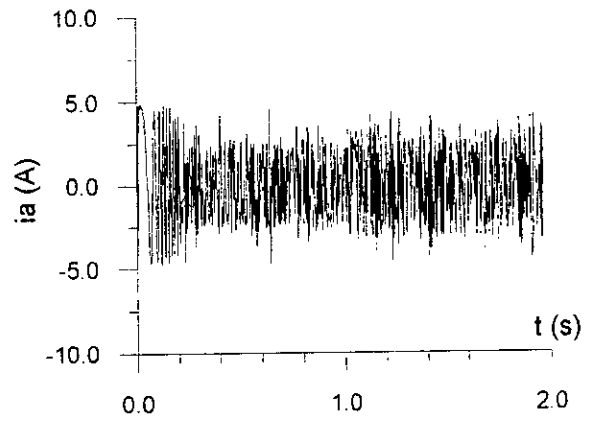
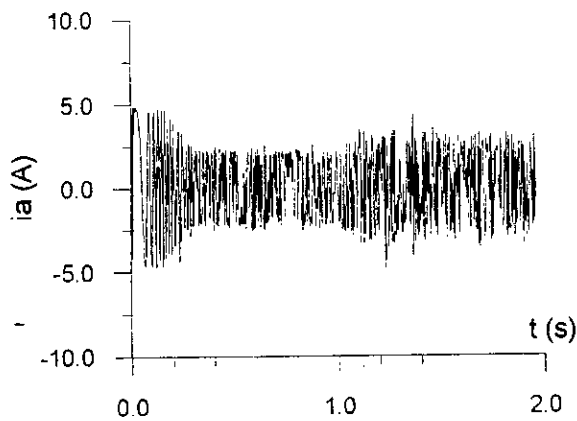
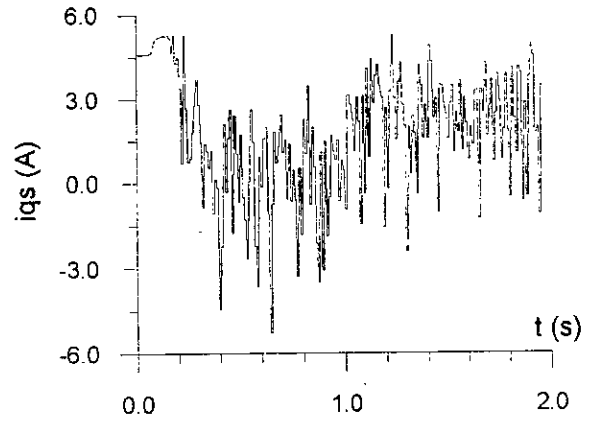
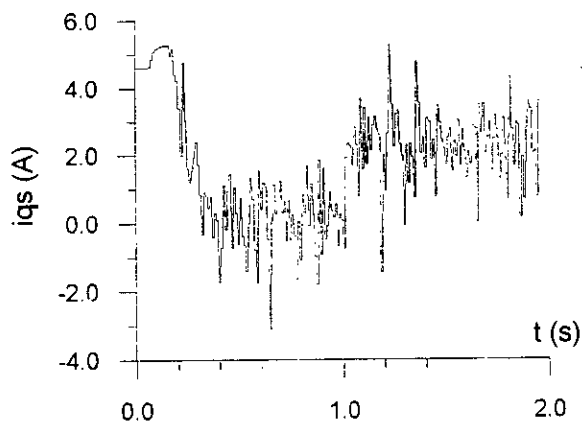
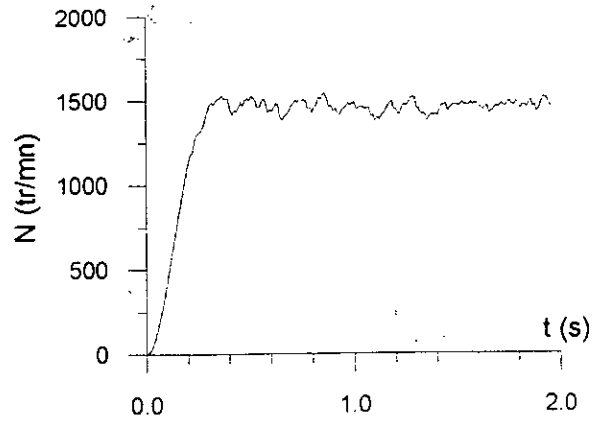
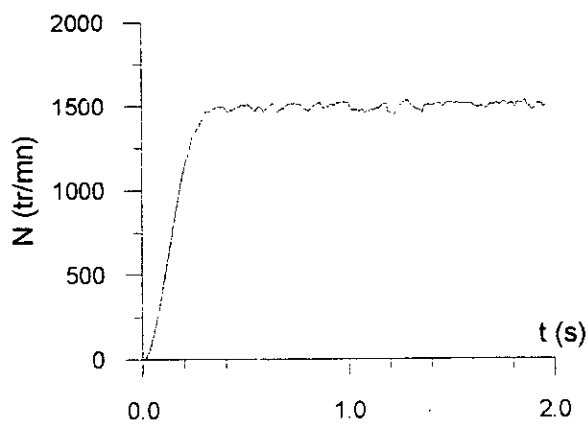
*Planche 5.3:* Test de robustesse par rapport à une variation de 100% de la résistance rotorique pendant le régime permanent ( à  $t = 0.7$  s ).



*Planche 5.4* : Test de robustesse par rapport à une variation de 100% du moment d'inertie durant le régime transitoire de la vitesse mécanique (  $t = 0.2 \text{ s}$  ).



*Planche 5.5* : Test de robustesse par rapport à une variation de 100% du moment d'inertie durant le régime permanent ( $t = 0.7 \text{ s}$ ).

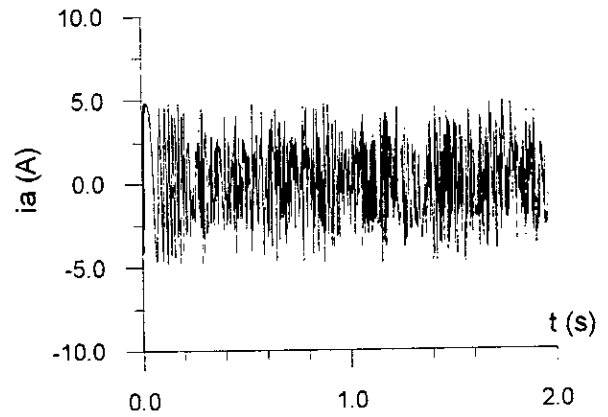
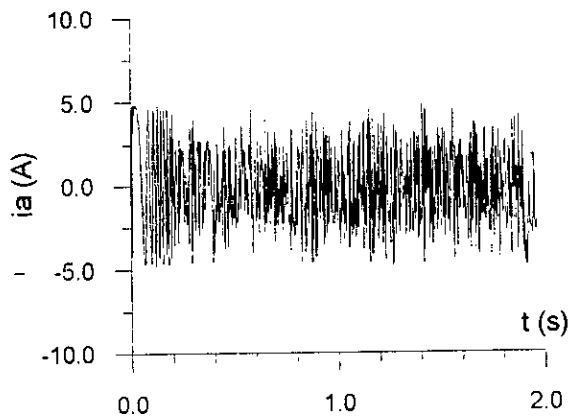
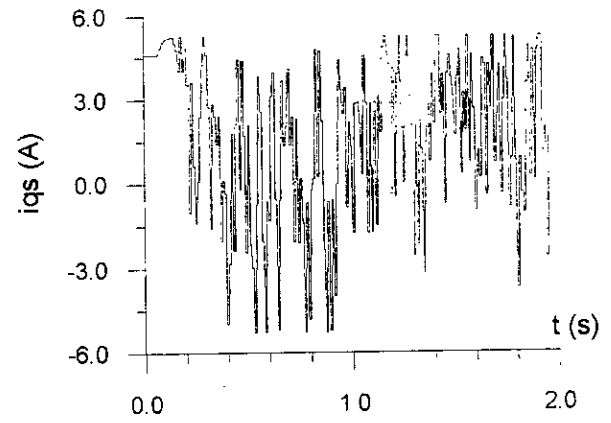
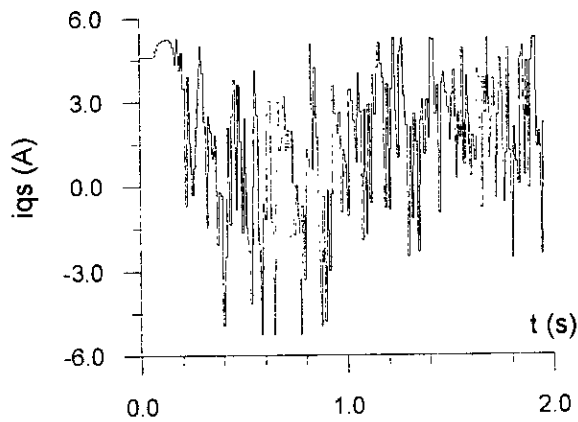
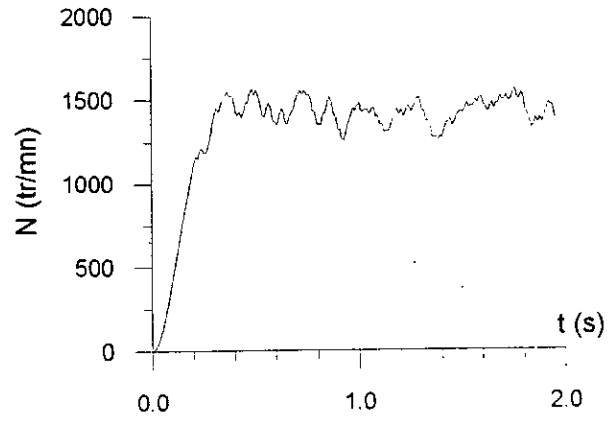
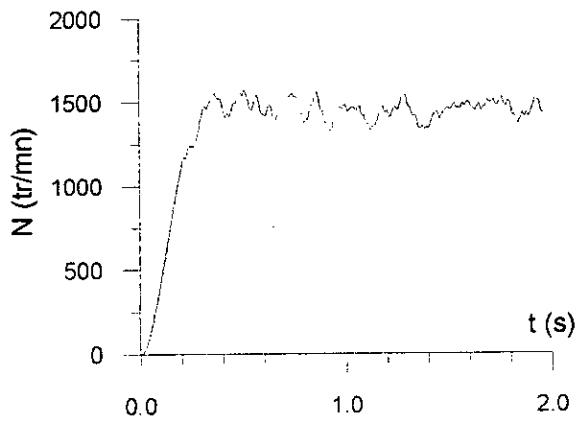


Bruit de 5%

Bruit de 10%

*Planche 5.6* : Influence des bruits de mesure de la vitesse mécanique sur les réponses du modèle de la machine alimentée en courant ( Bruit de 5% et de 10% )





Bruit de 15%

Bruit de 20%

*Planche 5.7* : Influence des bruits de mesure de la vitesse mécanique sur les réponses du système ( Bruit de 15% et de 20% ) .

### 5.3 Commande neuro-linguistique du modèle de la machine alimentée en tension :

#### 5.3.1 Structure de commande :

La structure de commande ( fig. 5.2 ) qu'on va simuler est celle utilisée en section 3.2.3 , comportant une régulation en cascade du courant  $i_{qs}$  pour limiter le pic du courant  $i_a$  à 1.1 fois le courant nominal de la machine .

Les contrôleurs flous sont remplacés par des réseaux de neurones ( 2-5-3-1 ) qui ont subit l'apprentissage (section 5.1 ) .

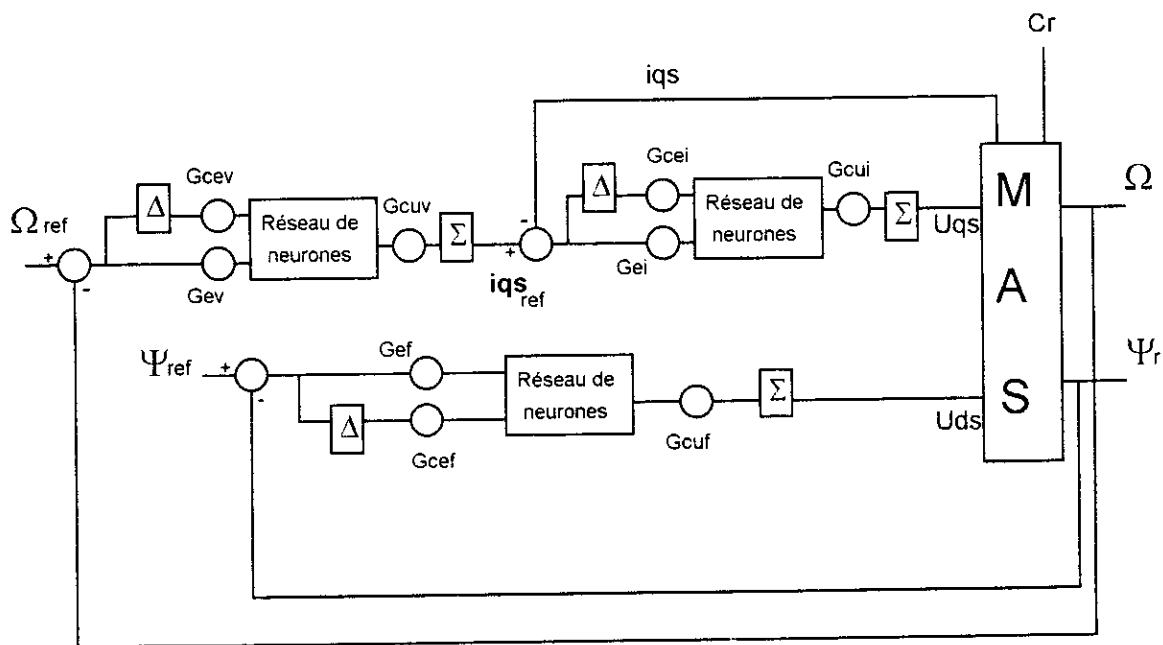


Figure 5.2 : Structure de commande neuro-linguistique du modèle de la machine asynchrone alimentée en tension

#### Simulations et résultats :

Les périodes d'échantillonnage choisies sont celles fixées pendant la commande floue du même modèle , c'est à dire :

- 0.01 s pour la vitesse mécanique .
- 0.003 s pour le flux rotorique .
- 0.0001 s pour le courant  $i_{qs}$  .

(i). Performances dynamiques : ( Pl. 5.8 )

La réponse en vitesse de la machine présente des performances intéressantes : un temps de réponse à 5% de 0.31 s , sans signaler un dépassement et une erreur statique pratiquement nulle . Le flux rotorique ne signale aussi aucun dépassement et s'installe très rapidement en 0.062 s .

L'application du couple de charge à l'instant  $t = 1s$  , ne perturbe pas vraiment la commande , la vitesse diminue de 4.4% et revient à la consigne en 0.2 s . Le flux fait un dépassement de 1% aussitôt éliminé par le contrôleur neuro-linguistique .

Le courant de phase n'enregistre aucun pic ou dépassement de la contrainte imposée sur cette grandeur ( 1.1 fois le courant nominal de la machine ) .

Tous ces résultats nous permettent de considérer les performances obtenues comme étant très satisfaisantes .

(ii). Essais de robustesse :

Examinons l'influence que peut avoir une variation de la résistance rotorique ou du moment d'inertie sur le comportement de la structure de commande neuro-linguistique .

**#Variation de 100% de la résistance rotorique** : ( Pl. 5.9 , Pl. 5.10 )

Une variation de 100% de la résistance rotorique  $R_r$  n'influence pas le comportement qualitatif de la commande vu que les réponses de la vitesse mécanique ou du flux rotorique n'enregistrent aucun changement en comparant aux réponses obtenues en fonctionnement normal ( Pl. 5.8 ) .

Nous constatons donc l'efficacité de cette commande par rapport aux variations de ce paramètre , même si ces variations sont très importantes .

**#Variation de 100% du moment d'inertie** : ( Pl. 5.11 , Pl. 5.12 )

Une modification du moment d'inertie ( 100% ) est introduite sur le modèle mathématique du système . Cette modification est faite pendant le régime transitoire (  $t = 0.2 s$  ) . Les réponses enregistrées sont représentées sur la planche 5.11 .

On ne constate aucune dégradation des performances des deux réponses ( vitesse , flux rotorique ) .

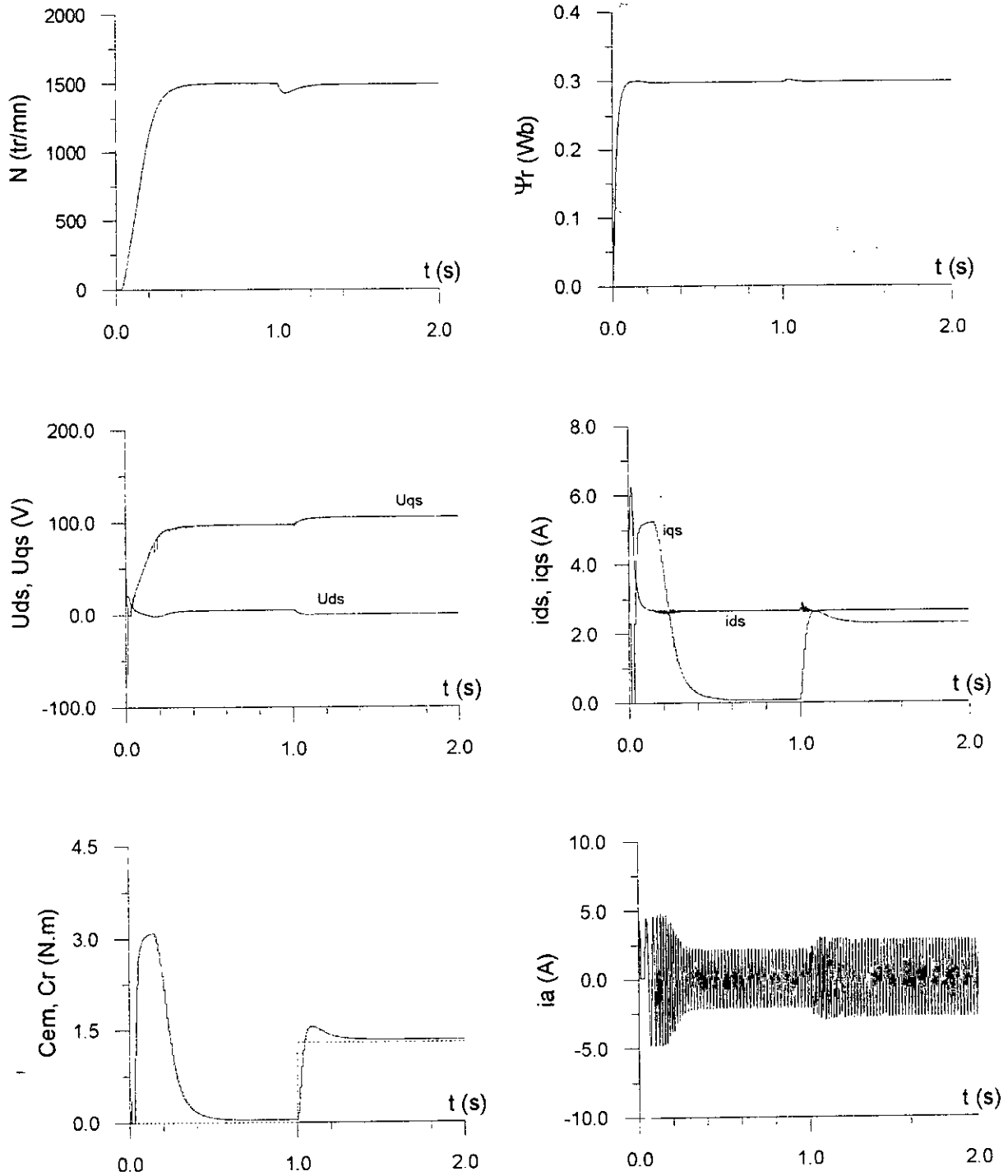
Pour le deuxième test ( Pl. 5.12 ), on introduit une variation de 100%  $J$  pendant le régime permanent de la vitesse (  $t = 0.7$  s ) qui n'altère pas du tout le comportement des deux sorties du système .

### **#Influence des bruits de mesure : ( Pl. 5.13 )**

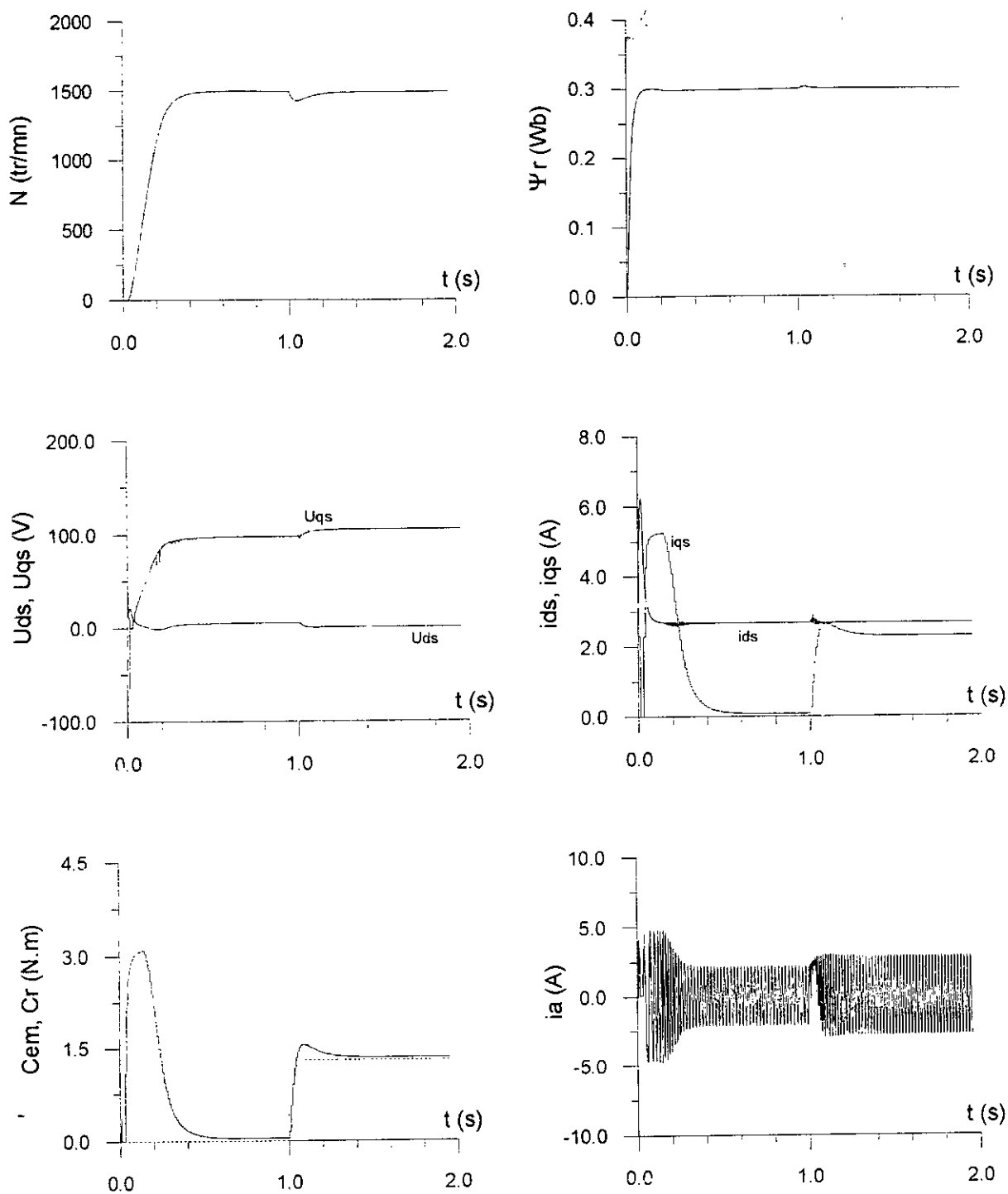
L'implémentation de cette commande nécessite avant des tests de robustesse par rapport aux bruits de mesure . Dans ce but on introduit un bruit blanc de différentes amplitudes ( 10% , 20% ) sur la mesure de la vitesse .

Un bruit de 10% engendre des oscillations de la vitesse autour de la consigne d'amplitude approximativement égale à 5% et des oscillations de flux rotorique d'amplitude égale à 1% .

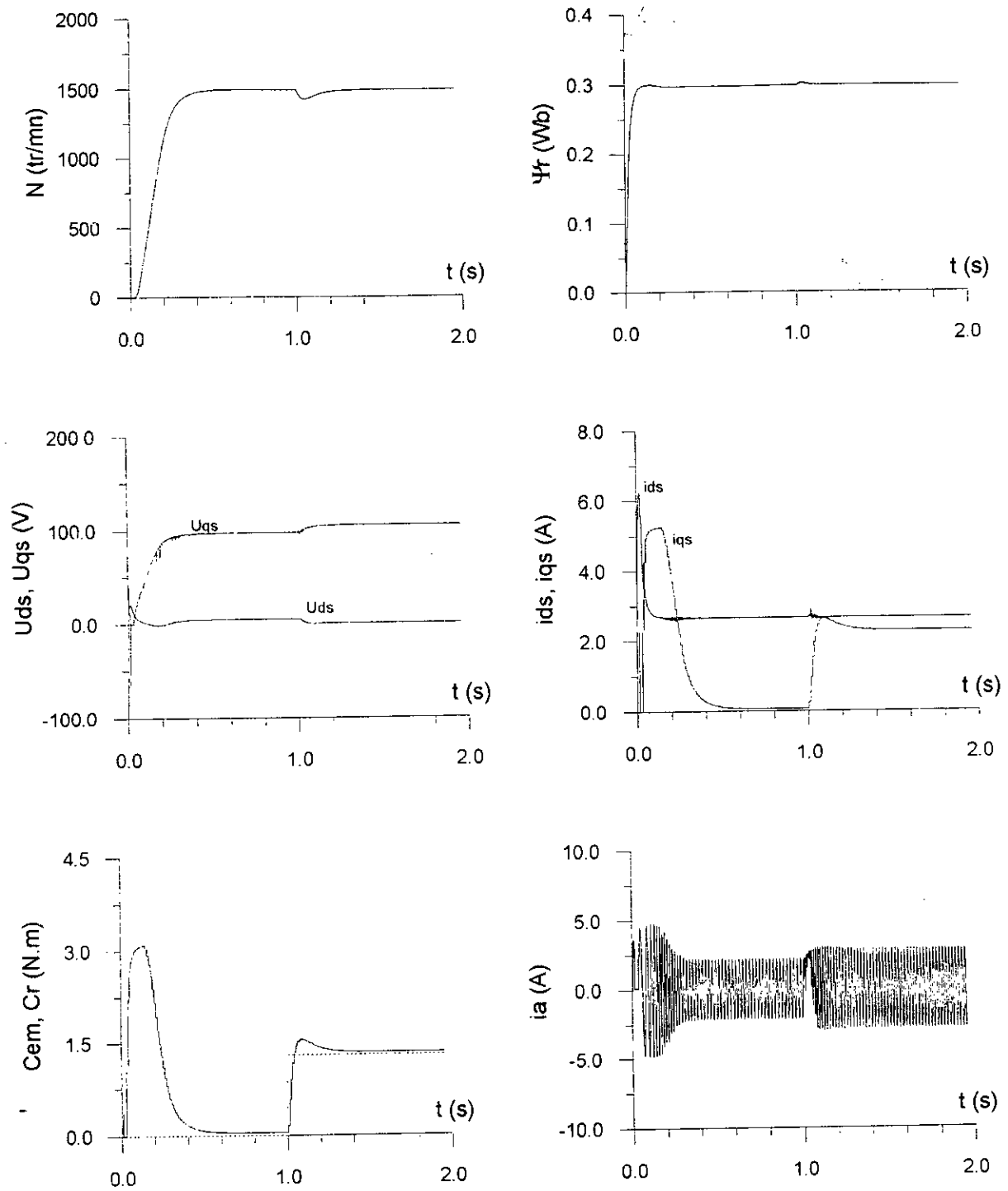
A partir de 10% , on remarque la détérioration de la réponse de vitesse , ainsi pour un bruit de 20% , on constate des oscillations d'amplitude dépassant 9% de la valeur de consigne de vitesse mécanique .



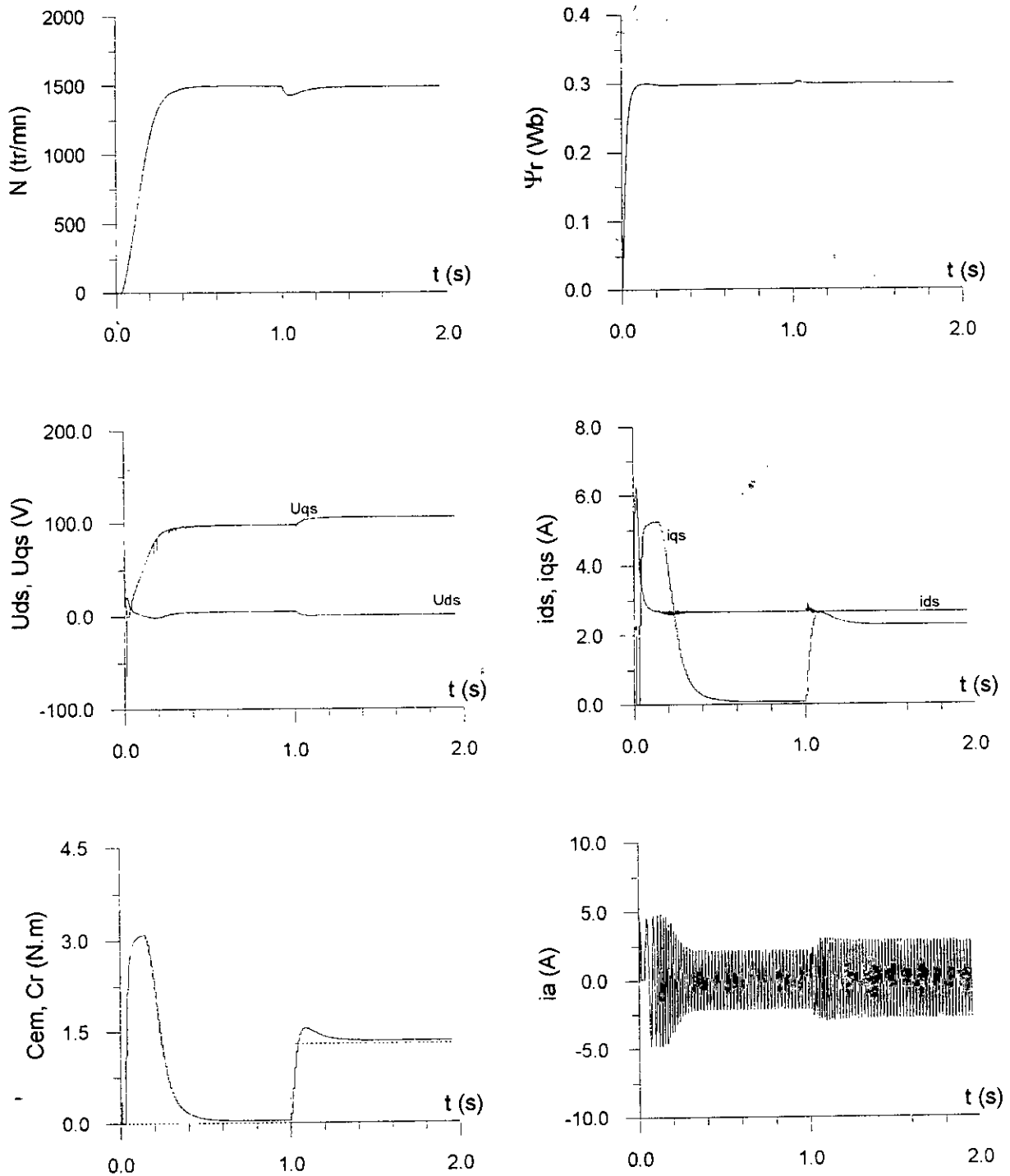
*Planche 5.8 :* Réponses du modèle de la machine alimentée en tension avec réglage en cascade du courant  $i_{qs}$  pour une consigne de vitesse de 1500 tr/mn et de flux rotorique de 0.3 Wb . Introduction de la charge à  $t = 1$  s .



*Planche 5.9* : Test de robustesse par rapport à une variation de 100% de la résistance rotorique durant le régime transitoire du flux rotorique ( 0.04 s ) .



*Planche 5.10* : Test de robustesse par rapport à une variation de 100% de la résistance rotorique durant le régime permanent ( $t = 0.7$  s).



*Planche 5.11* : Test de robustesse par rapport à 100% de variation du moment d'inertie durant le régime transitoire .



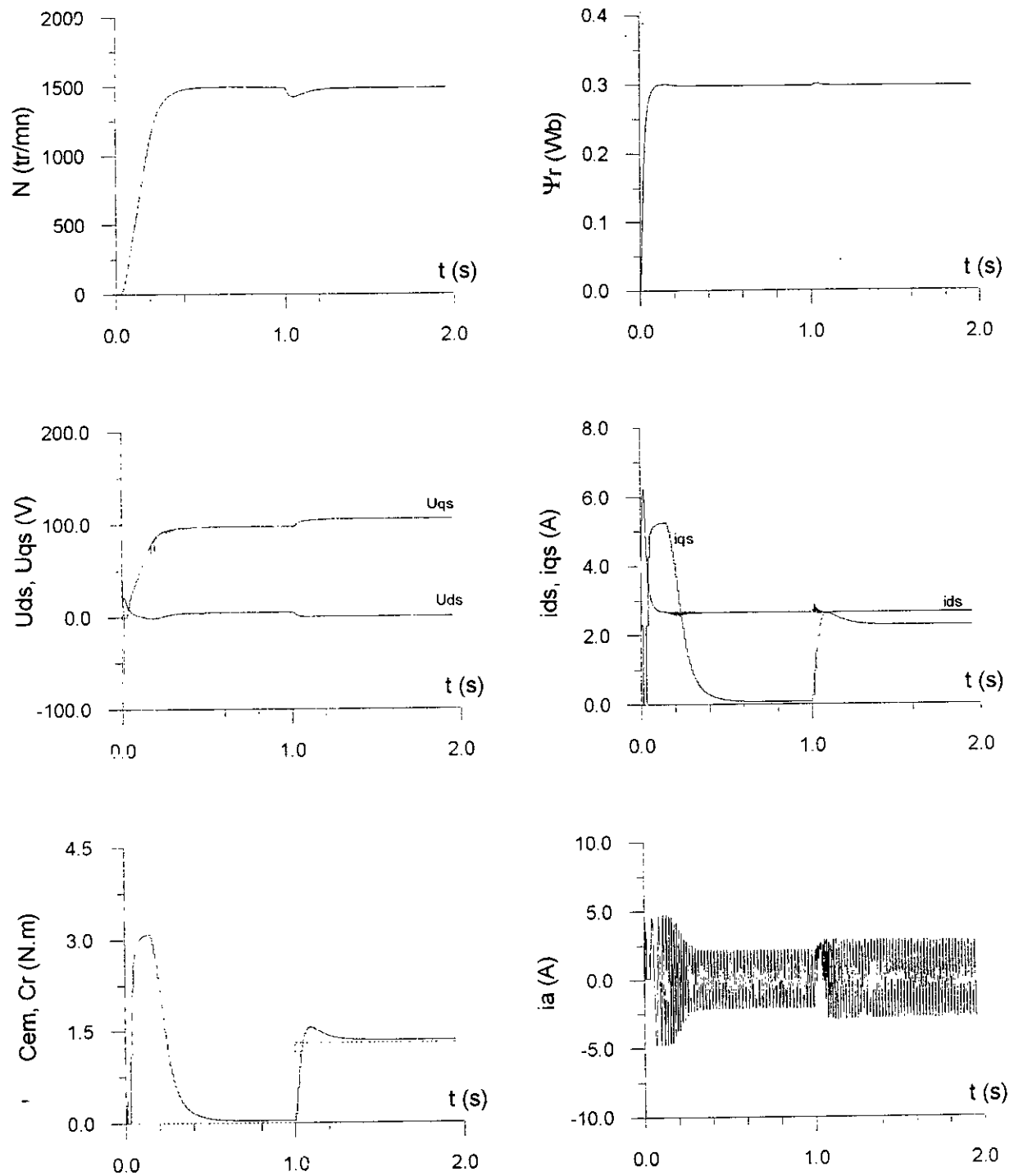
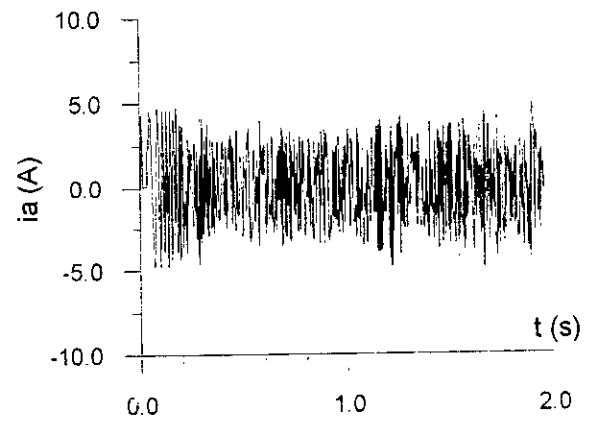
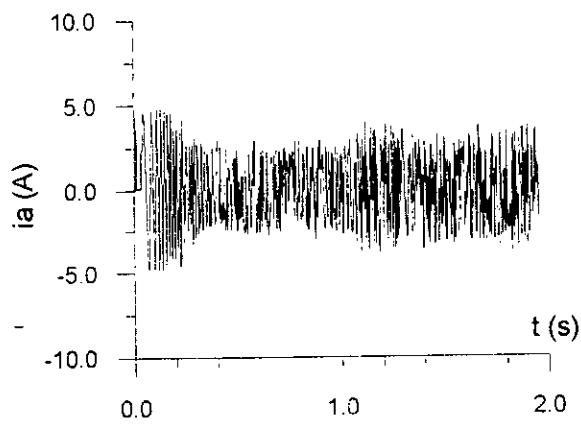
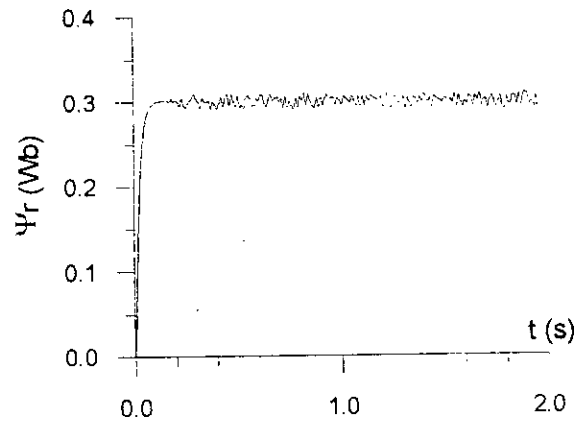
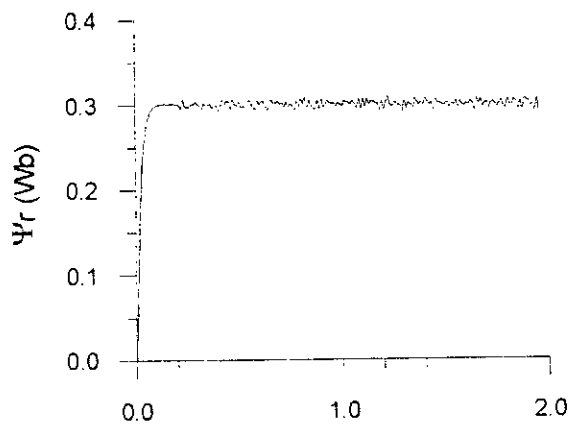
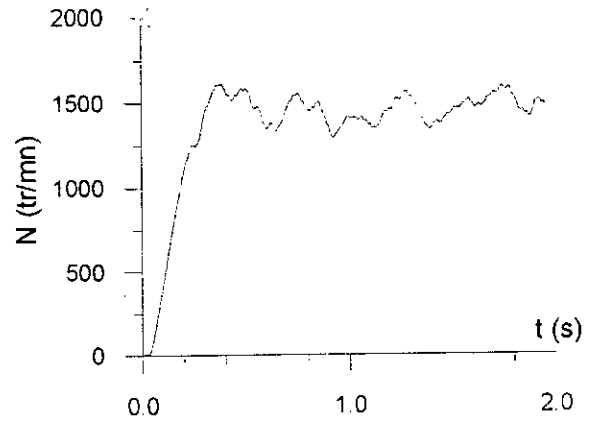
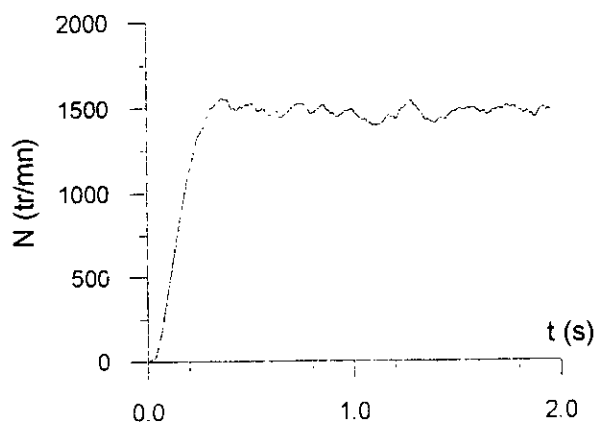


Planche 5.12 : Test de robustesse par rapport à 100% de variation du moment d'inertie pendant le régime permanent ( $t = 0.7$  s).



Bruit de 10%

Bruit de 20%

*Planche 5.13* : Influence des bruits de mesure de la vitesse mécanique sur les réponses du modèle de la machine alimentée en tension .

#### **5.4 Conclusion :**

Les simulations faites , ont montré que le contrôleur neuro-linguistique est susceptible de générer un signal de commande parfaitement adapté et qui permet un rejet total des perturbations dues aux variations des paramètres internes de la machine . Quant au bruitage on a constaté que le régulateur neuro-linguistique était sensible pour les bruits de mesure dépassant les 10% , et il arrivait à garder relativement ses performances pour les valeurs inférieures .

Les réseaux de neurones sont donc un outil fiable pour implémenter la commande floue , les résultats obtenus dans les deux commande (floue et neuro-linguistique ) et pour les deux modèles de la machine sont semblables .

## CONCLUSION GENERALE

---

---

Le travail de mémoire présenté , concerne la modélisation et la commande d ' une machine asynchrone . On peut résumer cette étude par les points suivants :

Partant de la commande vectorielle de l'actionneur asynchrone , nous avons élaboré deux modèles:

- \*. Le modèle de la machine asynchrone alimentée en courant
- \*. Le modèle de la machine asynchrone alimentée en tension

Une fois les modèles présentés , nous avons appliqué deux techniques de commande :

- \*. La commande floue
- \*. La commande neuro-linguistique

La synthèse de la première commande appliquée sur le modèle alimenté en courant et celui alimenté en tension repose principalement sur :

- Le choix des variables linguistiques et de leur nombre de classes
- Les fonctions d ' appartenance
- La stratégie de fuzzification
- Le choix des règles d ' inférence

Au vu des résultats obtenus par cette technique de commande appliquée sur les deux modèles , nous avons élaboré les constatations suivantes :

- La technique de commande floue est très robuste par rapport à la charge .
- Les bonnes dispositions de la commande ( contrôleur flou ) pour la compensation des perturbations dues aux variations des paramètres de la machine .
- Rejection des bruits ( la stratégie de fuzzification choisie a engendré un taux de rejection approximativement égal à 55% des bruits de mesure de la vitesse ) .

Les simulations faites concernant la deuxième technique qui est la commande neuro-linguistique des deux modèles suscités , ont montré que :

- Une fois l'apprentissage accomplie , le contrôleur flou est facilement implémentable dans le réseau neuronal .
- La soumission du système aux différentes variations de ses paramètres internes n'a pas modifié les caractéristiques du régulateur neuro-linguistique .
- Le régulateur neuro-linguistique présente une grande robustesse par rapport au couple de charge

Enfin , vu les résultats obtenus , notamment du point de vue robustesse à la charge et aux variations du moment d'inertie , une application dans le domaine de la robotique serait très bénéfique .

Les deux modèles de la machine asynchrone traités par cette étude sont ceux à flux orienté , non linéaires mais découplés dans le temps ; compte tenu des caractéristiques que possèdent les techniques de commande ayant fait l'objet de ce rapport de mémoire , et comme perspective , il serait intéressant d'aborder la commande des modèles de la machine asynchrone sans orientation du champ qui sont fortement non linéaires .

## CARACTERISTIQUE DE LA MACHINE :

La machine asynchrone utilisée dans ce travail de mémoire possède la plaque signalétique suivante :

$$p = 2 \text{ (nombre de paires de poles)}$$

$$V_n = 110 \text{ V}$$

$$P_n = 0.25 \text{ Kw}$$

$$N = 1500 \text{ tr/mn}$$

$$f = 50 \text{ Hz}$$

Paramètres électriques :

$$R_s = 1.923 \Omega$$

$$R_r = 1.739 \Omega$$

$$L_s = 0.1157 \text{ H}$$

$$L_r = 0.1154 \text{ H}$$

$$M = 0.1126 \text{ H}$$

Paramètres mécaniques :

$$J = 4.10^{-3} \text{ Kg.m}^2$$

$$f = 2.5 \cdot 10^{-4} \text{ N.m.s}$$

$$C_n = 1.3 \text{ N.m}$$

## BIBLIOGRAPHIE

---

---

- [1] Azevedo H. R. , Wong K. P. , " A fuzzy logic controller for permanent magnet synchronous machine " , Proceedings of APEC , pp. 122–127 , 1993 .
- [2] Baba N. , " A new approach for finding the global minimum of error function of neural networks " , Neural Networks , Vol. 2 , pp. 367-373 , 1989 .
- [3] Barret P. , " Régimes transitoires des machines tournantes électriques " , Ed. Eyrolles , 1982 .
- [4] Blaschke F. , " The principle of field orientation as applied to the new transvector closed-loop control system for rotating-field machine " , Siemens Review , Vol. 34 , pp. 217–220 , May 1972 .
- [5] Bose B. K. , "Power electronics and AC drives " , Prentice Hall , Englewood Cliffs , 1986 .
- [6] Bouchon-Meunier B. , " La logique floue " , Ed. PUF , 1990 .
- [7] Boudaoud A. , Boukhobza T. , " Modélisation non linéaire et commande neuro-linguistique et par régimes glissants de la machine synchrone en monovariante " , P.F.E. , Ecole Nationale Polytechnique , 1993 .
- [8] Chatelain J. , " Machines électriques " , Tome 1 , Dunod edition , 1983 .
- [9] Chiasson J. , Chaudhari A. , " Nonlinear controllers for induction motor " , Department of Electrical Engineering , University of Pittsburgh , Pgh PA 15261 , pp. 150–155 .
- [10] Davalo E. , Naïm P. , " Des réseaux de neurones " , Ed. Eyrolles , 1990 .
- [11] De Luca A. , Ulivi G. , " Design of an exact nonlinear controller for induction machine motors " , IEEE Trans. Automatic Control Vol. AC-34 , No. 12 . pp. 1304–1307 , 1989 .

- [12] Dote Y. , " Fuzzy and neural network controller " , IEEE conf. , pp.1314–1343 , 1990 .
- [13] El-Sharkawi M. A. , El-Samahy A. A. , El-Sayed M. L. , " High performance drive of DC brushless motors using neural networks " , IEEE Trans. on Energy Conversion , Vol. 9 , No. 2 , 1994 .
- [14] Freeman J. A. , Skapura D. M. , " Neural Networks : algorithms , applications , and programming techniques " , ed. Addison–Wesley , 1991 .
- [15] Fu Y. , " Commandes découplées et adaptatives des machines asynchrones triphasées " , Thèse de doctorat , Université de Montpellier , Mars 1991 .
- [16] Fujitec F. , " Flex-8800 series elevator group control system " , Fujitec Co. , Ltd. , Osaka , Japan , 1988 .
- [17] Hassan M. A. , " A fuzzy logic based stabilizer for a synchronous machine " , IEEE Trans. on Energy Conversion , Vol. 6 , No. 3 , pp. 407–413 , 1991 .
- [18] Horikawa S. , Furuhashi T. , Okuma S. , Uchikawa Y. , " Composition methods of fuzzy neural networks " , IEEE conf. , pp. 1253–1258 , 1990 .
- [19] Hunt K. J. , Sbarbaro D. , Zbikowski R. , Gawthrop P. J. , " Neural networks for control systems –A survey " , Automatica , Vol. 28 , No. 6 , pp. 1083–1112 , 1992.
- [20] Ichikawa Y. , Sawa T. , " Neural network application for direct feedback controllers " , IEEE Trans. on Neural Networks , Vol. 3 . No. 2 , pp. 224–231 , 1992 .
- [21] Jantzen J. , " Fuzzy control " , Technical university of Denmark , Electric power engineering department , Lecture notes in On–line Proces control (5354) , Publ. No. 9109 , Oct. 1991 .
- [22] Kaufmann A. , " Introduction à la logique floue " , Tech. de l'ingenieur , Mesures et Contrôle , Vol. A 120–R 7 032 .
- [23] King P. G. , Mamdani E. H. , " The application of fuzzy control systems to industrial processes " , Automatica , Vol. 13 , pp. 235–242 , 1977 .



- [24] Kinoshita M. , Fukuzaki T. , Satoh T. , Miyake M. , " An automatic operation method for control rods in BWR plants " , in Proc. Specialists ' Meeting on In-core Instrumentation and Reactor Core Assessment , Cadarache , France , 1988 .
- [25] Kosko B. , " Neural networks and fuzzy systems " , ed. Prentice-Hall , 1992 .
- [26] Krzeminski Z. , " Nonlinear control of induction machine " , 10th IFAC world congress on automatic control , pages 349-354 , Munich 1987 .
- [27] Labrique F. , Robyns B. , Buyse H. , " Position tracking control with an induction actuator using pole placement and decoupling state feedback " , Symposium on modelling and control of technological systems , Casablanca , 1991 .
- [28] Lee C. C. , " Fuzzy logic in control systems : Fuzzy logic controller -Part I " , IEEE Trans. on Systems , Man , and Cybernetics , Vol. 20 , No. 2 , pp. 404-418 , 1990 .
- [29] Lee C. C. , " Fuzzy logic in control systems : Fuzzy logic controller -Part II " , IEEE Trans. on Systems , Man , and Cybernetics , Vol. 20 , No. 2 , pp. 419-435 , 1990 .
- [30] Leonhard W. , " Control of electrical drives " , Springer Verlag , 2nd edition , 1990 .
- [31] Lin B. , Hoft R. G. , " Neural networks and fuzzy logic in power electronics " , Control Eng. Practice , Vol. 2 , No. 1 , pp. 113-121 , 1994 .
- [32] Mamdani E. H. , " Applications of fuzzy algorithms for simple dynamic plant " Proc. IEE , Vol. 121 , No. 12 , pp. 1585-1588 . 1974 .
- [33] Yasunobu S. , Miyamoto S. , " Automatic train operation by predictive fuzzy control " , in Industrial Applications of Fuzzy Control , M. Sugeno , Ed. Amsterdam : North-Holland , pp. 1-18 , 1985 .
- [34] Mir , Ishiro , " Vector control of induction motor with fuzzy PI controller " , Proceeding of IAS , pp. 341-346 , 1991 .
- [35] Nguyen D. , Widrow B. . " Neural networks for self-learning control systems " , IEEE Contr. Syst. Magazine , pp. 18-23 , April 1990 .

- [36] Porter B. , Jones A. H. , McKeown C. B. " Real-time expert tuners for PI controllers " , IEE Proceedings , Vol. 134 , Pt. D , No. 4 , pp. 260-264 , 1987 .
- [37] Sabanovic A. , Izosimov D. B. , " Application of sliding modes to induction motor control " , IEEE Trans. on Industry Applications , Vol. IA-17 , No. 1 , pp. 41-49 , 1981 .
- [38] Sripada N. R. , Fisher D. G. , " AI application for process regulation and servo control " , IEE proceedings , Vol. 134 , Pt. D , No. 4 , pp. 251-259 , 1987 .
- [39] Suyitno A. , Fujikawa J. , Kobayashi H. , Dote Y. , " Variable-structures robust controller by fuzzy logic for servomotors " , IEEE Trans. on Industrial Electronics , Vol. 40 , No. 1 , pp. 80-88 , 1993 .
- [40] Widrow B. , Lehr M. A. , " 30 years of adaptive neural networks : Perceptron , Madaline , and Backpropagation " , IEEE proceedings , Vol. 78 , No. 9 , 1990 .
- [41] Yamada S. , Fujikawa H. , Takeuchi O. , Wakasugi Y. , " Fuzzy control of the roof crane " , IEEE conf. , pp. 709-714 , 1989 .
- [42] Yamada T. , Yabuta T. , " Nonlinear neural network controller for dynamic system " , IEEE conf. , pp. 1244-1249 , 1990 .
- [43] Zadeh L. A. , " Fuzzy sets " , Informat. Control , Vol. 8 , pp. 94-102 , 1968 .