

Chapitre II

*Application à la commande de la
machine asynchrone*

1. Introduction

On ne présente plus la machine asynchrone, c'est le moteur utilisé au quotidien dans les applications domestiques (machine à laver), à l'atelier, à l'usine (machinerie d'entraînement) ainsi que dans les domaines spécialisés (traction ferroviaire, maritime, auxiliaires dans les centrales...). Sa robustesse et son coût d'achat et d'entretien lui ont permis de conquérir un espace de plus en plus grand au détriments des machines synchrones et à courant continu.

De façon générale, il est incontestable que la motorisation électrique commandée prend une place de plus en plus large. Il ne faut cependant pas non plus négliger l'immense parc de moteurs asynchrones utilisés à des fins d'entraînement non commandé mais la vitesse variable est en plein essor et tout porte à croire que la demande va s'accroître surtout avec la baisse continue des prix de l'électronique de puissance et de commande.

Pour effectuer les différentes commandes, il est nécessaire de connaître un certain nombre de paramètres. La première partie de ce chapitre va nous permettre de confronter les résultats issus des diverses méthodes de détermination de ces paramètres et tout particulièrement celles s'appuyant sur les algorithmes génétiques.

Nous présenterons ensuite la modélisation adoptée en vue de la commande de la machine ainsi que la commande vectorielle classique utilisée comme base de comparaison. Nous verrons alors l'utilisation des méthodes de commande basées sur les régulateurs flous et neuronaux.

2. Identification des paramètres de la machine asynchrone

Les paramètres nécessaires à la simulation du fonctionnement de la machine se divisent en paramètres électromagnétiques et mécaniques. Nous montrons plus loin que les paramètres électromagnétiques requis sont (R_s , τ_s , τ_r et σ). Une machine asynchrone, vu de la source, n'est pas en mesure de nous fournir des informations sur la valeur de sa résistance rotorique équivalente. On ne peut alors déterminer que sa constante de temps rotorique.

Dans le cadre de ce travail, nous mettons en œuvre les algorithmes génétiques pour l'identification des paramètres de la machine asynchrone.

Les essais sont effectués sur les deux machines décrites en Annexe 1. Nous avons retenu les méthodes qui tiennent compte du comportement transitoire aussi bien électrique que mécanique de la machine. Ainsi, nous avons utilisé les méthodes d'essais décrites dans [KHE 95].

2.1. Essai 1 : démarrage

L'essai consiste en un démarrage de la machine, à vide, sous pleine tension. On relève la vitesse, la tension ainsi que le courant de la phase "a". Nous déterminons, la phase initiale de la tension afin de l'introduire au niveau de la simulation. Nous observons une chute de tension au démarrage (figure 2.3) que nous modélisons à travers une fonction sigmoïde. Cette baisse de tension est due à la présence d'un autotransformateur en amont.

L'algorithme génétique élaboré pour optimiser les paramètres du modèle de la machine est intégré au logiciel de simulation "MASVECT" (Annexe 2).

La fonction d'adéquation utilisée est la suivante :

$$Fitness = \frac{1}{Erreur} \quad (2.1)$$

$$Erreur = \sum \frac{F_{\Omega} \cdot (\Omega_{sim} - \Omega_{exp})^2 + F_{I_{as}} \cdot (I_{as\ sim} - I_{as\ exp})^2}{1 + e^{A(t_0 - t)}} \quad (2.2)$$

Avec $F_{\Omega} = 1$ et $F_{I_{as}} = 5$. Ce sont les facteurs qui permettent de pondérer l'importance d'une grandeur par rapport à l'autre. Dans ce cas, nous accordons plus d'importance à l'ajustement de la courbe du courant statorique relevé qu'à celle de la vitesse. De même, afin d'accélérer la convergence de l'algorithme nous avons favorisé, à l'aide d'une fonction sigmoïde (paramètres A et t_0 dans la formule 2.2), le régime permanent par rapport au début du régime transitoire.

Nous utilisons la fonction sigmoïde lorsque l'on désire obtenir le passage d'un état à un autre de façon non-linéaire, très prononcée mais continue.

Les résultats suivants concernent l'identification de la machine 2 (annexe 1). En figures 2.1, 2.2 et 2.3 sont représentés les résultats expérimentaux et de simulation. Ces figures sont suivies d'un agrandissement de l'évolution de la vitesse et du courant au démarrage.

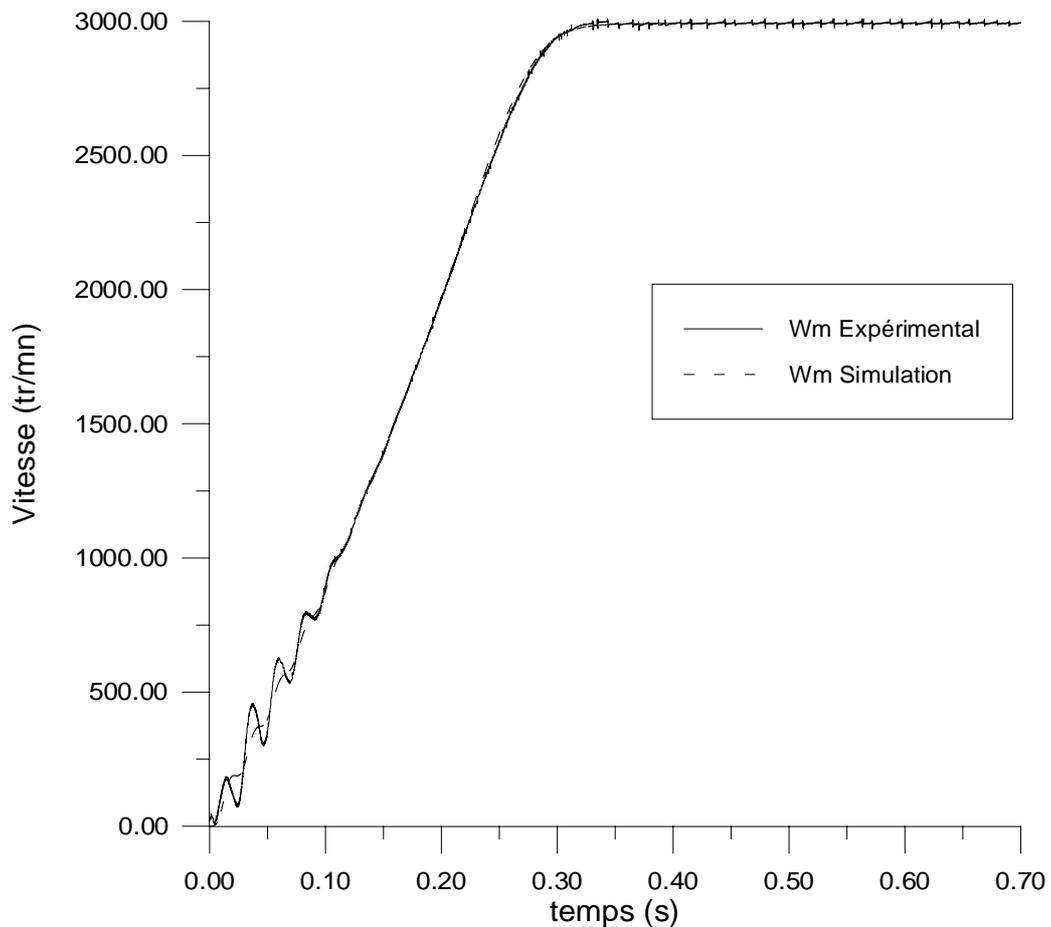


Figure 2.1 Optimisation par algorithme génétique sur un démarrage, Vitesse mécanique

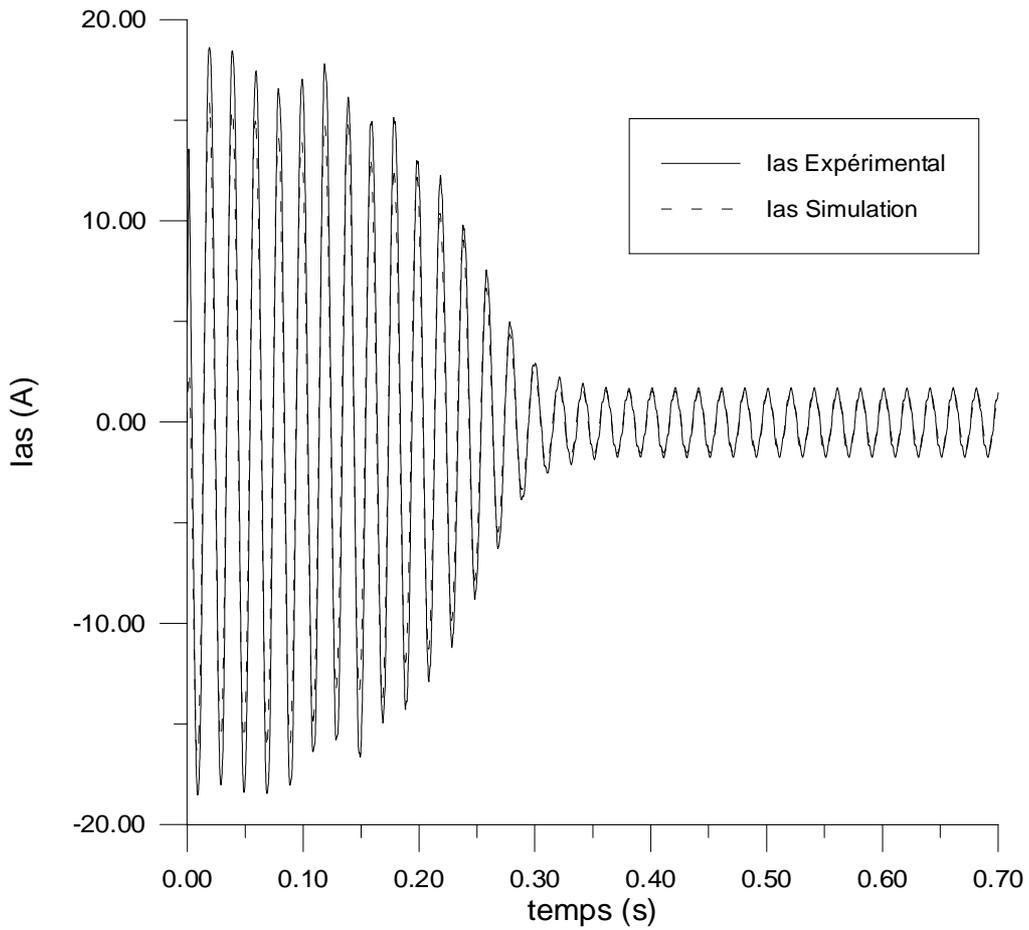


Figure 2.2 Optimisation par algorithme génétique sur un démarrage, Courant statorique

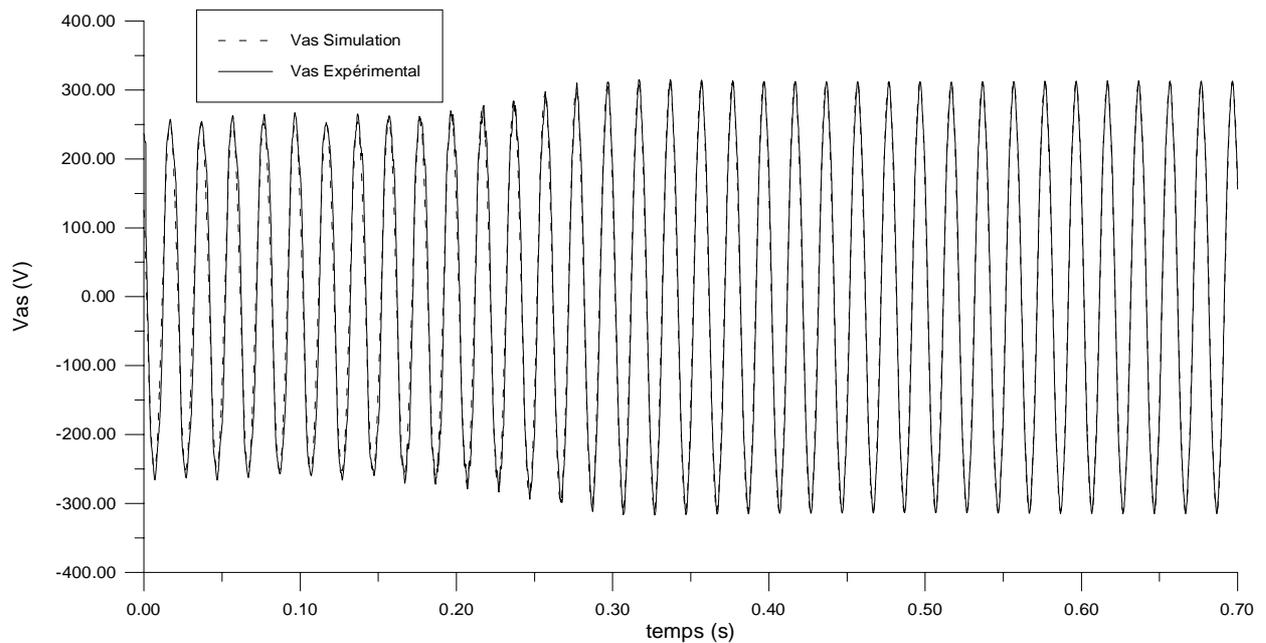


Figure 2.3 Optimisation par algorithme génétique sur un démarrage, Tension d'alimentation utilisée

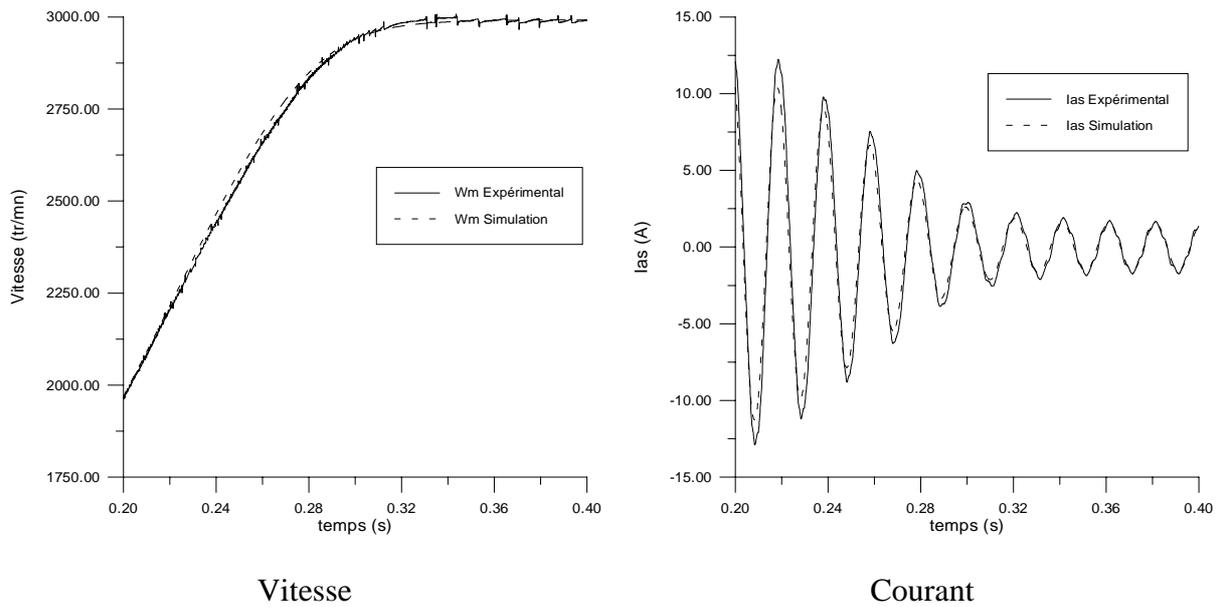


Figure 2.4 Optimisation par algorithme génétique sur un démarrage, (Agrandissement)

Nous présentons maintenant quelques résultats traduisant graphiquement l'évolution du "fitness" en fonction du nombre de générations ainsi que la provenance du meilleur individu.

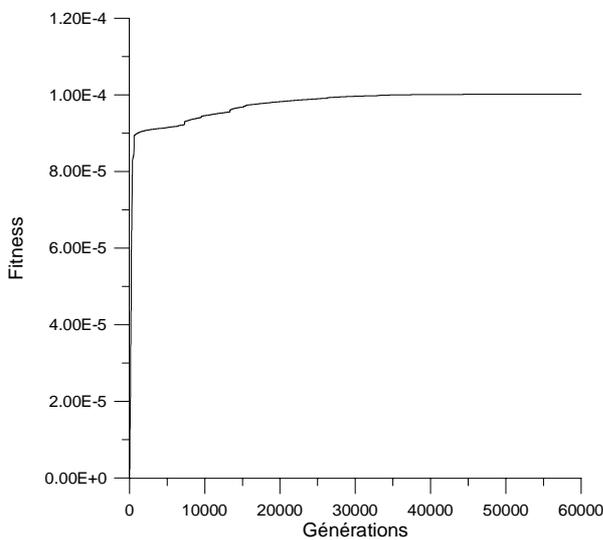


Figure 2.5 Evolution du "Fitness"

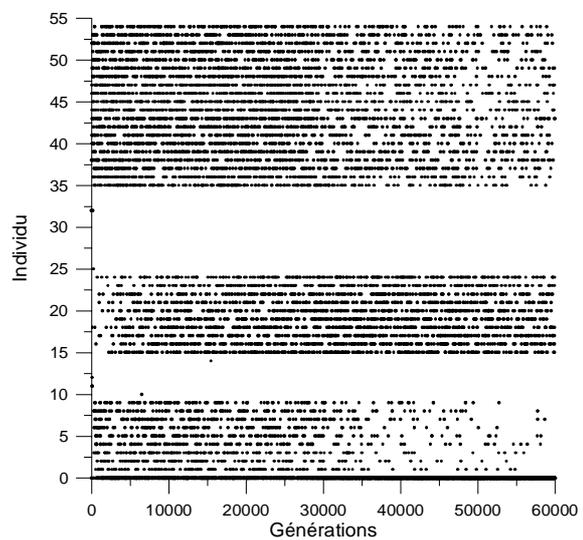


Figure 2.6 Position du meilleur individu

Par suite, sont représentés les évolutions de la résistance statorique (figure 2.7), la constante de temps statorique (figure 2.8), la constante de temps rotorique (figure 2.9), le coefficient de dispersion (figure 2.10), le moment d'inertie (figure 2.11) ainsi que les coefficients de frottement (figure 2.12).

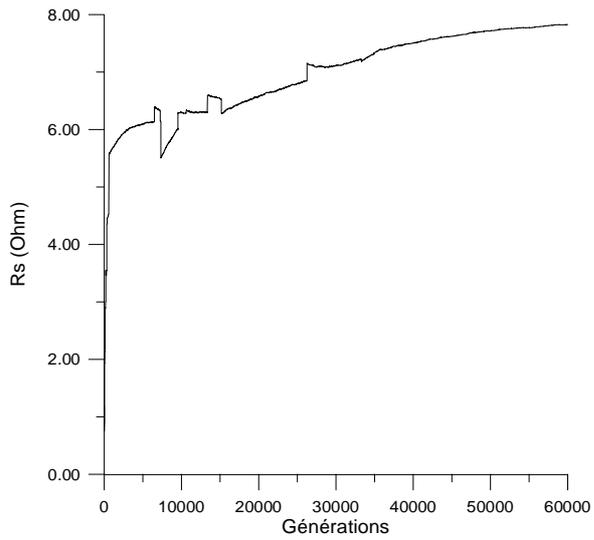


Figure 2.7 Evolution de R_s

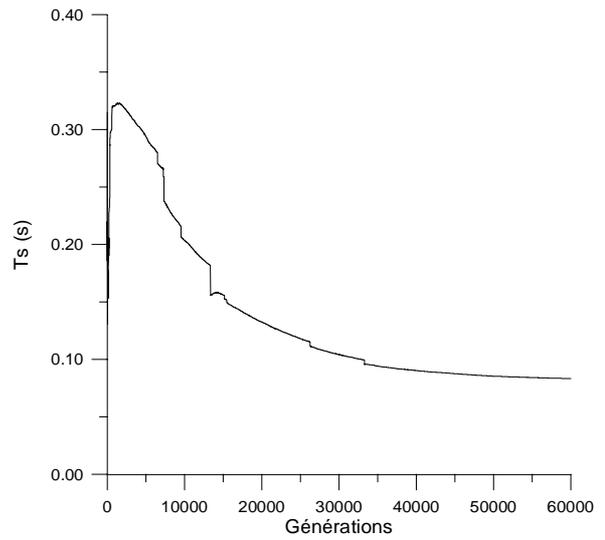


Figure 2.8 Evolution de τ_s

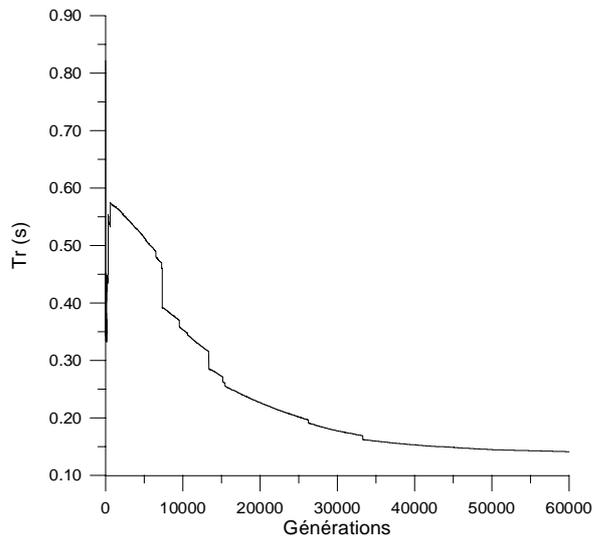


Figure 2.9 Evolution de τ_r

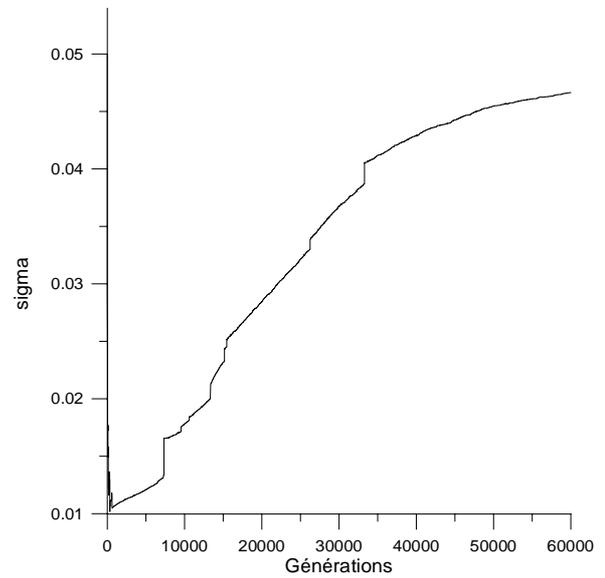


Figure 2.10 Evolution de σ

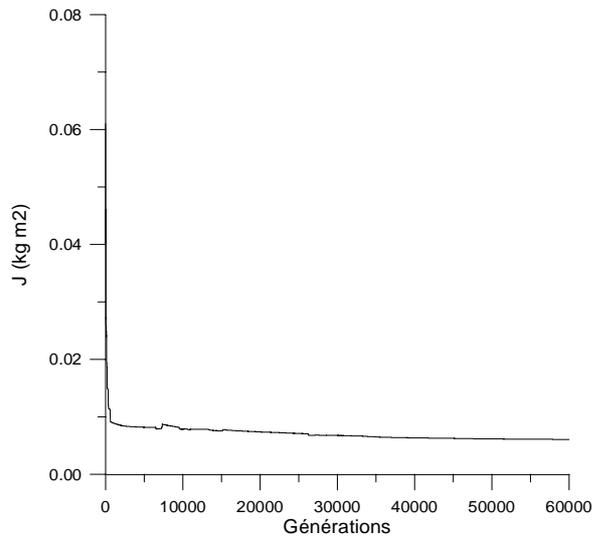


Figure 2.11 Evolution de J

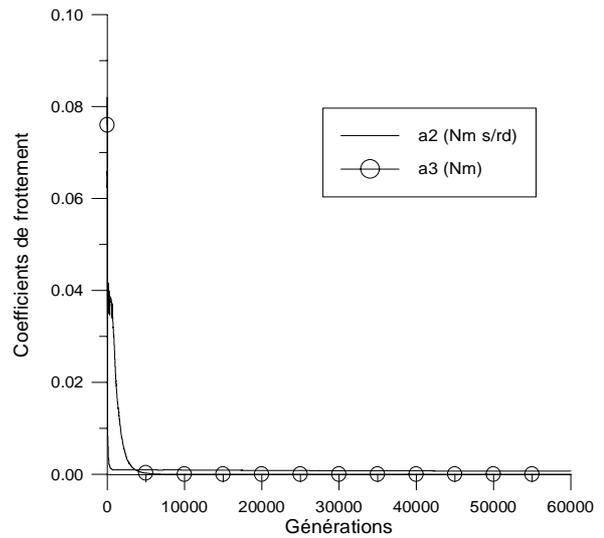


Figure 2.12 Evolution des coefficients de frottement

On peut constater une convergence des différents paramètres estimés qui nécessite un grand nombre de générations.

2.1.1. Evolution des paramètres au cours des 1000 premières générations

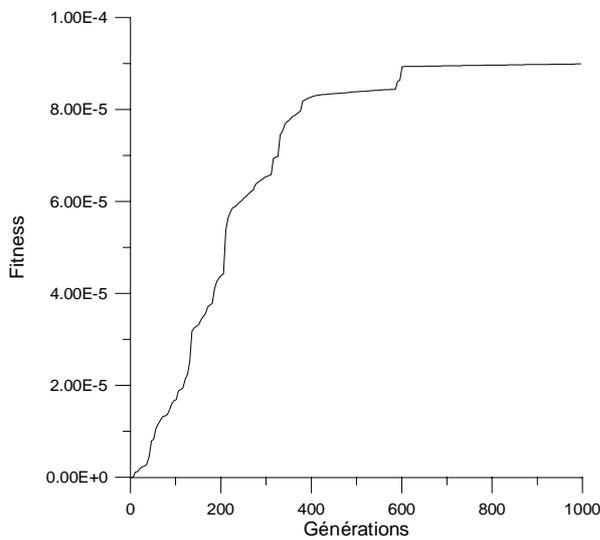


Figure 2.13 Evolution du "Fitness" (Agrandissement)

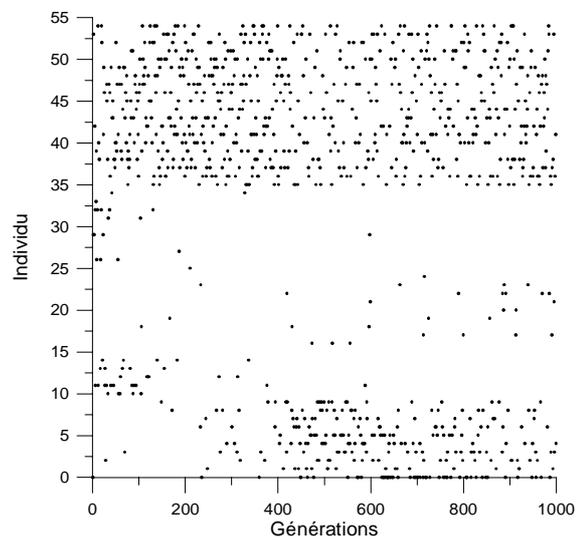


Figure 2.14 Position du meilleur individu (Agrandissement)

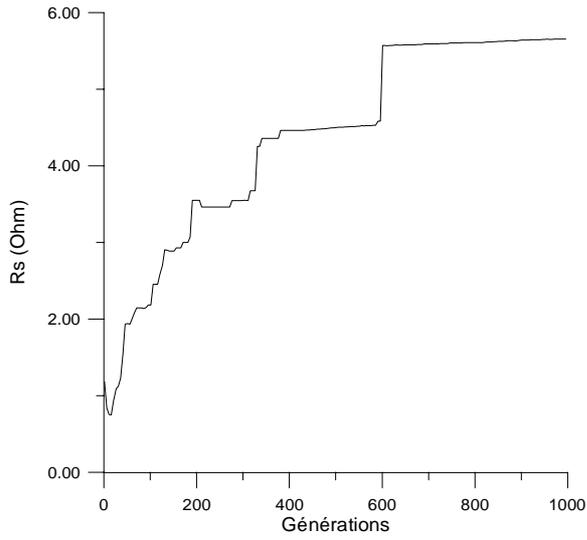


Figure 2.15 Evolution de R_s
(Agrandissement)

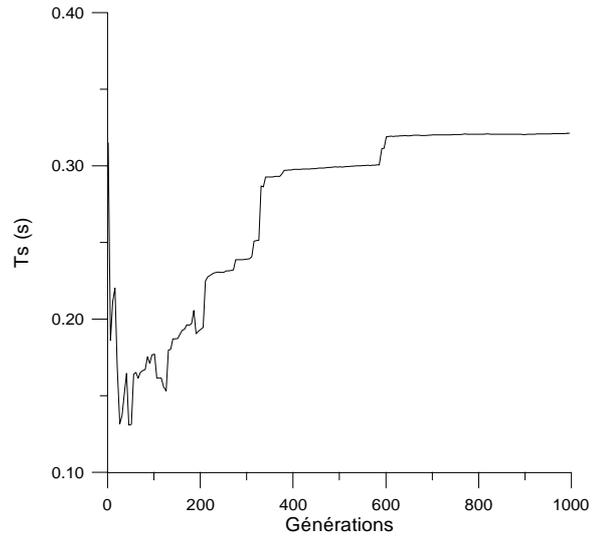


Figure 2.16 Evolution de τ_s
(Agrandissement)

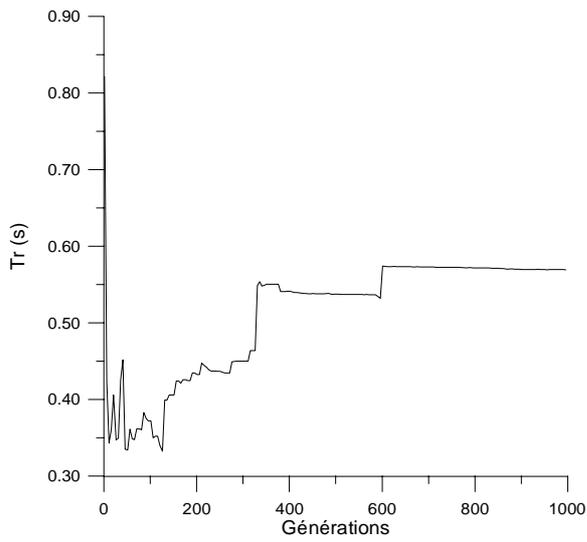


Figure 2.17 Evolution de τ_r
(Agrandissement)

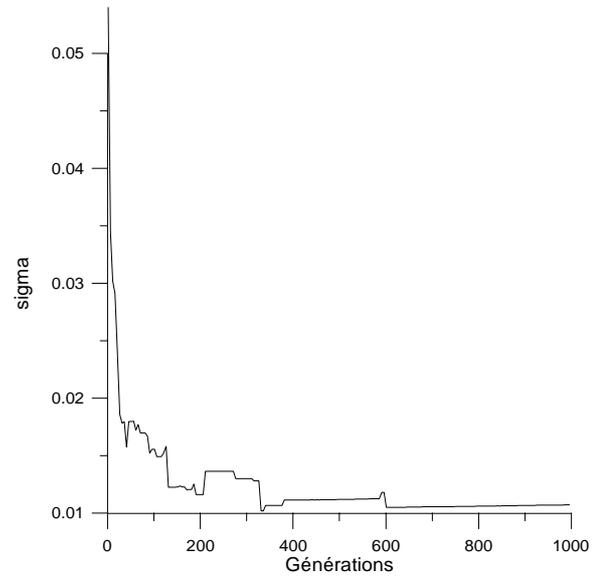


Figure 2.18 Evolution de σ
(Agrandissement)

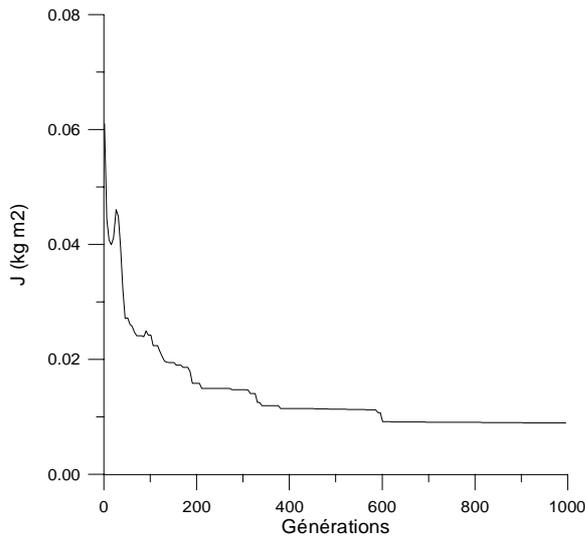


Figure 2.19 Evolution de J
(Agrandissement)

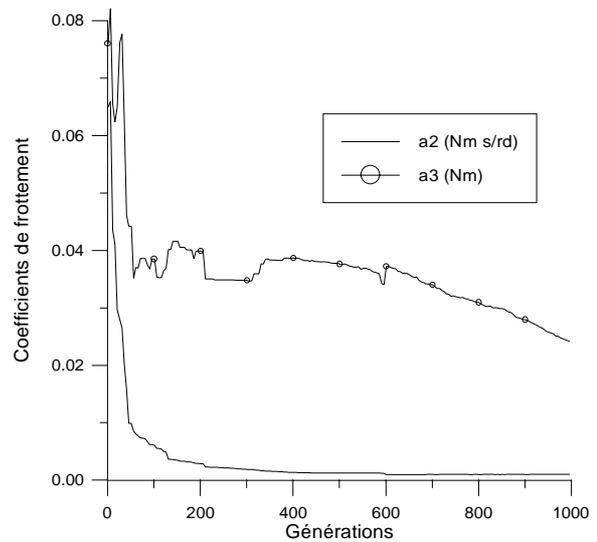


Figure 2.20 Evolution des coefficients de
frottement (Agrandissement)

Les résultats issus de cette optimisation sont après 60000 générations :

$$\text{Fitness} = 1,00213 \cdot 10^{-4}$$

(Extrait de l'annexe 1)⁵

$$R_s = 7,828 \Omega$$

$$\tau_s = 0,0833 \text{ s}$$

$$\tau_r = 0,1415 \text{ s}$$

$$\sigma = 0,0466$$

$$J = 0,006093 \text{ kg m}^2$$

$$a_2 = 0,000725 \text{ Nm s/rd}$$

$$a_3 = 0 \text{ Nm}$$

Ce vecteur de paramètres, issu d'une optimisation globale sur tout le démarrage, est un vecteur de paramètres "moyen". C'est à dire qu'il convient pour simuler aussi bien le régime permanent que le régime transitoire.

Les résultats suivants concernent l'identification de la machine 1 (Annexe 1) :

Pour cette machine, nous avons séparé l'identification de la partie mécanique de celles des paramètres électromagnétiques.

Nous avons procédé à un essai de ralentissement de l'ensemble machine-frein à poudre qui a permis de calculer :

$$J = 0,059 \text{ kg m}^2$$

$$a_2 = 0,01438 \text{ Nm s/rd}$$

$$a_3 = 0,5012 \text{ Nm}$$

⁵ Il est évident que les valeurs données ici sont le résultat numérique de l'optimisation. Les paramètres ne peuvent pas être connus avec une telle précision.

En ce qui concerne cette machine, la large plage de variation des courants mis en jeu a rendu la procédure d'acquisition plus difficile. Nous n'avons utilisé que la fin du régime transitoire ainsi que le régime permanent suite à un démarrage sous tension nominale. Nous obtenons un jeu de paramètres (tableau 2.1), qui non seulement convient au démarrage, mais donne les courants et les vitesses qui correspondent à différentes charges de la machine (tableau 2.2).

$R_s=2,2513 \Omega$ $\tau_s=0,06526 \text{ s}$ $\tau_r=0,1975 \text{ s}$ $\sigma=0,0423$	$J=0,059 \text{ kg m}^2$ $a_1=0 \text{ Nm s}^2/\text{rd}^2$ $a_2=0,01438 \text{ Nm s/rd}$ $a_3=0,5012 \text{ Nm}$
---	--

Tableau 2.1

Charge	Expérimental		Simulation	
	$I_{as \text{ eff}} \text{ (A)}$	$\Omega \text{ (tr/mn)}$	$I_{as \text{ eff}} \text{ (A)}$	$\Omega \text{ (tr/mn)}$
A vide	4,6	1495,4	4,78	1496,6
$C_r=10 \text{ Nm}$	5,8	1483	5,66	1482,8
$C_r=20 \text{ Nm}$	7,9	1465	7,50	1467,5
$C_r=37 \text{ Nm}$	12,7	1430	11,9	1436

Tableau 2.2

La figure 2.6 représente, d'une génération à la suivante, de quelle population provient le meilleur individu. Nous pouvons remarquer qu'au début, (figure 2.14), c'est un petit peu de partout qu'il est sélectionné, avec une prédominance de la sous-population "faible mutation au hasard d'un seul gène". Plus la sélection devient pointue, plus la sous-population issue des croisements contribue à placer en tête de liste ses individus. Enfin, quand le système a convergé vers la solution optimale, l'individu issu de la recopie reste très souvent comme meilleur individu au sens du critère d'adéquation.

A travers les figures 2.13 à 2.20, pendant les 1000 premières générations, nous constatons souvent une augmentation de l'adéquation (fitness) ainsi que des changements de paramètres (gènes) qui s'opèrent par sauts. Ce résultat, on le doit au caractère aléatoire de la création de certains individus de la population. Il permet à l'algorithme, outre l'accélération de la convergence au début du processus, d'avoir une meilleure robustesse vis à vis des maximums locaux.

2.2. Essai 2 : échelon

Cet essai est réalisé en branchant la machine, connectée en étoile, sur une source de tension continue de sorte que les trois phases soient parcourues respectivement par I, -I/2 et -I/2.

Un échelon positif de la tension conduit à l'apparition d'un courant de la forme :

$$I_{as}(t) = I_0 \left(1 + Ae^{-\frac{t}{T_1}} + Be^{-\frac{t}{T_2}} \right) \quad (2.3)$$

Un échelon négatif (court-circuit de la source) donne une décroissance du courant de la forme :

$$I_{as}(t) = I_0 \left(Ae^{-\frac{t}{T_1}} + Be^{-\frac{t}{T_2}} \right) \quad (2.4)$$

Un calcul simple à partir du modèle dq de la machine ramenée au stator montre que les paramètres sont donnés dans les deux cas par :

$$\begin{aligned} \tau_r &= \frac{T_1 + \alpha T_2}{1 + \alpha} \\ \tau_s &= T_1 + T_2 - \tau_r \\ \sigma &= \frac{T_1 \cdot T_2}{\tau_s \cdot \tau_r} \end{aligned} \quad (2.5)$$

avec $\alpha = \frac{A}{B}$

Les constantes de temps T_1 et T_2 sont très éloignées l'une de l'autre comme le montrent les figures 2.21 à 2.23, ce qui rend l'identification difficile. Nous avons également remarqué qu'utiliser les gènes (α , τ_s , τ_r et σ) au lieu de (A , B , T_1 et T_2) pour caractériser l'individu, ralentissait la convergence de l'algorithme génétique. Il faut donc éviter l'introduction de formules intermédiaires.

2.2.1. Croissance du courant

Nous représentons ici le résultat de l'identification pour une croissance du courant statorique. Il correspond à la réponse à un échelon de tension continue fournie par une alimentation stabilisée.

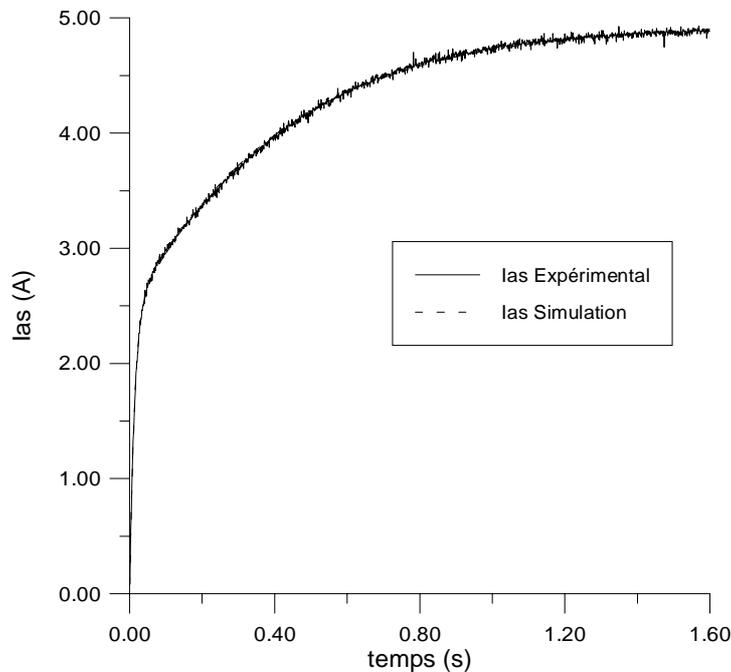


Figure 2.21 Identification par algorithme génétique sur une croissance du courant

Dans ce cas, une caractéristique supplémentaire (I_0) doit être ajoutée aux individus de la population. Elle correspond à la valeur du courant I_{as} en régime permanent.

2.2.2. Décroissance du courant

Lors d'un échelon négatif de tension (court-circuit), la réponse du courant statorique est la suivante :

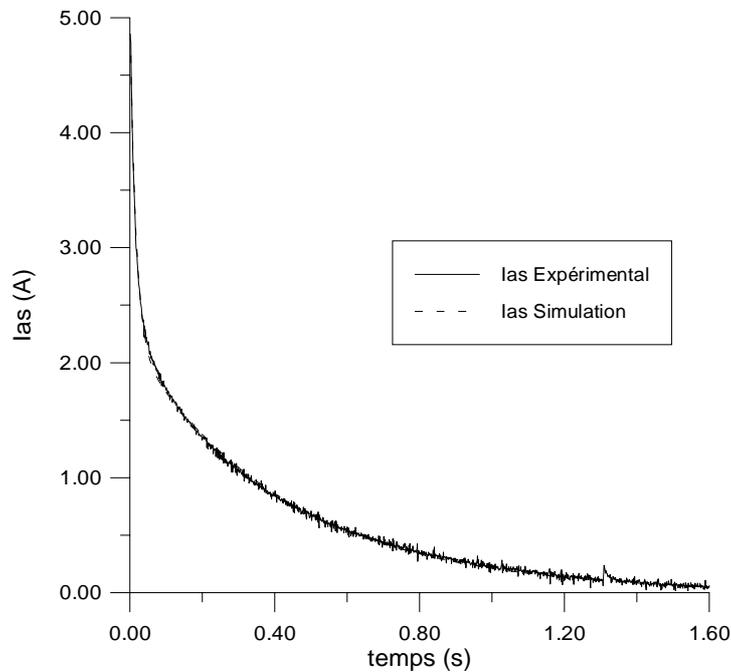


Figure 2.22 Identification par algorithme génétique sur une décroissance du courant

2.2.3. Croissance du courant, échelon MLI

Cet essai a été effectué en utilisant une alimentation en MLI pour appliquer une tension (à valeur moyenne sur une période MLI) continue à la machine.

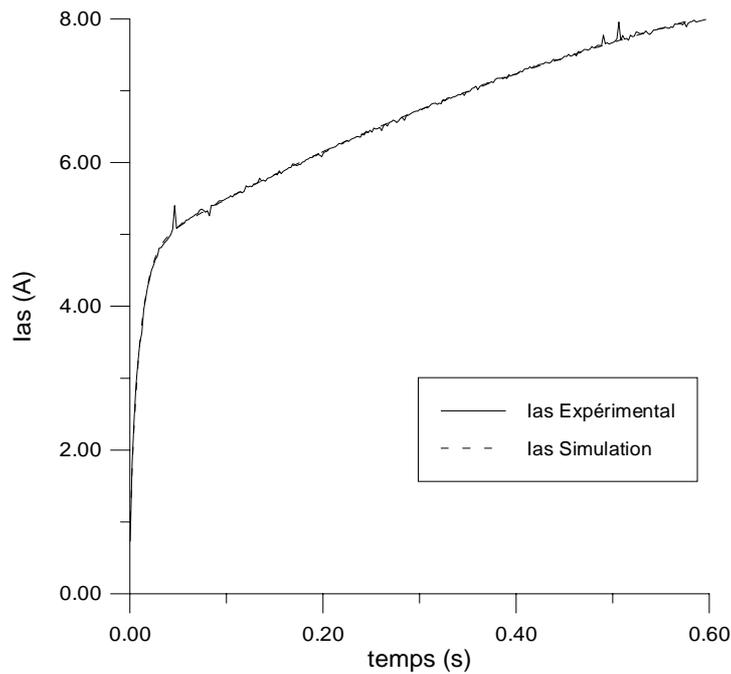


Figure 2.23 Identification par algorithme génétique sur une croissance du courant, Cas d'une alimentation par un onduleur à MLI

2.2.4. Comparaisons des résultats

Le tableau ci-dessous montre une grande disparité des résultats ainsi que des paramètres qui s'éloignent des valeurs couramment rencontrées pour ce type de machines.

Essai	τ_s	τ_r	σ
Croissance de I_{as}	0,215	0,214	0,115
Décroissance de I_{as}	0,195	0,248	0,144
Croissance, alim. MLI	0,434	0,288	0,055

Tableau 2.3

En fait, ce n'est pas l'algorithme génétique qui est en faute, puisqu'il y a une très bonne concordance entre les résultats de simulation et ceux d'expérimentation. La méthode de l'échelon de tension est peu précise à cause de la grande différence entre les deux constantes de temps T_1 et T_2 . On arrive à trouver des jeux de paramètres complètement différents qui donnent des réponses similaires. Elle reste, néanmoins, plus rapide⁶ et plus simple à mettre en œuvre que celle basée sur le démarrage de la machine.

⁶ Par rapidité, nous faisons allusion à la convergence de l'algorithme et au temps de calcul requis.

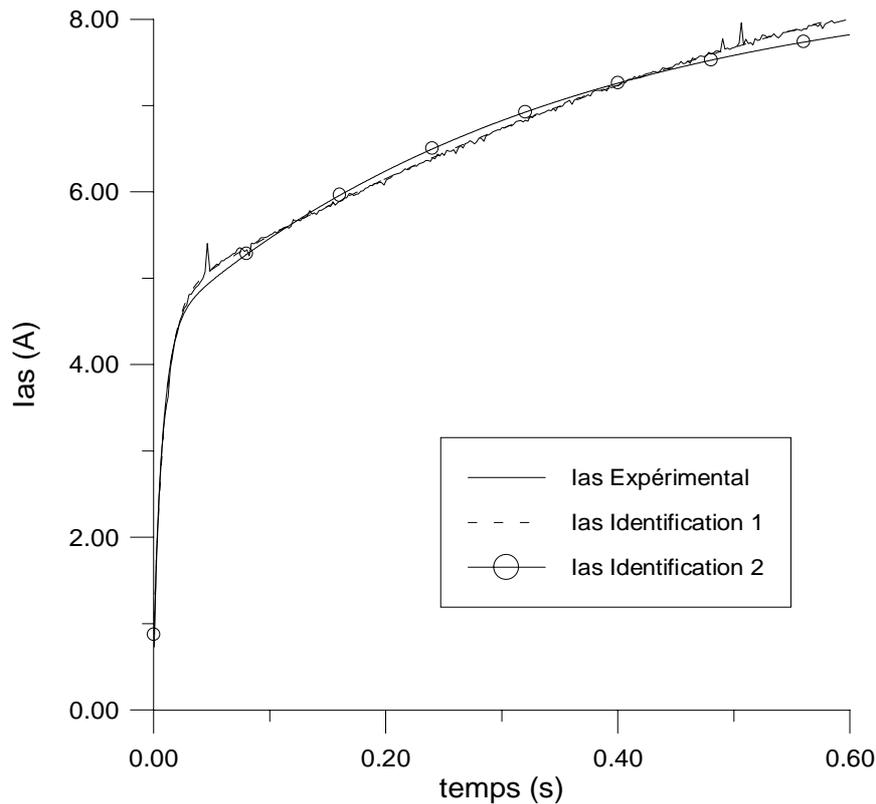


Figure 2.24 Sensibilité de l'identification sur une croissance du courant

L'identification 1 correspond à :

$$I_{as}(t) = 10,5734 \left(1 - 0,553212e^{-\frac{t}{0,712686}} - 0,363481e^{-\frac{t}{0,009717}} \right) \quad (2.6)$$

$$\tau_s=0,434, \tau_r=0,288, \sigma=0,055$$

Alors que l'identification 2 correspond à :

$$I_{as}(t) = 8,52 \left(1 - 0,482477e^{-\frac{t}{0,33828}} - 0,438111e^{-\frac{t}{0,007683}} \right) \quad (2.7)$$

$$\tau_s=0,181, \tau_r=0,165, \sigma=0,087$$

On voit qu'une faible différence entre les courbes conduit à un résultat très différent.

2.3. Discussion

Il existe peu de travaux sur l'utilisation des algorithmes génétiques pour l'identification des paramètres de la machine asynchrone. Citons [PIL 97], dans lequel les auteurs utilisent les données de la plaque signalétique pour identifier les paramètres du schéma équivalent monophasé de la machine. Dans [BEL 98], les auteurs comparent plusieurs méthodes d'identification. Ils utilisent, toutefois, les résultats expérimentaux du fonctionnement en régime permanent.

Les méthodes basées sur des échelons de tension sont peu précises. Cependant, l'algorithme génétique a convenablement convergé vers ce qu'il lui est apparu comme le maximum global. Nous retenons donc la méthode d'identification basée sur le démarrage de la machine.

Partant d'une population aléatoire et éloignée du vecteur optimum (le meilleur des individus sélectionnés), nous observons une sélection rapide vers ce qui semble être un maximum (figure 2.13).

Il s'ensuit alors une convergence beaucoup plus lente vers le maximum absolu. Remarquons que ce sont tous les paramètres qui changent quand le point se déplace vers ce maximum et notamment le triplet (τ_s, τ_r, σ) .

Sur la figure 2.25, nous avons tracé l'évolution des produits $\sigma\tau_s$ et $\sigma\tau_r$. Ces courbes sont quasi stationnaires durant cette phase bien que le triplet (τ_s, τ_r, σ) continue de varier.

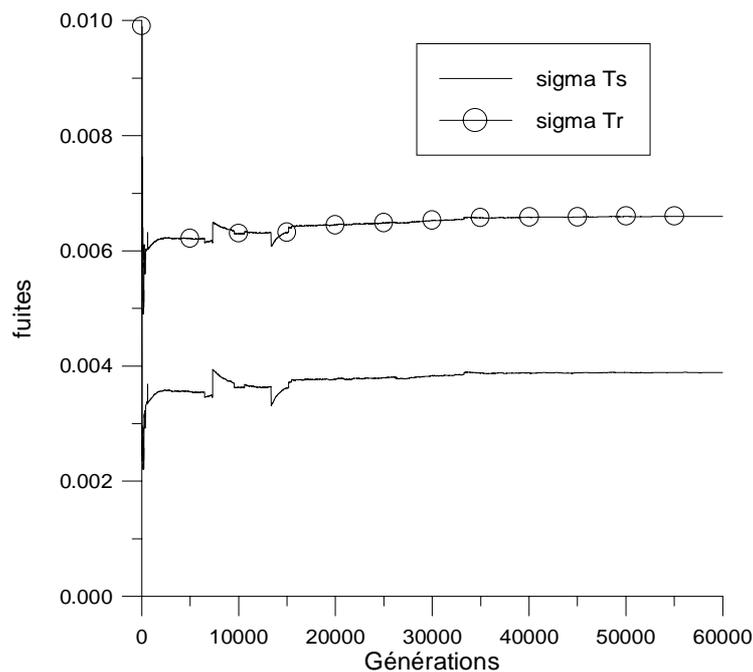


Figure 2.25 Evolution de $\sigma\tau_s$ et $\sigma\tau_r$

Ceci s'explique par le fait que les fuites caractérisent beaucoup plus la machine que ne le font ses paramètres pris séparément.

Cette forte liaison entre les paramètres électromagnétiques suggère deux choses :

Premièrement, on doit être capable d'écrire un modèle de la machine qui ne tienne compte que des fuites ramenées au stator et au rotor ($\sigma\tau_s$ et $\sigma\tau_r$).

En effet, si l'on reprend le modèle de la machine écrit dans le repère statorique (2.17) et que l'on pose :

$$\varphi'_{ds} = \frac{\varphi_{ds}}{R_s}, \varphi'_{qs} = \frac{\varphi_{qs}}{R_s} \quad (2.8)$$

$$V'_{ds} = \frac{V_{ds}}{R_s}, V'_{qs} = \frac{V_{qs}}{R_s} \quad (2.9)$$

Alors le modèle peut être mis sous la forme :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dI_{ds}}{dt} = -\left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1}{\sigma\tau_r}\right)I_{ds} - p\Omega I_{qs} + \frac{1}{\sigma\tau_s}\left(\frac{1}{\tau_r}\varphi'_{ds} + p\Omega\varphi'_{qs} + V'_{ds}\right) \\ \frac{dI_{qs}}{dt} = p\Omega I_{ds} - \left(\frac{1}{\sigma\tau_s} + \frac{1}{\sigma\tau_r}\right)I_{qs} + \frac{1}{\sigma\tau_s}\left(-p\Omega\varphi'_{ds} + \frac{1}{\tau_r}\varphi'_{qs} + V'_{qs}\right) \\ \frac{d\varphi'_{ds}}{dt} = V'_{ds} - I_{ds} \\ \frac{d\varphi'_{qs}}{dt} = V'_{qs} - I_{qs} \\ \frac{d\Omega}{dt} = \frac{1}{J}\left(\frac{3}{2}pR_s(\varphi'_{ds}I_{qs} - \varphi'_{qs}I_{ds}) - a_1\Omega^2 - a_2\Omega - a_3\right) \end{array} \right. \quad (2.10)$$

On voit bien que pour des vitesses à peine élevées, on a $p\Omega \gg \frac{1}{\tau_r}$ et puisque les grandeurs varient avec une pulsation ω_s , le modèle ne dépend alors que de R_s , $\sigma\tau_s$ et $\sigma\tau_r$.

Deuxièmement, tout algorithme d'optimisation à des fins d'identification du modèle de la machine doit pouvoir faire varier au moins les trois paramètres (τ_s , τ_r , σ) en même temps. Par rapport à des méthodes classiques, nous avons essayé une méthode basée sur le calcul approché du gradient. Nous avons relevé, outre la lenteur, un comportement incertain de l'algorithme dès que l'on dépasse deux paramètres à optimiser. Il faut également choisir convenablement le facteur d'accélération ainsi que le pas de dérivation pour chaque paramètre. De plus, cet algorithme, s'il converge vers un maximum local, ne peut plus s'en sortir.

Ces contraintes n'existent pas dans le cas de l'algorithme génétique qui montre sa supériorité pour ce type d'application.

2.4. Conclusion

On peut classer les méthodes d'optimisation, suivant la manière dont s'opère l'exploration, en trois catégories. La première exploite à partir d'un point unique les informations locales pour progresser vers un meilleur point. C'est le cas des méthodes du gradient, de Newton-Raphson, de Levenberg-Marquardt...

La deuxième utilise une famille de points pour explorer le domaine et exploite l'ordre relatif des diverses solutions potentielles pour trouver la meilleure direction (méthode du Simplex). Ces deux stratégies sont habituellement qualifiées de "grimpeurs" [REN 95] car elles emploient uniquement les informations locales pour trouver une nouvelle solution. La convergence vers l'optimum global n'est alors pas garantie.

Les algorithmes génétiques se classent dans la troisième catégorie. Ils démarrent avec des individus éparpillés sur tout l'espace de recherche et identifient rapidement les sous domaines susceptibles de contenir le maximum global. Ils offrent l'avantage de continuer à explorer le domaine d'optimisation tout en assurant la convergence.

Le problème d'optimisation n'est pas un problème simple et il n'existe pas de méthode universelle qui marche pour tous les cas de figure. Souvent, une connaissance approfondie du problème conduit à l'adoption ou au rejet de telle ou telle méthode. Cette connaissance vient

surtout parfaire la manière dont est implanté l'algorithme de minimisation et son réglage avec pour conséquence une convergence plus sûre et plus rapide vers l'optimum global.

Par rapport aux travaux déjà effectués au sein de notre laboratoire et qui ont surtout utilisé la méthode de Levenberg-Marquardt, nous avons exploré la voie qu'offrent les algorithmes génétiques appliqués à l'identification des paramètres de la machine asynchrone. Ce sont des méthodes lourdes en temps de calcul, quand on les utilise en vue d'une optimisation sur un démarrage. Elles ont cependant l'avantage d'être beaucoup moins sensibles au point de départ et aux autres contraintes liées à la dérivation de la fonction à optimiser et qui sont propres aux algorithmes du type gradient.

3. Contrôle vectoriel classique

3.1. Introduction

La machine asynchrone à cage dont le rotor ne tourne pas à la vitesse du champ tournant et dont la seule entrée électrique est au stator, pose des problèmes difficiles pour sa commande. La communauté scientifique et industrielle a imaginé bien des méthodes de commande afin de pouvoir la contrôler en couple, en vitesse ou en position. Les méthodes scalaires sont très prisées pour leur simplicité de mise en œuvre. Cependant, elles ne peuvent pas garantir du couple à l'arrêt ni d'obtenir la dynamique et la précision des méthodes dites vectorielles [BOS 86][LEO 96].

La commande vectorielle est apparue avec les travaux de Blaschke [BLA 72]. Elle n'a cependant pas eu tout de suite un grand essor car les régulations, à l'époque, reposaient sur des composants analogiques, l'implantation de la commande était alors difficile. Avec l'avènement des micro-contrôleurs et des dispositifs permettant le traitement du signal (DSP) [LEO 91a], [LEO 91b], il est devenu possible de réaliser une telle commande à un coût raisonnable. Cela a conduit à une explosion des recherches et des applications relatives à la commande vectorielle de la machine asynchrone. Le nombre des publications, des applications et des brevets en témoigne.

Si beaucoup de problèmes sont résolus, certains autres font encore l'objet de recherche. Quand on ne cherche pas à obtenir des performances élevées, même si l'identification n'est pas bien faite et que les régulateurs du schéma de contrôle vectoriel ne sont pas réglés à l'optimum, le comportement global du système commande-convertisseur-machine paraît satisfaisant. Cependant, les problèmes ne surgissent que lorsque la machine est poussée dans ses retranchements.

3.2. Modèle de la machine asynchrone

Dans le cadre de ce travail, nous nous sommes intéressés aux modèles de la machine asynchrone qui permettent de simuler son fonctionnement en régimes transitoires ainsi qu'à ceux qui débouchent sur une commande suivant un schéma de contrôle vectoriel par orientation du flux rotorique ou statorique. Nous verrons par la suite d'autres variantes de contrôle vectoriel ainsi qu'un modèle qui permet de tenir compte de défaillances au rotor (rupture de barre).

3.2.1. Hypothèses de travail

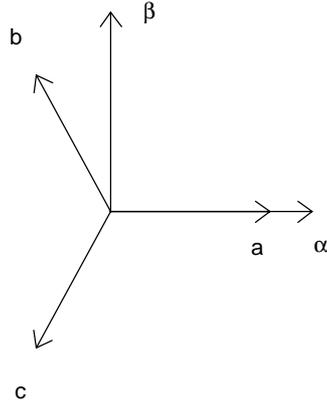
Pour cette mise en équation, nous supposons que le bobinage est réparti de manière à donner une f.m.m. sinusoïdale s'il est alimenté par des courants sinusoïdaux. Nous supposons également que nous travaillons en régime non saturé. Nous négligeons le phénomène d'hystérésis, les courants de Foucault et l'effet de peau. Enfin, le régime homopolaire est nul puisque le neutre n'est pas relié.

3.2.2. Les équations de la machine asynchrone en régime quelconque

La mise en équation de la machine asynchrone avec les hypothèses que nous avons retenues étant classique, nous ne mentionnerons que les points qui nous semblent essentiels et les choix qui nous sont propres par rapport à ce qui se fait habituellement. Pour plus de détail, le lecteur pourra se référer à [LES 81], [BOS 86], [VAS 90], [LEO 96], [BAG 95b].

Précisons tout d'abord que nous préférons utiliser la transformation de Clarke plutôt que celle de Concordia pour passer des grandeurs triphasées (a, b, c) aux grandeurs diphasées (α, β). Ce choix de matrice de passage non normée est bien pratique en commande où l'on traite des grandeurs dq (I_{ds}, I_{qs}). En effet, cela nous permet, par exemple, d'apprécier directement le module du courant qui est absorbé par le moteur, sans avoir à passer par un coefficient multiplicateur.

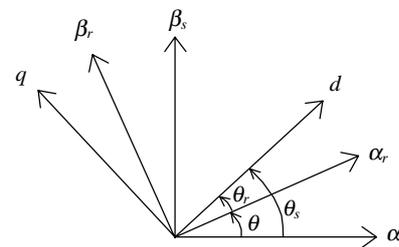
$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \xrightarrow{C_{23}} \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} \text{ avec } C_{23} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} \xrightarrow{C_{32}} \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \text{ avec } C_{32} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}$$


Il apparaît clairement ensuite que les repères de la transformation de Park des grandeurs statoriques et celle des grandeurs rotoriques doivent coïncider pour simplifier les équations. Ceci se fait en liant les angles θ_s et θ_r par la relation :

$$\theta_s = \theta + \theta_r \quad (2.11)$$

Les flux dans ce système d'axes s'écrivent :

$$\begin{cases} \varphi_{ds} = L_s I_{ds} + M I_{dr} \\ \varphi_{qs} = L_s I_{qs} + M I_{qr} \\ \varphi_{dr} = M I_{ds} + L_r I_{dr} \\ \varphi_{qr} = M I_{qs} + L_r I_{qr} \end{cases} \quad (2.12)$$


et le couple électromagnétique :

$$C_e = \frac{3}{2} p(\varphi_{ds} I_{qs} - \varphi_{qs} I_{ds}) \quad (2.13)$$

3.2.2.1. Dans un référentiel lié au champ tournant

Notons $\omega_s = \dot{\theta}_s$ que nous appellerons pulsation statorique, bien que le régime puisse être quelconque (transitoire non sinusoïdal).

De même, nous noterons $\omega_r = \dot{\theta}_r$ la pulsation rotorique et $\omega = \omega_s - \omega_r = \dot{\theta} = p\Omega$ la pulsation mécanique.

Nous pouvons alors écrire :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d\varphi_{ds}}{dt} - \omega_s \varphi_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d\varphi_{qs}}{dt} + \omega_s \varphi_{ds} \\ 0 = R_r I_{dr} + \frac{d\varphi_{dr}}{dt} - \omega_r \varphi_{qr} \\ 0 = R_r I_{qr} + \frac{d\varphi_{qr}}{dt} + \omega_r \varphi_{dr} \end{cases} \quad (2.14)$$

L'avantage d'utiliser ce référentiel, est d'avoir des grandeurs constantes en régime permanent. Il est alors plus aisé d'en faire la régulation.

3.2.2.2. Dans un référentiel lié au stator

Dans ce cas les repères (α_s, β_s) et (d, q) sont confondus :

$$\begin{cases} \dot{\theta}_s = 0 \\ \dot{\theta}_r = -\dot{\theta} = -p\Omega \end{cases} \quad (2.15)$$

Nous pouvons alors écrire :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d\varphi_{ds}}{dt} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d\varphi_{qs}}{dt} \\ 0 = R_r I_{dr} + \frac{d\varphi_{dr}}{dt} + p\Omega \varphi_{qr} \\ 0 = R_r I_{qr} + \frac{d\varphi_{qr}}{dt} - p\Omega \varphi_{dr} \end{cases} \quad (2.16)$$

En ajoutant l'équation mécanique: $C_e - C_r = J \frac{d\Omega}{dt}$, et en réarrangeant les équations de façon à faire apparaître comme vecteur d'état $[I_{ds} \quad I_{qs} \quad \varphi_{ds} \quad \varphi_{qs} \quad \Omega]^t$, on obtient :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dI_{ds}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} V_{ds} - \frac{1}{\sigma} \left(\frac{1}{\tau_s} + \frac{1}{\tau_r} \right) I_{ds} - p\Omega I_{qs} + \frac{1}{\sigma L_s \tau_r} \varphi_{ds} + \frac{1}{\sigma L_s} p\Omega \varphi_{qs} \\ \frac{dI_{qs}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} V_{qs} + p\Omega I_{ds} - \frac{1}{\sigma} \left(\frac{1}{\tau_s} + \frac{1}{\tau_r} \right) I_{qs} - \frac{1}{\sigma L_s} p\Omega \varphi_{ds} + \frac{1}{\sigma L_s \tau_r} \varphi_{qs} \\ \frac{d\varphi_{ds}}{dt} = V_{ds} - R_s I_{ds} \\ \frac{d\varphi_{qs}}{dt} = V_{qs} - R_s I_{qs} \\ \frac{d\Omega}{dt} = \frac{1}{J} \left(\frac{3}{2} p(\varphi_{ds} I_{qs} - \varphi_{qs} I_{ds}) - a_1 \Omega^2 - a_2 \Omega - a_3 \right) \end{array} \right. \quad (2.17)$$

Modéliser la machine de cette manière permet de réduire le nombre de grandeurs qu'on a besoin de connaître pour pouvoir simuler le fonctionnement de la machine. En effet, seules les valeurs instantanées des tensions statoriques et du couple résistant doivent être déterminées pour les imposer à la machine. On n'a donc pas besoin de savoir ce que vaut la pulsation statorique ou le glissement comme dans le cas du modèle dont les équations sont écrites dans le référentiel tournant au synchronisme.

Pour le logiciel de simulation que nous avons développé (Annexe 2), nous avons voulu séparer la partie "modèle de la machine" de celle du "contrôle et régulation". Il nous a paru judicieux d'essayer de calquer aussi fidèlement que possible la maquette expérimentale, de manière à ce que la simulation soit proche de la réalité.

De ce fait, les seules données d'échange entre les deux parties du logiciel sont, en entrée du modèle, les tensions V_{as} , V_{bs} , V_{cs} et le couple résistant alors qu'en sortie, on retrouve les courants I_{as} , I_{bs} et la vitesse mécanique.

De plus, ce modèle n'introduit que quatre paramètres (R_s , τ_s , τ_r , σ). Si l'on souhaite obtenir la valeur des courants rotoriques, il faudra rajouter un cinquième paramètre. A défaut de connaître les paramètres par un calcul de champs, une hypothèse souvent utilisée fixe $L_r=L_s$, elle est appelée hypothèse d'Alger [KHE 95].

3.3. Méthodes de commande vectorielle des moteurs asynchrones

Le but de la commande vectorielle est d'arriver à commander la machine asynchrone comme une machine à courant continu à excitation indépendante où il y a un découplage naturel entre la grandeur commandant le flux, le courant d'excitation, et celle liée au couple, le courant d'induit. Ce découplage permet d'obtenir une réponse très rapide du couple.

En parlant d'orientation du flux, c'est plutôt le système d'axe d - q que l'on oriente de manière à ce que l'axe d soit en phase avec le flux, c'est à dire :

$$\left\{ \begin{array}{l} \varphi_d = \varphi \\ \varphi_q = 0 \end{array} \right. \quad (2.18)$$

La commande vectorielle à orientation du flux rotorique est la plus utilisée car elle élimine l'influence des réactances de fuite rotorique et statorique et donnent de meilleurs résultats que les méthodes basées sur l'orientation du flux statorique ou d'entrefer [BOS 86][FAI 95].

En imposant, $\varphi_{qr} = 0$, les équations de la machine dans un référentiel lié au champ tournant deviennent :

$$\begin{aligned}
 \varphi_r &= \varphi_{dr} \\
 V_{ds} &= R_s I_{ds} + \sigma L_s \frac{dI_{ds}}{dt} + \frac{M}{L_r} \frac{d\varphi_r}{dt} - \omega_s \sigma L_s I_{qs} \\
 V_{qs} &= R_s I_{qs} + \sigma L_s \frac{dI_{qs}}{dt} + \omega_s \frac{M}{L_r} \varphi_r + \omega_s \sigma L_s I_{ds} \\
 \tau_r \frac{d\varphi_r}{dt} + \varphi_r &= M I_{ds} \\
 \omega_r &= \frac{M}{\tau_r \varphi_r} I_{qs} \\
 C_e &= p \frac{M}{L_r} \varphi_r I_{qs}
 \end{aligned} \tag{2.19}$$

Après passage par une transformation de Laplace nous obtenons :

$$\begin{aligned}
 V_{ds} &= (R_s + p\sigma L_s) I_{ds} + p \frac{M}{L_r} \varphi_r - \omega_s \sigma L_s I_{qs} \\
 V_{qs} &= (R_s + p\sigma L_s) I_{qs} + \omega_s \frac{M}{L_r} \varphi_r + \omega_s \sigma L_s I_{ds} \\
 \varphi_r &= \frac{M}{1 + p\tau_r} I_{ds} \quad , \text{ ainsi } \varphi_r = M I_{ds} \text{ en régime permanent} \\
 \omega_r &= \frac{M}{\tau_r \varphi_r} I_{qs}
 \end{aligned} \tag{2.20}$$

Il existe des méthodes de commande vectorielle directe et indirecte :

Dans la commande indirecte, l'angle de Park θ_s est calculé à partir de la pulsation statorique, elle-même reconstituée à l'aide de la vitesse de la machine et de la pulsation rotorique ω_r .

En ce qui concerne la commande directe, l'angle de Park est calculé directement à l'aide des grandeurs mesurées ou estimées.

La commande vectorielle est dite à boucle ouverte s'il n'y a pas de régulation de flux [CAR 95]. Le flux est imposé dans ce cas par I_{ds} , de plus la pulsation statorique peut uniquement être estimée par la relation 2.21. Dans la version boucle fermée, cette pulsation est estimée à partir de la valeur du flux rotorique ou du courant magnétisant. Dans ce cas, on tient compte de la constante de temps rotorique τ_r .

3.3.1. Commande vectorielle indirecte par orientation du flux rotorique (IRFO)

Dans ce type de commande, l'angle θ_s utilisé pour la transformation directe et inverse est calculé à partir de la formule suivante :

$$\theta_s = \int \left(p\Omega + \frac{I_{qs}^*}{\tau_r I_{ds}^*} \right) dt \quad \text{où} \quad I_{ds}^* = \frac{\Phi_r^*}{M} \quad (2.21)$$

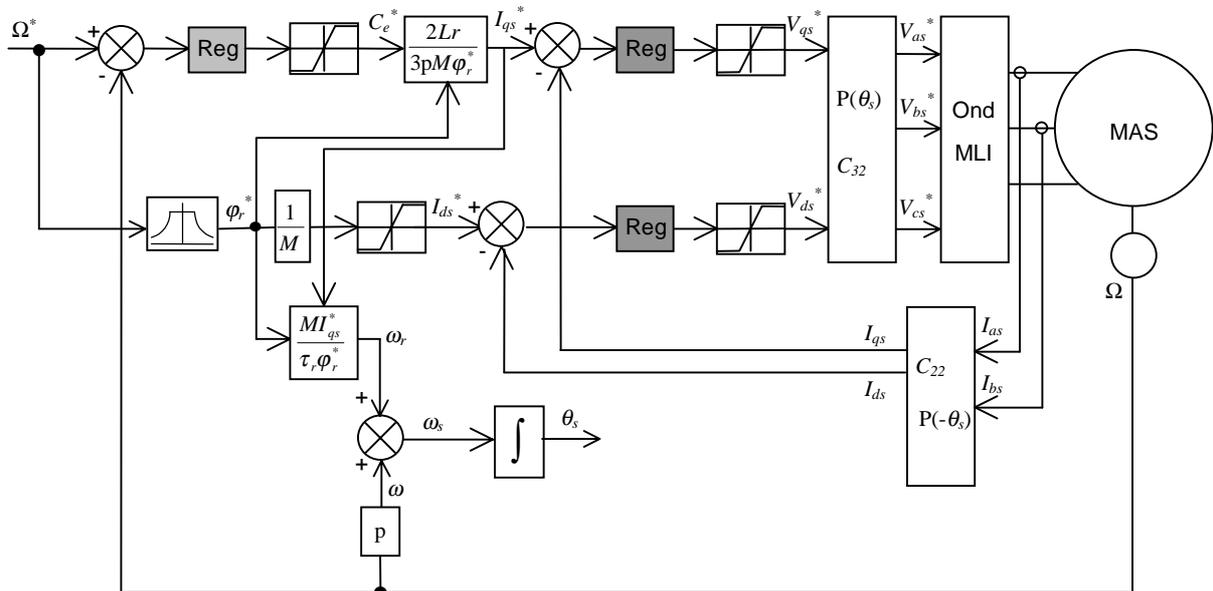


Figure 2.26 Régulation de vitesse par la commande vectorielle indirecte

La figure 2.26 représente le schéma bloc d'une régulation de vitesse du moteur asynchrone commandé par orientation du flux rotorique.

Les principaux constituants dans ce type de commande sont la boucle de régulation de vitesse, celles des courants I_{ds} et I_{qs} , le bloc de calcul de θ_s et les transformations directe et inverse.

La vitesse est régulée à travers la boucle externe du bloc. La sortie de son régulateur est le couple électromagnétique de référence C_e^* ou le courant de référence I_{qs}^* . Il est limité de manière à tenir compte des caractéristiques des IGBT de l'onduleur et de la surcharge de la machine. I_{qs}^* est comparé à la valeur I_{qs} issue de la mesure des courants réels. L'erreur sollicite l'entrée du régulateur dont la sortie est la tension de référence V_{qs}^* qui à son tour est limité à $\pm \frac{E}{2}$.

En parallèle avec cette boucle interne, on trouve une boucle de régulation de I_{ds} . Le courant I_{ds} de référence est calculé à partir du flux à imposer. Ce flux correspond à sa valeur nominale pour la zone de vitesse inférieure à la vitesse de base. Au delà de cette zone, on procède au "défluxage" de la machine de manière à pouvoir atteindre des vitesses supérieures. Le couple maximal que l'on peut imposer devient alors plus faible. Le procédé de défluxage en grande vitesse est utilisé en particulier en traction électrique où l'on a besoin d'un fort couple pendant la phase de démarrage et d'un couple plus faible (qui ne sert à lutter que contre les frottements) pendant la marche normale.

La sortie du régulateur de I_{ds} donne la tension de référence V_{ds}^* . Les deux tensions de référence V_{ds}^* et V_{qs}^* sont alors transformées en grandeurs statoriques $V_{\alpha s}^*$ et $V_{\beta s}^*$, à l'aide d'une rotation d'angle θ_s , puis en grandeurs triphasées à l'aide d'une transformation de Clarke.

L'onduleur à MLI applique des créneaux de tensions à la machine dont les valeurs moyennes sur une période de MLI correspondent aux valeurs V_{as}^* , V_{bs}^* , V_{cs}^* .

Les courants I_{as} et I_{bs} sont mesurés puis transformés dans le référentiel tournant et donnent I_{ds} et I_{qs} qu'on utilise pour la régulation des courants.

En parallèle, la "pulsation statorique" puis l'angle θ_s sont calculés à partir d'une mesure de vitesse mécanique et du calcul de la "pulsation de glissement". C'est cet angle qui sera utilisé dans les transformations directe et inverse.

En analysant ce schéma de commande et les équations associées, on voit apparaître principalement deux paramètres : M et τ_r . Ils lient le flux rotorique et le courant I_{ds} qui le contrôle, mais ils apparaissent surtout dans la formule qui permet de calculer θ_s .

Une surestimation ou une sous-estimation de la constante de temps rotorique conduisent respectivement à une surexcitation ou une sous-excitation de la machine.

Dans les deux cas, l'amplitude et la phase du flux rotorique ne sont pas celles que l'on voudrait imposer, il en résulte une dégradation des performances, voire une instabilité du système. On perd alors le contrôle vectoriel.

Cette dépendance vis-à-vis des paramètres de la machine peut être réduite en utilisant une commande directe. Nous aborderons ce point dans le chapitre 5.

4. Régulation, méthodes classiques

4.1. Introduction

La commande vectorielle utilisée dans cette partie de la thèse est une commande indirecte par orientation du flux rotorique.

Par rapport au schéma introduit au paragraphe précédent (figure 2.26), il est intéressant d'ajouter des termes de découplage afin de rendre les axes d et q complètement indépendants. Les performances qu'apporte ce découplage additionnel ont été montrées dans [DAK 91] et [BAG 96a]. Ce découplage permet surtout d'écrire les équations de la machine et de la partie régulation d'une manière simple et ainsi de calculer les coefficients des régulateurs.

4.2. Découplage

Les équations du moteur asynchrone commandé par orientation du flux rotorique, en supposant que son module ne varie que très lentement ⁷ par rapport à I_{ds} et I_{qs} , s'écrivent :

$$\begin{aligned} V_{ds} &= (R_s + p\sigma L_s)I_{ds} - \omega_s \sigma L_s I_{qs} \\ V_{qs} &= (R_s + p\sigma L_s)I_{qs} + \omega_s \frac{M}{L_r} \varphi_r + \omega_s \sigma L_s I_{ds} \\ \varphi_r &= \frac{M}{1 + p\tau_r} I_{ds} \\ \omega_r &= \frac{M}{\tau_r \varphi_r} I_{qs} \end{aligned} \quad (2.22)$$

Nous pouvons alors représenter la machine par le schéma bloc suivant :

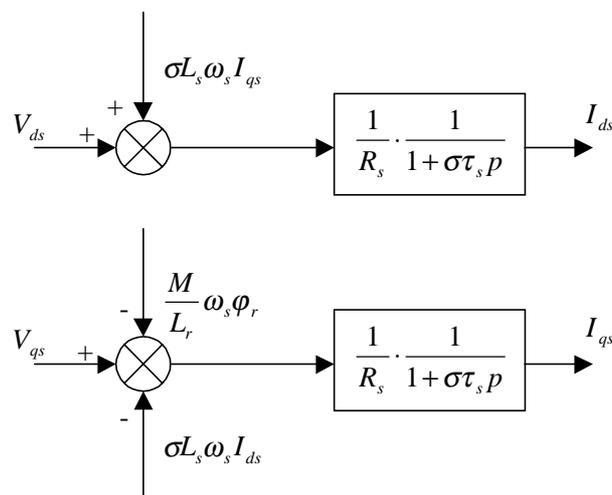


Figure 2.27 Modèle de la machine

⁷ Hypothèse que l'on vérifie aussi bien en simulation qu'expérimentalement.

Les termes $\omega_s \sigma L_s I_{qs}$, $\omega_s \frac{M}{L_r} \phi_r$ et $\omega_s \sigma L_s I_{ds}$ correspondent aux termes de couplage entre les axes d - q .

Une solution consiste à ajouter des tensions identiques mais de signes opposés à la sortie des régulateurs de courant de manière à séparer les boucles de régulation d'axe d et q comme le montre la figure 2.28.

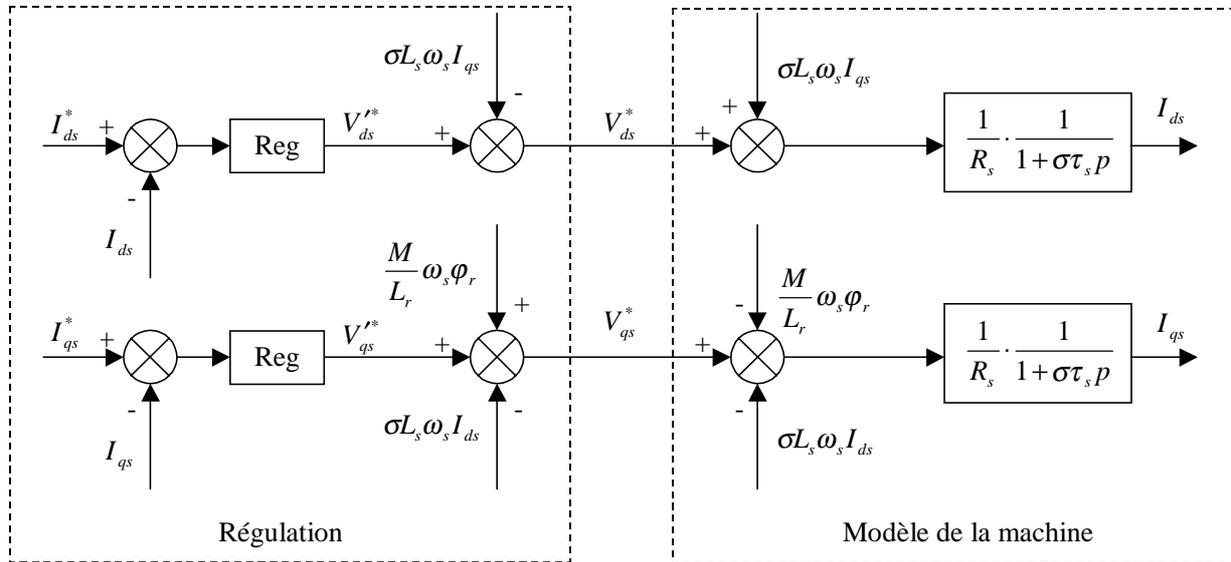


Figure 2.28 Découplage par addition des termes de compensation

On aboutit alors au schéma bloc simple et identique pour les deux axes :

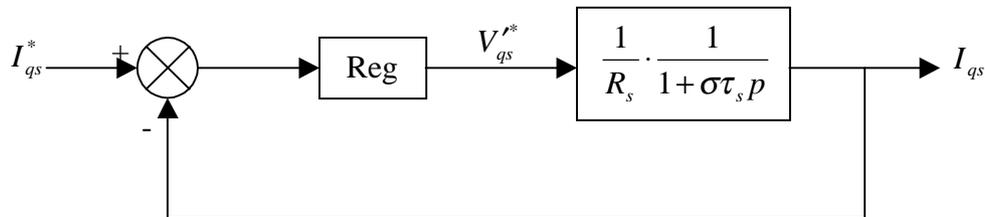


Figure 2.29 Boucle I_{qs} après découplage

Ce type de découplage est dit "statique" par opposition à un découplage "dynamique" qui introduit une matrice de découplage à la sortie des régulateurs, ne faisant donc intervenir que les termes (V_{ds}^* , V_{qs}^* et ω_s). Cette méthode est décrite dans [FAI 95]. Si d'un point de vue purement mathématique, les deux découplages se valent, le découplage retenu utilise les valeurs des courants acquis à la période d'échantillonnage considérée mais, par la même occasion, reporte leur bruit sur les références de tension.

4.3. Régulation des courants

Partant des paramètres issus de l'identification de la machine, nous avons voulu mettre au point une méthode systématique de calcul des coefficients des régulateurs de la chaîne de commande pour ce type de contrôle.

Ce travail a une double vocation,

- Il permet de prédéterminer les paramètres de réglage des différents régulateurs, évitant ainsi une phase trop longue de mise au point.
- Il propose une méthode systématique de calcul des régulateurs.

Le système étant un système discret, les coefficients du régulateur équivalent dans un système continu ne correspondent pas directement à celui qu'il faut implanter dans les programmes de régulation, que ce soit pour la simulation ou pour l'expérimentation.

Une des approches pour le dimensionnement des régulateurs des systèmes échantillonnés consiste à concevoir le régulateur en considérant le système comme continu, mais en y introduisant les retards inhérents à la régulation numérique, puis à calculer le régulateur équivalent discret.

Nous représentons les retards du convertisseur statique (onduleur MLI), de la boucle de régulation et du temps de conversion analogique/digitale par un retard pur : $e^{-pT_{qd}}$.

T_{qd} représente le délai sur l'axe q ; $T_{qd} = T_{MLI} + T_{Reg_Iqs}$.

Ce retard sera approximé par une fonction de transfert du premier ordre : $e^{-pT_{qd}} \approx \frac{1}{1 + pT_{qd}}$.

Pour nous permettre de trouver une formulation explicite des gains des régulateurs, nous n'avons pas modélisé le retard introduit par le filtre de courant dont la constante de temps $T_{qf} = 55 \mu s$ est plus petite que $T_{qd} = 300 \mu s$.

Pour chacune des boucles de courant, nous avons adopté classiquement un régulateur proportionnel-intégral (PI). Il comporte une action proportionnelle qui sert à régler la rapidité avec laquelle la régulation doit avoir lieu et une action intégrale qui sert à éliminer l'erreur statique entre la grandeur régulée et la grandeur de consigne.

Un régulateur proportionnel-intégral-dérivée (PID) est à écarter car, bien qu'une action dérivée permette d'anticiper et d'accélérer la régulation, elle amplifie néanmoins le moindre bruit.

Le schéma bloc devient :

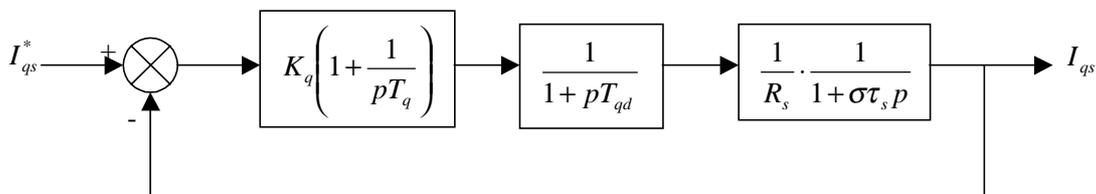


Figure 2.30 Boucle de régulation du courant I_{qs}

La fonction de transfert en boucle ouverte (B.O.) est :

$$G_{oi} = K_q \frac{1 + pT_q}{pT_q} \cdot \frac{1}{1 + pT_{qd}} \cdot \frac{1/R_s}{1 + p\sigma\tau_s} \quad (2.23)$$

On dispose de deux degrés de liberté pour réguler le système. Nous avons choisi d'utiliser T_q afin d'éliminer le pôle le plus lent, puis calculer K_q selon le critère sur la réponse "harmonique méplate" [BUH 88]. Cela permet d'avoir une réponse rapide avec un minimum de dépassement et une bonne stabilité du système.

$$T_q = \sigma\tau_s \quad (2.24)$$

$$G_{oi} = \frac{K_q}{R_s} \cdot \frac{1}{p\sigma\tau_s(1 + pT_{qd})} \quad (2.25)$$

La fonction de transfert en boucle fermée (B.F.) devient :

$$G_{fi} = \frac{K_q}{R_s\sigma\tau_s T_{qd}} \cdot \frac{1}{p^2 + 2p \frac{1}{2T_{qd}} + \frac{K_q}{R_s\sigma\tau_s T_{qd}}} = \frac{\omega_0^2}{p^2 + 2p\xi\omega_0 + \omega_0^2} \quad (2.26)$$

avec :

$$\begin{cases} \xi = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{R_s\sigma\tau_s}{K_q T_{qd}}} \\ \omega_0 = \sqrt{\frac{K_q}{R_s\sigma\tau_s T_{qd}}} \end{cases} \quad (2.27)$$

Pour un amortissement $\xi = \frac{1}{\sqrt{2}}$, lors d'un échelon sur la consigne, on a un dépassement de 4,3 %.

D'où :

$$K_q = \frac{R_s\sigma\tau_s}{2T_{qd}} = \frac{\sigma L_s}{2T_{qd}} \quad (2.28)$$

$$T_q = \sigma\tau_s = \frac{\sigma L_s}{R_s}$$

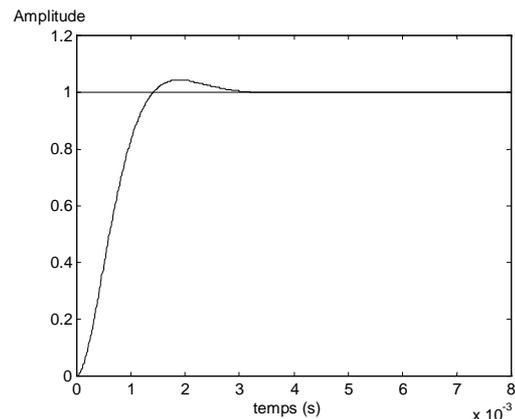


Figure 2.31 Réponse de G_{fi} à un échelon (système continu)

Nous obtenons une marge de gain de près de 79 dB et une marge de phase de 65.3°, ce qui nous garanti une bonne stabilité du système [BAG 95b]. Les boucles de courant jouent un rôle primordial puisque, tout en assurant le contrôle vectoriel, elles garantissent les protections nécessaires à l'ensemble convertisseur-machine. Ainsi, l'introduction de limitations sur les

références de courant I_{ds}^* et I_{qs}^* assure la maîtrise des courants même s'il apparaît un problème sur les boucles de régulation externes.

La forme incrémentale du régulateur PI discret que nous retenons est :

$$y(k) - y(k-1) = K_p(e(k) - e(k-1)) + K_i e(k) \quad (2.29)$$

avec :

$$K_p = K_q \quad (2.30)$$

$$K_i = \frac{K_q}{T_q} T_e$$

Les mêmes valeurs de coefficients sont adoptés pour les deux boucles de courant.

Les contrôleurs de courant ayant été réglés en se servant du premier jeu de paramètres de la machine 1 (Annexe 1). Nous présentons les courbes de simulation et d'expérimentation de l'évolution du courant I_{ds} suite à un échelon sur sa référence (figures 2.32 à 2.35). La simulation (1) indique qu'elle a été effectuée avec le premier jeu de paramètres tandis que la simulation (2) a été conduite avec le deuxième jeu.

Les simulations ont été réalisées en tenant compte de la MLI à 10 kHz du convertisseur.

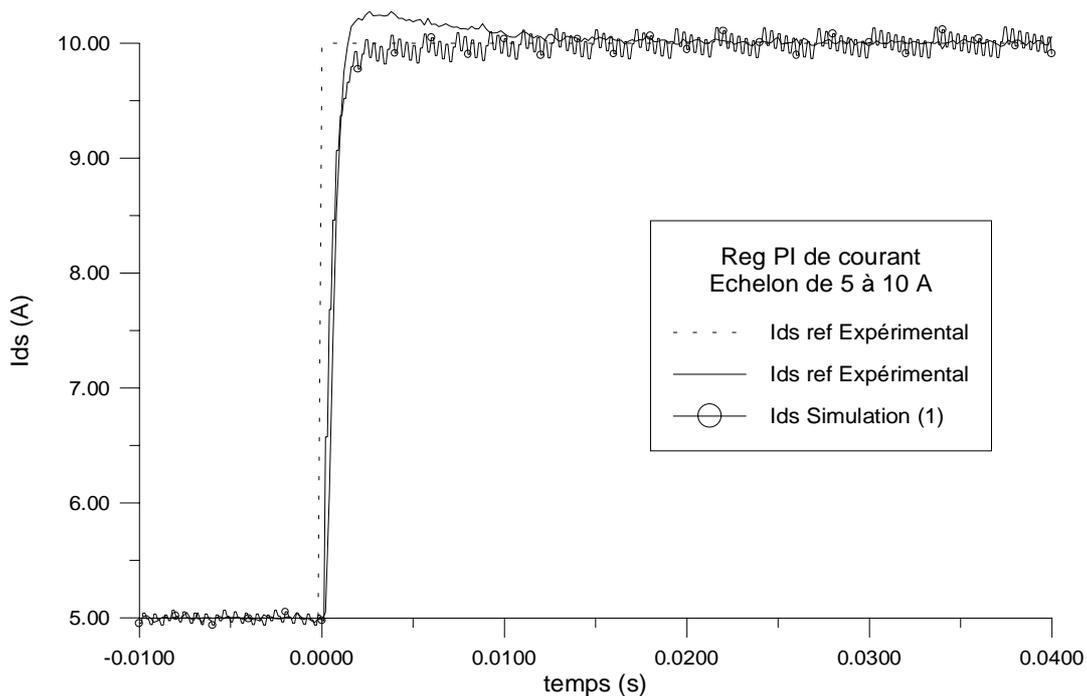


Figure 2.32 Echelon sur I_{ds}^* , passage de 5 à 10 A

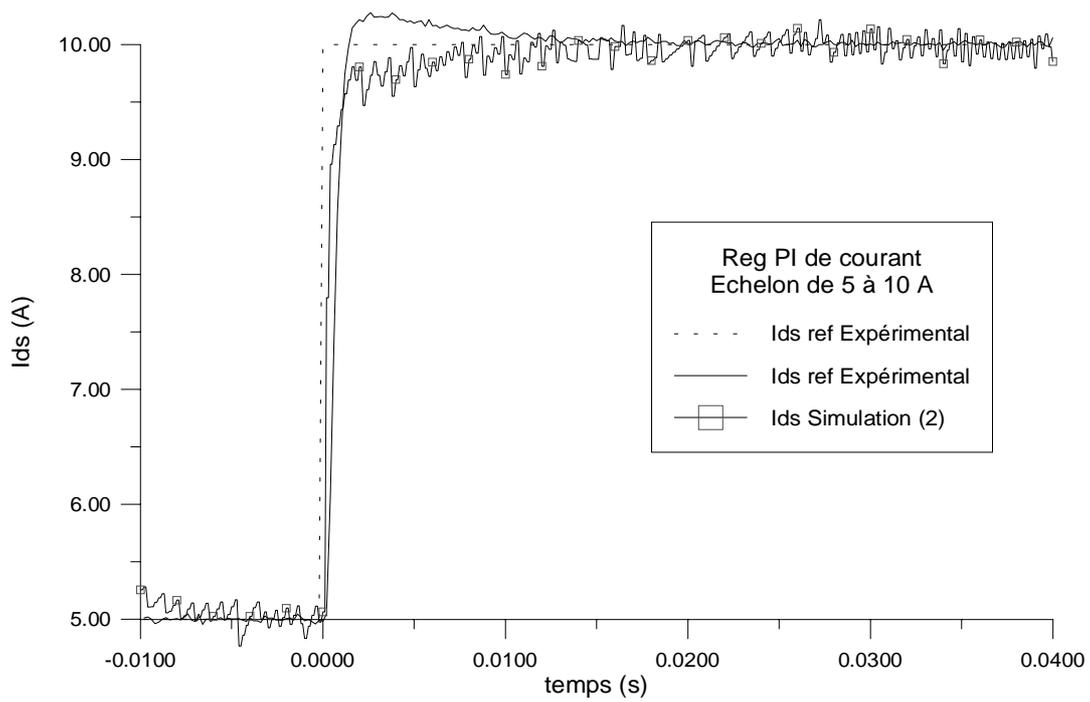


Figure 2.33 Echelon sur I_{ds}^* , passage de 5 à 10 A

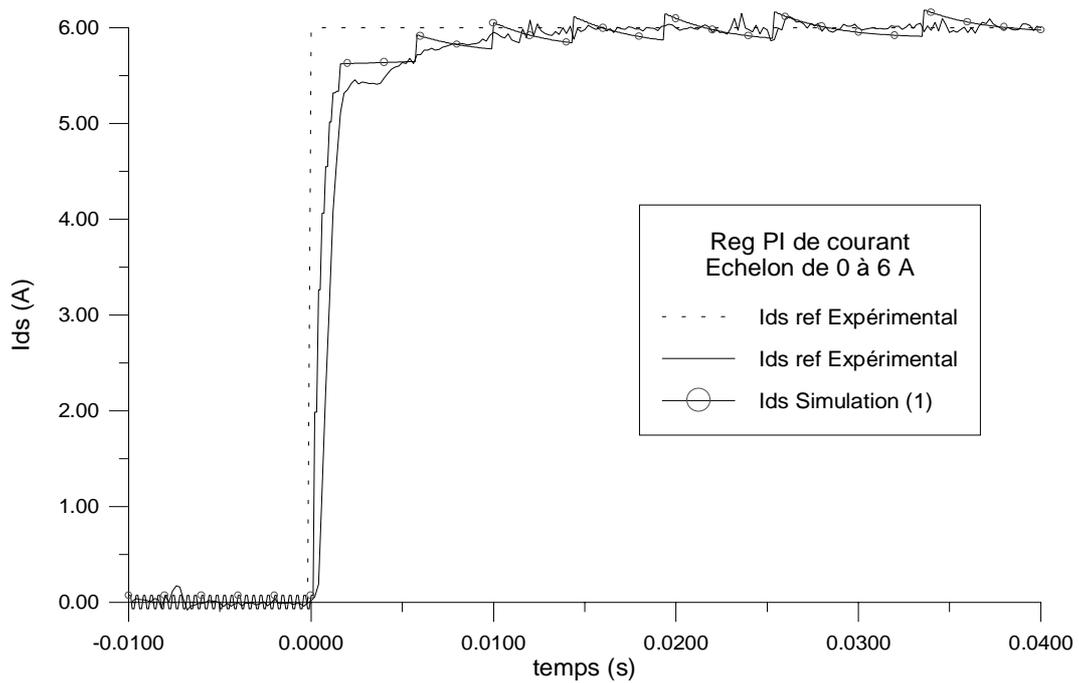


Figure 2.34 Echelon sur I_{ds}^* , passage de 0 à 6 A

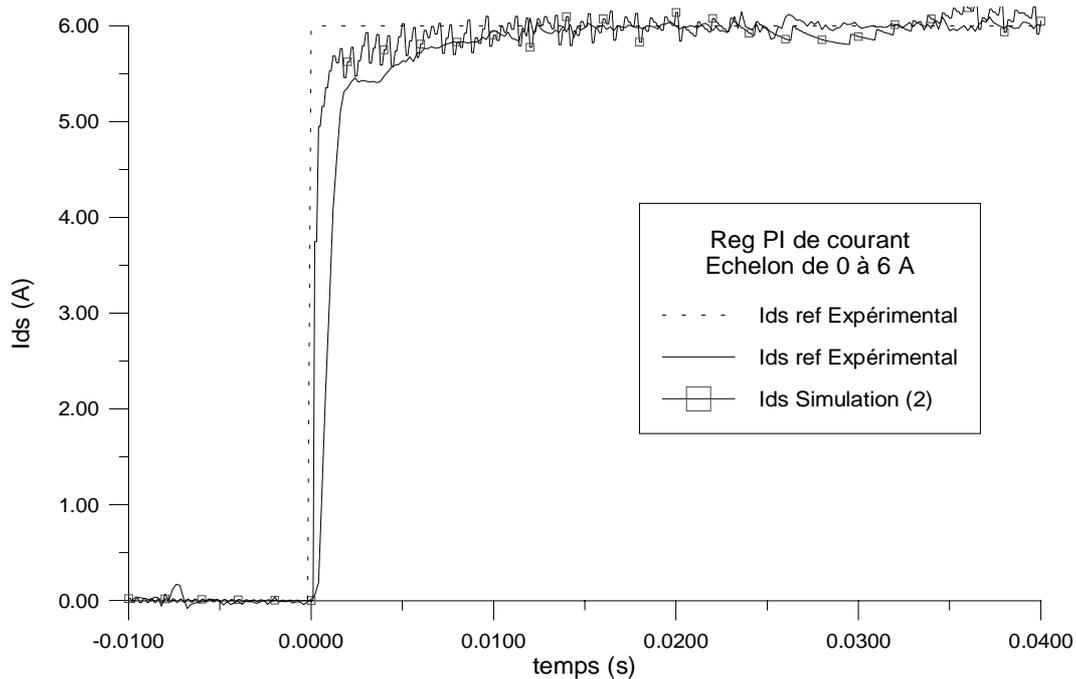


Figure 2.35 Echelon sur I_{ds}^* , passage de 0 à 6 A

Nous remarquons une assez bonne concordance entre les résultats de simulation et ceux issus de l'expérimentation. La réponse en courant lors de la simulation (2) avec le deuxième jeu de paramètres est plus rapide que celle de la simulation (1) en raison de la valeur plus faible de $\sigma\tau_s$. Il est intéressant de constater que c'est plutôt le jeu de paramètres (1) qui semble le mieux adapté. Ce qui signifie que l'identification (1) est meilleure. De plus, l'écart entre l'identification (1) et (2), à travers les résultats de simulation, n'a pas engendré de perte de performances du système.

On note un temps de montée de l'ordre de 2 ms, similaire à celui prévu par les calculs. Cependant, on ne retrouve pas toujours le dépassement de 4,3 %. Ce dernier apparaît expérimentalement quand la machine est déjà "fluxée" et lors d'une variation moindre du flux. Ceci est certainement dû à l'hypothèse de simplification faite sur l'équation d'axe d lors de l'introduction du découplage. Rappelons que l'effet de ce dernier est compensé en régime permanent (quand le courant a atteint sa référence) par l'action intégrale du régulateur.

Ce résultat se retrouve également sur des échelons de I_{qs}^* , que nous avons effectués en bloquant la machine à l'arrêt à l'aide du frein à poudre afin de minimiser l'action des termes de couplage en ω_s .

4.4. Régulation de la vitesse

Le schéma de régulation en cascade retenu nécessite, pour un bon fonctionnement, que la boucle interne soit plus rapide que la boucle externe. Dans notre cas, le régulateur de vitesse est sollicité toutes les 1 ms alors que les boucles de courant le sont toutes les 200 μ s.

Il est clair que le réglage du couple se fera par l'action sur le courant I_{qs} plutôt que par une action sur le flux. Par conséquent, la sortie du régulateur de la boucle externe (vitesse) constitue la référence (l'entrée) de la boucle interne (courant I_{qs}).

Le schéma bloc de régulation de la vitesse est le suivant :

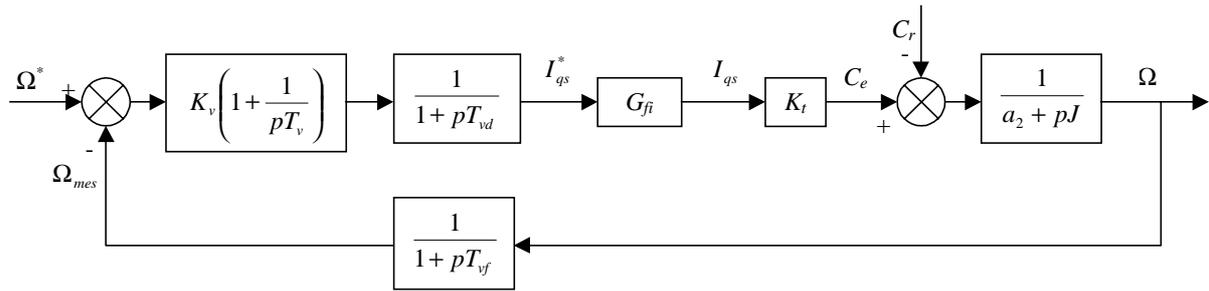


Figure 2.36 Boucle de régulation de la vitesse, structure PI

avec :

K_v, T_v : coefficients du PI.

T_{vd} : délai dans la boucle de vitesse.

T_{vf} : délai introduit par le filtrage de la vitesse.

$K_t = \frac{3}{2} p \frac{M}{L_r} \varphi_r^*$: constante du couple électromagnétique.

La fonction de transfert en boucle ouverte par rapport à la consigne :

$$G_{ov} = K_v \frac{1 + pT_v}{pT_v} \cdot \frac{1}{1 + pT_{vd}} \cdot \frac{\omega_0^2}{p^2 + 2p\xi\omega_0 + \omega_0^2} \cdot \frac{1}{1 + pT_{vf}} \cdot \frac{K_t}{a_2 + pJ} \quad (2.31)$$

Et en boucle fermée :

$$G_{fv} = (1 + pT_{vf}) \cdot \frac{G_{ov}}{1 + G_{ov}} \quad (2.32)$$

Avec cette structure du régulateur, il n'a pas été possible d'obtenir de bonnes performances à la fois pour l'asservissement de la vitesse (réponse par rapport à la consigne) et pour la régulation (réponse par rapport à la perturbation).

Ceci nous a amené à prendre une structure IP [BAG 96a]. De plus, au lieu de bloquer tout simplement l'intégrale dès que la sortie sature, il est intéressant d'observer la structure anti-saturation (anti-windup) [BAG 96b]. Le schéma de cette boucle de régulation prend alors la forme représentée par la figure 2.37.

Comme ces expressions sont très compliquées, il n'est plus possible de trouver explicitement les coefficients du régulateur adéquat. D'autant plus que les différentes limitations sur les tensions et les courants entrent en jeu dès lors que l'on procède à des échelons de consigne. Nous passons alors par des simulations à l'aide du logiciel MASVECT mis au point (Annexe 2) afin régler le contrôleur de vitesse. La méthode utilisée est du type essai-erreur. Nous avons également essayé de trouver les coefficients en utilisant un algorithme génétique pour optimiser la réponse du système soumis à deux échelons de vitesse de référence (-400 tr/mn puis 400 tr/mn) et à un échelon de couple résistant (20 Nm).

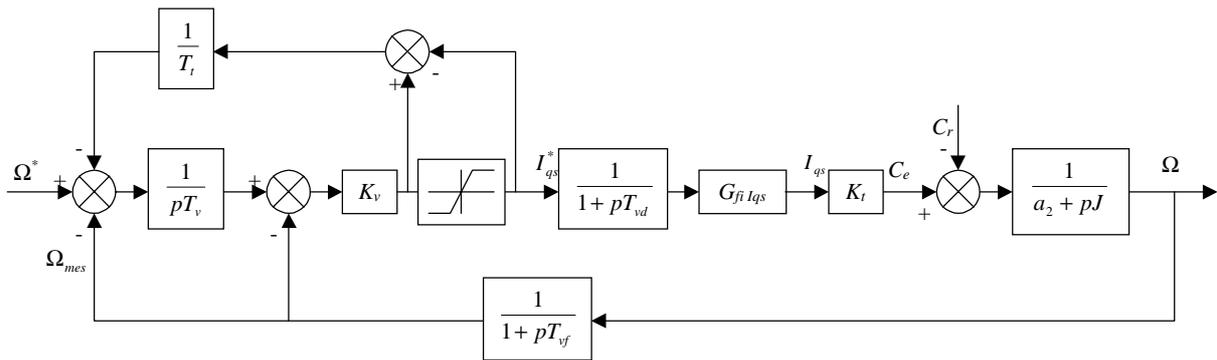


Figure 2.37 Boucle de régulation de la vitesse, structure IP anti-saturation

Le tableau suivant résume les différents réglages obtenus (régulateur discrétisé) :

Régulateur	Méthode d'optimisation	K_p	K_i	T_t
IP	Essai-erreur (sim/exp)	3	0,06	-
IP anti-saturation (1)	Essai-erreur (sim/exp)	2	0,1	1
IP anti-saturation (2)	Algorithme génétique(sim)	2,87	0,337	0,174

Tableau 2.4 Réglage des contrôleurs de vitesse

Les figures 2.38 et 2.39 présentent les simulations effectuées à l'aide de ces régulateurs de vitesse. Après établissement du flux, nous imposons une vitesse de référence de -400 tr/mn à 0,8 s puis de 400 tr/mn à 1,3 s et une charge de 20 Nm vient s'ajouter à 1,8 s. Nous n'avons présenté que l'évolution de la vitesse et le courant I_{qs}^* . Ce dernier représente la sortie du régulateur de vitesse.

Nous attirons l'attention sur le fait que le réglage obtenu pour le régulateur IP peut être utilisé pour un régulateur IP anti-saturation, la montée en vitesse présente alors le même ralentissement quand la vitesse approche de sa consigne.

L'anti-saturation ne rentre en jeu que lorsque le régulateur se retrouve en butée de courant $I_{qs\ ref}$, pendant les longues phases de freinage ou d'accélération.

Le réglage (2) obtenu à l'aide de l'algorithme génétique conduit pratiquement au même temps de montée que le réglage (1). Par contre, il est plus rapide et sollicite beaucoup plus l'actionneur pour rejeter plus vite la perturbation. Ce qui provoque expérimentalement un dépassement important et des oscillations. L'optimisation n'a cependant été faite qu'avec un modèle comprenant une fonction de transfert en courant idéalisée à cause du temps de calcul que l'algorithme génétique nécessite. Nous avons toutefois tenu compte, à l'aide d'une entrée supplémentaire dans la fonction d'adéquation de l'algorithme génétique, de la saturation à la sortie du régulateur de vitesse.

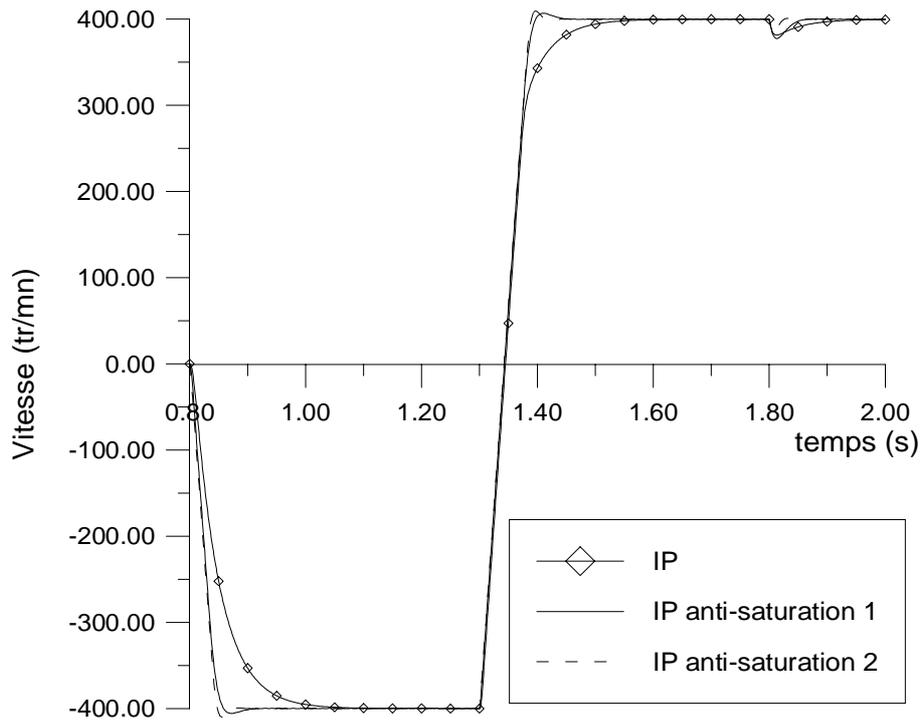


Figure 2.38 Evolution de la vitesse pendant son inversion de -400 à +400 tr/mn, Simulation, comparaison des différents régulateurs

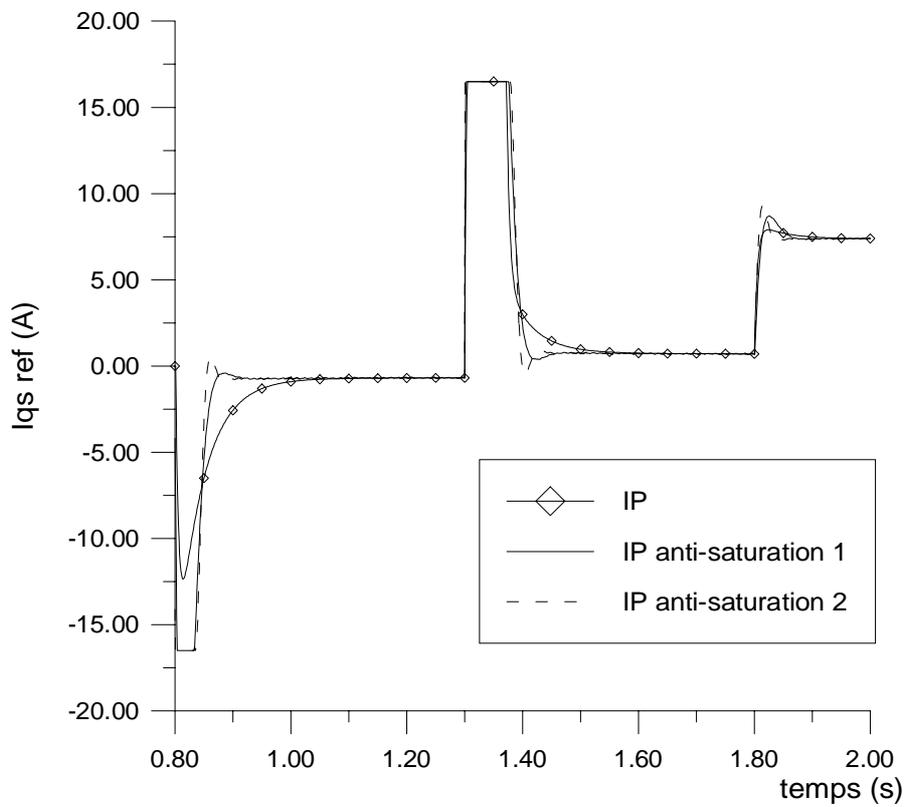


Figure 2.39 Evolution de I_{qs}^* pendant une inversion de vitesse de -400 à +400 tr/mn, Simulation, comparaison des différents régulateurs

La confrontation des résultats théoriques et expérimentaux en utilisant le régulateur IP anti-saturation (1) (figures 2.40 à 2.43) montre que la modélisation est suffisamment précise pour refléter les temps de réponses et les valeurs des différentes grandeurs expérimentales.

Ces figures représentent une inversion de vitesse de -400 à +400 tr/mn à vide. On observe sur la figure 2.40, le même temps de montée avec un léger dépassement dans le cas de la simulation. Ceci se reflète bien sûr par l'allure des courants $I_{qs\ ref}$ et I_{qs} (figure 2.41). Après une période pendant laquelle I_{qs} est en limitation à 16,5 A, la référence du courant descend plus vite dans le cas de la simulation pour atteindre une valeur en régime permanent égale à celle du courant I_{qs} expérimental.

Le courant I_{ds} est très peu perturbé pendant la phase d'inversion de vitesse ce qui montre l'efficacité du découplage (figure 2.42). Les courants suivent leur référence avec précision grâce à l'action de leur correcteur dont on aperçoit les sorties sur la figure 2.43. On notera que $V_{qs\ ref}$ prend l'allure de la vitesse en régime permanent du courant. Il existe cependant un écart sur $V_{ds\ ref}$ dû probablement à une erreur d'identification sur R_s puisque I_{qs} est proche de zéro avant et après l'inversion ($V_{ds}/R_s=I_{ds}$) et également à une sensibilité à φ_{qr} (de l'ordre de 0,01 à 0,03 Wb) qui introduit une différence de quelques volts.

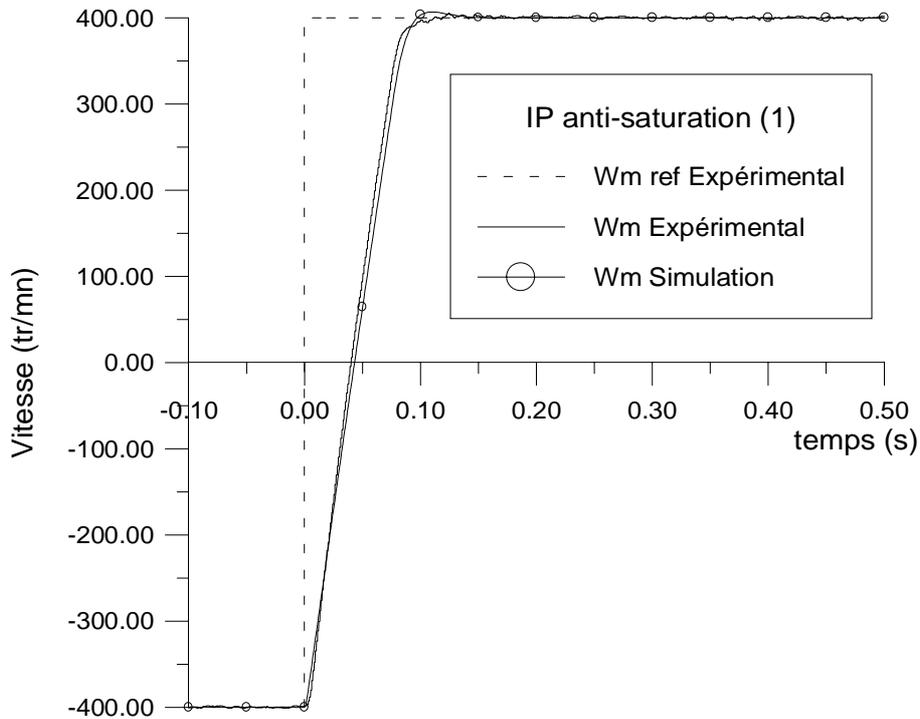


Figure 2.40 Evolution de la vitesse pendant son inversion de -400 à +400 tr/mn

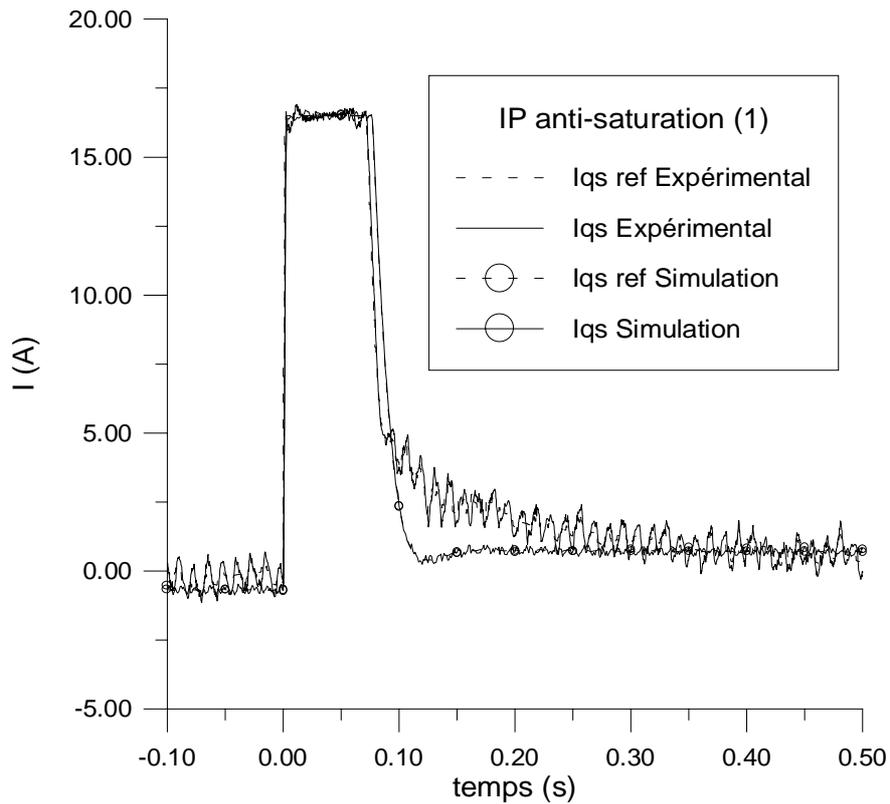


Figure 2.41 Evolution du courant I_{qs} pendant une inversion de vitesse de -400 à +400 tr/mn

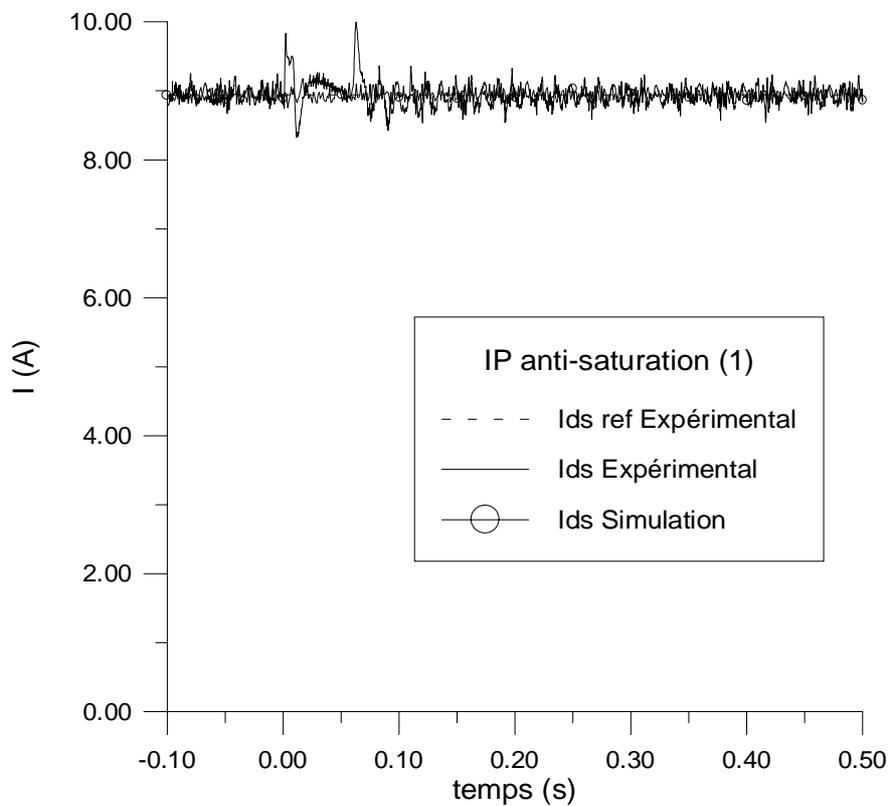


Figure 2.42 Evolution du courant I_{ds} pendant une inversion de vitesse de -400 à +400 tr/mn

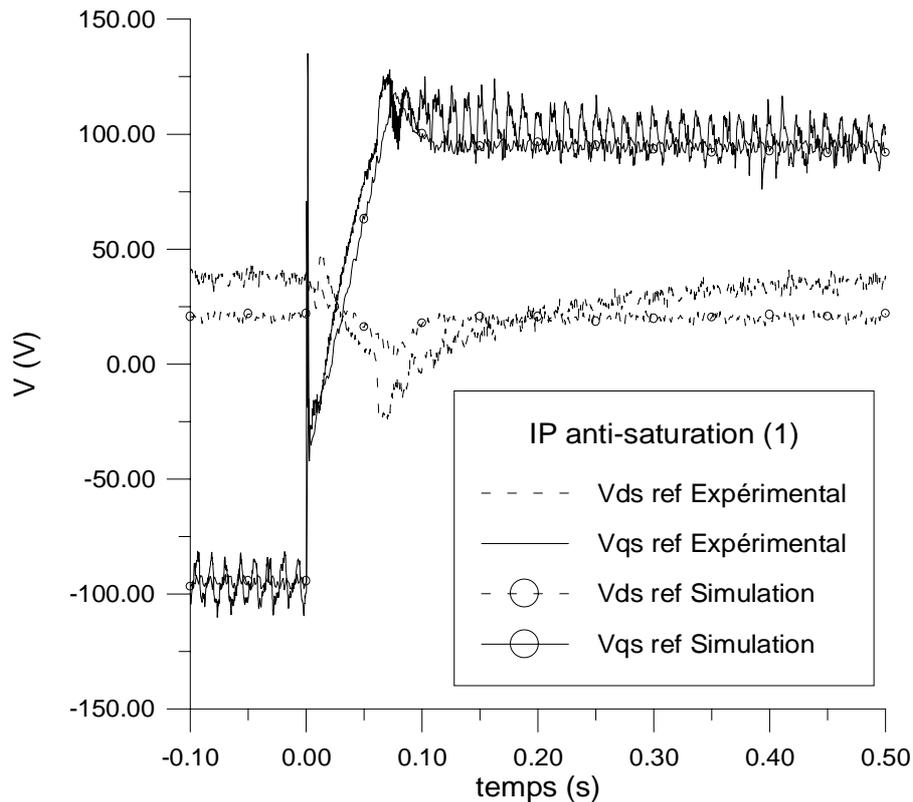


Figure 2.43 Evolution des tensions de référence pendant une inversion de vitesse de -400 à +400 tr/mn

L'essai suivant montre la réponse du système quand on applique un échelon de couple résistant de 20 Nm alors que la vitesse est régulée à 400 tr/mn. Précisons tout de suite que le frein à poudre couplé à notre machine, pour appliquer ce couple, utilise une régulation de flux. Le temps de montée du couple résistant dépend donc de la dynamique de son propre régulateur. Laquelle n'est pas instantanée comme l'est celle de la simulation. La chute de la vitesse est moins importante dans le cas expérimental (figure 2.44). Dans les deux cas, elle reste inférieure à 5 % de la vitesse de consigne. Notons cependant que puisque le courant $I_{qs\ ref}$ n'a pas atteint la limite de sécurité (figure 2.45), il serait possible de rendre plus rapide l'action de ce régulateur par rapport à la perturbation. On perdra alors en réponse par rapport à la référence de vitesse.

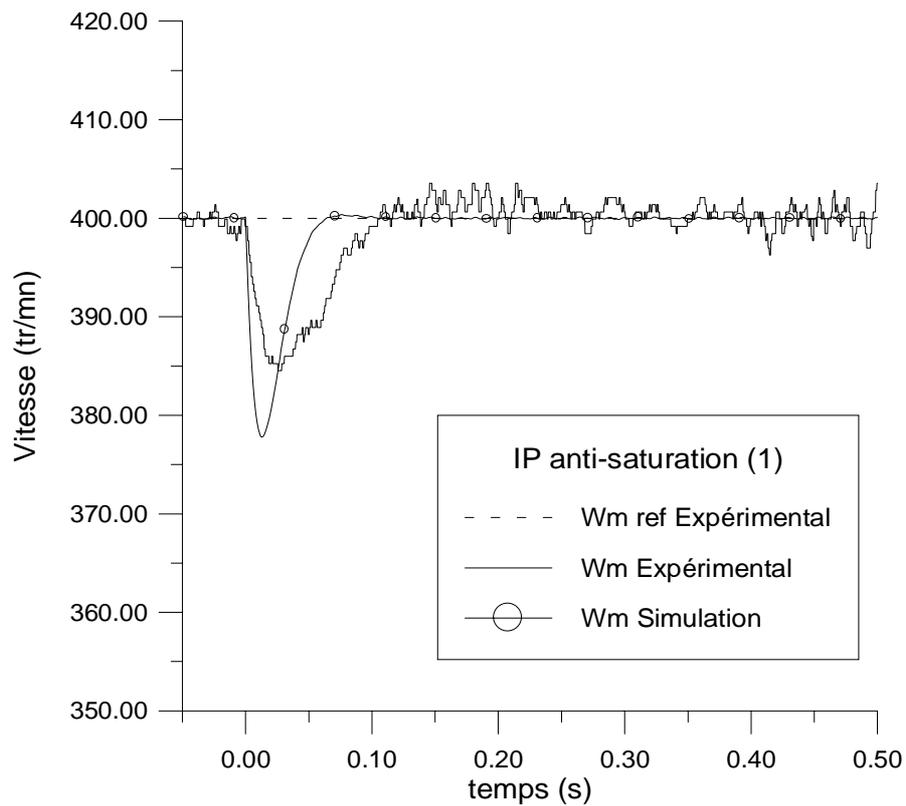


Figure 2.44 Evolution de la vitesse suite à un échelon de couple de 20 Nm

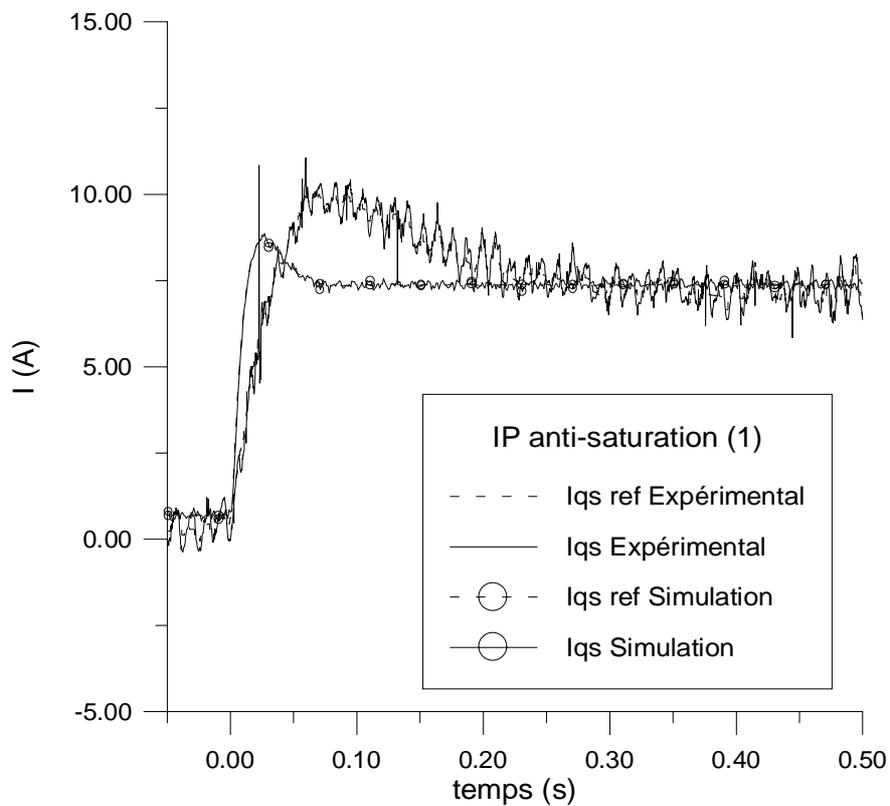


Figure 2.45 Evolution du courant I_{qs} suite à un échelon de couple de 20 Nm

4.5. Conclusion

Nous avons présenté dans cette partie les différents régulateurs classiques utilisés pour le contrôle vectoriel retenu. Il est intéressant de remarquer que les résultats de simulation concordent avec ceux issus des essais expérimentaux. Toutefois, il n'a pas été possible d'aboutir à une méthode de calcul analytique du contrôleur de vitesse. Nous avons observé que lorsqu'on essayait de rendre ce régulateur plus rapide, on aboutissait à des dépassements plus importants expérimentalement qu'en simulation. Les signaux sont bien sûr plus bruités mais il est vraisemblable qu'il y ait un retard pur qui échappe au modèle. L'identification n'étant pas parfaite, nous pensons que ces résultats sont très satisfaisants et vont nous servir de base pour les comparaisons avec les autres types de régulateurs.

5. Régulation par logique floue

5.1. Introduction

Dans cette partie, nous allons nous intéresser au remplacement du régulateur classique de vitesse du schéma de commande vectorielle précédent par un régulateur flou. Comme mentionné au chapitre 1, le nombre de combinaisons et de variantes est quasiment infini. Devant ce large éventail, notre choix sera d'abord dicté par la simplicité de mise en œuvre. Nous recherchons un régulateur flou que l'on peut implanter au sein de la commande numérique que nous avons développée autour d'un couple de DSP, TMS 320C31 et 320P14, (Annexe 3). Une des contraintes est la limitation du temps de calcul tout en conservant les propriétés de régulateur flou.

Compte tenu de ce qui vient d'être dit, nous avons retenu pour le contrôleur :

- Une structure PI incrémentale (matrice d'inférence à deux dimensions).
- Un nombre limité à trois ou cinq ensembles flous pour chaque variable.
- Des variables d'entrée dont les fonctions d'appartenance des ensembles flous sont de formes triangulaires et trapézoïdales.
- Des singletons pour les fonctions d'appartenance de la variable de sortie.
- Des gains variables à l'entrée et à la sortie du régulateur permettant d'ajuster son fonctionnement et de varier sa plage de sensibilité.

5.2. Régulateur flou à trois ensembles

Le régulateur admet pour chaque variable les trois ensembles flous N (négatif), Z (zéro) et P (positif). Les fonctions d'appartenance des variables floues de l'entrée se recouvrent à 1 (figure 2.46).

La figure 2.47 représente la sortie dU du régulateur flou en fonction de ses entrées E et dE . Elle n'est pas normalisée, et on peut voir les fortes non-linéarités de rupture de pente. On remarque surtout deux zones :

Une zone périphérique, plate ou de pente parallèle à un des deux axes E ou dE , qui correspond à la plage où une des variables d'entrée est saturée. En coordonnées normalisées E_n ou $dE_n \notin]-1, 1 [$. C'est dans cette zone que le moteur d'inférence ne va évaluer qu'une ou deux règles au maximum.

Une deuxième zone, centrale qui peut être décomposée en quatre quadrants. Elle est mise en évidence sur la figure 2.52 qui représente la surface de contrôle du régulateur normalisé.

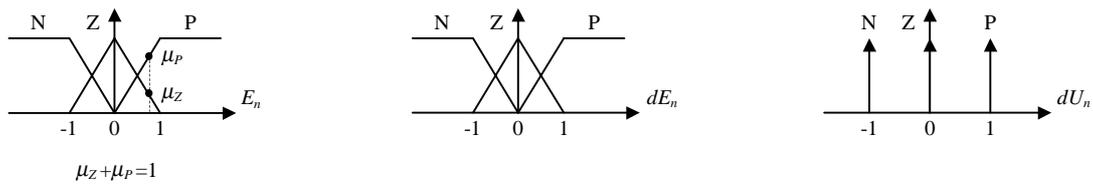


Figure 2.46 Formes des fonctions d'appartenance

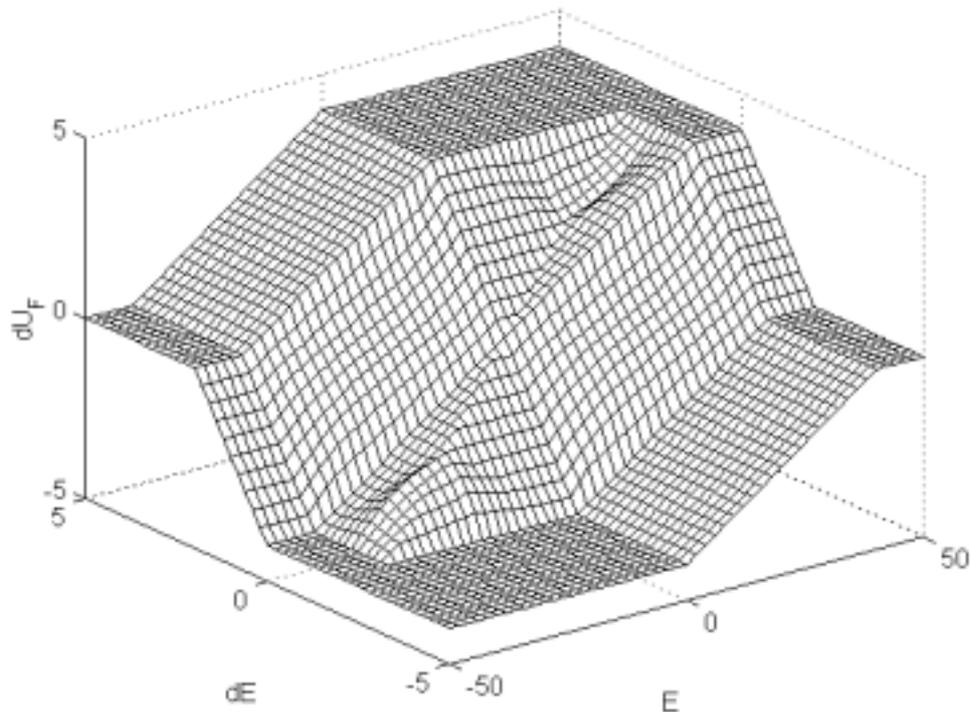


Figure 2.47 Surface caractéristique du régulateur flou

Sur les figures qui suivent, nous présentons les résultats obtenus avec ce régulateur pour contrôler la vitesse au sein du schéma de commande vectoriel. L'essai représente une inversion de vitesse de -600 à 600 tr/mn (figures 2.48 et 2.49) à vide et (figures 2.50 et 2.51) sous une charge de 20 Nm. Les résultats expérimentaux et de simulation sont superposés. Seules la référence et la valeur de la vitesse et du courant I_{qs} sont représentées.

On observe un temps de montée de la vitesse similaire en simulation par rapport à celui de l'essai expérimental de même que la valeur en régime permanent (courant I_{qs} , figure 2.49). En ce qui concerne l'essai en charge, une différence se creuse pendant le transitoire de vitesse (figure 2.50), où la simulation donne une réponse plus rapide. Cela est certainement dû à la manière dont le frein impose son couple. En effet, ce dernier n'est pas constant quand la vitesse varie sur une large plage, lorsque l'on est en régulation de flux (celle du frein à poudre).

Si nous analysons, sur le plan de phase, l'évolution du système pendant l'inversion à vide par exemple, nous constatons que la phase d'inversion occupe surtout les quadrants 2 et 4 du plan (figure 2.55 et 2.56). Or un examen attentif du tracé en 3-dimension des surfaces de contrôle

des régulateurs flou et PI classique (figure 2.52 et 2.53) ainsi que de leur différence (figure 2.54), montre que c'est précisément sur ces deux quadrants que la différence est pratiquement nulle.

Ainsi, on devrait s'attendre à ce que le régulateur flou se comporte comme un régulateur PI s'il n'y a que ces deux quadrants qui sont sollicités.

Dans [GAL 93] et [GAL 95] les auteurs ont montré qu'on pouvait construire un contrôleur flou de type Sugeno qui donne exactement la même réponse qu'un contrôleur PI en des points dits "modaux". Ceci est réalisé en prenant une distribution régulière de fonctions d'appartenance triangulaires en entrée et autant d'ensembles flous qu'il y a de points modaux⁸. La matrice d'inférence, qui dans le cas d'un contrôleur de type Sugeno, donne directement les valeurs numériques de la sortie, est une matrice symétrique par rapport à la diagonale. Elle devient néanmoins de dimension très importante suivant le nombre de points modaux choisis. Dans le cas d'un contrôleur de type Mamdani, un choix de fonctions d'appartenance en sortie symétrique par rapport aux valeurs modales, de formes rectangulaires et de largeurs identiques, permet d'obtenir une interpolation linéaire entre ces valeurs modales.

Réellement, le fonctionnement du système ne se cantonne pas uniquement à l'intérieur de la zone centrale. Lors de grandes variations de la vitesse de consigne, le courant de référence se met toujours en limitation et on sort de la plage de variation quasi linéaire du régulateur. Cependant, comme le régulateur PI de base se comporte moins bien quand sa sortie est en limitation, nous aboutissons à un réglage qui favorise le régulateur flou dans cette course aux performances. On le remarque facilement sur une courbe comme celle de la figure 2.38. Néanmoins, l'utilisation d'un régulateur IP anti-saturation rattrape cette performance. En effet, s'il est bien réglé, ce régulateur opère dans la zone linéaire de manière équivalente au régulateur flou mais de plus, il n'a pas de problème lorsque la sortie atteint la valeur de saturation puisque le signal correspondant à la différence entre la sortie non limitée et la sortie limitée, est réinjecté à l'entrée du régulateur pour le désaturer. Ce qui lui permet de récupérer très rapidement quand la grandeur régulée approche de la consigne après une longue phase de limitation.

Ces résultats se vérifient sur la figure 2.57 et la figure 2.58 qui représentent la vitesse et le courant de référence $I_{qs\ ref}$ lors d'une inversion de vitesse de -600 à +600 tr/mn expérimentalement.

⁸ Les points modaux correspondent aux sommets des fonctions d'appartenance triangulaires

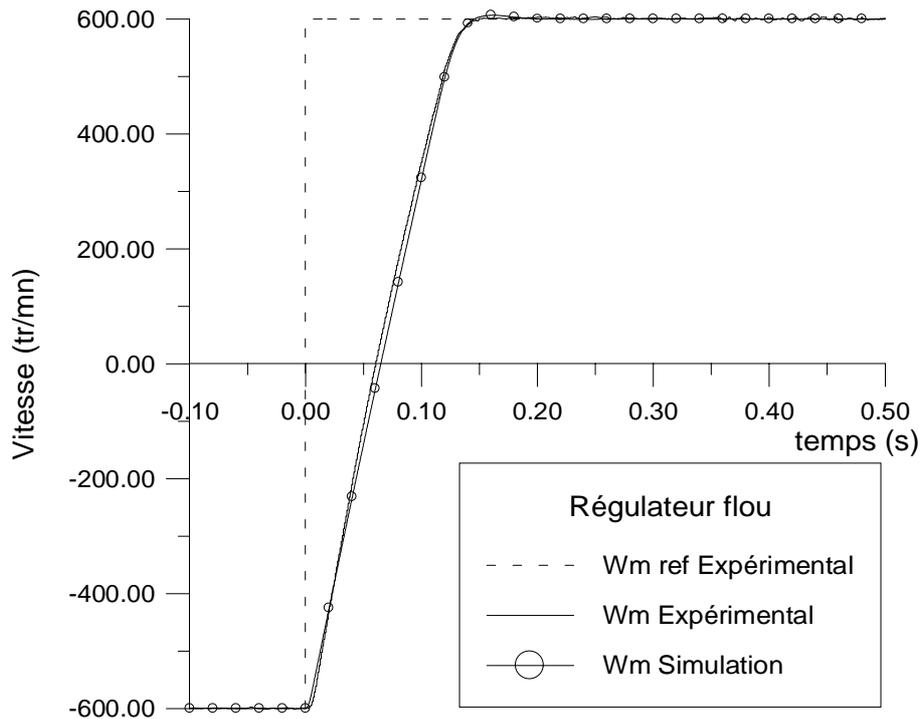


Figure 2.48 Evolution de la vitesse lors de son inversion à vide

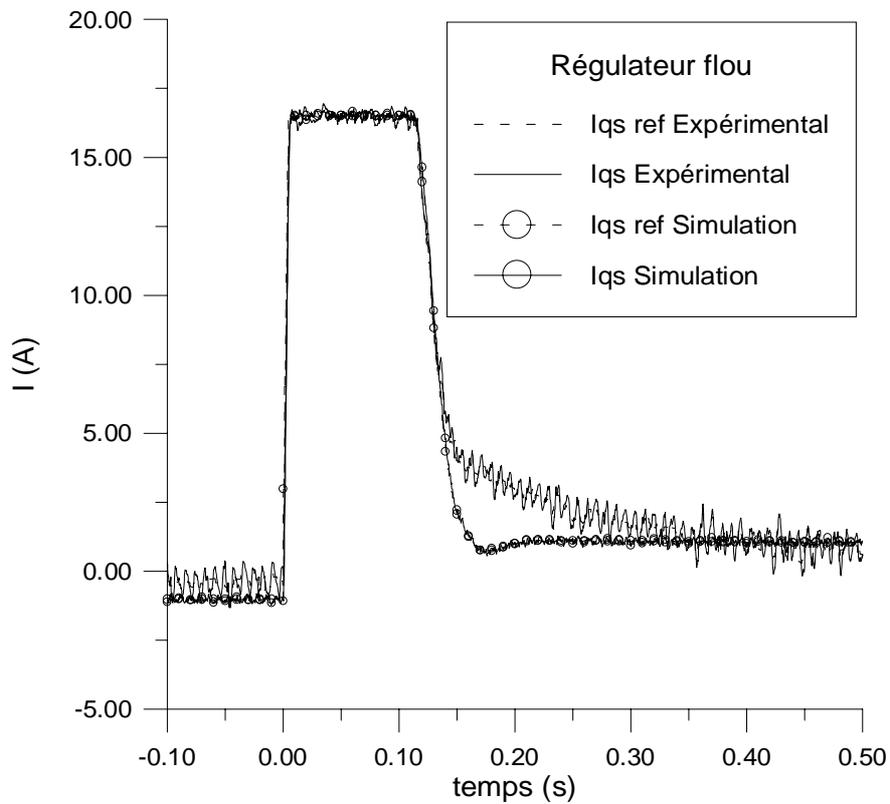


Figure 2.49 Variation de I_{qs} lors d'une inversion de vitesse à vide

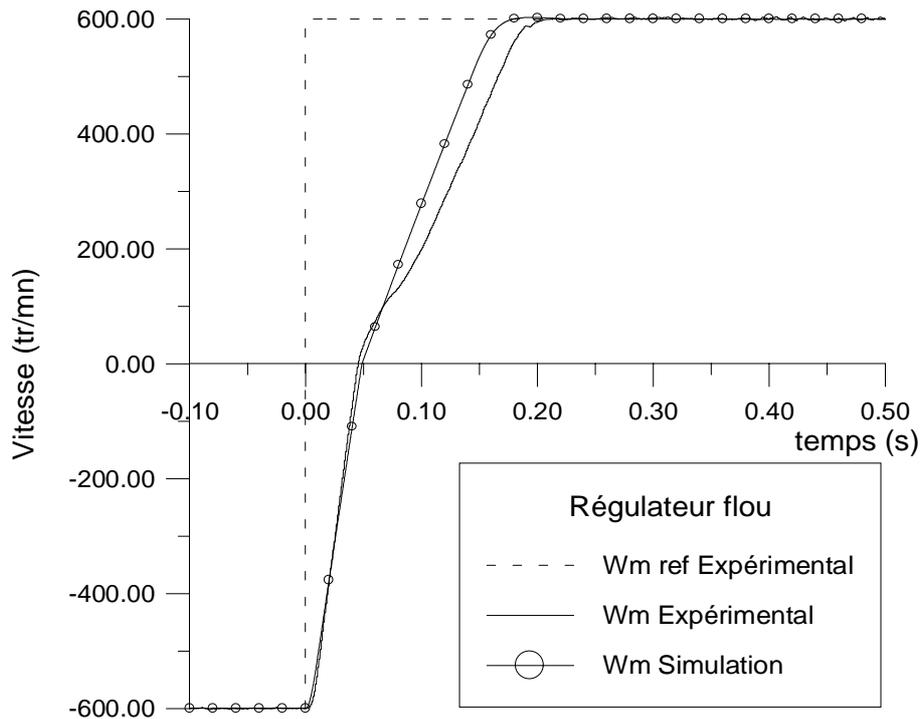


Figure 2.50 Evolution de la vitesse lors de son inversion en charge

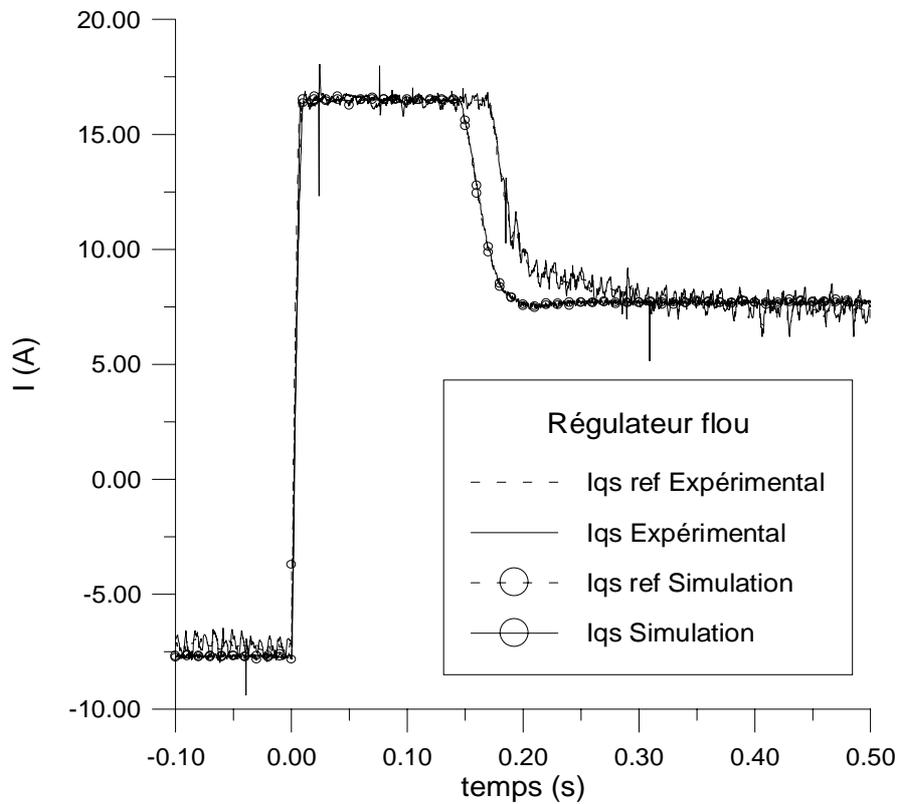


Figure 2.51 Variation de I_{qs} lors d'une inversion de vitesse en charge

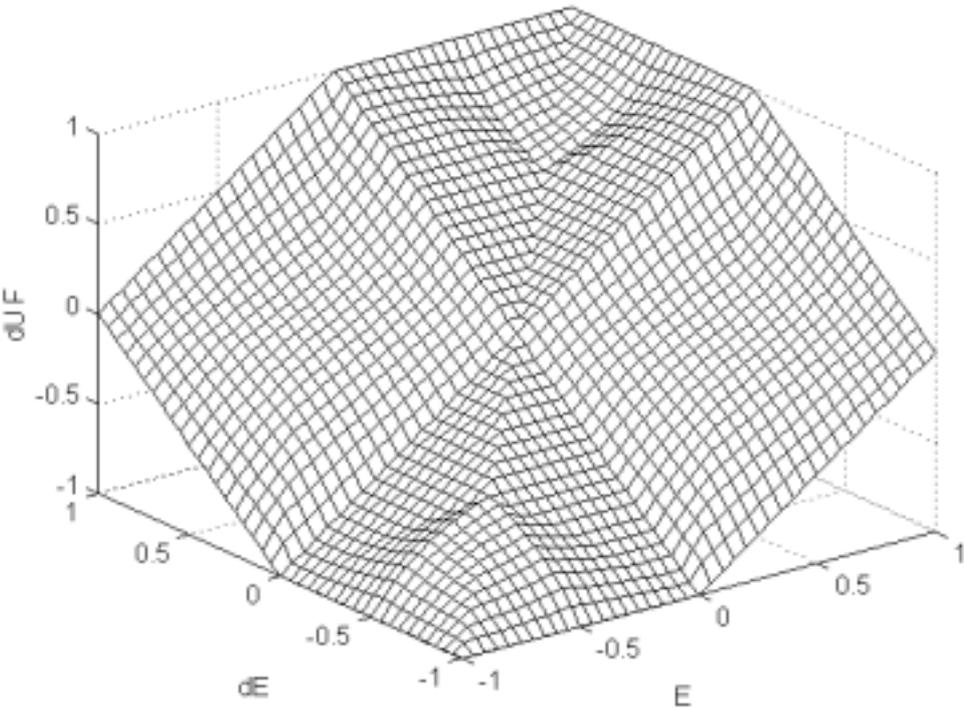


Figure 2.52 Surface caractéristique du régulateur flou
Coordonnées normalisées

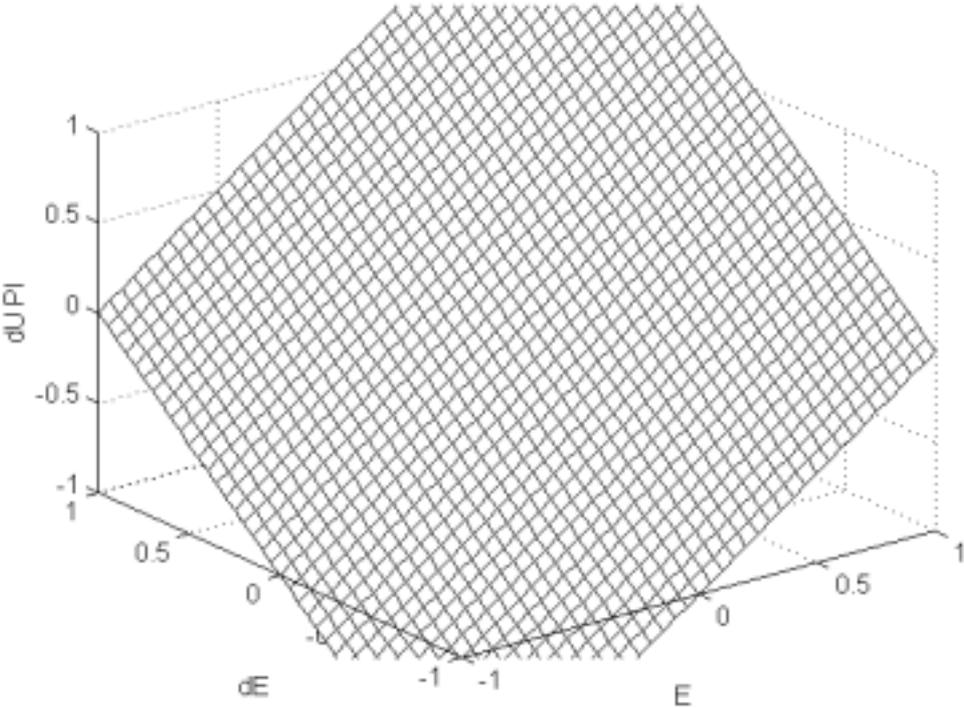


Figure 2.53 Surface caractéristique du régulateur PI
Coordonnées normalisées

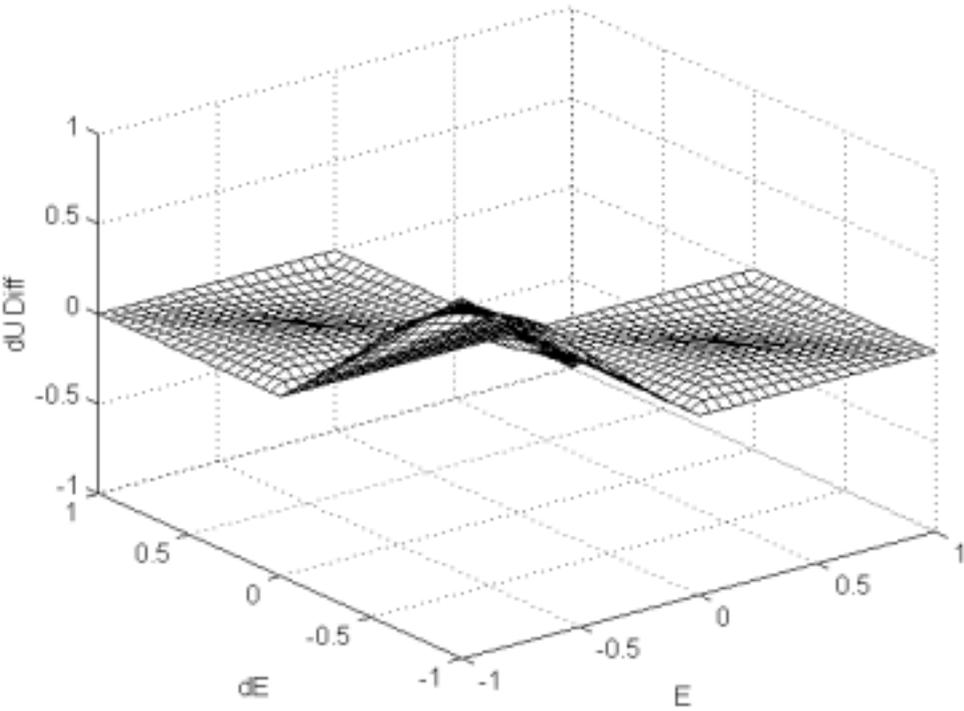


Figure 2.54 Différence entre les deux surfaces

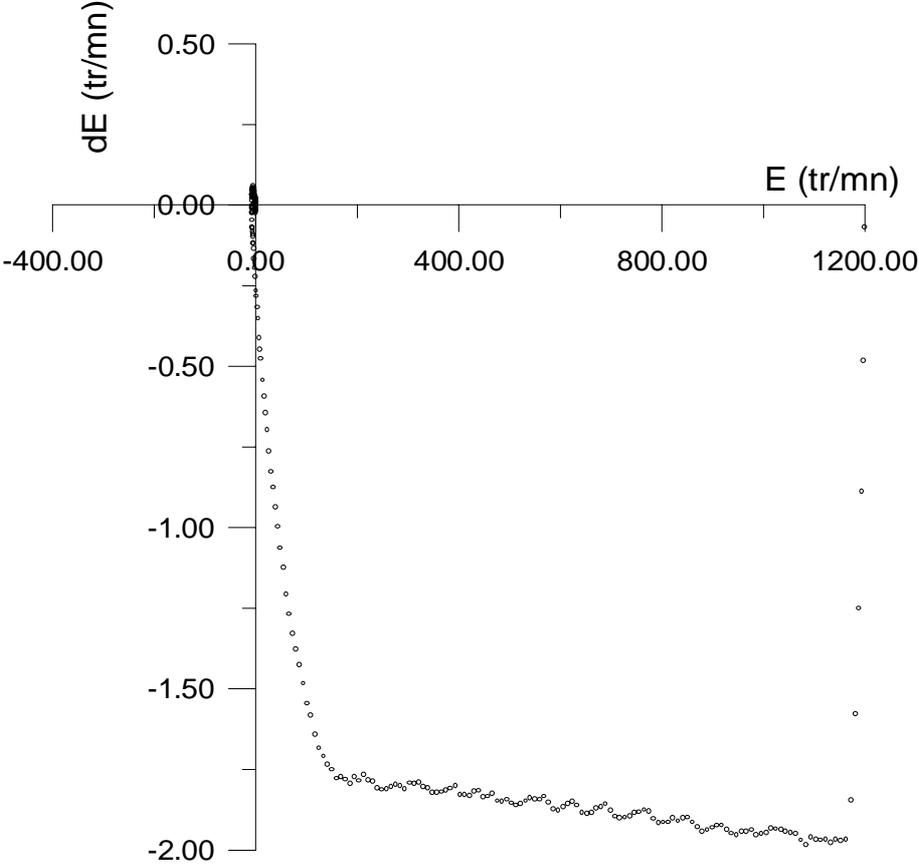


Figure 2.55 Trajectoire dans le plan de phase

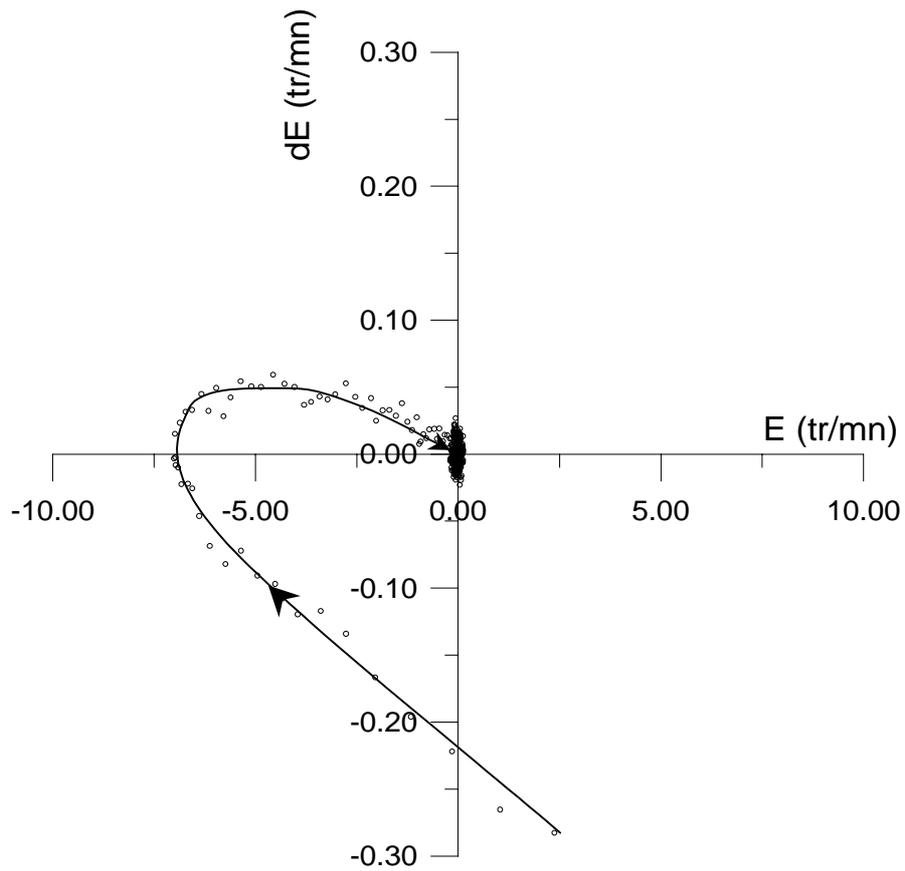


Figure 2.56 Trajectoire dans le plan de phase, agrandissement autour du point de référence

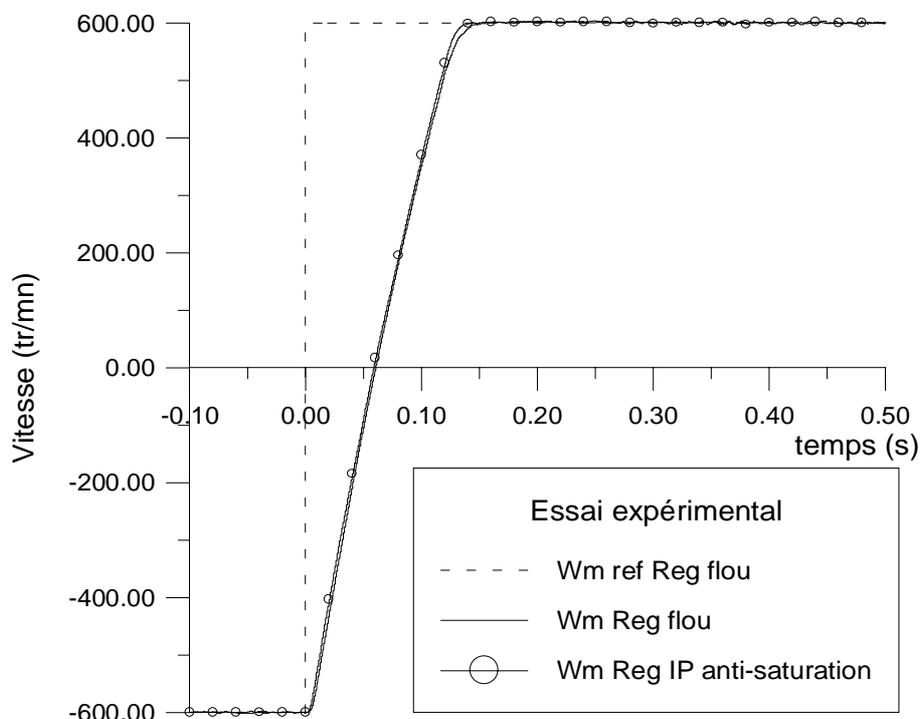


Figure 2.57 Evolution de la vitesse lors de son inversion à vide
Comparaison entre le régulateur flou et l'IP anti-saturation

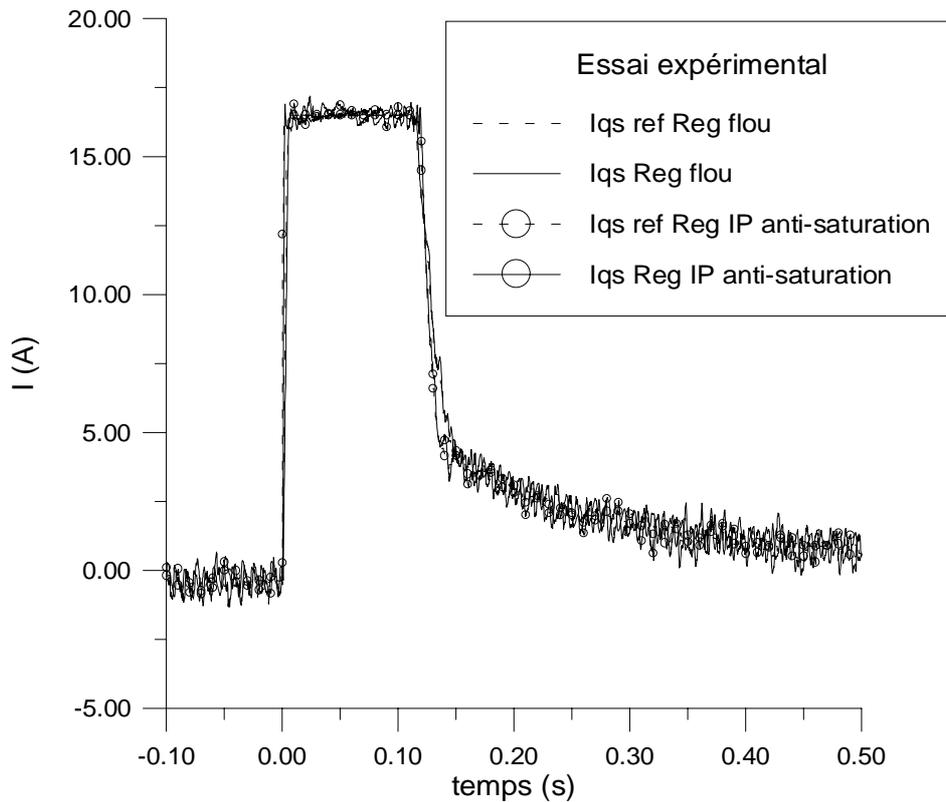


Figure 2.58 Variation de I_{qs} lors d'une inversion de vitesse à vide
 Comparaison entre le régulateur flou et l'IP anti-saturation

5.3. Régulateur flou à cinq ensembles

Dans le cas du régulateur à trois ensembles flous, les réglages se font surtout par l'action sur les facteurs d'échelle à l'entrée et à la sortie du régulateur. Par contre, si l'on passe à un nombre plus important d'ensembles flous, cinq par exemple, un choix plus large s'offre notamment sur la matrice d'inférence et la répartition des fonctions d'appartenance.

[LUT 96] et [BUH 94] insistent bien sur le fait que ce n'est pas le choix des opérateurs pour réaliser l'inférence qui est important mais plutôt la matrice d'inférence elle-même et, surtout, la répartition des fonctions d'appartenance sur l'univers de discours. On peut en effet obtenir des caractéristiques non-linéaires très prononcées. Cependant l'optimisation pour une application donnée peut être longue et fastidieuse. Il convient de ne faire varier que la forme ou la distribution des fonctions d'appartenance, soit des variables d'entrées, soit de la sortie, sinon on peut aboutir à une certaine compensation des corrections envisagées.

Les auteurs, cités en bibliographie [HIS 97], [HIS 98], [MAU 98], ont montré que l'utilisation d'un procédé d'optimisation selon la méthode de Taguchi, permettait de réduire considérablement le nombre d'essais à faire pour trouver le réglage optimum. Leur méthode est basée sur une identification du système à partir d'une réponse en boucle ouverte à un échelon. Un choix est ensuite fait sur les valeurs discrètes que peuvent prendre les paramètres à optimiser (positions relatives des fonctions d'appartenance sur l'univers de discours, gains

du régulateur...). Il s'ensuit des essais, avec des vecteurs de paramètres définis par les règles de Taguchi, nettement moins nombreux comparés au grand nombre de possibilités de réglage. De toute évidence, cette approche, fort intéressante, ne s'applique qu'aux processus stables en boucle ouverte. De plus, il est tout aussi difficile de choisir les valeurs discrètes que peuvent prendre les paramètres (deux paliers pour chaque paramètre ont été choisis par les auteurs). Enfin, un autre problème majeur, commun à tous les procédés d'optimisation automatique, est celui du choix du critère d'optimisation. L'IAE (Intégrale de l'Erreur Absolue), utilisé par Hissel et al. ; ne garantit pas la robustesse du système. Les travaux entrepris, visant à atténuer ce problème, sont présentés dans [HIS 98].

Comme nous pouvons le constater, il n'est pas facile de concevoir un régulateur flou à partir de règles et démarches complètement structurées au sens cartésien du terme. Il reste alors des méthodes permettant, à partir d'essais et d'erreurs, d'arriver à une construction "au mieux" d'un régulateur flou. La stratégie de régulation repose alors sur un ensemble de règles de décisions heuristiques ou de règles intuitives [KIN 77]. C'est d'ailleurs ce que l'on essaye de représenter par l'approche logique floue.

Nous nous sommes intéressés dans cette partie à la mise en évidence de l'existence potentielle d'un gain (ou une différence) qu'une modification de la matrice d'inférence et de la répartition des fonctions d'appartenance vont apporter à la régulation de la vitesse de la machine asynchrone en commande vectorielle.

Nous avons utilisé une répartition uniforme des fonctions d'appartenance sur l'univers de discours des entrées mais pas pour celles de la sortie. Les fonctions restent bien sûr symétriques par rapport au zéro.

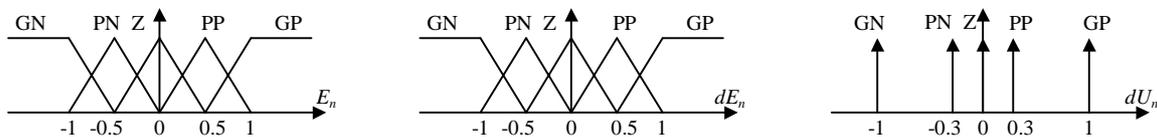


Figure 2.59 Formes des fonctions d'appartenance

On notera que pour la variable de sortie dU_n , les fonctions d'appartenance correspondant aux ensembles flous "petit négatif" (PN) et "petit positif" (PP) sont proches de celle de l'ensemble "zéro".

Ce que nous essayons de reproduire intuitivement c'est de faire réagir, quand on est loin de l'objectif, les ensembles flous "grand négatif" et "grand positif", sachant que souvent, dans ce cas, la sortie réelle du régulateur ($I_{qs\ ref}$) aura atteint sa valeur limite de saturation. Lorsque l'on est proche de la vitesse de référence, ce seront les ensembles flous "petit négatif" et "petit positif" qui seront sollicités et comme leurs fonctions d'appartenance se trouvent plus proche de celle de l'ensemble "zéro", la réponse sera plus douce.

Ceci permet de multiplier le gain de sortie par 2,5 par rapport à la valeur qu'il avait avec un régulateur à 3 ensembles flous sans engendrer des oscillations sur la réponse ni un dépassement plus important (figure 2.62).

La matrice d'inférence utilisée est décrite par le tableau suivant :

dU_n		dE_n				
		GN	PN	Z	PP	GP
E_n	GN	GN	GN	PN	PN	Z
	PN	GN	PN	PN	Z	PP
	Z	GN	PN	Z	PP	GP
	PP	PN	Z	PP	PP	GP
	GP	Z	PP	PP	GP	GP

Tableau 2.5 Matrice d'inférence du régulateur flou à cinq fonctions d'appartenance par variable

La surface caractéristique du régulateur prend alors la forme de la figure 2.60. On observe bien sûr un nombre plus important de zones quand on compare avec la figure 2.47. Mais surtout sur la figure 2.61, qui représente la surface normée et centrale du régulateur, une dissymétrie apparaît à cause de celle introduite dans la matrice d'inférence. De plus, les surfaces qui correspondent au deuxième et quatrième quadrant ne sont plus plates comme celles d'un PI ou du régulateur flou précédent à 3 ensembles flous.

Le gain de performance est cependant négligeable quand on considère la variation de vitesse (figure 2.62) et celle du courant en sortie du régulateur (figure 2.63) pour un échelon de -600 tr/mn à +600 tr/mn.

Tout porte à croire que dans ce cas de figure, il ne servirait pas à grand chose d'augmenter la complexité du régulateur flou pour espérer améliorer la réponse du système. En effet, la limitation entre alors en jeu.

Sur des échelons plus petits (figures 2.64 et 2.65), la différence est plus sensible. En effet, seul le régulateur à cinq ensembles flous entre en limitation, ce qui permet d'obtenir une réponse plus rapide à un échelon.

Notons cependant qu'une augmentation du gain FdU du régulateur à trois ensembles flous, ne contribue pas à améliorer ses performances. En effet, les figures 2.66 et 2.67 montrent que la réponse se fait avec beaucoup moins de dépassement. Cependant, sa sensibilité par rapport aux perturbations augmente, ce qui fait qu'il devient inutilisable expérimentalement.

5.4. Stabilité des systèmes intégrant un régulateur flou

De nos jours, il existe un certain nombre d'études sur la stabilité des systèmes flous. Ce sont toutefois des études restrictives à cause de l'inexistence d'outils appropriés pour ce faire. Le régulateur flou étant non-linéaire, il faut faire appel aux méthodes non-linéaires telles que la méthode de Liapunov, la théorie de l'hyperstabilité ou encore le critère de Popov. La plupart de ces méthodes sont assez limitatives, n'offrant que des conditions suffisantes de stabilité dans un domaine restreint.

Des auteurs, [PRE 97], présentent une analyse de stabilité, appliquant la théorie de l'hyperstabilité, d'un système mono-entrée mono-sortie linéaire à paramètres constants (SISO-LTI). Ce qui n'est bien sûr pas le cas de nombreux systèmes, dont le nôtre, et pour lesquels des régulateurs flous sont utilisés et donnent satisfaction.

Le critère de Popov, sous une forme étendue, a été retenu par [RAM 93], [BUH 94] pour leurs études de stabilité.

Tanaka et Sugeno ont, quant à eux, proposé de décomposer le système non-linéaire en sous-systèmes linéaires [TAN 92]. Cette opération est facilitée quand le régulateur flou est du type Takagi-Sugeno pour lequel la conclusion s'exprime sous forme d'un polynôme.

Le théorème de Popov, permet de donner une condition suffisante de stabilité pour des boucles de régulation ayant un élément non-linéaire. En fait, cela revient à trouver une droite qui majore la courbe non-linéaire caractéristique du régulateur mono-entrée. Dans le cas d'un régulateur à deux entrées, on cherche alors un plan qui majore la surface caractéristique, on assimile alors le contrôleur flou à un régulateur PI classique !

Le critère de Cypkin, qui est une extension du théorème de Popov aux cas des systèmes discrets, exige que la surface réelle de commande soit continue et dérivable en tout point. Ce qui n'est pas évident avec des fonctions d'appartenance trapézoïdales et triangulaires.

Enfin, tous ces critères n'offrent que des conditions suffisantes de stabilité et sont trop restrictifs.

L'analyse rigoureuse de stabilité n'est souvent pas possible dans les cas pratiques. Elle va de plus à l'encontre du principal avantage de l'approche floue, c'est à dire son utilisation pour les systèmes qui sont difficilement modélisables [MAM 76].

5.5. Conclusion

Il n'est pas possible de présenter tous les cas que nous avons essayés, et encore moins d'examiner tous ceux qui peuvent être réalisés. Néanmoins, nous avons montré, dans le cas de l'application à laquelle nous nous sommes intéressés, la supériorité du régulateur flou par rapport à un régulateur PI. Cet avantage disparaît, dès lors qu'on le compare à un régulateur IP anti-saturation à cause des propriétés intrinsèques dont nous avons discuté.

L'extension d'un régulateur de trois à cinq ensembles flous a permis de gagner un peu plus en dynamique sans affecter sa sensibilité par rapport aux perturbations (bruit principalement) inhérentes à tous processus expérimental.

Ce gain s'accompagne d'une augmentation considérable du temps de calcul nécessaire à son exécution qui passe de 30 μ s à 63 μ s sur le DSP utilisé (Annexe 3). Dans la partie suivante nous allons voir une manière de réduire ce temps de calcul.

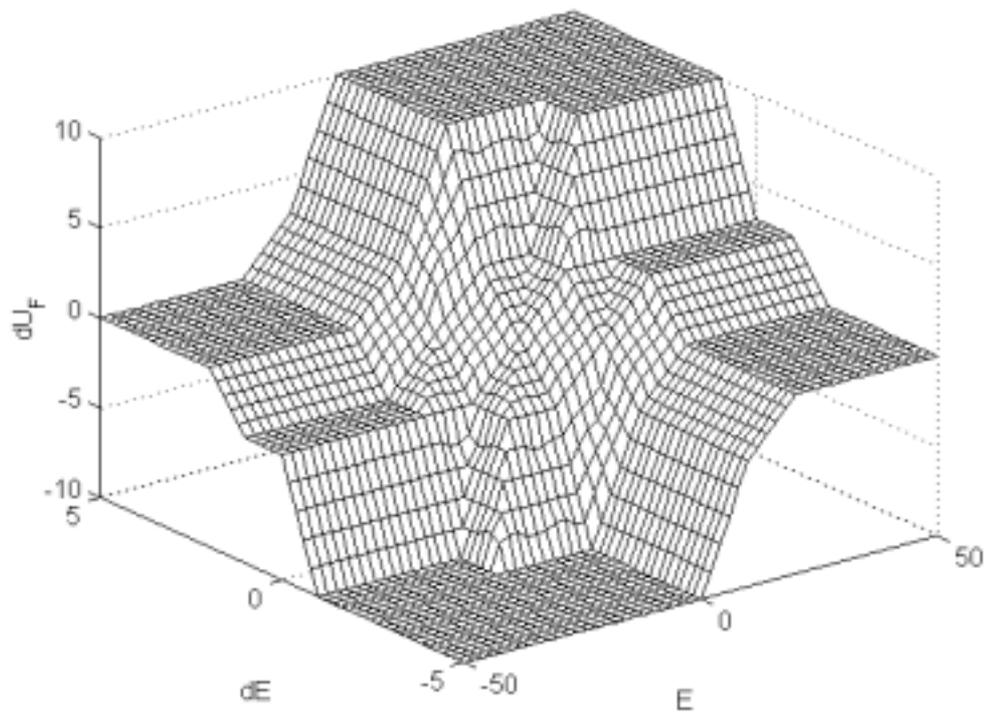


Figure 2.60 Surface caractéristique du régulateur flou à 5 fonctions d'appartenance

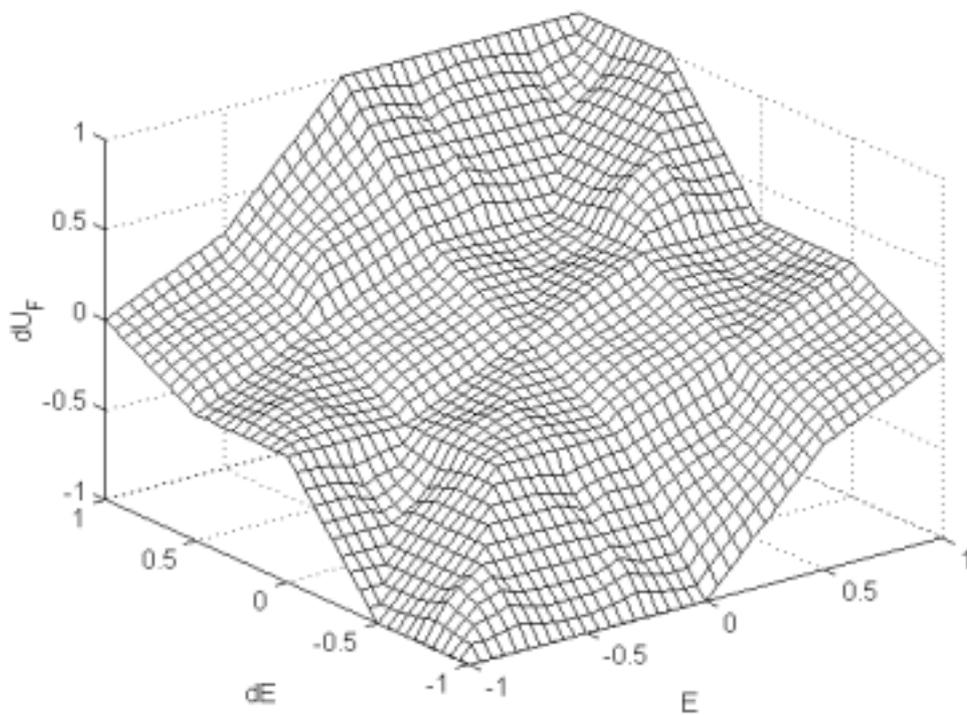


Figure 2.61 Surface caractéristique du régulateur flou normalisé à 5 fonctions d'appartenance

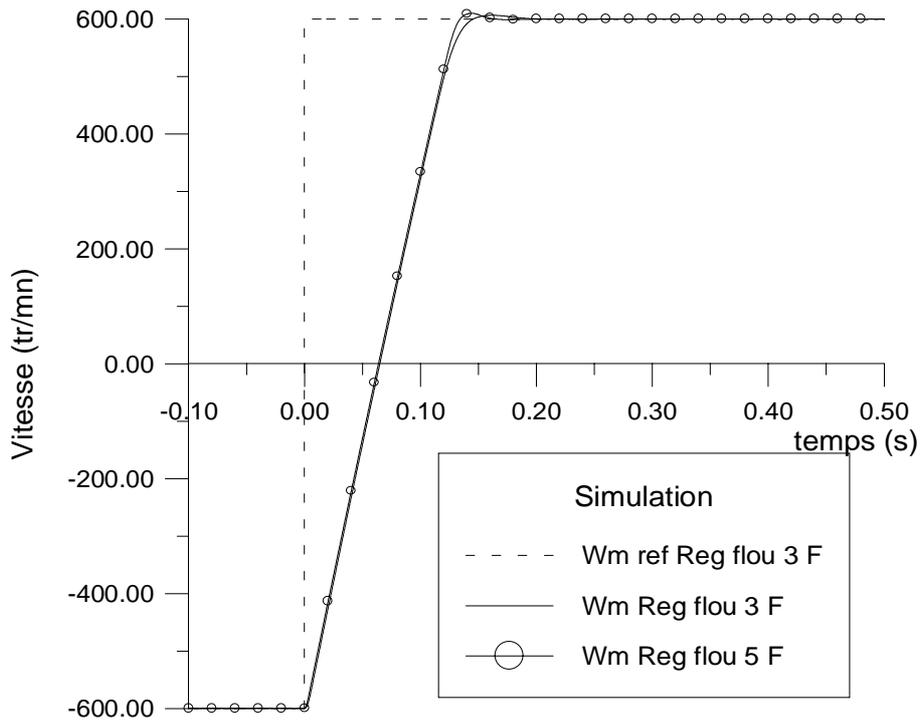


Figure 2.62 Evolution de la vitesse lors de son inversion à vide
 Comparaison entre le régulateur flou à 3 fonctions d'appartenance et celui à 5 fonctions d'appartenance

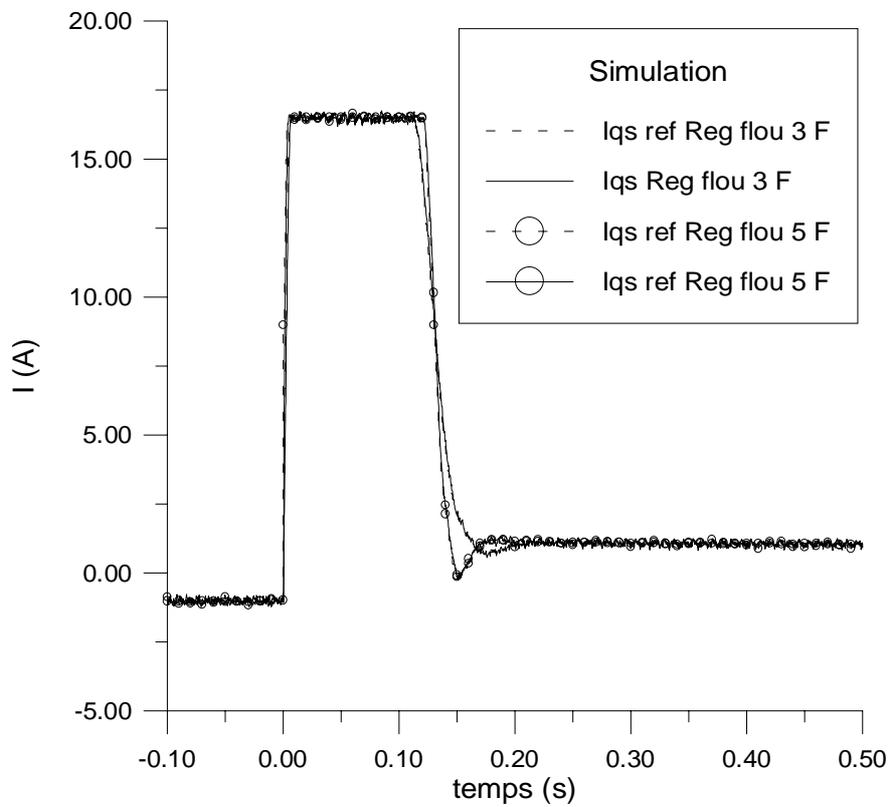


Figure 2.63 Variation de I_{qs} lors d'une inversion de vitesse à vide
 Comparaison entre le régulateur flou à 3 fonctions d'appartenance et celui à 5 fonctions d'appartenance

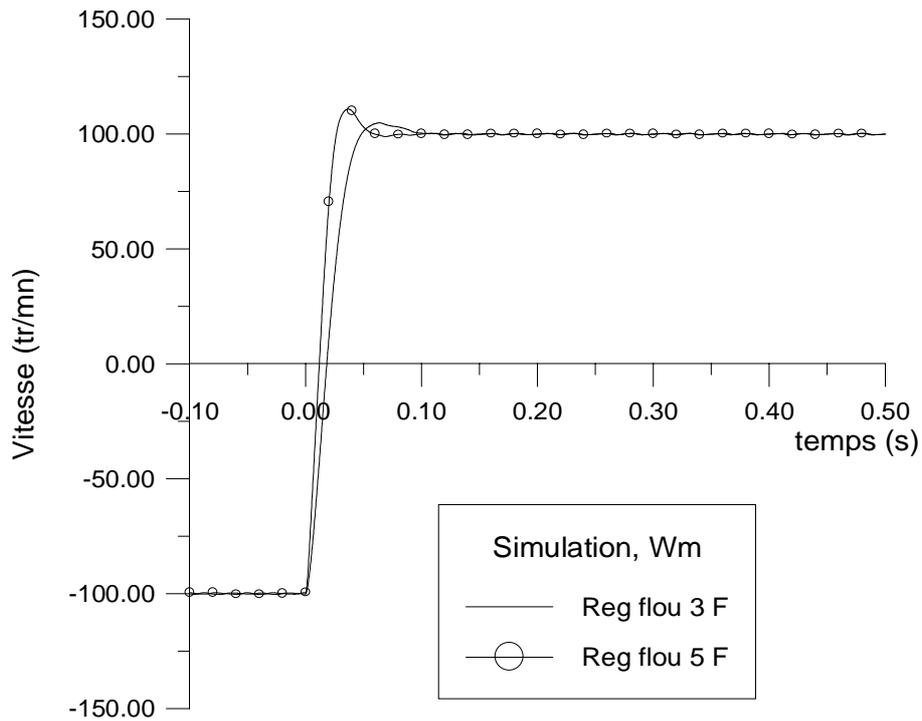


Figure 2.64 Variation de la vitesse lors son inversion de -100 tr/mn à +100 tr/mn
 Comparaison entre le régulateur flou à 3 fonctions d'appartenance et celui à 5 fonctions d'appartenance

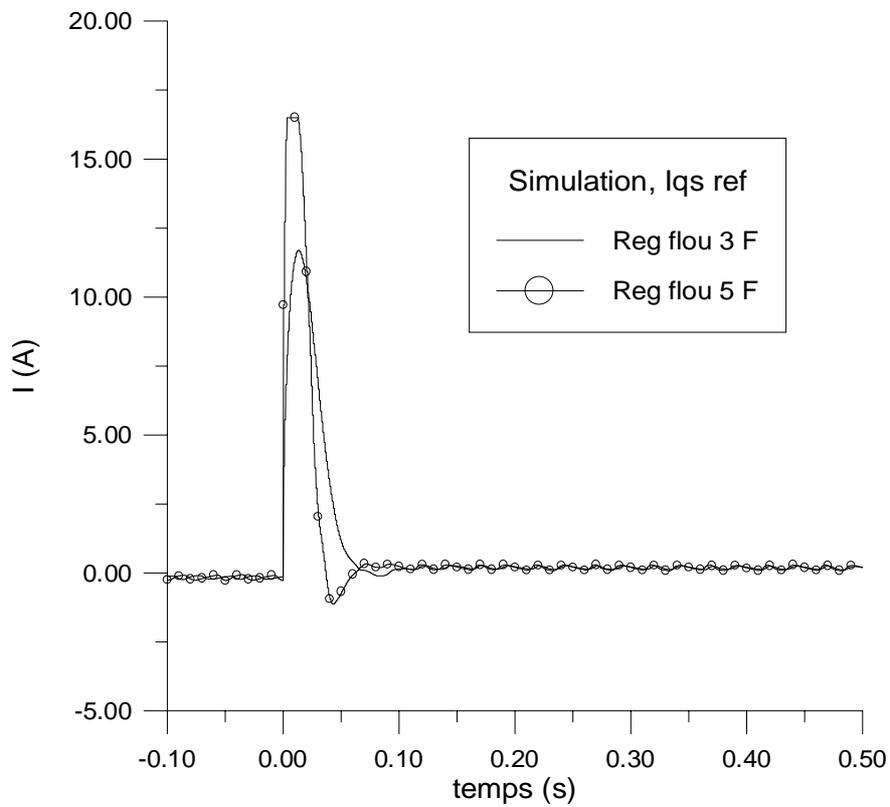


Figure 2.65 Variation de $I_{qs\ ref}$ lors d'une inversion de vitesse de -100 tr/mn à +100 tr/mn
 Comparaison entre le régulateur flou à 3 fonctions d'appartenance et celui à 5 fonctions d'appartenance

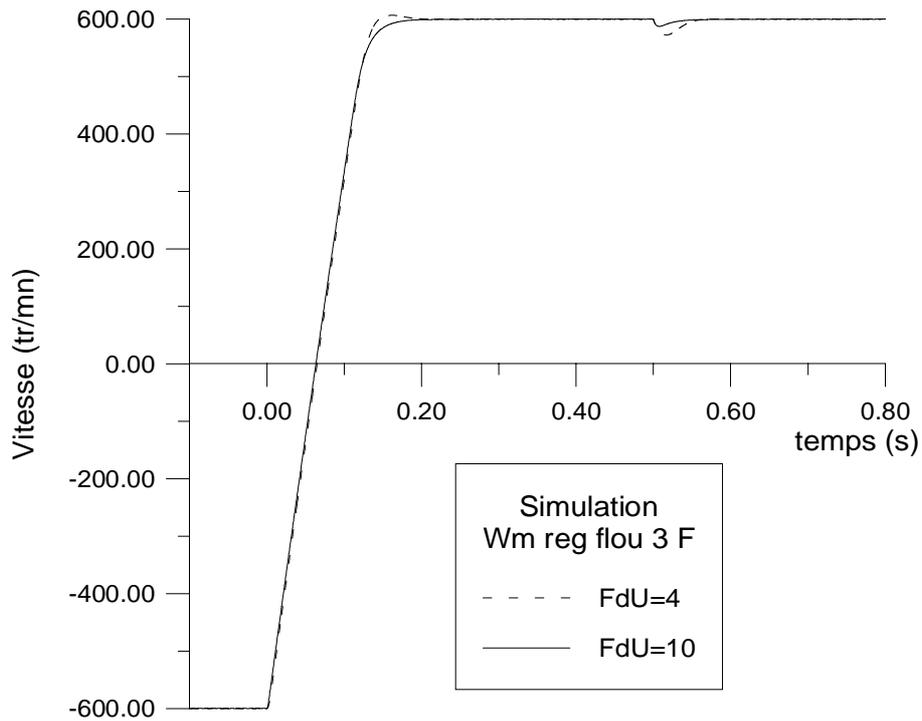


Figure 2.66 Variation de la vitesse lors de son inversion puis application d'une charge de 20 Nm, Régulateur flou à 3 fonctions d'appartenance Comparaison entre $FdU=4$ et $FdU=10$

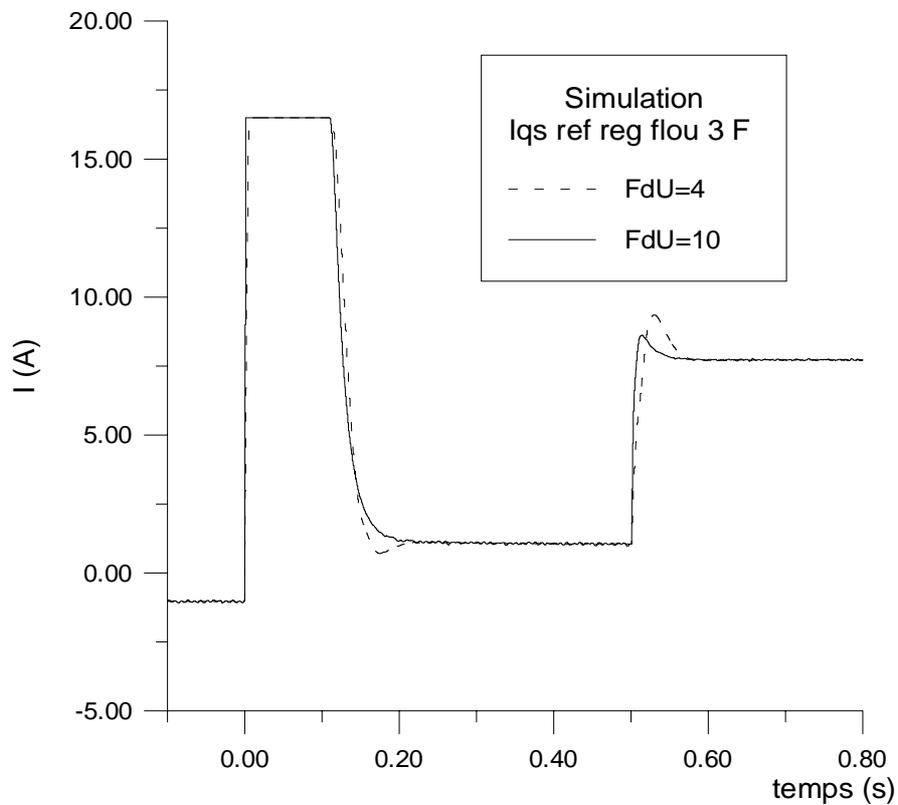


Figure 2.67 Variation de $I_{qs\ ref}$ lors d'une inversion de vitesse puis application d'une charge de 20 Nm, Régulateur flou à 3 fonctions d'appartenance Comparaison entre $FdU=4$ et $FdU=10$

6. Régulation par réseau de neurones

6.1. Introduction

Cette partie a pour but d'étudier le remplacement du régulateur flou de la boucle de vitesse par un régulateur basé sur un réseau de neurones que nous appellerons simplement régulateur neuronal.

Nous utiliserons la possibilité d'apprentissage afin d'approcher la surface de commande du contrôleur flou. On ne s'attend pas alors à une amélioration des performances du système, notre objectif est plutôt,

- d'étudier la faisabilité tant du point de vue de la méthode d'apprentissage que de celui de la structure du réseau de neurones à adopter,
- d'évaluer le temps de calcul requis par le régulateur neuronal et le comparer à celui de son équivalent flou,
- de rendre compte de la robustesse d'un tel régulateur au sein de la commande envisagée face à des variations de paramètres du système ou à sa mauvaise identification.

6.2. Réseau de neurones du type perceptron

La structure retenue est celle introduite dans le chapitre I. Le perceptron a donc une seule couche cachée. Elle est constituée de quatre neurones dont le premier est utilisé comme biais. On choisit comme ensemble d'apprentissage les triplets (x_1^0, x_2^0, y_s) . x_1^0, x_2^0 représentent l'erreur et la dérivée de l'erreur auxquelles on fait parcourir tout l'univers de discours des deux variables floues. Notons que nous utilisons le domaine réel de variation des variables et non pas celui normé entre -1 et 1. y_s est la sortie du régulateur flou dont on essaye de reproduire la surface.

La figure 2.61 représente la solution vers laquelle a convergé le réseau de neurones. On constate, par rapport à la figure 2.60, que les zones plates sont bien rendues. De même que les zones de décroissance en bordure de surface. Cependant, sur la partie centrale, les "creux" et "monts" des quadrants 1 et 3 de la surface caractéristique du régulateur flou ne sont pas reproduits par le perceptron.

L'utilisation de ce régulateur au sein de la commande montre que, lors d'une inversion de vitesse par exemple, la réponse dynamique est similaire à celle du régulateur flou (figures 2.64 et 2.65). Toutefois, nous observons des oscillations sur la fin du régime transitoire qui montrent une sensibilité plus grande aux perturbations. Ce résultat n'est bien sûr pas très perceptible sur les résultats de simulation comparés à ceux obtenus expérimentalement (figures 2.62 et 2.63).

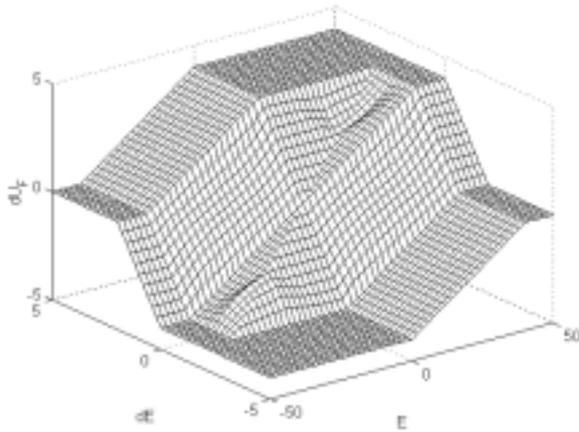


Figure 2.60 Surface du régulateur flou à 3 fonctions d'appartenance

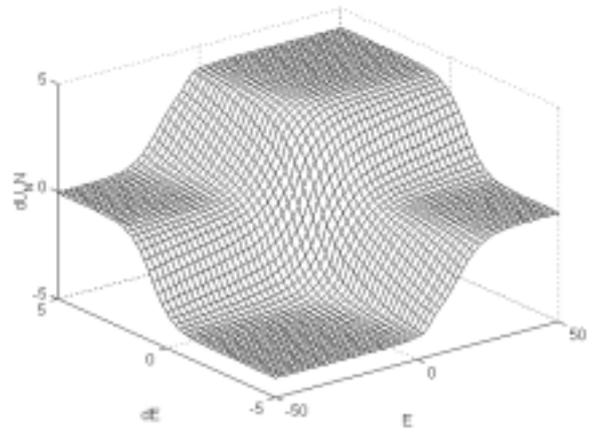


Figure 2.61 Approximation de la surface par le réseau de neurones

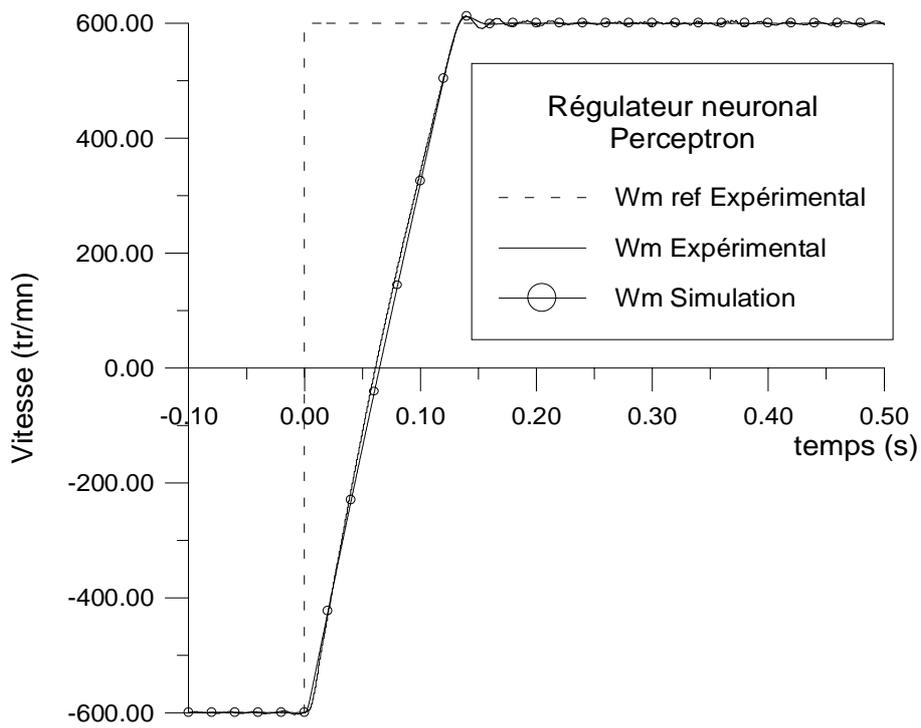


Figure 2.62 Evolution de la vitesse lors de son inversion à vide

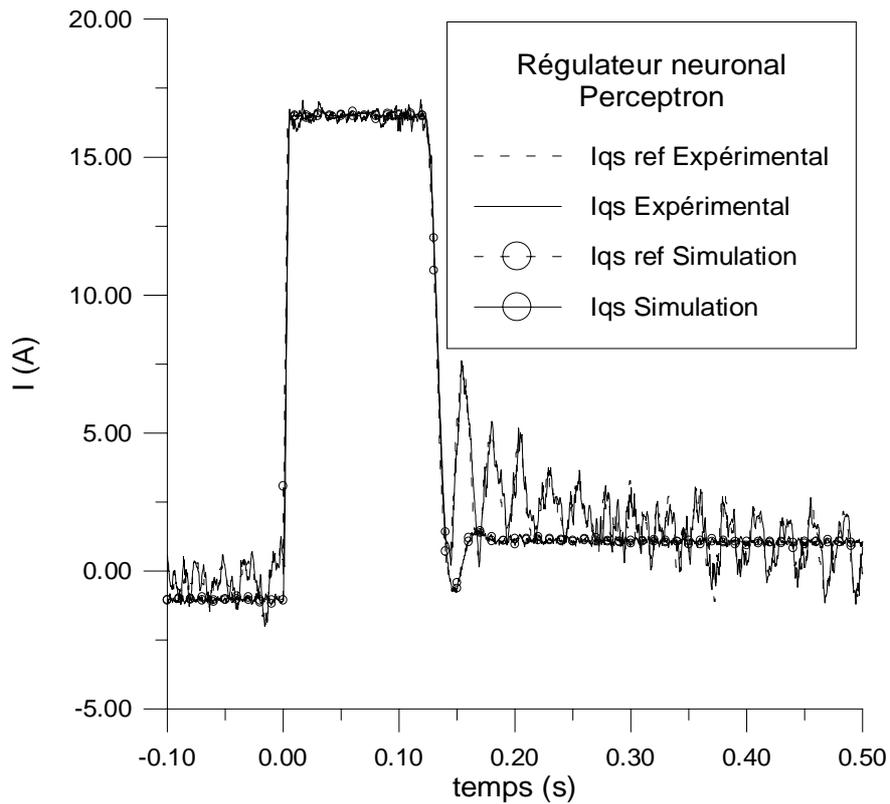


Figure 2.63 Variation de I_{qs} lors d'une inversion de vitesse à vide

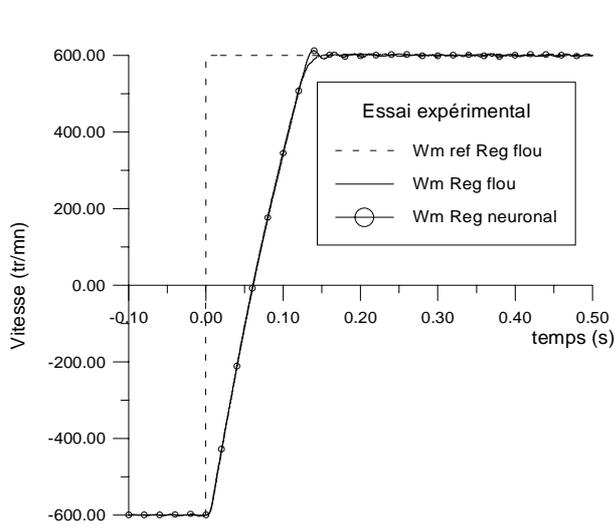


Figure 2.64 Variation de la vitesse

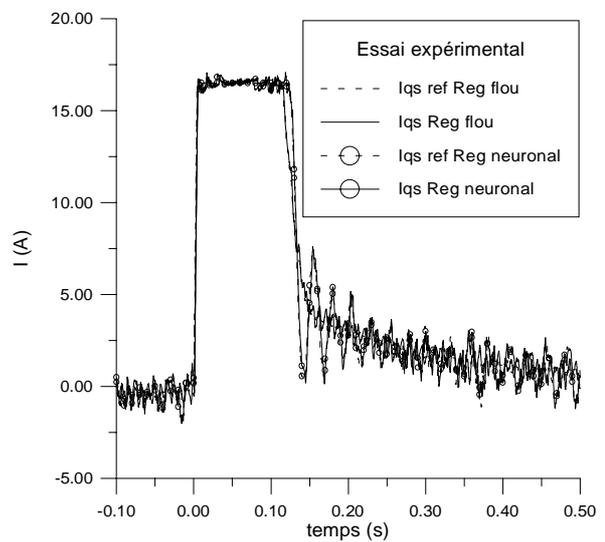


Figure 2.65 Variation de I_{qs}

Comparaison entre le régulateur flou et le régulateur neuronal

6.3. Régulateur neuro-flou (à cinq ensembles flous)

Le régulateur flou à cinq fonctions d'appartenance ayant donné des résultats très probants, il nous a semblé utile d'étudier la duplication de sa surface caractéristique par un réseau de neurones.

Compte tenu du comportement du processus étudié et du choix symétrique des ensembles flous et de la table d'inférence, l'ensemble d'apprentissage présente une symétrie par rapport au point ($E=0, dE=0$). Cependant, durant le processus d'apprentissage, si l'ajustement des poids se fait en même temps que les évaluations de chacun des points de l'ensemble d'apprentissage, alors il est possible de se retrouver avec une asymétrie de la surface par rapport au point de référence.

Ce comportement du réseau de neurones n'est pas surprenant puisque, par principe même, le réseau de neurones adapte ses poids au fur et à mesure qu'on lui propose des séquences d'apprentissage.

Nous avons constaté ce problème sur des surfaces plus compliquées, comme celle du régulateur flou à cinq ensembles flous (figure 2.69).

La procédure d'apprentissage par rétro-propagation de l'erreur décrite dans le chapitre I doit alors être modifiée de manière à tenir compte de cet effet. Il apparaît intéressant d'évaluer non pas l'erreur pour chaque point pour des corrections locales mais plutôt de ne changer les poids qu'une fois toute la surface parcourue et l'erreur globale évaluée. Cette approche a été utilisée avec succès pour l'apprentissage de la surface (figure 2.69) et a donné lieu à la surface de contrôle neuronale illustrée par la figure (figure 2.70). La méthode de calcul utilisée est du type Marquardt-Levenberg. Notons également que lors de l'apprentissage d'une telle surface, non normée, il convient de choisir un ensemble particulier de points, en resserrant autour de la zone centrale ($E=0, dE=0$) [BAG 97c]. Ce schéma est illustré par les figures 2.66 et 2.67.

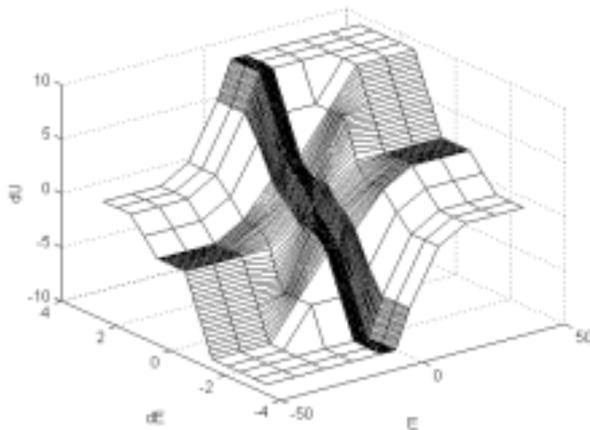


Figure 2.66 Répartition des points de l'ensemble d'apprentissage sur la surface de contrôle du régulateur flou.

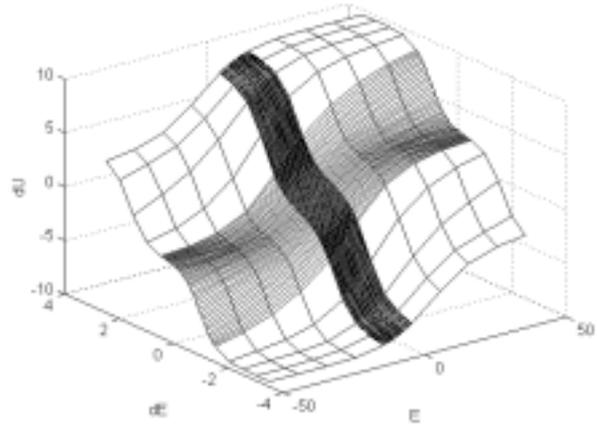


Figure 2.67 Résultat de l'apprentissage.

Cette méthode fait apparaître une symétrie sur les poids pour des surfaces de commande telles que les nôtres. Si les fonctions d'activation des neurones de la couche cachée utilisées sont linéaires, cela conduit à une simplification notable du réseau de neurones (6 poids distincts au lieu de 13 initialement). Dans notre cas, les fonctions d'activation sont des sigmoïdes. La

surfaces de contrôle est, de ce fait, une superposition de sigmoïdes. C'est ce qui fixe l'allure générale des pentes de la surface. L'axe de la sigmoïde sur le plan et le facteur d'échelle sont fixés par les poids de connexion avec les neurones d'entrée.

$$f(x) = 1 - \frac{2}{1 + \exp(2x)} \quad (2.33)$$

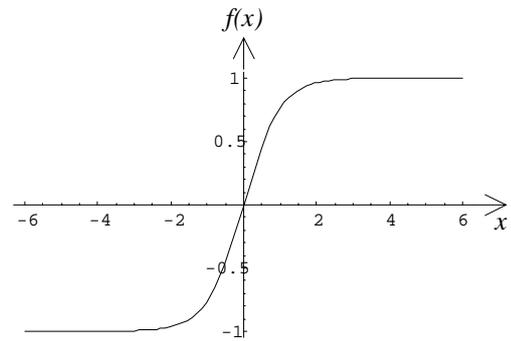


Figure 2.68 Fonction sigmoïde

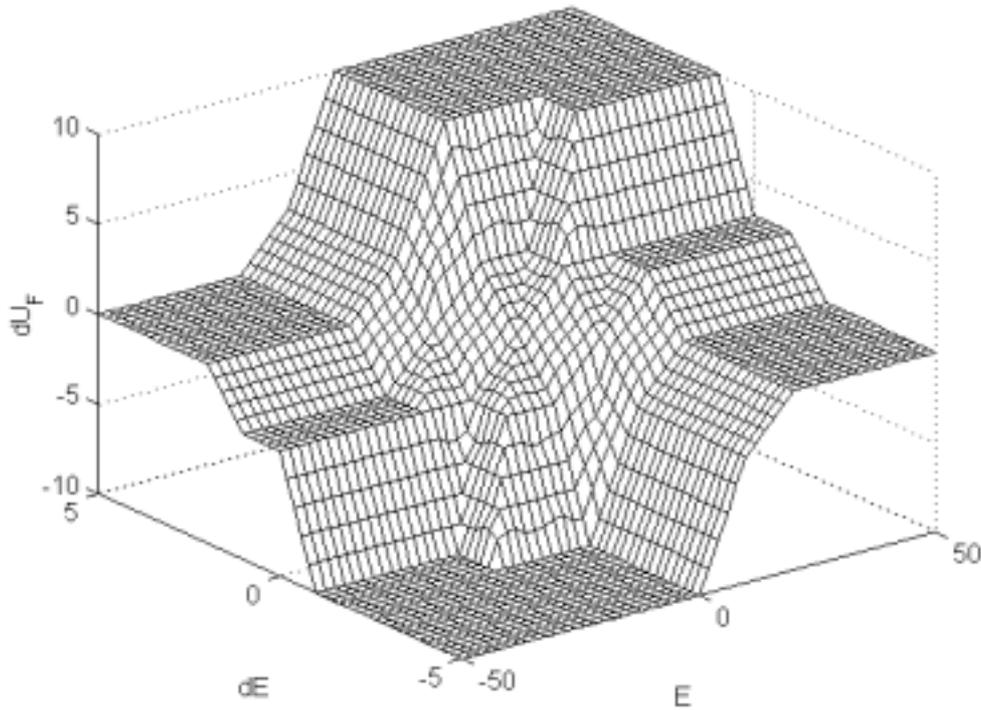


Figure 2.69 Surface caractéristique du régulateur flou à 5 fonctions d'appartenance

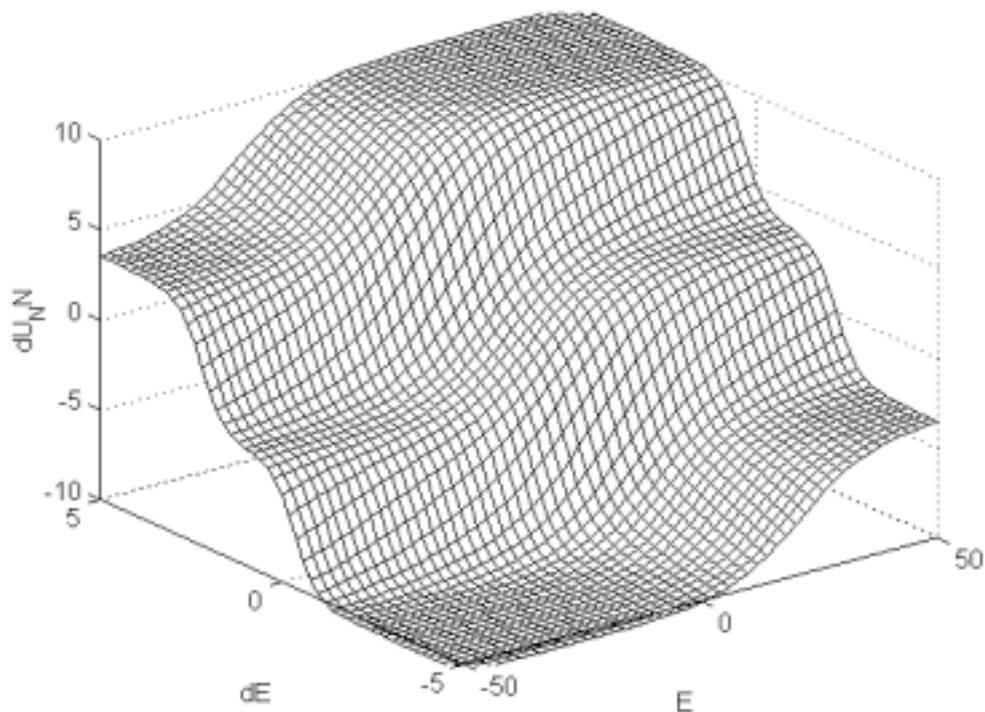


Figure 2.70 Surface caractéristique du régulateur neuronal correspondant Perceptron à quatre neurones en couche cachée

Au vu de la complexité de la surface floue envisagée dans ce cas, approximer tous les points de l'univers de discours d'une manière équitable est une tâche délicate. En effet, tous ces points n'ont pas la même importance du point de vue contrôle. A l'aide d'une analyse sur le plan de phase, il est intéressant de constater que lorsque l'on est très loin de l'objectif de régulation, la valeur exacte de l'incrément de sortie n'est pas très importante. Il suffit qu'elle soit suffisamment grande et du bon signe. Cependant, quand on se rapproche de la référence, alors il convient d'avoir des valeurs aussi proches que possible du réglage optimal. C'est dans cette optique que nous avons choisit un ensemble d'apprentissage non uniforme, plus dense autour du régime permanent ($E=0, dE=0$).

La réponse de ce régulateur neuronal [BAG 97c] conduit à plus d'oscillations en fin de régime transitoire (figures 2.71 et 2.72) que le régulateur flou.

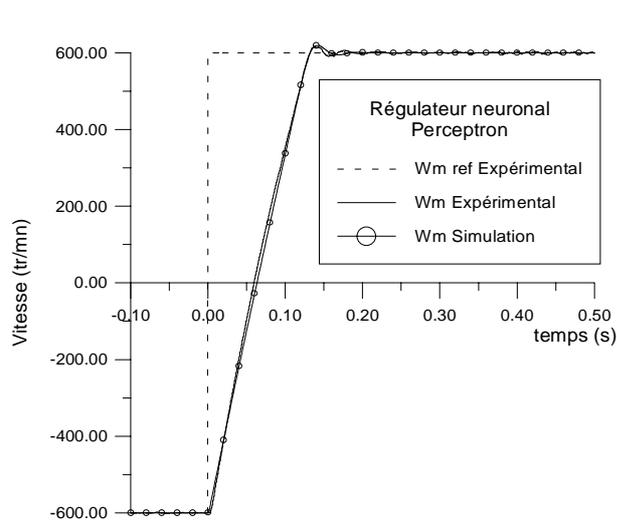


Figure 2.71 Variation de la vitesse

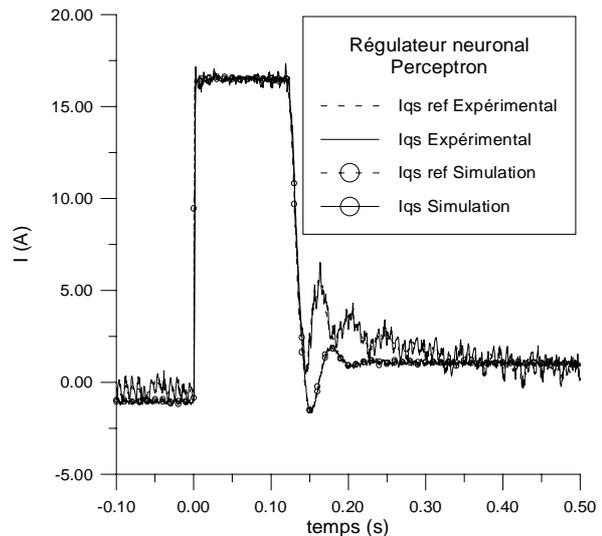


Figure 2.72 Variation de I_{qs}

Un des inconvénients majeur des réseaux de neurones du type perceptron est qu'il n'est pas possible d'y introduire une information a priori du système. Ceci est dû à cause de son caractère distribué et non local de la représentation de l'information [REN 95]. Par ailleurs, nous avons déjà soulevé le phénomène d'oubli, dont la conséquence peut être bénéfique comme dans le cas où le réseau de neurones doit évoluer en fonction du changement lent de certains paramètres du système, l'apprentissage se faisant en ligne. Le réseau de neurones s'adapte alors de manière dynamique et peut être utilisé à des fins d'estimation et de prédiction [VAS 94b], [BUR 97].

Pour la même surface de commande, l'avantage d'un tel régulateur neuronal est de réduire le temps de calcul par rapport à celui consommé quand on utilise un régulateur flou (celui à cinq ensembles flous pour chaque variable).

Notons également que pour garder la souplesse de réglage, à l'aide des gains d'entrée et de sortie, que l'on a dans le cas du régulateur flou, il convient de faire l'apprentissage sur la surface normée du régulateur et non pas sur sa surface réelle.

6.4. Réseau de neurones à fonction de base radiale (RBF)

La différence fondamentale par rapport au perceptron est que le réseau de neurones de type RBF permet d'introduire une contrainte de couverture de la zone d'activation du neurone. C'est à dire que le niveau d'activation des neurones dépend de leur position sur le plan (E, dE) et de leur sensibilité (décrite par le paramètre σ). Il devient alors possible d'apporter au réseau de neurones, au moment de sa conception, de l'information sur le système considéré.

Les travaux faits au sein de notre laboratoire par [RAZ 98a] montrent qu'il est possible de concevoir un régulateur neuronal RBF, en partant d'un régulateur flou, sans passer par la procédure, lourde, d'apprentissage du réseau de neurones.

Le choix des paramètres des fonctions Gaussiennes (centre et écart type), ainsi que celui des poids de connexion au neurone de sortie détermine la surface du contrôleur.

De plus, on peut agir, en ligne, sur ces facteurs afin de changer le comportement du régulateur [RAZ 98b].

Concrètement, dans le cas d'un régulateur RBF à deux dimensions (E, dE), la sortie est donnée par dU :

$$dU = \sum_{i,j} w_{ij} \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{(E - c_{Ei})^2}{\sigma_{Ei}^2} + \frac{(dE - c_{dEj})^2}{\sigma_{dEj}^2} \right) \right) \quad (2.34)$$

La figure 2.73 montre la zone centrale de la surface de contrôle normée du régulateur RBF à six fonctions Gaussiennes. Les fonctions à base radiales sont placés sur le plan (E, dE) de manière à ce qu'elles se recouvrent entre elles. La surface de contrôle réelle est illustrée par la figure 2.74. Bien que cette surface présente des bosses aux limites de la zone centrale, les performances sont similaires à celles du régulateur flou équivalent [RAZ 98b].

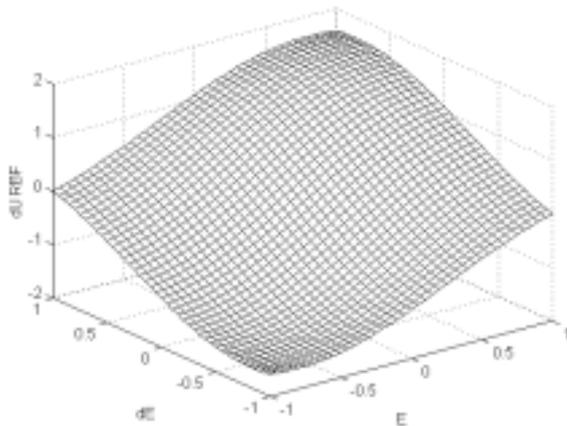


Figure 2.73 Surface du régulateur neuronal RBF normé (zone centrale)

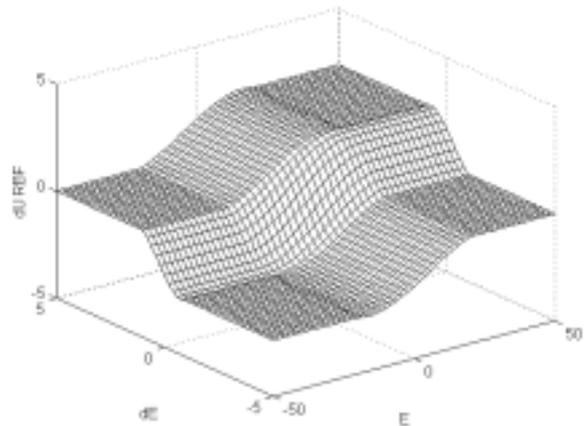


Figure 2.74 Surface réelle du régulateur neuronal RBF

En dernier lieu, nous avons procédé à une optimisation par algorithme génétique des poids et des écarts types du réseau de neurones RBF normé. Grâce aux nombreuses symétries sur la position des RBF Gaussiennes et de la valeur en sortie du régulateur flou (normé) aux points modaux, nous avons réduit le nombre de paramètres à quatre ; deux poids et deux écarts type. Il faut cependant considérer un ensemble d'apprentissage qui va au delà des valeurs -1 et 1 afin de prendre en compte des zones plates de la surface pour des entrées saturées (figure 2.75).

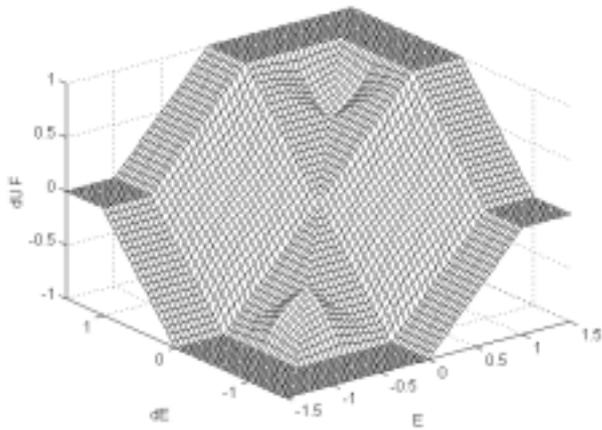


Figure 2.75 Surface du régulateur flou normé

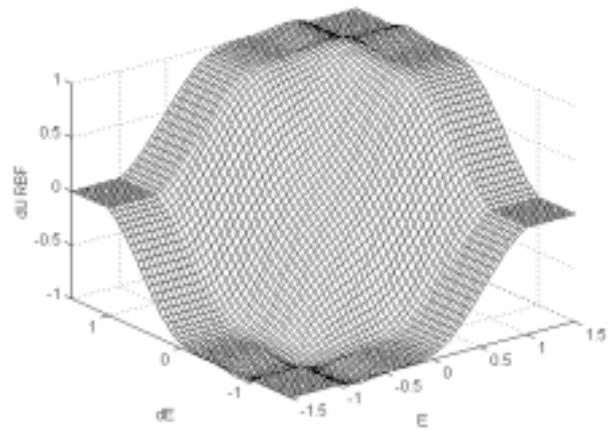


Figure 2.76 Surface du régulateur neuronal RBF après apprentissage

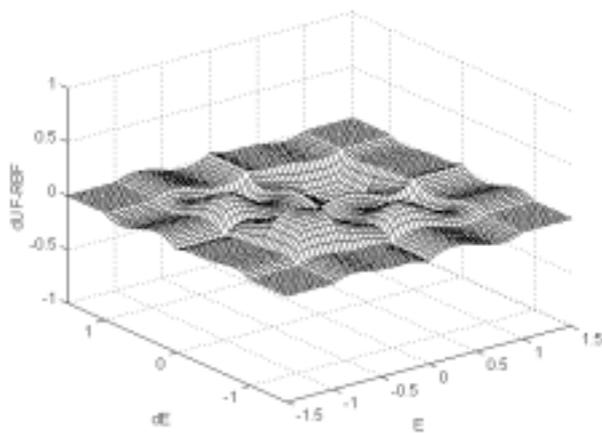


Figure 2.77 Différence entre les deux surfaces

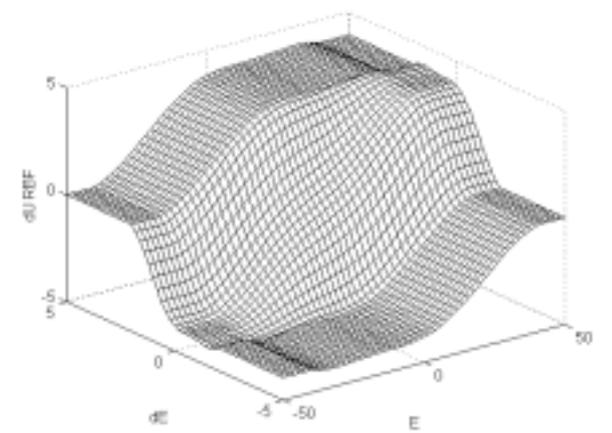


Figure 2.78 Surface réelle du régulateur neuronal RBF

Les figures 2.75 à 2.78 montrent le cas où la convergence bute sur un minimum local. Le phénomène de recouvrement est important et particulièrement visible près de la zone de saturation des entrées (figures 2.76 et 2.78).

Quand ce minimum est dépassé, le système tend alors vers une solution qui a aplati et lisse ces zones (figures 2.80 et 2.82). Ce dernier régulateur sera utilisé pour le reste de l'étude et sera désigné par "régulateur RBF".

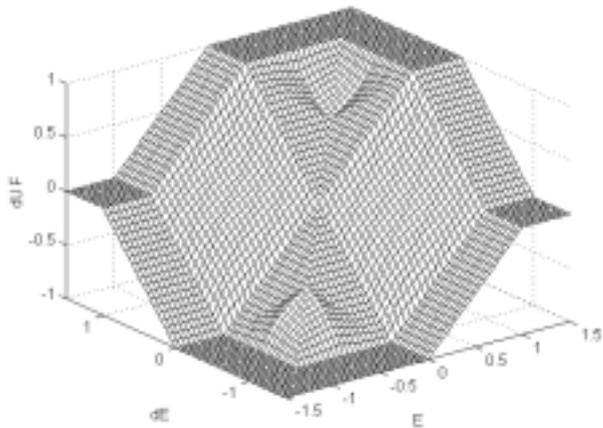


Figure 2.79 Surface du régulateur flou normé

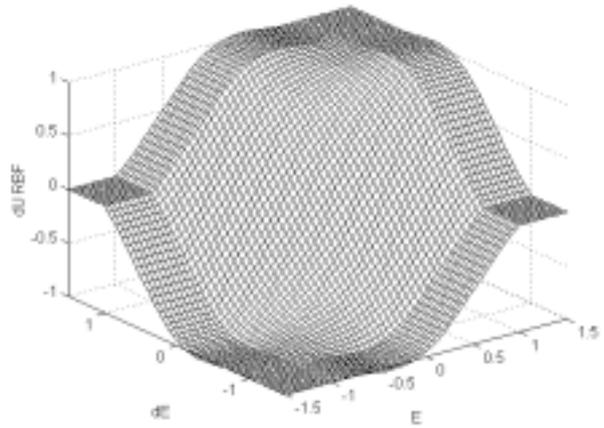


Figure 2.80 Surface du régulateur neuronal RBF après apprentissage

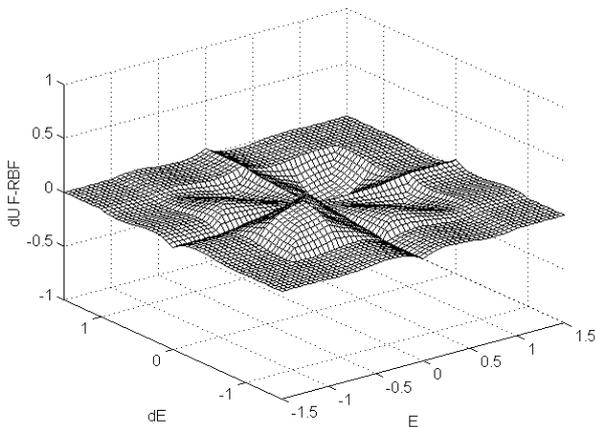


Figure 2.81 Différence entre les deux surfaces

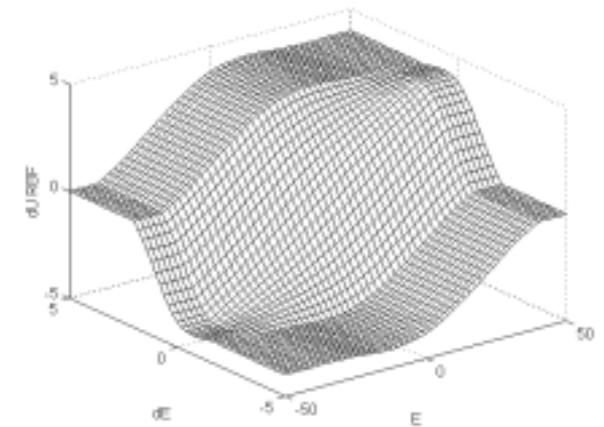


Figure 2.82 Surface réelle du régulateur neuronal RBF

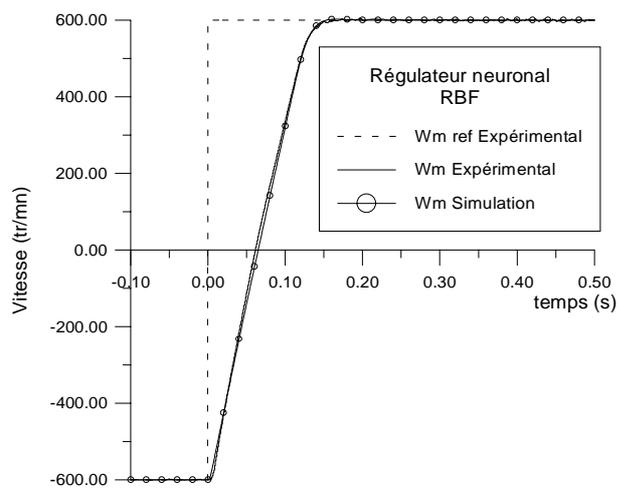


Figure 2.83 Variation de la vitesse

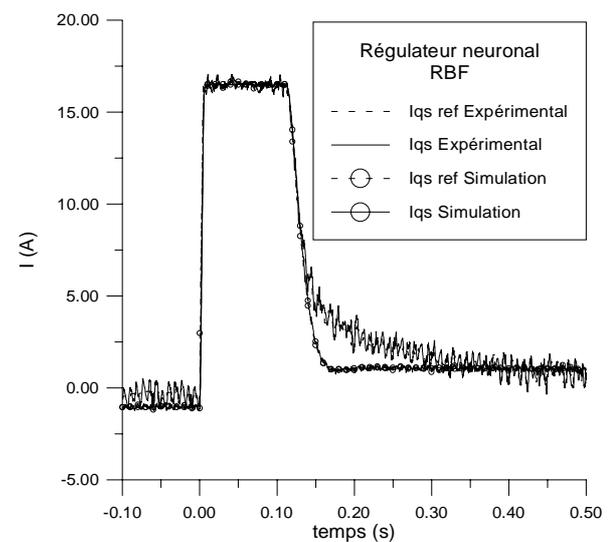


Figure 2.84 Variation de I_{qs}

Les figures 2.83 et 2.84 présentent une comparaison entre une simulation et un relevé expérimental effectués en utilisant le réseau de neurones RBF comme régulateur de vitesse. Sur un échelon de -600 à +600 tr/mn, nous observons une bonne concordance entre les deux résultats, autant sur l'évolution de la vitesse que sur celle du courant I_{qs} .

Par rapport au régulateur flou à trois fonctions d'appartenance par variable (figure 2.79), on retrouve des temps de montée très proches. Toutefois, le temps d'exécution de l'algorithme est plus important (Annexe 3). Dans le chapitre suivant, nous verrons également le comportement du régulateur RBF lorsqu'un échelon de charge est appliqué à la machine.

6.5. Conclusion

Dans cette partie, nous nous sommes intéressés aux régulateurs à base de réseaux de neurones. Les deux types de structure que nous avons étudiés sont différents dans la façon de les entraîner. Le perceptron, ne pouvant intégrer une connaissance à priori du système requiert alors systématiquement de passer par une phase d'apprentissage. Le réseau de neurones à fonction de base radiale peut, quant à lui, être utilisé sans apprentissage puisque ses fonctions d'activation peuvent être placées sur le plan (E, dE) pour ne réagir qu'à des valeurs particulières des entrées. Ces réseaux de neurones peuvent également être entraînés de manière à fournir une réponse plus proche du régulateur flou de base.

Il existe d'autres domaines d'utilisation des réseaux de neurones RBF, par exemple, pour la mise au point de régulateurs classiques [STR 93]. Les réseaux de neurones sont également très répandus en classification et en reconnaissance de formes [CHE 96].

7. Conclusion

A travers, ce chapitre, nous avons présenté l'utilisation des algorithmes génétiques, de la logique floue et des réseaux de neurones pour l'identification et la commande de la machine asynchrone.

L'identification des paramètres de la machine est un problème complexe. Il est important de souligner que le vecteur de paramètres que nous avons obtenu, à l'issue de l'optimisation par algorithme génétique, n'est qu'un vecteur moyen de paramètres. C'est à dire que c'est le vecteur qui correspond au meilleur compromis pour représenter la machine dans ses différents types de fonctionnement.

La méthode proposée est séduisante et offre une alternative très intéressante par rapport aux méthodes classiques qui nécessitent de "démarrer" près du vecteur optimal et dont le comportement est incertain face à des minimums locaux.

Nous avons ensuite présenté, une commande vectorielle de la machine asynchrone par orientation du flux rotorique. Nous nous sommes intéressés au régulateur de vitesse et à l'impact que pouvait avoir son remplacement par un régulateur flou puis par un régulateur neuronal.

Afin de pouvoir juger sur un même pied d'égalité les différents régulateurs, nous les avons ramenés avec les mêmes gains en entrée et en sortie à un système normalisé. Leurs surfaces

de contrôle ne dépendent alors que des caractéristiques intrinsèques des régulateurs et non pas des facteurs d'échelle ou des gains qui peuvent les rendre plus rapides ou plus lents.

Il s'avère, vis à vis des échelons de consignes de vitesse, que ces régulateurs donnent pratiquement la même réponse. Nous verrons dans le chapitre suivant ce qu'il en ait dans les cas où des échelons de couple perturbateur sont appliqués au système ainsi que lorsque des variations de paramètres sont considérées.

La principale différence entre ces régulateurs réside plutôt dans la manière avec laquelle la surface de contrôle du régulateur est synthétisée. Des approches nouvelles ont ainsi été présentées mais qui reposent néanmoins sur une connaissance de la régulation du système, à travers une étude dans le plan de phase de la réponse du système. Une formulation linguistique du comportement que l'on désire faire adopter au système est alors introduite par le biais du régulateur flou.

Dans l'approche neuronale, l'accent est mis sur l'utilisation du réseau de neurones comme approximateur universel afin de reproduire la surface de contrôle du régulateur flou. Le gain en temps de calcul est alors notable lorsqu'il s'agit de remplacer des régulateurs flous complexes. Un tableau comparatif des temps requis est présenté en annexe 3 (tableau A.5). Il est également possible de se passer de la procédure d'apprentissage dans le cas des réseaux de neurones à fonction de base radiale pour lesquels il existe une correspondance "directe" avec les régulateurs flous.