

50376
1996
342



THÈSE

présentée par

Nicolas PIERLOT

pour obtenir le titre de

Docteur de l'Université des Sciences et Technologies de Lille

dans la spécialité :

Génie Électrique

Application des Réseaux Neuronaux
à la Commande en Vitesse
d'une Charge Mécanique
entraînée par Machine Asynchrone

Soutenue le 17 décembre 1996 devant le jury :

Président : P. BORNE (Professeur, EC Lille)
Rapporteurs : C. IUNG (Professeur, ENSEM)
M. PIETRZAK-DAVID (Maître de Conférences HDR, ENSEEIHT)
Examineurs : J.P. HAUTIER (Professeur, ENSAM)
B. LEMAIRE-SEMAIL (Maître de conférences, EC Lille)
F. PIRIOU (Professeur, USTL)

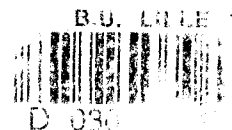
Travail préparé au

Laboratoire d'Électrotechnique et d'Électronique de Puissance

(L2EP, É.C. Lille - U.S.T.L. - E.N.S.A.M.)

sous la direction de

J.P. HAUTIER et B. LEMAIRE-SEMAIL



A Juliette

REMERCIEMENTS

Ce travail de recherche a été mené au Laboratoire d'Électrotechnique et d'Électronique de Puissance de Lille (L2EP), dirigé par le Professeur C. Rombaut, dans des conditions particulièrement favorables.

Je tiens à remercier le Professeur P. Borne, du Laboratoire d'Automatique et d'Informatique Industrielle de Lille (LAIL), associé à ce travail, de m'avoir accordé sa confiance en m'introduisant autrefois dans son équipe de recherche, et d'avoir accepté de présider aujourd'hui ce jury.

Il m'est très agréable de remercier Madame B. Semail du L2EP, Maître de Conférences, qui a dirigé ce travail et s'y est investie avec un souci constant. Sans son expérience et sa patience, rien ne serait. Qu'elle reçoive ici le témoignage sincère de ma gratitude.

Je suis très honoré que Madame M. Pietrzak-David, Maître de Conférences Habilitée à Diriger des Recherches, du Laboratoire d'Électrotechnique et d'Électronique Industrielle de Toulouse (LEEI), et monsieur le Professeur C. Iung du Centre de Recherches en Automatique de Nancy (CRAN), aient accepté de juger ce travail.

Merci à Monsieur le Professeur J.P. Hautier, responsable du groupe Commande du L2EP, pour sa participation au jury de ma soutenance, ainsi que pour l'aide bienveillante qu'il m'a offerte dans la rédaction de ce mémoire. Je remercie également Monsieur le Professeur F. Piriou, responsable du groupe Modélisation, d'avoir bien voulu participer à ce jury.

Je souhaite que Christophe Forgez trouve ici l'expression de ma reconnaissance pour la sollicitude dont il a toujours fait preuve à mon égard, pour ses solutions inspirées aux tourments de mon quotidien.

La mise en œuvre pratique a été effectuée sur la maquette développée et réalisée par Emmanuel Delmotte, grâce à ses conseils. Je l'en remercie avec reconnaissance.

À l'ensemble des personnes du laboratoire, j'adresse ma profonde sympathie.

Merci encore à ceux qui ont permis, de plus loin, l'accomplissement de ces longues études : mes parents et la providence.

TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION GENERALE	5
CHAPITRE I - LES RÉSEAUX NEURONAUX À COUCHES [12]	7
A. Introduction	7
B. Le neurone	8
C. Le neurone et ses « poids »	9
D. Organisation en couche de plusieurs neurones	10
E. Réseaux multicouches	11
F. Apprentissage [13]	13
1. Échantillons et critère d'apprentissage	13
2. Initialisation	15
3. Rétropropagation du gradient de l'erreur (error backpropagation)	15
4. Amélioration : le momentum	19
5. Pas d'apprentissage adaptatif	19
6. Normalisation	20
7. Conclusion	20
G. Identification neuronale d'un système dynamique [27]	21
1. Dimensionnement du modèle neuronal	21
2. Identification hors ligne et en ligne	22
H. Correction neuronale	23
1. Identification de la dynamique inverse	23
2. Correcteur neuronal	24
3. Correcteur neuronal auto-ajustable	25
4. Correcteur neuronal auto-ajustable, approche alternative	26
I. Conclusion	27

CHAPITRE II - IDENTIFICATION NEURONALE DE LA CARACTÉRISTIQUE DYNAMIQUE D'UNE CHARGE MÉCANIQUE ENTRAÎNÉE PAR MACHINE ASYNCHRONE	29
A. Introduction	29
B. Modélisation du moteur asynchrone	30
C. La commande vectorielle	33
1. Théorie	33
2. Estimateur de flux	34
3. Structure de la commande en couple d'une machine asynchrone	35
a) Structure de la commande	35
b) Asservissement des courants	36
c) Asservissement du flux	37
D. Identification neuronale	37
1. Modélisation des charges	37
2. Forme identifiable par un réseau neuronal	39
3. Préservation de la forme continue	40
4. Généralisation du principe : prise en compte de charges plus complexes	41
5. Principe de la génération d'échantillons	41
a) Position du problème	41
b) Limites du domaine d'échantillonnage	42
c) Répartition des échantillons dans le plan de phase	43
d) Remarques sur la mise en œuvre	44
e) Procédure d'échantillonnage	45
E. Intégration de connaissances concernant les charges	49
1. Objet	49
2. Restriction	49
3. Les charges régulières	49
a) Définition	49
b) Échantillonnage	50
c) Réseau neuronal	51
4. Cas des frottements secs	52
a) Introduction	52
b) Solution neuronale	52
c) Solution analytique	53
5. Conclusion	53
F. Mise en œuvre	55
1. Conditions	55
2. Échantillonnages simulés	55
a) Charge seuil	55
b) Charge sévère	59
3. Échantillonnage expérimental	62
4. Apprentissages	68
a) Charge seuil	68
b) Charge sévère	69
c) Charge expérimentale	71
G. Conclusion	72

CHAPITRE III - COMMANDE NEURONALE DU MOTEUR ASYNCHRONE	73
A. Introduction	73
B. Considérations temporelles et conventions	73
1. Échantillonnage	73
2. Boucle de vitesse	74
3. Séquencement	74
4. Représentations et conventions	75
C. Correcteur neuronal de base et dispositifs périphériques	77
1. Correcteur neuronal générique	77
2. Limitation du domaine de fonctionnement	79
a) Position du problème	79
b) Solution par extension de l'échantillon	80
c) Solution neuronale	82
d) Mise en œuvre de la solution neuronale	83
3. Conclusion	89
D. Contrôleur naturel	90
1. Principe	90
2. Analyse	90
a) Point faible	90
b) Stabilité	92
c) Dépassement	93
d) Précision	95
3. Performances	97
E. Prise en compte du temps de calcul	101
1. Principe	101
2. Analyse	103
a) Stabilité et dépassement	103
b) Précision	104
c) Point faible	106
3. Performances	108
F. Compensation du transitoire de courant	111
1. Principe	111
2. Analyse et remarques	116
a) Correcteur de courant à compensation intrinsèque	116
b) Remarques concernant l'anticipation de la vitesse d'appui	116
c) Remarques par rapport aux correcteurs classiques	116
3. Performances	117
G. Optimisation pratique du schéma de commande	120
1. Objet	120
2. Filtrage de la vitesse	120
3. Estimation des erreurs	122
a) Estimation des erreurs, transitoire de courant non compensé	122
b) Estimation des erreurs, transitoire de courant compensé	124
4. Apprentissage en ligne	125
5. Correction de l'erreur statique	125
a) Principe	125

b) Analyse	126
c) Performances	127
H. Évaluation des schémas de commande sur les trois charges	130
1. Simulations avec la charge seuil	130
2. Simulations avec la charge sévère	132
3. Simulations avec la charge expérimentale modélisée	134
4. Expérimentations	137
a) Réponse à une suite d'échelons de vitesse	138
b) Réponse à une consigne sinusoïdale de faible amplitude	145
c) Réponse à un échelon de couple	147
I. Conclusion	148
CONCLUSION GENERALE	150
ANNEXE I - ALGORITHME DU GRADIENT	151
ANNEXE II - MISE EN ŒUVRE DE LA PROCEDURE D'ECHANTILLONNAGE	155
ANNEXE III - CONDITIONS DE SIMULATION ET D'EXPERIMENTATION	165
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	178

INTRODUCTION GENERALE

Le contrôle en vitesse des machines électriques tournantes s'est développé de manière spectaculaire au cours des deux dernières décennies. Grâce à l'avènement de convertisseurs statiques performants et au développement des microprocesseurs rapides, des algorithmes de commande très élaborés ont pu être utilisés.

Pour ceci, la modélisation de l'ensemble convertisseur-machine a fait l'objet de nombreuses études afin d'optimiser les algorithmes de contrôle en courant, flux et vitesse. On a ainsi pu prendre en compte les fonctionnements en mode dégradé des convertisseurs [1], les problèmes relatifs à la mauvaise estimation des paramètres internes des machines [2], les non linéarités du modèle dynamique [3, 4], celles relatives à la physique des machines [5, 6], et cætera.

Dans bon nombre de cas cependant, le problème causé par la mauvaise ou la non connaissance du modèle dynamique de la charge mécanique n'est pas explicitement considéré. En effet, généralement, la fonction de transfert mécanique est réduite à une expression du premier ordre et le couple de charge résistant, traité comme une perturbation pour la boucle de vitesse. Le correcteur de vitesse classique, adaptatif par modèle de référence ou modèle interne, est alors chargé d'éliminer tout effet perturbateur généré par une variation de la charge. Cette approche est d'ailleurs bien souvent satisfaisante, les charges mécaniques envisagées ayant des comportements dynamiques relativement lents, et pouvant finalement être linéarisées.

Si l'on souhaite maintenant contrôler la vitesse d'une charge fortement non linéaire, comportant par exemple un seuil de frottement sec ou étant constituée d'éléments susceptibles d'élasticité, il peut être souhaitable d'acquérir une connaissance de son comportement. Sans modèle analytique précis, une identification expérimentale s'impose, et si non linéarités il y a, c'est alors l'identification neuronale qui peut répondre à cette nécessité. Une fois le couple de charge identifié, il peut être compensé, soit en gardant une structure classique de correcteur en vitesse [7], soit en introduisant un correcteur neuronal. C'est alors la deuxième utilisation, en commande, qui est mise en œuvre.

Les études en ce sens ont fait leur apparition il y a peu [8 - 11], prouvant la faisabilité de cette approche. Pour notre part, nous allons nous attacher à élaborer une stratégie de contrôle en vitesse basée sur une identification de la charge mécanique d'une machine et l'implantation d'un réseau neuronal correcteur ; nous appliquerons ceci à un moteur asynchrone.

Le premier chapitre consistera en une présentation générale des réseaux de neurones à couches, dans les limites de ce qu'ils nous concernent. Nous y verrons notamment l'identification des systèmes dynamiques, et son application à la correction neuronale.

Le deuxième chapitre traitera de l'identification neuronale de la caractéristique de charge du moteur asynchrone. Nous y rappellerons tout d'abord la modélisation électrique de la machine ainsi que le principe de sa commande vectorielle. Puis, sur plusieurs exemples de charges dynamiques, nous appliquerons les méthodes d'identification développées au chapitre I. Nous porterons une attention particulière à la procédure

d'échantillonnage, que nous mettrons en œuvre en simulation et également sur un cas expérimental.

Enfin, le troisième chapitre concernera la commande neuronale. Dans un premier temps, un schéma correcteur basique sera introduit conformément à l'étude théorique du chapitre I. Ensuite, afin de prendre en compte les réalités physiques du système et notamment ses retards et ses dynamiques rapides, des améliorations seront successivement apportées à ce correcteur générique. Dans tous les cas, une analyse de précision et de stabilité sera effectuée. Pour finir, un ultime schéma de commande intégrant la présence inévitable de bruit dans le système sera testé expérimentalement.

Notre exposé s'organise selon une progression théorique, émaillé de résultats obtenus en simulation et en expérimentation, selon des conditions quantitatives reportées en annexe.

CHAPITRE I - LES RESEAUX NEURONAUX A COUCHES [12]

A. Introduction

Initialement conçus pour reproduire le fonctionnement cérébral, les réseaux neuronaux artificiels sont un ensemble de processeurs élémentaires simples, connectés entre eux de manière plus ou moins complexe. Le traitement de l'information est ainsi réparti entre tous les neurones, tandis que l'information proprement dite est inscrite dans les connexions. Ces connexions, appelées synapses par analogie biologique, sont ajustables, et permettent ainsi l'adaptation de la structure du réseau au problème particulier qu'il doit résoudre.

L'adaptation des poids du réseau, c'est à dire l'ajustement de ses synapses pondérées, se fait par des algorithmes d'apprentissage, qui restent à l'heure actuelle un enjeu majeur de la recherche neuronale.

Nous utiliserons pour notre part le cas particulier des réseaux neuronaux appelés *feedforward*, organisés en couches, les connexions n'étant réalisées que d'une couche vers la suivante.

Leurs avantages sont, outre des algorithmes d'apprentissage simples, une aptitude naturelle pour l'identification des systèmes dynamiques non linéaires.

B. Le neurone

Processeur élémentaire du réseau, le neurone applique une fonction scalaire à la somme de ses entrées (figure I-1).

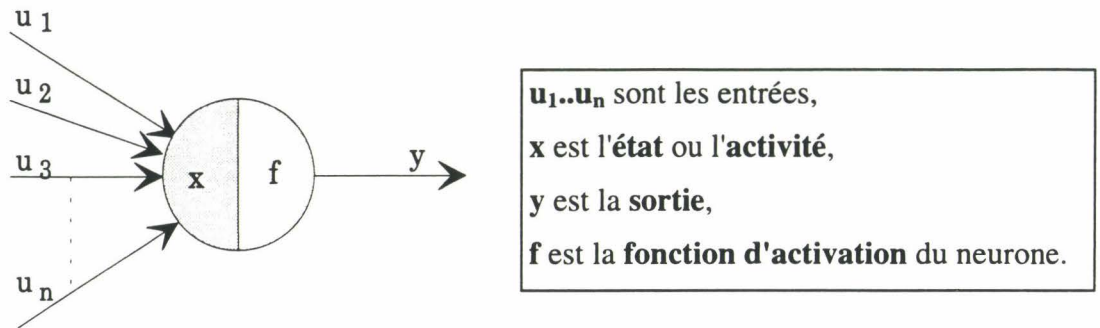


figure I-1 : neurone

Ces grandeurs décrivent le fonctionnement du neurone et sont liées par les équations suivantes :

$$x = \sum_{i=1}^n u_i \quad (I-1)$$
$$y = f(x)$$

Les fonctions d'activation sont généralement croissantes et bornées, conformément au modèle neuronal biologique [12]. La figure I-2 représente, à titre d'exemple, trois types de fonctions d'activation :

- la fonction signe correspondant à un neurone à sortie binaire, utilisée dans les automates neuronaux booléens,
- la caractéristique linéaire saturée se trouvant notamment dans les réalisations analogiques de réseaux neuronaux à base d'amplificateurs opérationnels,
- la tangente hyperbolique, plus généralement nommée **fonction sigmoïde**, qui nous intéresse davantage. En effet, continûment dérivable, elle autorise certains algorithmes d'apprentissage que nous présenterons plus loin.

Nous utiliserons aussi, dans les neurones linéaires simulés par informatique, des fonctions d'activation identité, c'est à dire $y = x$ dans l'équation I-1.

Nous parlerons de neurones binaires, linéaires saturés, sigmoïdes, et linéaires, selon leur fonction d'activation.

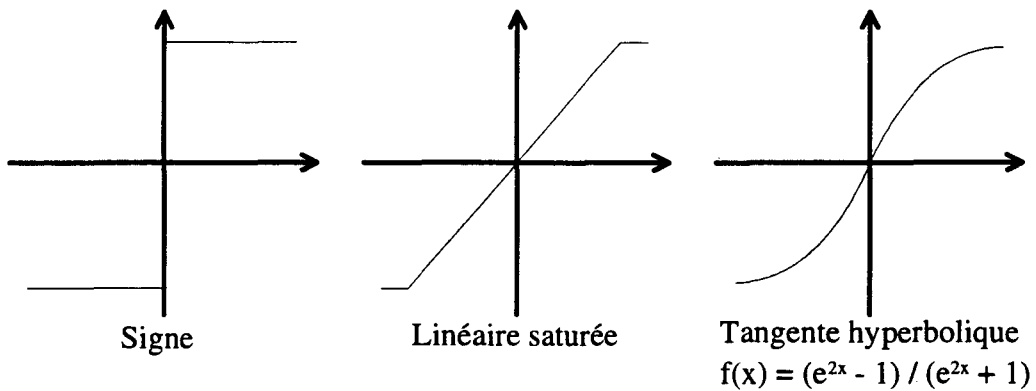


figure I-2 : fonctions d'activation

C. Le neurone et ses « poids »

Utilisé dans un réseau, chaque neurone voit ses entrées pondérées par des coefficients appelés **poids** (*weight* en anglais), notés **v** ou **w** (figure I-3).

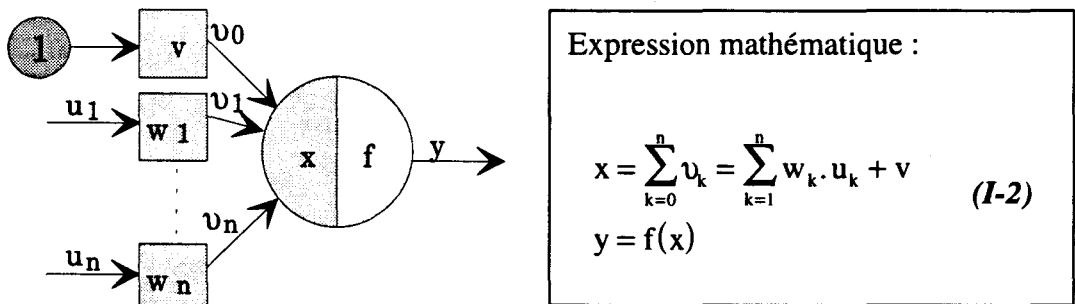


figure I-3 : neurone pondéré

La première d'entre elles (v_0) est connectée à une valeur constante : c'est l'entrée de **polarisation** (*bias* en anglais) du neurone. Cette connexion particulière joue un rôle très important de translation, sensiblement différent selon le type de fonction d'activation du neurone qu'elle concerne. (Par raccourci, nous nommerons **entrée** la somme pondérée des entrées du neurone ne tenant pas compte de l'entrée de polarisation).

- Pour les fonctions d'activation présentant une zone de transition localisée, c'est à dire en général les fonctions bornées comme celles de la figure I-2, la polarisation permet de déplacer cette zone, où le neurone joue un rôle « décisif », vers une valeur quelconque de l'entrée, dont le choix incombe à l'algorithme d'apprentissage. Ce degré de liberté supplémentaire est indispensable à une bonne répartition des traitements entre les différents neurones d'un réseau.
- Pour les fonctions d'activation dont l'efficacité de traitement n'est pas localisée, en pratique l'identité, la polarisation permet d'ajuster la sortie du neurone par translation pour répondre à une contrainte entrée-sortie particulière, par exemple assurer une sortie nulle pour une valeur donnée de l'entrée.

Nous utiliserons toujours des neurones pondérés et polarisés, que nous nommerons désormais **neurones**.

D. Organisation en couche de plusieurs neurones

On appelle **couche de m neurones à n entrées** (figure I-4) un ensemble de m neurones possédant chacun n+1 entrées (n entrées + polarisation).

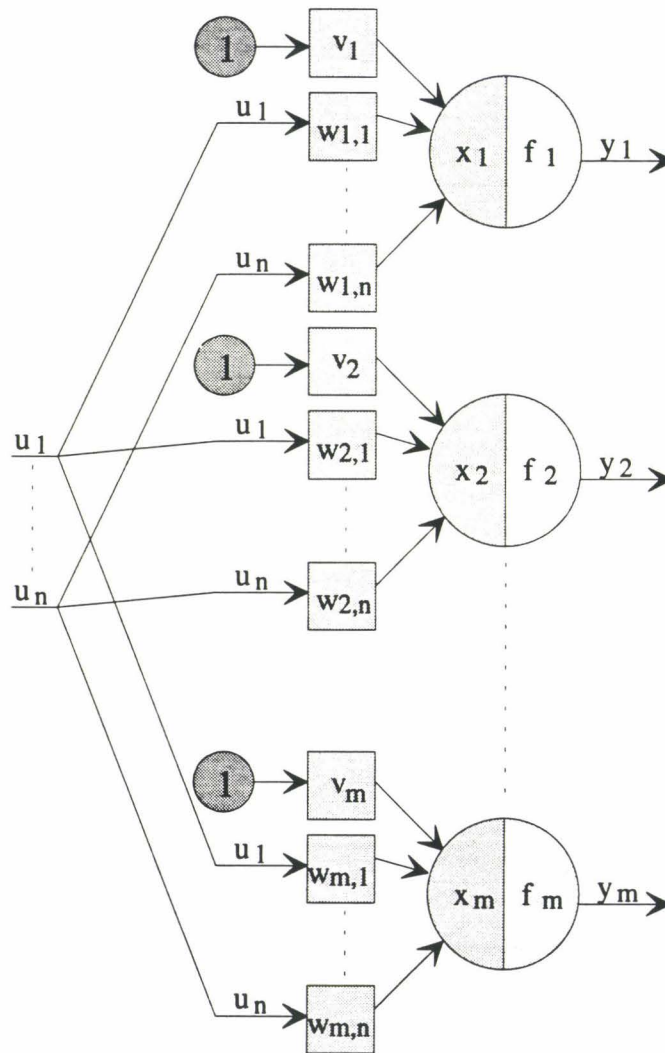


figure I-4 : couche de neurones

Notation : $W_{i,j}$ représente le poids reliant l'entrée j au neurone i .

Les fonctions d'activation peuvent être différentes pour tous les neurones de la couche.

Le transfert entrée/sortie d'une couche peut s'exprimer comme suit :

$$x_k = \sum_{j=1}^n w_{k,j} \cdot u_j + v_k \quad (I-3)$$

$$y_k = f_k(x_k), \quad k \in \llbracket 1; m \rrbracket$$

Ceci représente un cas particulier des réseaux neuronaux à couches appelé réseau monocouche.

Nous utiliserons autant que possible une représentation vectorielle (figure I-5).

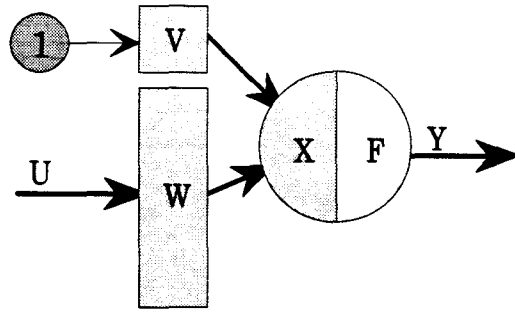


figure I-5 : couche neuronale, représentation vectorielle

Le comportement de la couche de neurones se décrit également de manière vectorielle :

$$\begin{aligned} X &= W \cdot U + V \\ Y &= F(X) \end{aligned} \tag{I-4}$$

avec :

$$\begin{aligned} W &= \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & w_{1,3} & \cdot & w_{1,n} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & w_{2,3} & \cdot & w_{2,n} \\ w_{3,1} & w_{3,2} & w_{3,3} & \cdot & w_{3,n} \\ w_{4,1} & w_{4,2} & w_{4,3} & \cdot & w_{4,n} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ w_{m,1} & w_{m,2} & w_{m,3} & \cdot & w_{m,n} \end{bmatrix}, \quad V = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \\ \cdot \\ v_m \end{bmatrix}, \\ U &= \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ \cdot \\ u_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ \cdot \\ x_m \end{bmatrix}, \quad F(X) = \begin{bmatrix} f_1(x_1) \\ f_2(x_2) \\ f_3(x_3) \\ f_4(x_4) \\ \cdot \\ f_m(x_m) \end{bmatrix}, \quad Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ \cdot \\ y_m \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{I-5}$$

où W est la matrice de connexion, V le vecteur de polarisation, U le vecteur d'entrée, X le vecteur d'état, F la fonction d'activation vectorielle, et Y le vecteur de sortie.

E. Réseaux multicouches

En disposant plusieurs couches (compatibles au niveau entrées/sorties) en cascade, nous construisons un réseau multicouches de type *feedforward*, c'est à dire où l'information transite toujours d'une couche vers la suivante.

La figure I-6 illustre de manière générique un réseau *feedforward* formé de c couches.

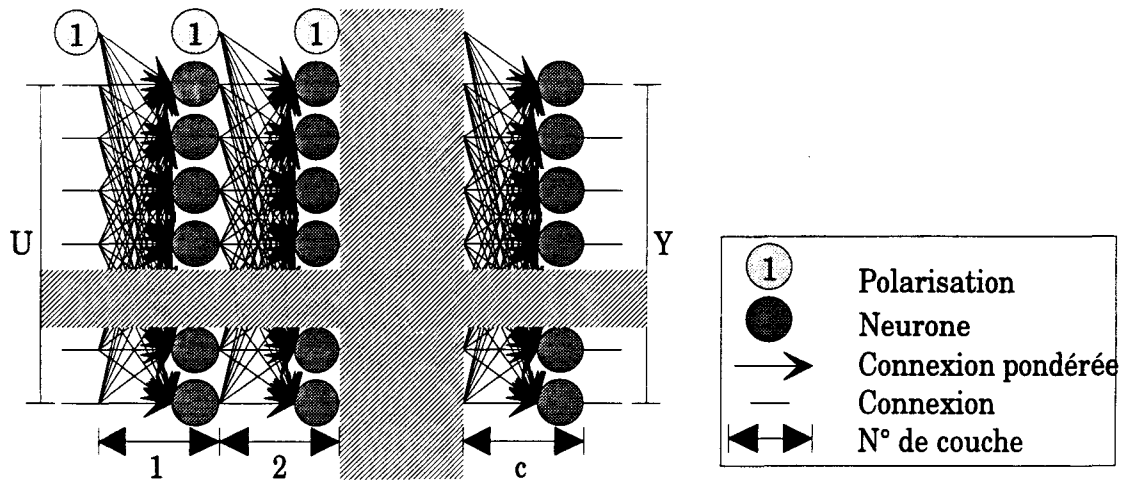


figure I-6 : réseau à couches

Ce réseau est formé de c couches de m_1 à m_c neurones respectivement. Soit U son vecteur d'entrée possédant m_0 composantes. Les notations précédentes (équation I-3), complétées par les indices de couche ρ en exposant, permettent d'exprimer la relation de transfert entrée/sortie du réseau :

$$x_k^p = \sum_{j=1}^{m_{p-1}} w_{k,j}^p \cdot y_j^{p-1} + v_k^p$$

$$y_k^p = f_k^p(x_k^p) \quad k \in \llbracket 1; m_p \rrbracket, \rho \in \llbracket 1; c \rrbracket \quad (I-6)$$

$$\text{avec } Y^0 = \begin{bmatrix} y_1^0 \\ y_2^0 \\ \vdots \\ y_{m_0}^0 \end{bmatrix} = U$$

$w_{k,j}^p$ est le poids de la synapse reliant le neurone j , couche $\rho-1$, au neurone k , couche ρ .

Ceci se met avantageusement sous forme vectorielle :

$$X^p = W^p \cdot Y^{p-1} + V^p$$

$$Y^p = F^p(X^p) \quad \rho \in \llbracket 1; c \rrbracket \quad (I-7)$$

Le vecteur de sortie Y^c de la dernière couche est aussi le vecteur de sortie du réseau, que nous noterons simplement Y . Celui-ci est donc lié au vecteur d'entrée U selon une fonction Φ telle que :

$$Y = \Phi(U)$$

$$= F^c(W^c \cdot F^{c-1}(W^{c-1} \cdot F^{c-2}(\dots W^2 \cdot F^1(W^1 \cdot U + V^1) + V^2 \dots) + V^{c-1}) + V^c) \quad (I-8)$$

En résumé, nous disposons de tous les poids du réseau, soit $m_1 \cdot (m_0+1) + m_2 \cdot (m_1+1) + \dots + m_c \cdot (m_{c-1}+1)$ paramètres, pour régler la caractéristique statique Φ liant les sorties du réseau à ses entrées.

Une remarque concernant le dimensionnement des couches : il faut éviter d'avoir des couches cachées plus étroites que la couche de sortie ou la couche d'entrée, de manière à ne pas compresser l'information.

F. Apprentissage [13]

Il s'agit d'ajuster la valeur de ses poids pour qu'un réseau reproduise aussi fidèlement que possible une fonction donnée. Celle-ci doit être représentée par un ensemble de points la décrivant correctement, que nous appellerons échantillons.

Plusieurs méthodes existent pour ajuster les poids. On parlera d'apprentissage ou d'entraînement pour les procédures itératives, les autres méthodes réalisant plutôt une initialisation. Même si certains procédés d'initialisation sont assez puissants pour être suffisants [14], rien n'empêche par la suite de les compléter par des corrections itératives, surtout lorsque la caractéristique à identifier est susceptible d'évolution.

Nous illustrerons cette partie d'un exemple simple [15].

1. Échantillons et critère d'apprentissage

Il s'agit d'approcher, aussi précisément que possible, la relation Γ liant deux ensembles de r vecteurs :

$$\begin{aligned} U &= \{U_1; U_2 \dots U_r\} \\ S &= \{S_1; S_2 \dots S_r\} \\ S_i &= \Gamma(U_i) \quad \forall i \in \llbracket 1; r \rrbracket \end{aligned} \tag{I-9}$$

Cela signifie que pour tout U_i présenté à ses entrées, le réseau doit être capable de reconstituer sur ses sorties le vecteur S_i .

Le réseau neuronal doit être correctement dimensionné par rapport au problème à résoudre, c'est à dire posséder autant d'entrées et de sorties que U et S ont respectivement de composantes.

Ensuite, le réseau associe à chaque vecteur U_i de l'ensemble U présenté à ses entrées un vecteur Y_i correspondant à ses sorties :

$$\begin{aligned} Y &= \{Y_1; Y_2 \dots Y_r\} \\ Y_i &= \Phi(U_i) \quad \forall i \in \llbracket 1; r \rrbracket \end{aligned} \tag{I-10}$$

Y est l'estimation neuronale de S . Apparaît donc, comme dans tout problème d'optimisation, la nécessité de définir un critère de qualité.

Le choix du critère se porte généralement sur celui des moindres carrés [16]. Chaque échantillon U_i est alors présenté aux entrées du réseau et la sortie Y_i qui en résulte ajoute sa contribution à l'**erreur quadratique globale E** , que nous appellerons encore **fonction d'erreur**, ou simplement **erreur** :

$$\begin{aligned}
 E &= \frac{1}{2} \cdot \sum_{\mu=1}^r (S_{\mu} - Y_{\mu})^t \cdot (S_{\mu} - Y_{\mu}) \\
 &= \frac{1}{2} \cdot \sum_{\mu=1}^r \sum_{v=1}^{m_c} (s_{v\mu} - y_{v\mu})^2
 \end{aligned}
 \tag{I-11}$$

$s_{v\mu}$ et $y_{v\mu}$ se rapportent au neurone v
pour l'échantillon μ

Les échantillons étant fixes, l'erreur E est finalement une fonction de l'ensemble des poids du réseau. Rassemblons tous ces paramètres, comme il est courant de le faire pour les problèmes d'optimisation classiques, dans un vecteur W :

$$W = \left[v_1^1 \quad w_{1,1}^1 \quad w_{1,2}^1 \quad \cdots \quad w_{1,m_0}^1 \quad v_2^1 \quad \cdots \quad \cdots \quad w_{m_1,m_0}^1 \quad v_1^2 \quad \cdots \quad \cdots \quad \cdots \quad w_{m_c,m_{c-1}}^c \right]^t
 \tag{I-12}$$

Le **vecteur des paramètres** W , de dimension $m_1 \cdot (m_0 + 1) + m_2 \cdot (m_1 + 1) + \cdots + m_c \cdot (m_{c-1} + 1)$, peut être représenté par un point dans un espace vectoriel de même dimension. À chaque point de cet **espace des paramètres** correspondent ainsi une valeur de W et une valeur de l'erreur $E(W)$.

Soit un deuxième espace incluant l'espace des paramètres ainsi qu'une dimension supplémentaire, selon laquelle nous représenterons l'erreur. On peut alors imaginer la surface que décrit l'erreur $E(W)$ lorsque le vecteur W varie. Nous ferons souvent dans la suite des références qualitatives à cette surface, que nous nommerons **surface d'erreur**.

L'apprentissage consistera à modifier les poids, donc le vecteur W , pour obtenir une valeur minimale de l'erreur. Géométriquement, cela revient à parcourir la surface d'erreur pour en trouver le point le plus bas.

Pour illustrer ceci, prenons l'exemple d'un réseau ne possédant qu'un neurone relié à son entrée unique par un poids w , un autre poids v servant à le polariser (figure I-7).

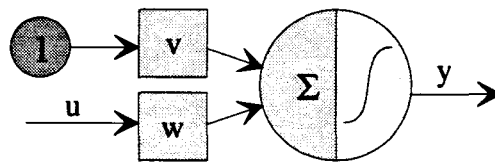


figure I-7 : exemple d'un réseau ne comportant qu'un neurone et une entrée

Soient $(-3 ; 0,4)$ et $(2 ; 0,8)$, deux points de la fonction que nous désirons imiter, définissant un échantillon :

$$\begin{aligned}
 U &= \{-3; 2\} \\
 S &= \{0,4; 0,8\}
 \end{aligned}
 \tag{I-13}$$

Nous n'avons dans ce cas particulier que deux paramètres : v et w . Il est donc possible de représenter la surface d'erreur dans un espace à trois dimensions (figure I-8).

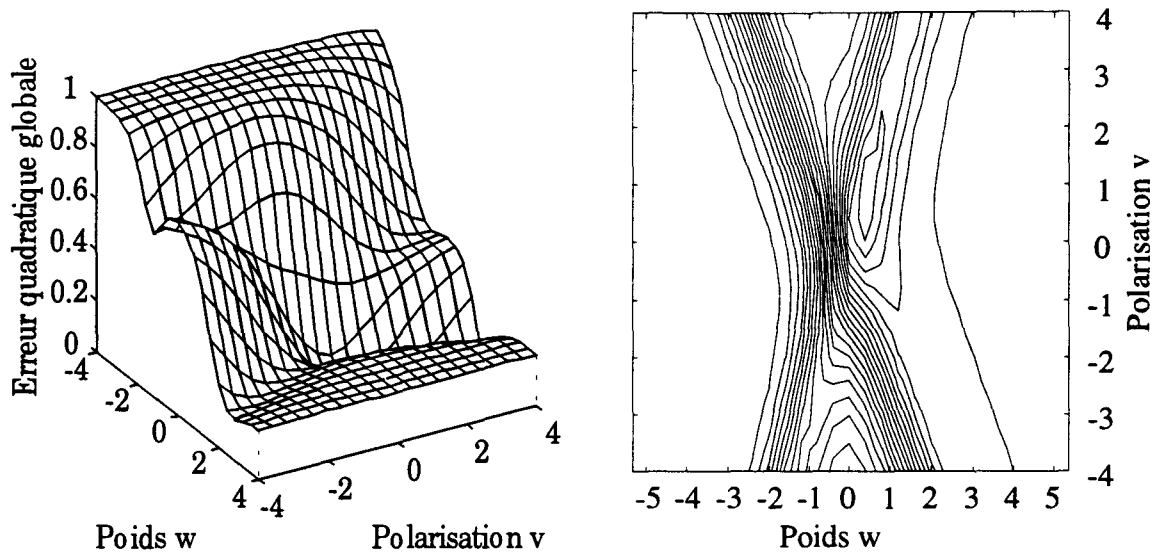


figure 1-8 : surface d'erreur et ses courbes de niveau

Le minimum global est apparent sur les deux figures.

2. Initialisation

La plupart des méthodes d'apprentissage (itératives) ne fonctionnent pas si les poids du réseau sont tous nuls au départ. Une phase d'initialisation est donc nécessaire, bien souvent limitée à un choix aléatoire des valeurs des connexions entre -1 et 1.

Quelques améliorations ont été proposées [17]. Ces avancées ne concernent toutefois que la couche d'entrée du réseau, les autres restant initialisées aléatoirement. D'autres méthodes existent pour initialiser par calcul la couche de sortie des réseaux neuronaux, mais elles sont restrictives quant au nombre de couches. Citons la pseudo-inversion [14] qui permet d'initialiser la couche de sortie d'un réseau, lorsqu'elle est linéaire, de manière idéale, en regard de l'état quelconque des autres couches.

Pour conclure cet aperçu, rappelons que les méthodes directes sont destinées à fournir un point de départ aux méthodes itératives que nous utiliserons, et qui restent les seules à permettre un apprentissage en ligne sans trop de calculs.

3. Rétropropagation du gradient de l'erreur (*error backpropagation*)

Il s'agit d'une adaptation de la méthode d'optimisation classique permettant de parcourir une surface d'erreur selon ses lignes de plus grande pente pour en trouver la valeur minimale [18].

La direction optimale de modification de \mathbf{W} est, dans l'espace des paramètres, la direction selon laquelle un déplacement infiniment petit à partir du point courant \mathbf{W}_0 entraîne la plus grande diminution de l'erreur. De manière imagée, c'est aussi la tangente de pente la plus négative à la surface d'erreur en \mathbf{W}_0 .

Cette direction optimale est donnée par l'opposé du gradient de l'erreur par rapport aux paramètres, calculé au point \mathbf{W}_0 :

$$-\nabla_w E(W)|_{w_0} = - \left[\frac{\partial E(W)}{\partial v_i^1} \Big|_{w_0} \quad \dots \quad \frac{\partial E(W)}{\partial w_{m_c, m_{c-1}}^c} \Big|_{w_0} \right] \quad (I-14)$$

Soulignons que cette direction n'est optimale en théorie que pour une modification infinitement petite de W, c'est à dire suffisamment petite en pratique.

La démonstration complète de la méthode du gradient est donnée en annexe I. Elle permet d'établir analytiquement l'expression des dérivées partielles de l'erreur :

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}^k} &= - \sum_{\mu=1}^r \delta_{i\mu}^k \cdot y_{j\mu}^{k-1} \\ \frac{\partial E}{\partial v_i^k} &= - \sum_{\mu=1}^r \delta_{i\mu}^k \end{aligned} \quad \forall k \in \llbracket 1; c \rrbracket \quad (I-15)$$

$$\text{avec } \begin{cases} \delta_{i\mu}^c = f_i^c(x_{i\mu}^c) \cdot (s_{i\mu} - y_{i\mu}) \\ \delta_{i\mu}^k = f_i^k(x_{i\mu}^k) \cdot \sum_{v=1}^{m_{k+1}} w_{v,i}^{k+1} \delta_{v\mu}^{k+1} \quad k \neq c \end{cases}$$

La règle d'apprentissage consiste, dans un premier temps, à calculer l'erreur globale faite sur l'ensemble d'échantillons . La direction optimale de recherche est ensuite déterminée. Les poids sont alors modifiés selon celle-ci et selon un coefficient η , appelé **pas d'apprentissage**. Cette mise à jour s'exprime, au niveau de chaque poids, par la formule récurrente :

$$\begin{aligned} w_{i,j}^k(n+1) &= w_{i,j}^k(n) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}^k} \\ v_i^k(n+1) &= v_i^k(n) - \eta \frac{\partial E}{\partial v_i^k} \end{aligned} \quad (I-16)$$

$$\forall k \in \llbracket 1; c \rrbracket, \forall i \in \llbracket 1; m_k \rrbracket, \forall j \in \llbracket 1; m_{k-1} \rrbracket, \eta \in \mathbf{R}^{++}$$

n représentant la dernière mise à jour effectuée

Le choix de η est délicat et, malgré son importance, généralement arbitraire. Un pas d'apprentissage trop faible ralentit inutilement la convergence ; trop fort, il entraîne des oscillations. Sa valeur idéale reste de toute manière fonction du point courant de la surface d'erreur et du relief de celle-ci. Nous reviendrons plus loin sur le choix de η .

Reprenons les équations (I-15) et (I-16) pour récapituler la règle de mise à jour des poids :

$$\begin{aligned}
w_{i,j}^k(n+1) &= w_{i,j}^k(n) - \eta \cdot \sum_{\mu=1}^r \delta_{i\mu}^k \cdot y_{j\mu}^{k-1} \\
v_i^k(n+1) &= v_i^k(n) - \eta \cdot \sum_{\mu=1}^r \delta_{i\mu}^k \\
\text{avec} \quad & \left\{ \begin{array}{l} \delta_{i\mu}^c = \dot{f}_i^c(x_{i\mu}^c) \cdot (s_{i\mu} - y_{i\mu}) \\ \delta_{i\mu}^k = \dot{f}_i^k(x_{i\mu}^k) \cdot \sum_{v=1}^{m_{k+1}} w_{v,i}^{k+1} \delta_{v\mu}^{k+1} \quad k \neq c \end{array} \right. \quad (I-17) \\
\forall k \in \llbracket 1; c \rrbracket, \forall i \in \llbracket 1; m_k \rrbracket, \forall j \in \llbracket 1; m_{k-1} \rrbracket, \eta \in \mathbb{R}^{++} \\
\dot{f} \text{ représente la dérivée de } f
\end{aligned}$$

Ces expressions mettent en lumière plusieurs points importants :

- Cet algorithme fait intervenir analytiquement les dérivées de toutes les fonctions d'activation du réseau, nécessitant de celles-ci qu'elles soient continûment dérivables. Nous utiliserons pour notre part la tangente hyperbolique et l'identité.
- Le calcul des $\delta_{i\mu}^k$ d'une couche utilise les $\delta_{v\mu}^{k+1}$ se rapportant à la couche suivante. L'algorithme effectue donc un ajustement des poids couche par couche, depuis celle de sortie vers celle d'entrée, d'où son nom de rétropropagation.
- La mise à jour de chaque poids ne fait intervenir que des grandeurs voisines de celui-ci. C'est le caractère **local** de cet algorithme, qui le rend particulièrement simple à mettre en œuvre. En effet, la masse de calculs nécessaire est simplement proportionnelle au nombre de connexions du réseau.
- Soulignons enfin que l'apprentissage local respecte le modèle biologique où chaque neurone conduit lui-même son évolution selon ses voisins, ignorant le réseau dans son ensemble.

Cette opération, répétée, conduit à réduire l'erreur à une valeur fixée.

L'application de cet algorithme à notre exemple nous permet de tracer le cheminement des poids pendant l'apprentissage, donc de suivre la descente du gradient sur la surface d'erreur (figure I-9). Ici, l'erreur quadratique globale à atteindre est fixée à 0,001.

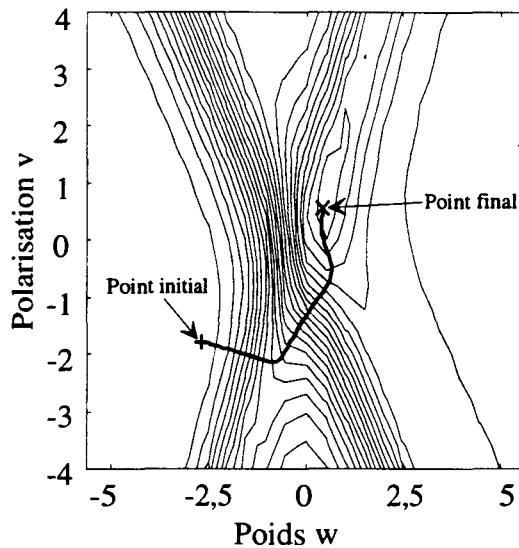


figure I-9 : descente du gradient sur la surface d'erreur

L'évolution de l'erreur au cours de l'apprentissage est représentée figure I-10.

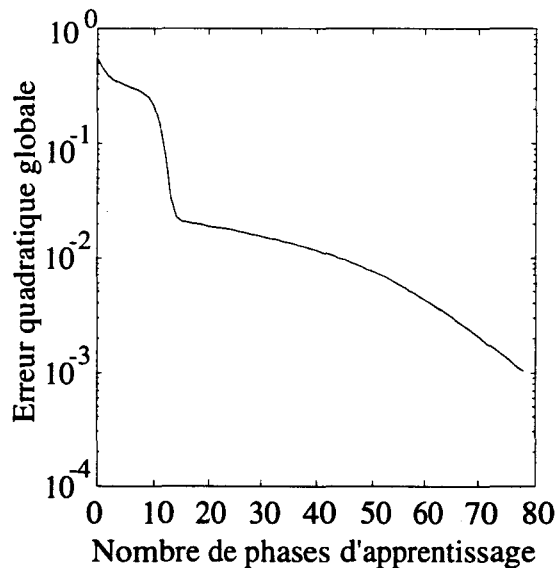


figure I-10 : évolution de l'erreur

Le but est atteint après 79 itérations, avec $w = 0,3893$ et $v = 0,8004$.

La figure I-11 illustre le même exemple avec un pas d'apprentissage 4 fois plus grand que dans le cas précédent. Le bassin d'attraction est atteint, mais les paramètres oscillent ensuite autour de la solution sans pouvoir l'atteindre. L'apprentissage est volontairement limité à 100 phases.

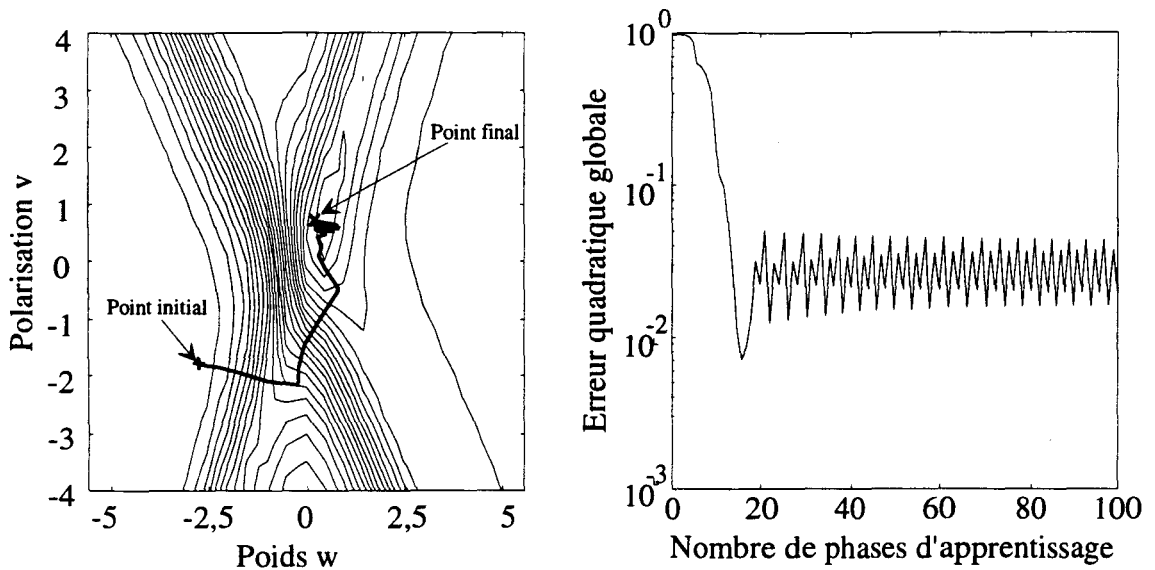


figure I-11 : pas d'apprentissage trop large

4. Amélioration : le momentum

Nous avons abordé le problème du choix du pas d'apprentissage η . Celui-ci doit être suffisamment petit pour permettre une descente effective du gradient, sans oscillation. Or, l'évolution des poids vers leur valeur finale sera excessivement ralentie si la surface d'erreur présente des plateaux.

Pour pallier la lenteur de la convergence dans ces zones, il est efficace d'ajouter à la nouvelle direction de recherche (dans l'espace des paramètres) une fraction de l'ancienne. On introduit alors un coefficient α nommé momentum, compris entre 0 et 1, qui modifie la règle d'évolution des poids de la manière suivante :

$$\begin{aligned}
 w_{i,j}^k(n+1) &= w_{i,j}^k(n) - \eta \cdot \frac{\partial e}{\partial w_{i,j}^k} + \alpha \cdot (w_{i,j}^k(n) - w_{i,j}^k(n-1)) \\
 v_i^k(n+1) &= v_i^k(n) - \eta \cdot \frac{\partial e}{\partial v_i^k} + \alpha \cdot (v_i^k(n) - v_i^k(n-1))
 \end{aligned}
 \tag{I-18}$$

$$\forall k \in \llbracket 1; c \rrbracket, \forall i \in \llbracket 1; m_k \rrbracket, \forall j \in \llbracket 1; m_{k-1} \rrbracket, \eta \in \mathbf{R}^{++}, \alpha \in [0;1]$$

Cette modification revient à augmenter η lorsque la surface d'erreur devient plate, sans en changer la valeur dans les passages raides [19]. α est choisi de manière empirique, généralement autour de 0,9.

5. Pas d'apprentissage adaptatif

Afin d'accélérer la convergence de l'algorithme, des auteurs ont proposé d'adapter le pas η après chaque cycle d'apprentissage, selon des procédures variées [20]. Toutes réduisent considérablement la durée des apprentissages.

Elles se résument de la manière suivante : deux ajustements différents sont menés selon le signe de l'accroissement de l'erreur entre les deux derniers cycles d'apprentissage.

- Si l'erreur a augmenté, il faut annuler la dernière mise à jour des poids, diminuer le pas d'apprentissage, neutraliser, s'il existe, l'effet du *momentum*, et réessayer.
- Si l'erreur a diminué, la direction de recherche est bonne. On peut alors augmenter le pas d'apprentissage et continuer.

Cette procédure est résumée ci dessous, où ΔE est la variation de l'erreur :

$$\begin{aligned} \Delta E < 0 & \begin{cases} \eta = a \cdot \eta \\ \text{ou } \eta = \eta + b \end{cases} \\ \Delta E > 0 & \begin{cases} \eta = \eta / c \\ \text{annuler } \alpha \text{ le cas échéant (momentum)} \\ \text{annuler le cycle et réessayer} \end{cases} \end{aligned} \quad (I-19)$$

$$a, c \in]1; +\infty[, \quad b \in \mathbb{R}^{+*}$$

Annuler l'effet du *momentum* en cas d'échec permet de trouver plus facilement une nouvelle direction de recherche, celle-ci pouvant être sans rapport avec la précédente.

6. Normalisation

Signalons enfin que les apprentissages par descente de gradient sont plus efficaces lorsque les échantillons d'entraînement sont normalisés, c'est à dire ramenés par proportion entre -1 et 1, selon les extrema constatés sur chaque entrée et chaque sortie.

Par ailleurs, le traitement préalable des échantillons de sortie est toujours nécessaire lorsque les fonctions d'activation de la dernière couche sont bornées.

7. Conclusion

La rétropropagation du gradient est la technique d'apprentissage neuronal la plus simple à mettre en œuvre. Avec les quelques améliorations exposées ci-dessus, elle donne de très bons résultats, ce qui justifie son succès. Il existe pourtant d'autres approches, plus performantes, mais coûteuses en temps de calcul.

Parmi celles-ci, citons les méthodes du second ordre, qui utilisent un pas d'apprentissage propre à chaque poids et recalculé pour chaque rétropropagation [21, 22]. Le surplus de calculs est conséquent puisqu'il faut réaliser l'inversion de la matrice Hessienne H :

$$H = \frac{d^2 E(W)}{d^2 W} \Big|_{w_0} = \left[\frac{\partial^2 E}{\partial w_i \partial w_j} \Big|_{w_0} \right] \quad (I-20)$$

où W est le vecteur rassemblant tous les poids introduit par (I-12), w_i et w_j étant ses composantes. L'algorithme n'est plus local, la quantité de calculs qu'il requiert est proportionnelle au carré du nombre de connexions du réseau, ce qui le rend inutilisable lorsque celui-ci est important.

Citons quelques travaux portant sur l'ajustement automatique du nombre de neurones, soit à l'initialisation soit au cours de l'apprentissage, qui ont été menés avec succès ces dernières années [23, 24, 25].

Enfin, à propos du nombre de couches nécessaires, il a été démontré qu'un réseau possédant une seule couche cachée suffisamment large de neurones à activation sigmoïde permet d'approcher n'importe quelle fonction continue avec une précision arbitraire [26]. Dans la pratique, une ou deux couches cachées sont utilisées.

G. Identification neuronale d'un système dynamique [27]

Nous allons maintenant voir comment modéliser la dynamique d'un processus par un réseau à couches, qui est un système statique par nature (dépendance entrées / sorties algébrique, ou liaison rigide).

Nous nous limiterons volontairement à l'identification des systèmes échantillonnés, c'est à dire dont les entrées et les sorties ne sont perçues qu'à instants réguliers. Ceci parce que nous n'utiliserons ultérieurement que des réseaux neuronaux discrets, les réseaux continus ayant du reste quasiment disparu.

1. Dimensionnement du modèle neuronal

Considérons le système à identifier. Les nombres de ses entrées et sorties doivent être connus, ainsi que les ordres de récurrence sur celles-ci imposés par sa dynamique.

Soit :

- m** le nombre d'entrées du système,
- n** le nombre de sorties,
- p** le degré de récurrence à prendre en compte pour les entrées,
- q** le degré de récurrence à prendre en compte pour les sorties.

Les sorties $S(k)$ à l'instant k dépendent donc des entrées U aux p instants précédents et des sorties aux q instants précédents, en plus de l'entrée à l'instant k . Ceci correspond à l'équation vectorielle récurrente suivante :

$$S(k) = f_d(U(k), \dots U(k-p), S(k-1), \dots S(k-q)) \quad (I-21)$$

Cette fonction f_d est statique, et correspond donc à ce que le réseau neuronal est capable d'identifier. Nous pouvons en déduire le nombre d'entrées nécessaires :

$$(p+1).m + q.n$$

et le nombre de neurones nécessaires dans la couche de sortie :

$$n$$

Ceci nous permet d'établir le schéma de connexion du réseau à couches modélisant le système, représenté en détail figure I-12, et sous forme réduite figure I-13 grâce à la notation vectorielle associée aux lignes à retard (notées LR).

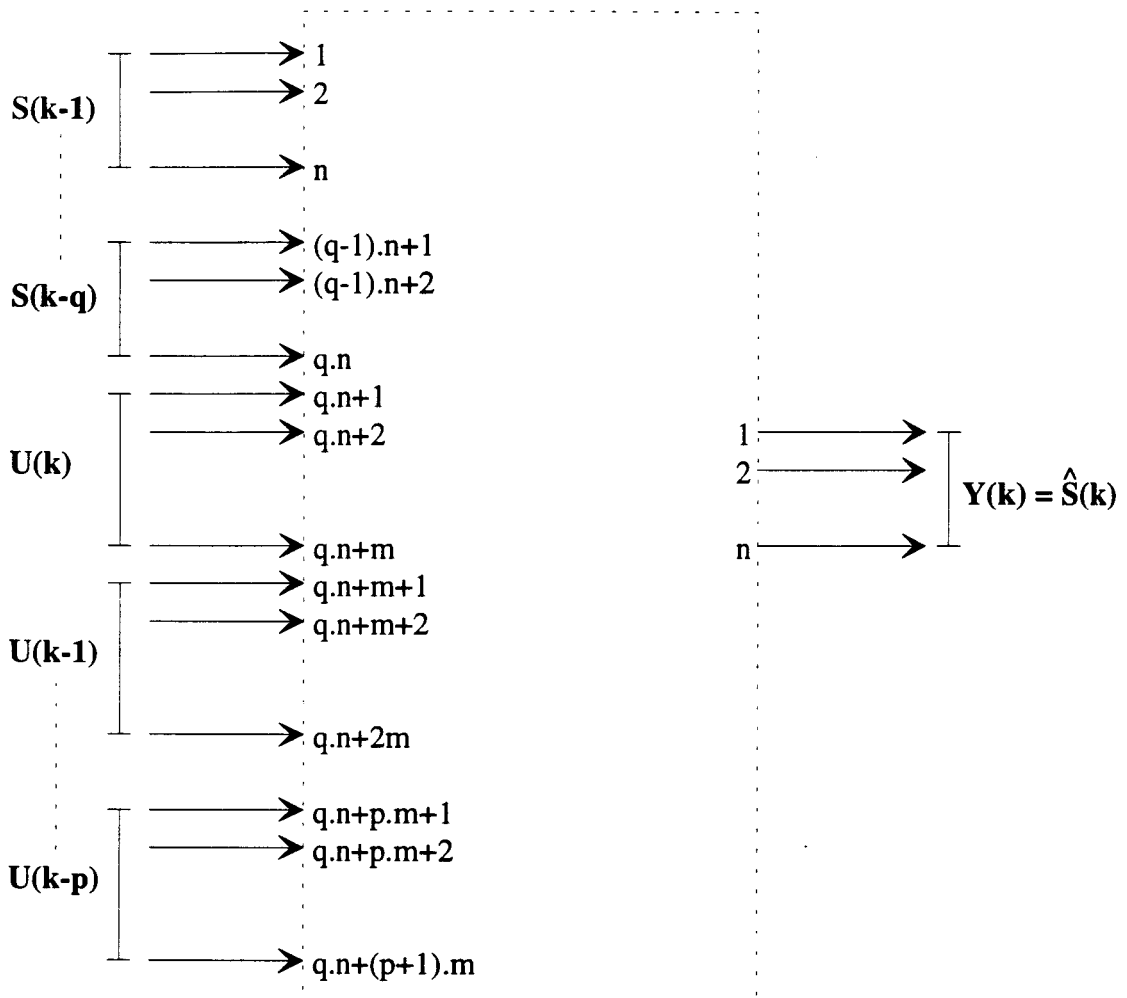


figure I-12 : dimension des couches d'entrée et de sortie du modèle neuronal

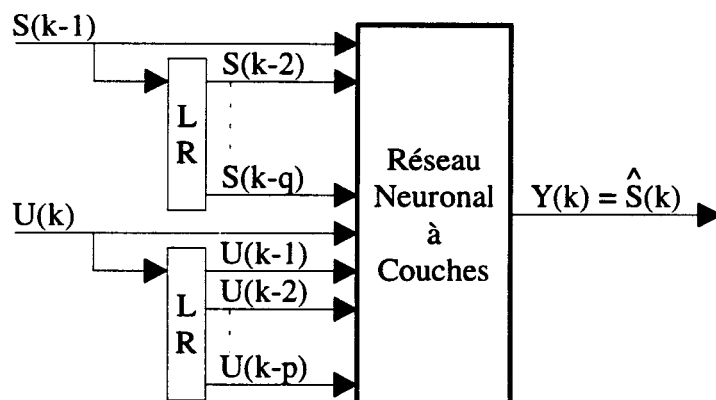


figure I-13 : modèle neuronal

2. Identification hors ligne et en ligne

La structure du modèle neuronal étant déterminée, l'identification proprement dite consiste à lui faire apprendre un ensemble d'échantillons représentatif du fonctionnement du processus. Il s'agit donc, selon la partie précédente, des entrées et sorties de celui-ci aux instants adéquats.

Cet ensemble d'échantillons peut être construit dans un premier temps, que nous appellerons l'**échantillonnage**, à partir du processus soumis à une série d'excitations le plaçant successivement dans tous ses modes de fonctionnement. Puis l'ensemble complet est présenté au réseau pour la phase d'apprentissage. On parle alors d'identification **hors ligne**.

Le réseau peut également être entraîné parallèlement au processus. Celui-ci fonctionnant normalement fournit un à un les échantillons à partir desquels le réseau doit s'ajuster : il s'agit alors d'une identification **en ligne**. La figure I-14 présente un schéma utilisable pour l'identification en ligne. La flèche pointillée symbolise l'ajustement par apprentissage.

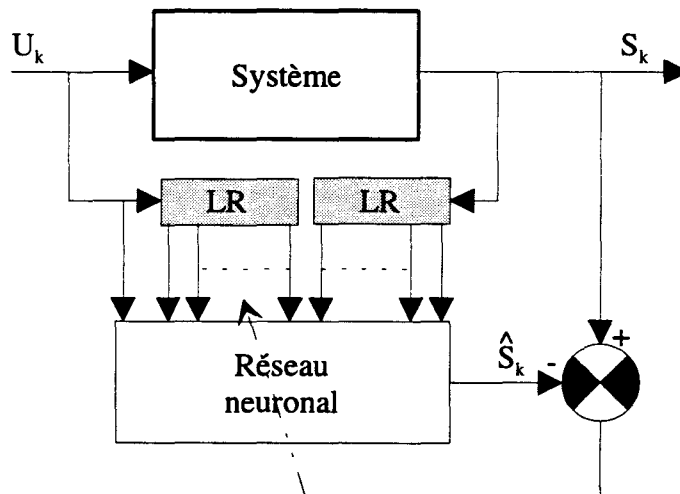


figure I-14 : schéma d'identification en ligne

Ces deux procédures sont complémentaires. L'identification hors-ligne est souhaitable avant toute identification en ligne. Menée à partir d'un ensemble d'échantillons représentatif de tous les états du système, elle conduit à un modèle robuste, c'est à dire fiable en toutes circonstances. L'identification hors ligne permet d'ajuster le modèle autour du point de fonctionnement courant, et de l'adapter aux évolutions éventuelles du processus.

H. Correction neuronale

Nous avons construit le modèle neuronal d'un processus récurrent. Voyons à présent comment construire le correcteur neuronal d'un système réel.

1. Identification de la dynamique inverse

Le problème de la **correction neuronale** est un peu différent de celui de la modélisation : il s'agit d'obtenir un modèle complémentaire du système qui lui fournisse les consignes amenant ses sorties à une valeur donnée. En d'autres termes, le correcteur permet de commander le système par des consignes homogènes à ses sorties. C'est un estimateur des entrées du système, ou modèle inverse, comme l'illustre la figure I-15.

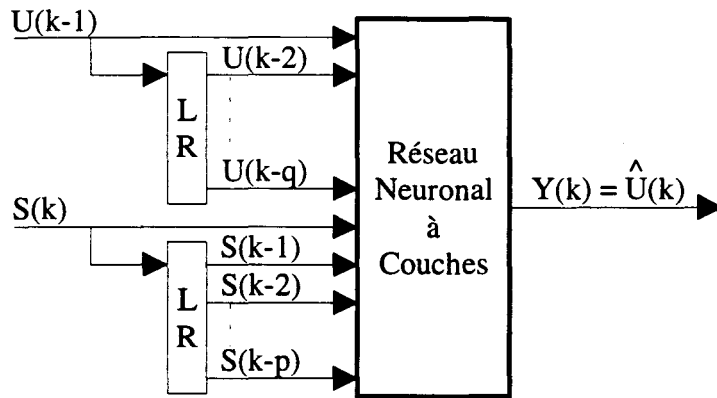


figure I-15 : modèle neuronal inverse

Ce principe de fonctionnement impose l'apprentissage d'une fonction f_r , réciproque si elle existe de f_d :

$$U(k) = f_r(U(k-1), \dots, U(k-p), S(k), \dots, S(k-q)) \quad (I-22)$$

Le modèle neuronal inverse doit apprendre un ensemble d'échantillons représentatif de f_r , ou être entraîné en ligne selon le schéma de la figure I-16.

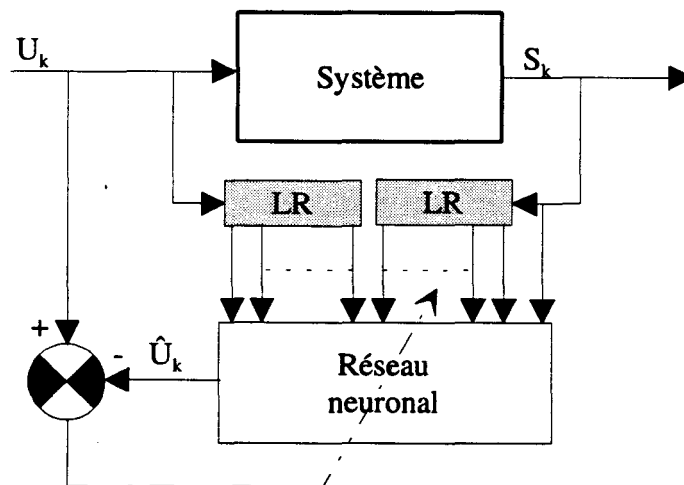


figure I-16 : entraînement en ligne du modèle neuronal inverse

2. Correcteur neuronal

Le modèle inverse est utilisé ensuite comme correcteur selon le schéma de la figure I-17 [28]. Sur cette figure, la flèche pointillée symbolise l'adaptation en ligne par apprentissage. Nous parlerons le cas échéant de correcteur neuronal auto-ajustable.

L'apprentissage hors ligne préalable est nécessaire, car il ne peut être question de relier l'entrée du processus à la sortie du générateur aléatoire qu'est un réseau neuronal avant son premier apprentissage. Souvenons nous en effet de l'initialisation aléatoire des connexions du réseau, pratiquée avant l'apprentissage par rétropropagation.

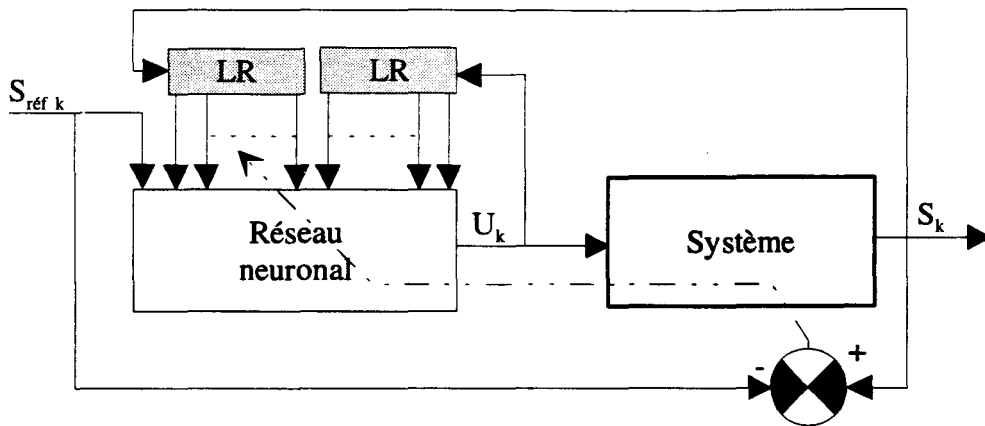


figure I-17 : schéma de correction neuronale

3. Correcteur neuronal auto-ajustable

Le problème à résoudre pour l'adaptation en ligne du correcteur découle de la nécessité de rétropropager l'erreur sur U_k à travers le système. En effet, nous ne disposons pas de celle-ci.

$S_{\text{réf } k}$ est imposée à l'entrée du correcteur, et traduite avec erreur par celui-ci en U_k . Nous connaissons alors la valeur S_k correspondant à U_k , fournie par le système souverain. Cependant, nous ne disposons pas de la consigne juste $U_{\text{réf } k}$ que le correcteur aurait dû effectivement fournir au système pour que celui-ci reproduisît $S_{\text{réf } k}$. Nous ne connaissons donc pas l'erreur $U_{\text{réf } k} - U_k$.

Il faut alors connaître la matrice Jacobienne $\left[\frac{\partial S_k}{\partial U_k} \right]$ du système pour transformer l'erreur sur S_k en erreur sur U_k . Sans connaissance analytique du système, il est possible d'estimer cette matrice par une méthode variationnelle [28]. Cette approche, où l'on utilise effectivement le système comme intermédiaire dans la rétropropagation, est dite directe.

La solution indirecte utilise un modèle neuronal du système, en parallèle avec celui-ci selon la figure I-14 [27]. L'erreur est rétropropagée à travers le modèle neuronal, dont nous connaissons l'expression analytique, et donc la matrice Jacobienne, avant de l'être dans le correcteur (figure I-18).

Les flèches pointillées sur la figure symbolisent les apprentissages. Celle de droite permet au modèle neuronal de s'ajuster au système le cas échéant, celle de gauche représente le réglage en ligne du correcteur.

Ce schéma de correction auto-ajustable indirect est la solution neuronale générique au problème posé. Cependant, complexe, il implique de lourds calculs.

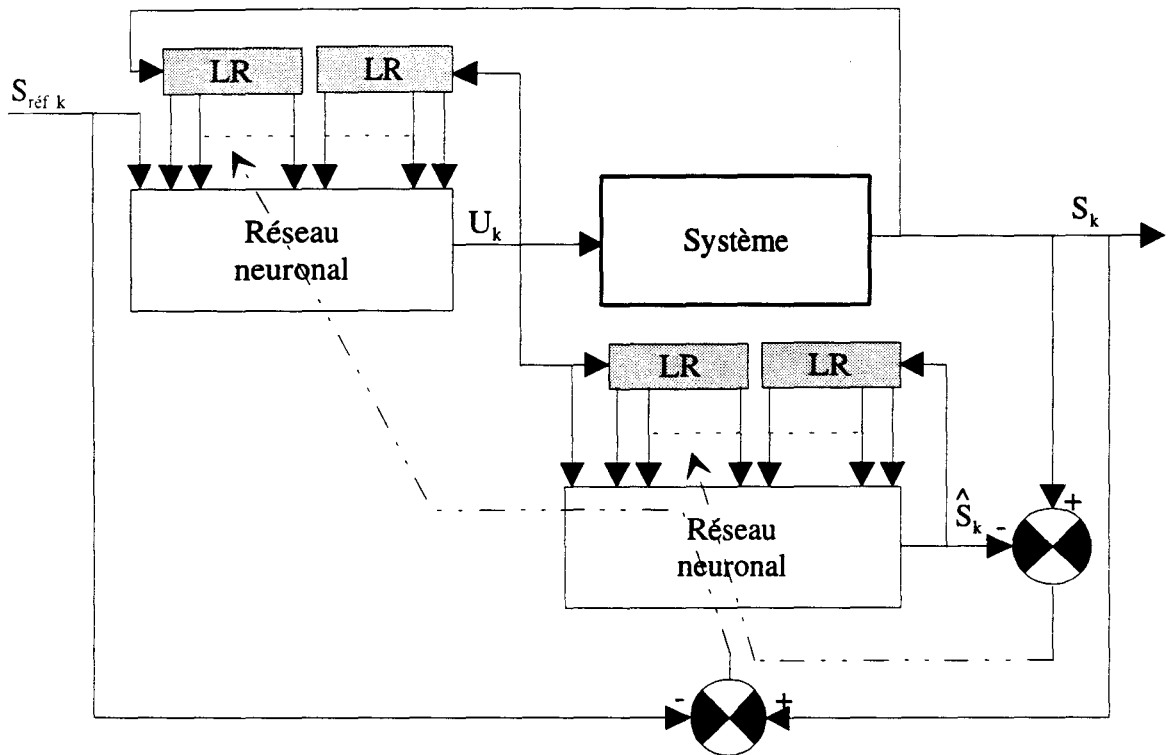


figure I-18 : correction neuronale avec apprentissage indirect

4. Correcteur neuronal auto-ajustable, approche alternative

Une solution plus légère (figure I-19) réalise l'entraînement du modèle inverse (figure I-16) simultanément à son utilisation comme correcteur (figure I-17). Le réseau hors ligne identifie en continu le système, et l'évolution de ses poids est répercutée directement dans le correcteur jumeau en ligne. Cette solution nous affranchit de la rétropropagation complexe précédente.

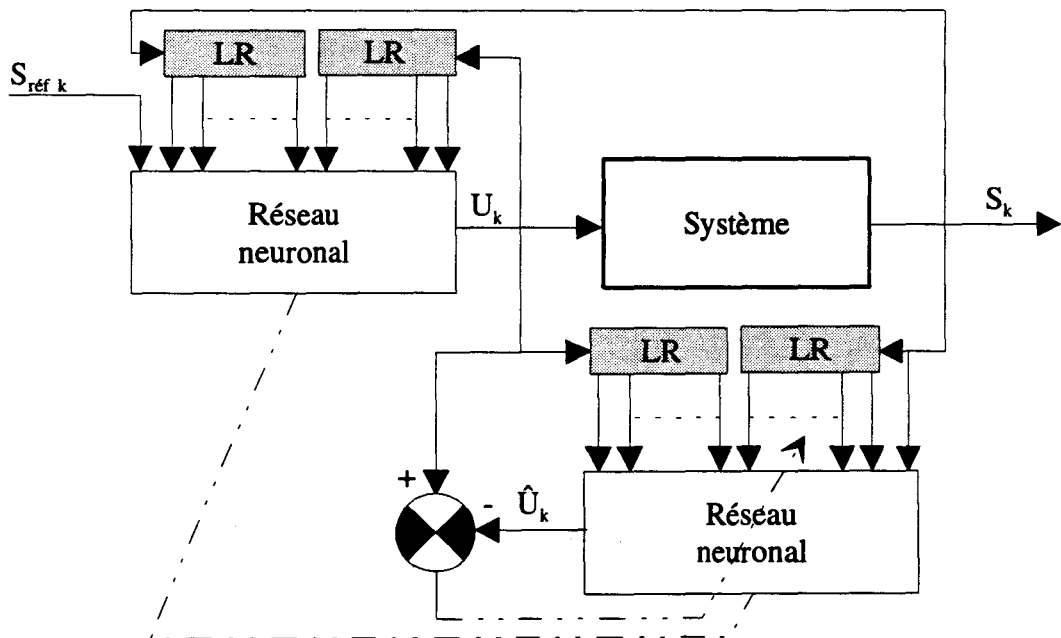


figure I-19 : correction neuronale avec identification simultanée

Le « défaut » de ce schéma réside dans le fait qu'il n'utilise pas le point précis $S_{\text{réf } k}$ pour la rétropropagation, mais le point voisin S_k . En effet, nous n'avons pas plus accès que précédemment à la valeur juste $U_{\text{réf } k}$ correspondant à $S_{\text{réf } k}$, mais l'intérêt de ce schéma est de nous en dispenser.

La conséquence de cette erreur peut être une divergence de l'apprentissage si les deux points sont trop éloignés, c'est à dire si le réseau est trop mal initialisé. Mais cela sera sans conséquence si le double réseau est entraîné avant d'être mis en ligne, ce qui est nécessaire, rappelons le, pour des questions de fiabilité.

I. Conclusion

Nous avons dans ce chapitre présenté les réseaux de neurones à couches, en nous limitant volontairement aux besoins de notre travail. Nous avons vu ensuite leur application à l'identification des systèmes dynamiques discrets, et introduit la correction neuronale.

Retenons que le réseau neuronal est capable d'approcher n'importe quelle relation non-linéaire, pour peu qu'elle soit stationnaire, c'est à dire qu'elle ne varie pas dans le temps. La précision obtenue dépend du nombre de neurones que l'on s'autorise.

Il est toutefois possible de suivre une lente évolution de la charge, en poursuivant l'adaptation des poids à partir d'échantillons rendant compte régulièrement de cette évolution. Nous parlerons alors de réseaux neuronaux adaptatifs.

Compte tenu du caractère local de l'algorithme d'apprentissage, on peut souligner la facilité de mise en œuvre de l'identification neuronale face aux méthodes classiques d'identification non linéaire.

Enfin, l'approche neuronale nous dispense d'avoir un modèle de la relation à identifier : il suffit d'en posséder des échantillons, qui peuvent être générés de manière expérimentale.

Dans la suite, nous ne considérerons qu'un seul type de réseaux neuronaux. Ceux-ci, conformes au modèle exposé précédemment, disposeront en outre des caractéristiques suivantes :

- une dernière couche linéaire, c'est à dire dont tous les neurones présentent des fonctions d'activation « identité », afin de ne pas borner la sortie,
- fonctions d'activation « tangente hyperbolique » pour les neurones des autres couches.

Ces choix semblent par expérience les mieux adaptés au problème de l'identification neuronale [29]. Nous représenterons par la suite ces deux types de neurones selon l'exemple de la figure I-20.

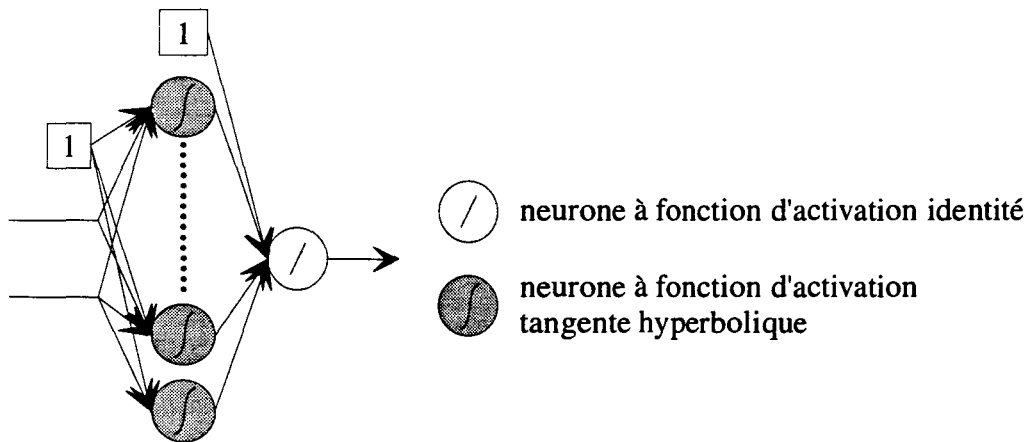


figure I-20 : représentation des deux types de neurones utilisés par la suite

Nous allons maintenant nous intéresser à l'identification de la caractéristique dynamique d'une machine asynchrone selon les méthodes développées dans ce chapitre.

CHAPITRE II - IDENTIFICATION NEURONALE DE LA CARACTERISTIQUE DYNAMIQUE D'UNE CHARGE MECANIQUE ENTRAINEE PAR MACHINE ASYNCHRONE

A. Introduction

Dans la conception de tout asservissement de vitesse précis se pose le problème de la charge mécanique. Celle-ci est habituellement traitée comme une perturbation non compensée, ou non compensable car inconnue. Le correcteur s'acquitte alors plus ou moins brillamment de sa tâche, à partir d'un modèle mécanique incertain. Cette approche voit ses limites lorsque les charges à traiter sont fortement linéaires ou variables dans de grandes proportions.

La démarche que nous proposons consiste à prendre en compte la charge, sans la modéliser, mais par apprentissage de sa caractéristique, en utilisant des réseaux neuronaux. D'après ce qui a été exposé au chapitre I, cet outil doit permettre de résoudre le problème des non-linéarités. En revanche, si la charge est variable dans le temps, les réseaux neuronaux seront moins bien adaptés, tout au moins selon l'approche que nous proposons.

Nous allons identifier des charges entraînées par un moteur asynchrone, dont il participera. Ce type de moteur est encore peu utilisé actuellement dans les asservissements de vitesse de précision. Pourtant, leur rusticité rend les machines asynchrones à la fois robustes, performantes et économiques. En retour, leur pilotage comporte plus de difficultés que celui des autres machines ; en particulier leur commande vectorielle, qui nécessite la reconstitution du flux dans la machine, s'avère fragile. Il semble donc séduisant d'employer un réseau neuronal pour apprendre puis reconstituer le flux. Mais lors de la phase d'apprentissage d'une fonction $S = f(U)$, le réseau nécessite les entrées U du système, mais également les sorties S . Si celles-ci sont inaccessibles, il est nécessaire de faire appel à un estimateur ou à un observateur pour pouvoir entraîner le réseau. Si ce dernier est ensuite utilisé comme estimateur, il y a redondance ; et même dans le cas idéal, l'estimateur neuronal ne serait pas meilleur que celui qui lui aura servi de modèle. L'identification neuronale est donc mal indiquée pour l'estimation de grandeurs magnétiques comme le flux rotorique.

Ces remarques nous orientent naturellement vers **l'identification de la caractéristique mécanique** de l'ensemble moteur + charge, a priori inconnue et non linéaire, mais dont nous pouvons obtenir une représentation par échantillonnage.

Dans l'ensemble de notre travail, nous considérerons assurées la reconstitution du flux, comme l'ensemble de la commande vectorielle.

B. Modélisation du moteur asynchrone

Considérons une machine asynchrone possédant p paires de pôles. Soit le bobinage triphasé de son stator, symbolisé par ses trois phases a, b, c , et celui supposé tel de son rotor, rapporté aux trois phases A, B, C . Le rotor est en rotation d'un angle θ par rapport au stator (figure II-1). Nous supposons la machine parfaite (distribution sinusoïdale des forces magnétomotrices) et considérerons qu'il n'y a pas de composante homopolaire à prendre en compte dans nos équations.

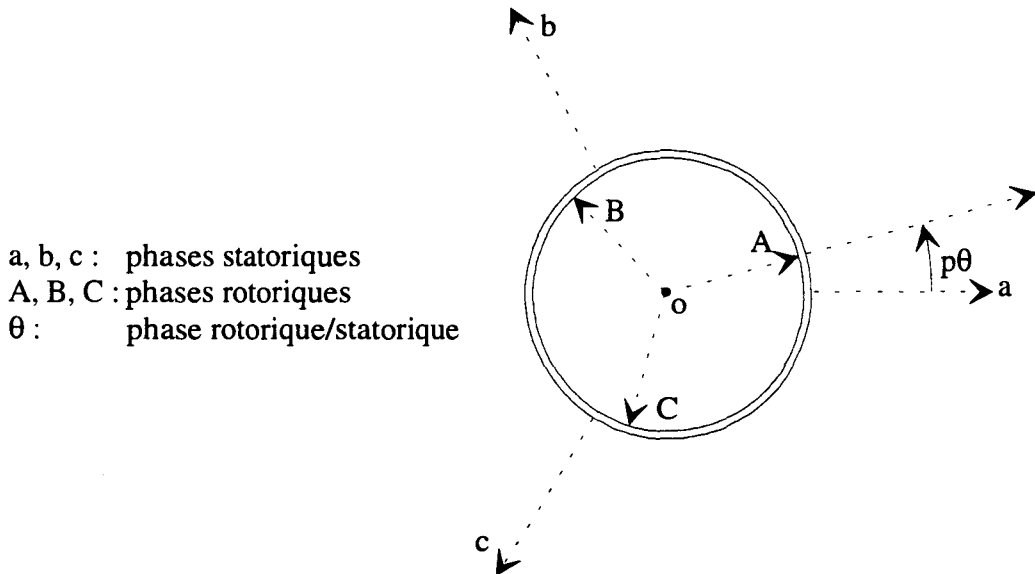


figure II-1 : phases statoriques et rotoriques

Nous pouvons ramener la machine asynchrone à deux bobinages diphasés α, β et **Alpha, Beta**, où les axes α et Alpha sont confondus avec les axes des phases a et A respectivement [30]. Cette transformation, qui conserve la puissance, s'effectue par la matrice de passage de Concordia :

$$T_{32} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1/2 & \sqrt{3}/2 \\ -1/2 & -\sqrt{3}/2 \end{bmatrix} \quad (II-1)$$

qui vérifie :

$$T_{32}^{-1} \cdot T_{32} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (II-2)$$

Nous avons ainsi des relations réversibles de la forme suivante, pour toutes les grandeurs statoriques et rotoriques :

$$\begin{bmatrix} X_\alpha \\ X_\beta \end{bmatrix} = T_{32}^t \cdot \begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix}$$

et

$$\begin{bmatrix} X_{\text{Alpha}} \\ X_{\text{Beta}} \end{bmatrix} = T_{32}^t \cdot \begin{bmatrix} X_A \\ X_B \\ X_C \end{bmatrix}$$

(II-3)

La figure II-2 représente les bobinages diphasés, l'un fixe, l'autre tournant.

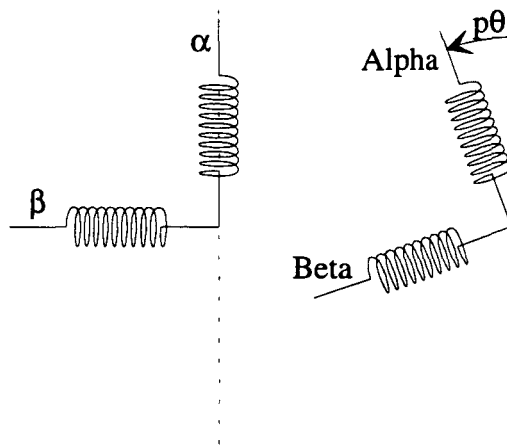


figure II-2 : bobinages diphasés équivalents de la machine asynchrone

Cette représentation simplifiée sous entend cependant des termes d'inductance mutuelle variables en fonction de l'angle de rotation, donc du temps. Afin d'éviter cette non stationarité au niveau des paramètres inductifs, la machine est représentée par deux bobinages tournants, mais fixes l'un par rapport à l'autre.

Soient ξ_s et ξ_r les angles respectifs de rotation à appliquer aux phases α et Alpha des bobinages statorique et rotorique diphasés pour aligner ceux-ci selon les axes d'un nouveau repère (o, d, q) tournant, comme l'illustre la figure II-3.

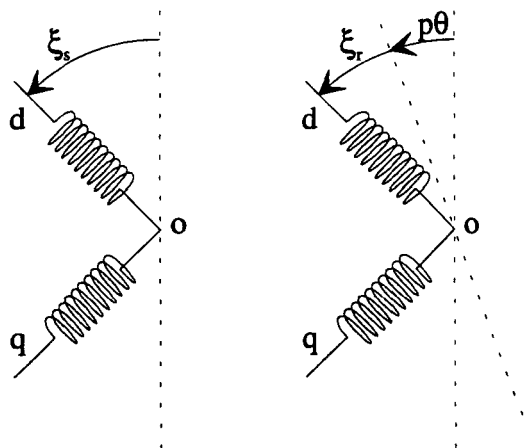


figure II-3 : bobinages diphasés équivalents tournant selon le repère (o, d, q)

La condition à respecter pour que nos deux bobinages soient fixes l'un par rapport à l'autre s'exprime par :

$$p\theta + \xi_r = \xi_s \quad (II-4)$$

La matrice de passage permettant d'exprimer les grandeurs statoriques et rotoriques dans le repère tournant (o, d, q) est de la forme :

$$P(\xi) = \begin{bmatrix} \cos \xi & -\sin \xi \\ \sin \xi & \cos \xi \end{bmatrix} \quad (II-5)$$

Dans le plan complexe associé au repère (o, d, q), définissons les grandeurs électriques décrivant la machine :

$$\begin{aligned} \underline{v}_s &= v_{sd} + j \cdot v_{sq} \\ \underline{\phi}_s &= \phi_{sd} + j \cdot \phi_{sq} \\ \underline{\phi}_r &= \phi_{rd} + j \cdot \phi_{rq} \\ \underline{i}_s &= i_{sd} + j \cdot i_{sq} \\ \underline{i}_r &= i_{rd} + j \cdot i_{rq} \end{aligned} \quad (II-6)$$

Le fonctionnement électrique de la machine asynchrone est décrit par les équations complexes suivantes, valables quels que soient ξ_s et ξ_r respectant II-4 [31] :

$$\begin{aligned} \underline{v}_s &= R_s \cdot \underline{i}_s + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_s + j \dot{\xi}_s \cdot \underline{\phi}_s \\ 0 &= R_r \cdot \underline{i}_r + \frac{d}{dt} \underline{\phi}_r + j \dot{\xi}_r \cdot \underline{\phi}_r \\ \underline{\phi}_s &= L_s \cdot \underline{i}_s + M_{sr} \cdot \underline{i}_r \\ \underline{\phi}_r &= M_{sr} \cdot \underline{i}_s + L_r \cdot \underline{i}_r \end{aligned} \quad (II-7)$$

avec R_s , R_r , L_s et L_r représentant les résistances et inductances cycliques statoriques et rotoriques, et M_{sr} représentant la mutuelle-inductance cyclique entre stator et rotor, toutes valeurs considérées constantes selon les hypothèses analytiques classiques.

Complétons enfin les équations électriques présentées plus haut par l'expression du couple électromagnétique c_{em} [32] :

$$c_{em} = p(\phi_{sd} \cdot i_{sq} - \phi_{sq} \cdot i_{sd}) \quad (II-8)$$

en fonction du flux statorique, ou encore :

$$c_{em} = p \frac{M_{sr}}{L_r} (\phi_{rd} \cdot i_{sq} - \phi_{rq} \cdot i_{sd}) \quad (II-9)$$

en fonction du flux rotorique. Enfin, l'équation mécanique exprime la transmission intégrale du couple électromagnétique vers les couples de pertes et de charge, dont le couple inertiel, rassemblés dans c_{fourni} :

$$c_{em} = c_{fourni} \quad (II-10)$$

Différents choix particuliers sont possibles pour l'orientation du repère (o, d, q), notamment :

- $\dot{\xi}_s = 0$ repère fixe, pour l'étude des grandeurs statoriques
- ξ_s tel que $\xi_r = 0$ repère aligné sur le rotor, pour l'étude des grandeurs rotoriques
- ξ_s tel que $\phi_{rq} = 0$ repère aligné sur le flux rotorique, pour l'étude de la commande

C. La commande vectorielle

Parmi les différents protocoles de pilotage des machines asynchrones, la commande dite vectorielle est celle qui autorise les performances les plus intéressantes [32, 33, 34].

1. Théorie

Son principe est de piloter indépendamment le flux, généralement le flux rotorique, et le couple du moteur. D'après II-9 et afin d'obtenir une expression simple du couple électromagnétique, on constate qu'il est judicieux de fixer $\phi_{rq} = 0$, grâce à l'orientation de l'axe d selon la direction du flux ϕ_r (figure II-4).

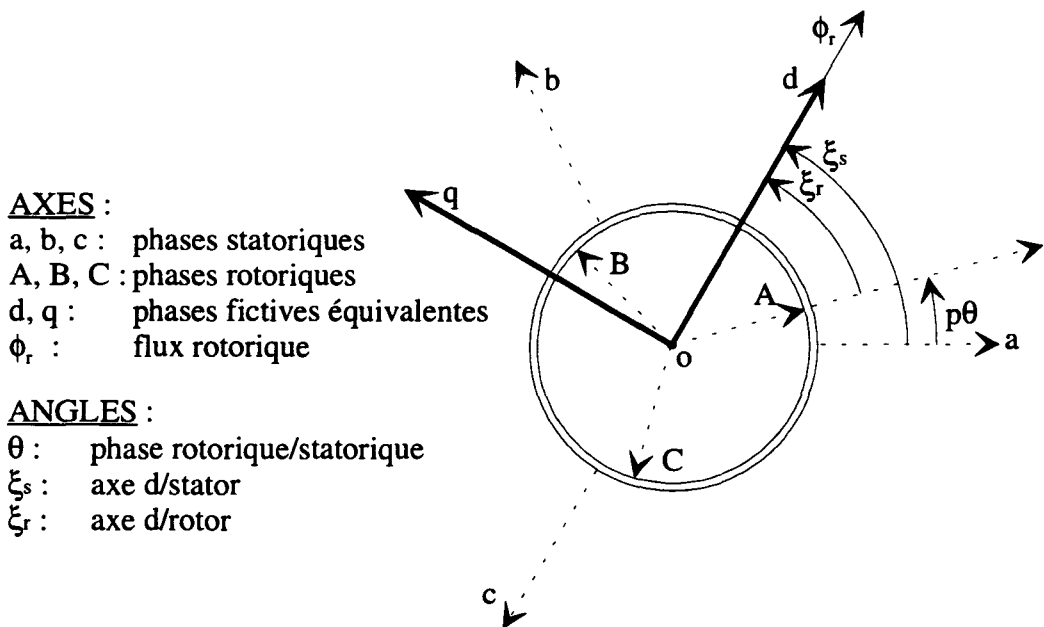


figure II-4 : axes et relations angulaires, dans le repère du flux rotorique

La mise en œuvre de cette commande nécessite donc d'accéder au flux. Sa mesure étant directement impossible, il faut le reconstituer à partir des grandeurs mesurables.

L'axe d étant aligné selon le flux rotorique, nous pouvons écrire :

$$\begin{aligned} \phi_{rd} &= \phi \\ \phi_{rq} &= 0 \end{aligned} \tag{II-11}$$

Reprenons maintenant, dans II-7, la partie réelle des équations relatives au flux rotorique :

$$\begin{aligned} 0 &= R_r \cdot i_{rd} + \frac{d\phi}{dt} \\ \phi &= M_{sr} \cdot i_{sd} + L_r \cdot i_{rd} \end{aligned} \quad (II-12)$$

Éliminons i_{rd} , auquel nous n'avons pas physiquement accès, de ces deux équations, pour obtenir :

$$\phi + \frac{L_r}{R_r} \frac{d\phi}{dt} = M_{sr} \cdot i_{sd} \quad (II-13)$$

Il est donc possible de piloter le flux par action sur la composante d du courant statorique.

D'autre part, le couple électromagnétique s'écrit dans le nouveau repère :

$$c_{em} = p \frac{M_{sr}}{L_r} \phi \cdot i_{sq} \quad (II-14)$$

Supposons à présent que le flux rotorique ϕ soit maintenu constant à sa valeur nominale :

$$\begin{aligned} \phi &= \phi_{Réf} \\ \dot{\phi} &= 0 \end{aligned} \quad (II-15)$$

Il apparaît bien, le flux étant constant, une simple relation proportionnelle entre le couple et la composante q du courant statorique. Les relations II-13 et II-14 sont alors similaires aux équations caractéristiques d'un moteur à courant continu.

Ainsi, par action sur les deux composantes du vecteur i_s , il est possible de piloter indépendamment le flux et le couple. Nous adopterons pour la suite cette stratégie de contrôle.

2. Estimateur de flux

Dans le repère du flux rotorique, la modélisation et la commande du moteur asynchrone paraît donc considérablement simplifiée. Cependant, les grandeurs électriques réellement mesurables sont celles relatives au stator de la machine, par conséquent exprimées dans un repère fixe. Pour leur appliquer le changement de référentiel, encore faut-il connaître la position instantanée du vecteur flux rotorique. Celle-ci doit être estimée.

L'angle ξ_s de rotation de notre nouveau repère est estimé à partir des expressions II-7 et II-4. Prenons la partie imaginaire de la deuxième équation du système II-7 :

$$R_r \cdot i_{rq} + \frac{d}{dt} \phi_{rq} + \dot{\xi}_r \phi_{rd} = 0 \quad (II-16)$$

d'où, ϕ_{rq} étant nul, le flux ϕ étant orienté selon l'axe d (II-11), l'expression de l'angle :

$$\dot{\xi}_r = - \frac{R_r \cdot i_{rq}}{\phi} \quad (II-17)$$

Prenons maintenant la partie imaginaire de la quatrième équation de II-7 :

$$\phi_{rq} = 0 = M_{sr} \cdot i_{sq} + L_r \cdot i_{rq} \quad (II-18)$$

soit encore :

$$i_{rq} = -\frac{M_{sr}}{L_r} \cdot i_{sq} \quad (II-19)$$

Ainsi obtenons nous, avec II-4, l'angle permettant d'orienter l'axe d de notre repère selon la direction du flux rotorique :

$$\xi_s = p\theta + \int_0^t \frac{R_r M_{sr} \cdot i_{sq}}{L_r \cdot \phi} dt \quad (II-20)$$

Les expressions II-13 et II-20 constituent un estimateur de flux rotorique.

Il s'agit là de l'estimateur de flux le plus communément utilisé pour la réalisation de commandes vectorielles [32]. D'autres techniques peuvent également être envisagées, telles les observations déterministes [35, 36] ou stochastiques [37] du flux rotorique.

3. Structure de la commande en couple d'une machine asynchrone

a) Structure de la commande

Reprenons le système d'équations II-7. À partir des expressions des flux, nous pouvons écrire :

$$\underline{\phi}_s = \left(L_s - \frac{M_{sr}^2}{L_r} \right) \underline{i}_s + \frac{M_{sr}}{L_r} \cdot \underline{\phi}_r \quad (II-21)$$

et en posant $\sigma = 1 - \frac{M_{sr}^2}{L_r L_s}$, l'équation en tension du même système devient :

$$\underline{v}_s = R_s \cdot \underline{i}_s + \frac{M_{sr}}{L_r} \cdot \frac{d}{dt} \underline{\phi}_r + \sigma L_s \cdot \frac{d}{dt} \underline{i}_s + j \dot{\xi}_s \left[\frac{M_{sr}}{L_r} \cdot \underline{\phi}_r + \sigma L_s \cdot \underline{i}_s \right] \quad (II-22)$$

Les contraintes II-11 et II-15 sur le flux étant entendues, nous obtenons les expressions des tensions statoriques dans les axes d et q :

$$v_{sd} = R_s \cdot i_{sd} + \sigma L_s \cdot \frac{d}{dt} i_{sd} - \dot{\xi}_s \sigma L_s \cdot i_{sq} \quad (II-23)$$

et :

$$v_{sq} = R_s \cdot i_{sq} + \sigma L_s \cdot \frac{d}{dt} i_{sq} + \dot{\xi}_s \sigma L_s \cdot i_{sd} + \dot{\xi}_s \frac{M_{sr}}{L_r} \cdot \phi_{rd} \quad (II-24)$$

La structure de la commande se déduit du graphe informationnel causal [38] représenté figure II-5. Cet outil de représentation permet d'exprimer deux types essentiels de relations : les relations causales, qui dépendent du temps selon des équations différentielles, et les relations rigides, ici celle liant le couple au courant i_{sq} , qui sont statiques.

Les ellipses foncées modélisent le comportement électromagnétique de la machine. Les ellipses claires montrent la stratégie de commande adoptée. L'activité mécanique n'est pas représentée, car elle fait l'objet de la commande neuronale, qui ne relève pas de ce chapitre.

La commande se déduit du graphe en inversant les causalités, soit par asservissement pour les relations causales, soit par réciprocity pour les relations rigides. Comme nous avons ici trois relations causales, nous voyons apparaître trois boucles d'asservissement : deux pour les courants et une pour le flux.

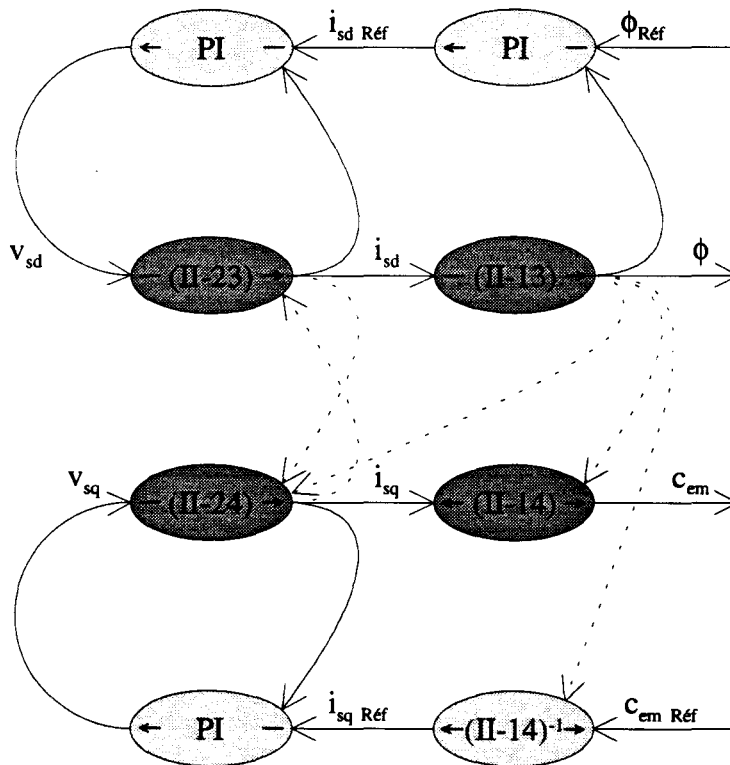


figure II-5 : graphe informationnel causal de la commande vectorielle

b) Asservissement des courants

Les courants statoriques i_{sd} et i_{sq} sont asservis à leur consigne par deux correcteurs proportionnel-intégral discrets identiques, schématisés figure II-6.

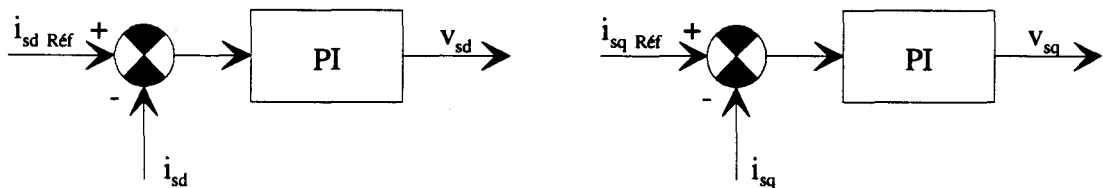


figure II-6 : correcteurs de courant

La notation employée sur cette figure indique que nous négligerons la dynamique introduite par l'onduleur, en assimilant les références des tensions fournies par ces correcteurs aux valeurs moyennes des tensions délivrées par l'onduleur. En effet, celui-ci pourra être considéré continu, car son fonctionnement, bien qu'échantillonné, est beaucoup plus rapide que celui du processus commandé.

Les couplages évoqués en trait pointillé sur la figure II-5 sont compensés en sortie des correcteurs de courant, ce qui est détaillé dans l'annexe III mais n'est pas représenté ici.

c) Asservissement du flux

Un correcteur proportionnel-intégral impose une valeur constante au flux (figure II-7). Ce régulateur est calculé pour une réponse douce, de sorte que le flux s'établisse progressivement sans appel excessif de courant, et il n'est pas nécessaire de limiter le courant i_{sd} .

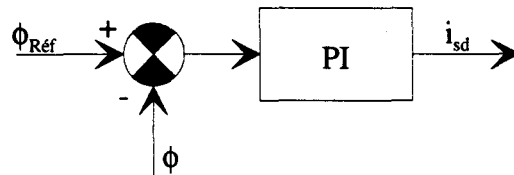


figure II-7 : régulateur de flux

Les valeurs de réglage des correcteurs des courants et du flux ont été obtenues par placement de pôles. Celles-ci sont données en annexe III.

D. Identification neuronale

Nous allons préalablement faire apparaître une modélisation du moteur compatible avec son identification par un réseau neuronal. Comme nous l'avons annoncé, cette identification portera sur la caractéristique dynamique mécanique de l'ensemble machine-charge.

1. Modélisation des charges

En pratique, le couple imposé par la charge, entraînant ou non, équilibre à tout instant le couple électromagnétique développé par la machine : c'est le couple composite c_{fourni} que nous avons introduit en II-10. c_{fourni} est fonction d'une multitude de paramètres, notamment de variables mécaniques comme la vitesse, ou ses dérivées et son intégrale, mais encore de tous paramètres p propres au contexte de chaque charge particulière :

$$c_{fourni}(\theta, \Omega, \dot{\Omega}, \dots, p_1, p_2, \dots) \quad (II-25)$$

Mais cette expression de la charge est déjà évoluée par rapport aux phénomènes physiques. En réalité, l'accélération est un résultat, et le courant une commande qui impose un certain couple à l'ensemble en rotation. La description conforme aux causalités est donc celle qui fournit l'accélération en fonction de la vitesse, du couple et des autres paramètres éventuels :

$$\dot{\Omega} = f(\Omega, c_{fourni}, \dots) \quad (II-26)$$

Cette expression caractérise le comportement mécanique dynamique de l'ensemble mobile. Elle correspond à ce qu'un réseau doit apprendre pour en constituer un modèle neuronal.

Dans notre cas, nous souhaitons bâtir un correcteur de couple afin d'asservir la vitesse, selon le graphe informationnel causal de la figure II-8. Il s'agit bien alors d'identifier la fonction réciproque exprimant le couple selon la vitesse, l'accélération et les paramètres, telle que nous l'avons présentée en II-25. Sur la figure, le réseau neuronal identifie les quatre bulles, en intégrant également la relation proportionnelle liant le courant au couple, le flux étant toujours maintenu constant par ailleurs.

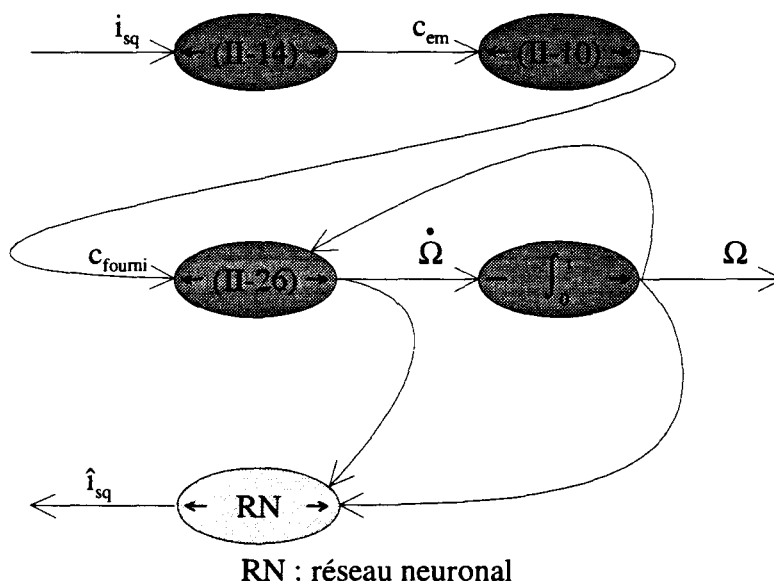


figure II-8 : graphe informationnel causal de la modélisation de la partie mécanique

La relation réalisée par le réseau neuronal étant statique, celle-ci est représentée rigide sur la figure. Toutefois, cela ne correspond pas à une causalité physique réversible, une modification directe de \hat{i}_{sq} n'ayant pas nécessairement répercussion sur la vitesse.

Il est possible d'imaginer des charges ne pouvant pas être commandées, la fonction II-26 qui les décrit n'étant pas inversible en II-25. C'est le cas si celle-ci n'est pas monotone par rapport au couple, quels que soient les autres paramètres. En pratique, pour une vitesse donnée, cette charge répondrait par une accélération de même valeur à deux couples différents, et de valeur différente à un couple médian. Un tel comportement semble difficile à concevoir, et nous n'en retiendrons pas l'éventualité pour la suite. Le cas limite du seuil de frottement sec, néanmoins, reste dans nos critères. Celui-ci s'exprime par un intervalle où le couple peut évoluer, à vitesse nulle, sans que l'accélération varie.

Les méthodes décrites dans la suite sont donc applicables à une large classe de charges mécaniques, même si elles ne prétendent pas être universelles.

Dès lors qu'il s'agit de reproduire une fonction à l'aide d'un réseau neuronal, nous devons nous limiter à des fonctions statiques. Nous ne pourrions donc pas identifier de charges variant aléatoirement ou selon des paramètres aléatoires, mais seulement des charges déterministes, c'est à dire modélisables sous forme de fonctions. Nous appellerons cet ensemble **classe des charges déterministes**. Le principe d'identification neuronal peut s'appliquer à toute charge déterministe, pour peu que les paramètres dont elle dépend soient recensés, bornés et mesurables.

Cette définition couvre une grande partie des charges rencontrées en pratique. Dans la suite de notre travail, nous considérerons uniquement la sous-classe des charges déterministes ne dépendant que de la vitesse et de l'accélération :

$$c_{\text{foumi}}(\Omega, \dot{\Omega}) \quad (II-27)$$

Ce type de charge peut être représenté par une surface dans le plan de phase *vitesse-accélération*.

La classe de charges que nous nous proposons de traiter inclut donc directement, à titre d'exemple, les couples usuels suivants :

- couple de frottement sec de module C_r $C_r \cdot \text{signe}(\Omega)$
- couple de frottement visqueux de module F $F \cdot \Omega$
- couple de charge parabolique de module P $P \cdot \Omega^2 \cdot \text{signe}(\Omega)$
- couple dû à un moment d'inertie $J(\Omega)$ $dJ(\Omega)/dt$

2. Forme identifiable par un réseau neuronal

Les équations II-10 et II-14 nous donnent l'expression électromécanique que nous cherchons à identifier. Dans l'hypothèse d'une commande vectorielle effective, le couple est proportionnel au courant i_{sq} . Par conséquent, identifier le couple revient à identifier le courant :

$$p \frac{M_{sr}}{L_r} \phi \cdot i_{sq} = c_{\text{foumi}} \quad (II-28)$$

D'où avec II-27 l'expression Γ du courant :

$$\begin{aligned} i_{sq} &= \frac{L_r}{pM_{sr}\phi} \cdot c_{\text{foumi}}(\Omega, \dot{\Omega}) \\ &= \Gamma(\Omega, \dot{\Omega}) \end{aligned} \quad (II-29)$$

Telle est donc la caractéristique non linéaire que le réseau neuronal doit apprendre, sous sa forme échantillonnée :

$$i_{sq}(k) = \Gamma_d(\Omega(k), \Omega(k-1)) \quad (II-30)$$

que nous obtenons à partir de la différentiation d'Euler :

$$i_{sq}(kT_e) = \Gamma \left(\Omega(kT_e), \frac{\Omega(kT_e) - \Omega((k-1)T_e)}{T_e} \right), \quad (II-31)$$

où T_e est la période, et k l'instant, d'échantillonnage.

Dès lors, selon le chapitre précédent, le réseau servant à l'identification, figure II-9, aura deux entrées et une sortie.

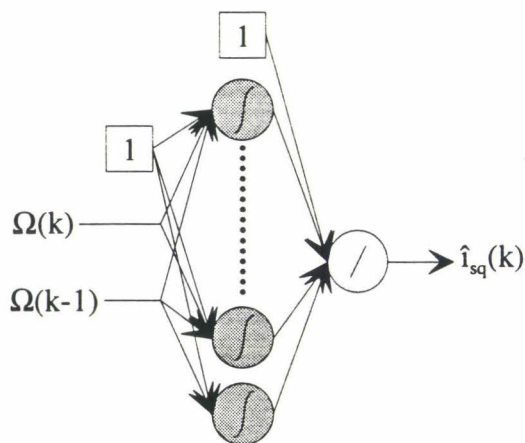


figure II-9 : modèle neuronal inverse de la caractéristique mécanique discrétisée

3. Préservation de la forme continue

L'expression discrète de la caractéristique mécanique nous a permis de déduire la structure du réseau neuronal à utiliser. Néanmoins, nous traiterons toujours les charges sous leur forme continue. Cela permet notamment de raisonner directement dans le plan de phase *vitesse-accélération*, plus pratique que le plan *vitesse-vitesse précédente*. D'autre part, la forme échantillonnée interdit certains aménagements à l'intérieur du réseau que nous verrons par la suite. Enfin, nous aurons besoin, dans la partie commande, d'accéder à l'accélération à l'entrée du réseau neuronal. Pour ces raisons, nous préférons utiliser le réseau neuronal pour reproduire la caractéristique de charge sous sa forme continue. Ajoutons que la forme discrétisée II-31 étant dépendante de la période d'échantillonnage, un changement de celle-ci implique de refaire tout l'apprentissage.

Nous entraînerons donc le réseau pour l'apprentissage de l'expression continue II-29, au lieu de II-30. Pour cela, nous transformons le schéma de la figure II-9 en celui de la figure II-10, où apparaissent explicitement Ω et $\dot{\Omega}$. L'ensemble hybride ainsi formé, figure II-10, est conforme aux réseaux utilisés au chapitre I, et réalise l'expression II-30.

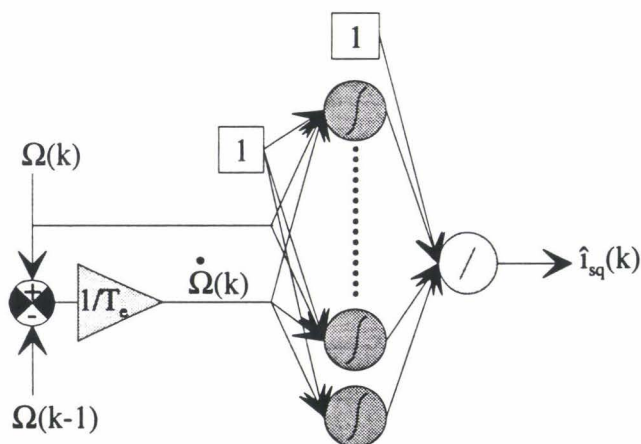


figure II-10 : modèle neuronal inverse de la caractéristique mécanique discrétisée, à partir de l'échantillonnage de la forme continue

Précisons encore que ce réseau neuronal conserve le même nombre d'entrées et de sorties que celui qu'il remplace.

4. Généralisation du principe : prise en compte de charges plus complexes

La restriction de la dépendance de la charge à la vitesse et à l'accélération mène à l'expression II-29. Nous allons montrer par quelques exemples que la prise en compte d'autres paramètres est possible.

Une charge dépendant de l'angle de rotation θ peut en effet être identifiée par un réseau à trois entrées :

$$i_{sq} = \Gamma(\theta, \Omega, \dot{\Omega}) \quad (II-32)$$

avec la condition que la dépendance à θ soit périodique. Ce type de problème apparaît par exemple avec la rotation d'une masse non équilibrée (balourd).

D'autres charges peuvent dépendre de paramètres non angulaires. Imaginons par exemple une charge pouvant prendre plusieurs états distincts, selon un paramètre P (par exemple : chargé / vide). Là encore, un réseau à trois entrées peut l'identifier :

$$i_{sq} = \Gamma(P, \Omega, \dot{\Omega}) \quad (II-33)$$

Citons enfin les travaux menés sur le cas plus complexe du jeu pouvant exister dans un couplage mécanique [39]. Les paramètres à prendre en compte, entre autres, dans ce cas sont les positions, vitesses et accélérations angulaires de part et d'autre de l'accouplement fautif :

$$i_{sq} = \Gamma(\theta, \Omega, \dot{\Omega}, \theta', \Omega', \dot{\Omega}', \dots) \quad (II-34)$$

Le cas des accouplements élastiques peut être traité de manière analogue, selon les mêmes paramètres.

Nous avons justifié notre approche en démontrant la possibilité d'identifier la caractéristique dynamique d'une charge mécanique à l'aide d'un réseau neuronal. Nous allons voir à présent d'une manière plus pratique les problèmes posés par la mise en œuvre de cette identification. Celle-ci peut être décomposée en deux opérations que nous allons détailler : la génération d'un ensemble judicieux d'échantillons et l'apprentissage de cet ensemble par le réseau neuronal.

5. Principe de la génération d'échantillons

a) Position du problème

Il s'agit de relever un ensemble de triplets (vitesse, accélération, courant) représentatif de tous les modes de fonctionnement du moteur.

L'échantillonnage le plus simple consiste à quadriller régulièrement le plan de phase vitesse-accélération, en relevant la surface décrite par le courant. Or, le courant est notre variable de contrôle, la seule pour agir sur les deux coordonnées du plan. Sans oublier que vitesse et accélération sont différentiellement dépendantes. Il faudra donc élaborer une stratégie d'échantillonnage particulière.

Nous allons voir avant tout l'étendue du domaine, nécessairement fini, que doit couvrir l'échantillonnage.

b) Limites du domaine d'échantillonnage

Ces limites correspondent aux conditions extrêmes de fonctionnement qu'on veut imposer à la chaîne de puissance onduleur-moteur-charge. Celles-ci ne peuvent être ignorées pour un fonctionnement fiable. Il faudra donc tenir compte de la tension et du courant maximal autorisés par l'onduleur et par le moteur, ainsi que des contraintes mécaniques du groupe moteur-charge, principalement vitesse et accélération maximales.

Compte tenu du lien entre ces grandeurs, nous considérerons les contraintes en courant et vitesse, en supposant que l'onduleur qui alimente la machine est dimensionné pour sa tension et son courant nominaux.

Nous limiterons donc le courant, ainsi que la vitesse le cas échéant, c'est à dire si la vitesse nominale est largement dépassée en régime permanent, pour le courant maximal (cas des faibles charges).

Supposons le moteur relié à une charge opposant un couple de la forme II-27.

Celle-ci, avec les équations mécaniques du moteur commandé « vectoriellement », définit la surface à identifier (II-29) :

$$i_{sq} = \Gamma(\Omega, \dot{\Omega})$$

La contrainte d'un courant maximal I_{Max} définit deux courbes dans le plan $(\Omega, d\Omega/dt)$ relativement à la fonction Γ , correspondant à $i_{sq} = I_{Max}$ et $i_{sq} = -I_{Max}$ (figure II-11). C'est ce principe de circonscription d'un domaine dans le plan de phase que nous utiliserons lors de la génération des échantillons.

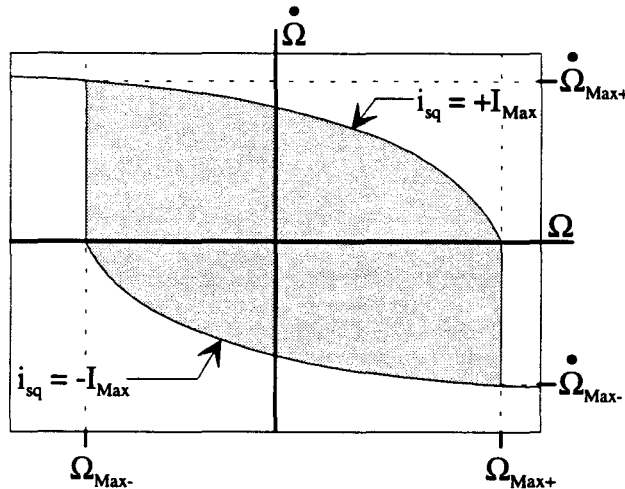


figure II-11 : limites du lieu des échantillons

Chacune de ces courbes possède une extrémité, située sur l'axe des vitesses, indiquant la vitesse maximale qu'il est possible d'atteindre pour le courant considéré. Sur la figure, ces vitesses sont notées Ω_{Max+} et Ω_{Max-} , pour les courants I_{Max} et $-I_{Max}$ respectivement. Elles constituent par nature les limites verticales dont nous pouvons clore notre domaine d'échantillonnage, qui apparaît tramé sur la figure. Effectivement, à moins qu'il y soit initialement, le moteur ne pourra pas atteindre un état extérieur au domaine ainsi défini s'il respecte sa limite de courant I_{Max} .

Notons enfin les accélérations maximales $\dot{\Omega}_{Max+}$ et $\dot{\Omega}_{Max-}$, obtenues pour Ω_{Max-} et Ω_{Max+} après inversion du courant i_{sq} .

La figure II-12 présente la prise en compte de limites plus restrictives que celles qui découlent naturellement de I_{Max} .

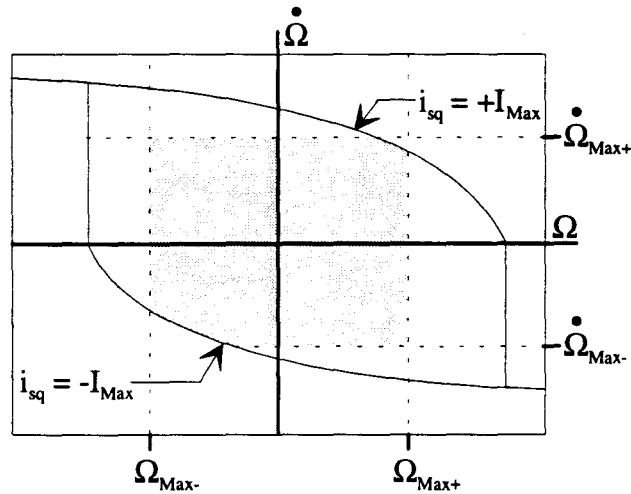


figure II-12 : limites mécaniques supplémentaires

Nous ferons abstraction dans la suite de ces limites mécaniques éventuelles, qu'il est toujours possible et aisé de prendre en compte.

À propos du courant maximal, celui que nous avons considéré ici, et tel qu'il définit le domaine de fonctionnement de la figure II-11, est susceptible de correspondre à un régime permanent. Il s'agira donc du courant nominal de la machine, plutôt que du courant transitoire maximal admissible ; toutes valeurs exprimées dans le repère (o, d, q). D'une manière générale, le choix de I_{Max} dépend du mode d'utilisation de la charge, selon des considérations communes à tout dessein d'asservir la vitesse d'une charge mécanique.

S'il s'agit, par exemple, de répondre à des échelons de vitesse, la configuration que décrit la figure II-12 est judicieuse, Ω_{Max-} et Ω_{Max+} correspondant au courant nominal en régime permanent, I_{Max} étant un courant plus fort autorisé de manière transitoire.

En revanche, si la vitesse de la charge doit poursuivre une consigne erratique, la notion de régime permanent n'a plus cours, et la machine devient susceptible d'absorber I_{max} en permanence pour vaincre l'inertie de sa charge : il s'agit alors du courant nominal, et c'est la configuration de la figure II-11 qu'il convient d'adopter pour garantir la fiabilité de l'asservissement.

c) Répartition des échantillons dans le plan de phase

Il est impératif que les échantillons couvrent le domaine de fonctionnement mis en évidence précédemment. Mais il y a différentes manières de les y répartir et nous allons voir que la plus judicieuse n'est pas forcément régulière.

En effet, compte tenu du critère de type moindres carrés retenu pour l'apprentissage, l'erreur d'identification sera globalement répartie sur tous les échantillons. Si les échantillons sont répartis régulièrement sur le domaine $(\Omega, \dot{\Omega})$, l'erreur d'identification sera elle aussi équitablement répartie ; la robustesse sera ainsi optimisée pour tous les modes de fonctionnement (figure II-13/a). Or, selon le type d'utilisation de l'actionneur envisagé, certaines régions du domaine d'échantillonnage seront moins usitées que d'autres. Ou toutes ne présenteront pas autant d'intérêt à être parfaitement identifiées et il conviendra de concentrer les échantillons dans les parties

utiles du plan. Cette disposition permet de programmer la répartition de l'erreur d'identification sur le domaine d'apprentissage.

La figure II-13 présente différentes répartitions sur un domaine rectangulaire symbolisant le plan de phase de la figure II-11 :

- Une application réclamant un maximum de précision en régime permanent (b) : la concentration est augmentée pour les accélérations faibles.
- L'asservissement en position d'une charge difficile à basse vitesse, par exemple présentant un fort frottement sec (c). Les échantillons sont plus nombreux pour les vitesses faibles.
- Une application où l'on utilise peu les plages d'accélération moyenne : l'identification est alors optimisée autour de l'accélération maximale dans les deux sens et autour du régime permanent (d). Cette répartition est intéressante si le moteur ne doit répondre qu'à des échelons de vitesse de consigne.

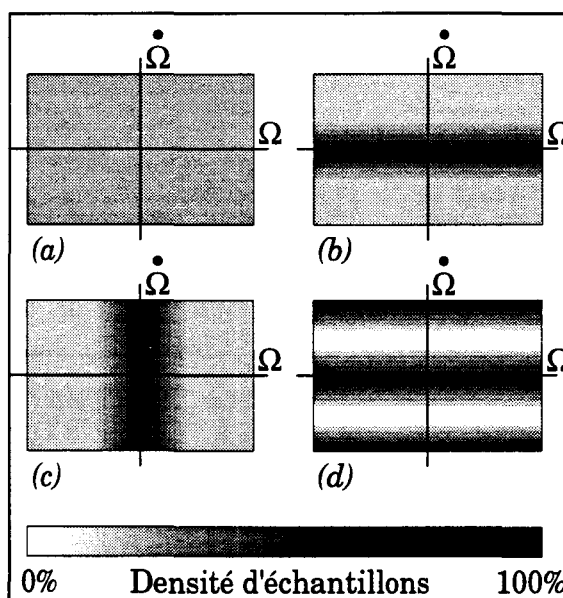


figure II-13 : lieux des échantillons

Nous utiliserons dans le cadre de notre travail un échantillonnage régulier, légèrement resserré autour du régime permanent (b), et du seuil de frottement sec le cas échéant (c).

d) Remarques sur la mise en œuvre

Ces discussions topologiques nous amènent au problème de la mise en œuvre : comment générer concrètement les points du plan de phase que nous souhaitons acquérir ?

Notre commande neuronale sera vectorielle. L'orientation du repère selon le flux rotorique, ainsi que la régulation de celui-ci, sont assurées indépendamment de la partie neuronale requérant identification. La commande du couple du moteur s'effectuera alors par le courant en quadrature i_{sq} , comme expliqué antérieurement.

Pour obtenir un échantillon précis, c'est à dire un point du plan (Ω , $d\Omega/dt$), il faut, par action sur la commande i_{sq} , amener le moteur dans l'état correspondant, puis prélever les coordonnées de ce point. Or, dans un plan de phase, les deux coordonnées sont liées par une relation différentielle. Il n'est dès lors pas possible de se positionner directement en un point : il faut pour cela agir sur la commande dans le temps. La difficulté est donc

de trouver la **séquence de commande** permettant de quadriller ce plan en relevant tous les points souhaités.

La solution que nous avons retenue est l'asservissement d'une des coordonnées du plan. En l'occurrence, nous piloterons le moteur en vitesse, un choix judicieux de la séquence d'entraînement (rampes de vitesse) assurant la maîtrise de l'accélération.

L'échantillonnage peut donc être effectué à partir d'une ébauche à contrôleur P ou PI de notre commande en vitesse définitive. Le réglage de cet asservissement peut être grossier, pourvu qu'il soit stable. En effet, si la valeur du courant relevée pour chaque point doit être précise, la situation $(\Omega, d\Omega/dt)$ du point n'est pas critique.

e) Procédure d'échantillonnage

Dans un premier temps, le moteur est commandé en couple, donc boucle de vitesse déconnectée. C'est la phase de **circonscription**, figure II-14, qui permet de relever les vitesses et accélérations maximales, ainsi que les échantillons du contour.

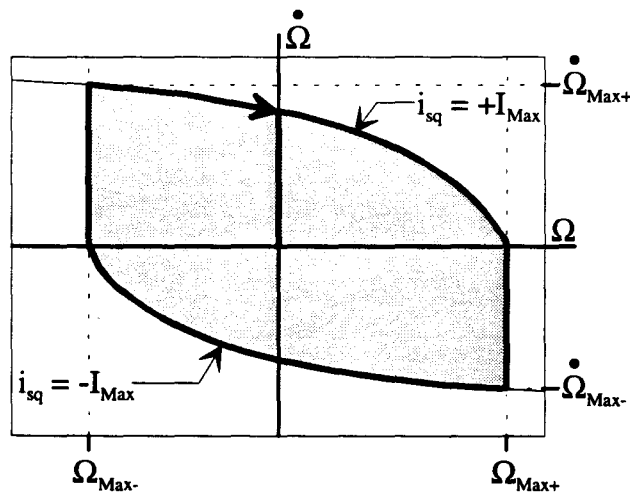


figure II-14 : circonscription du domaine d'échantillonnage

Nous imposons ensuite au moteur des **rampes de vitesse** pour décrire une spirale dans le plan de phase, visible figure II-15. Cette méthode permet de se déplacer à accélération constante sur des parallèles à l'axe Ω , terminées une fois le courant maximal atteint, par des segments de courbes nécessaires pour atteindre la vitesse maximale avant de repartir en sens inverse.

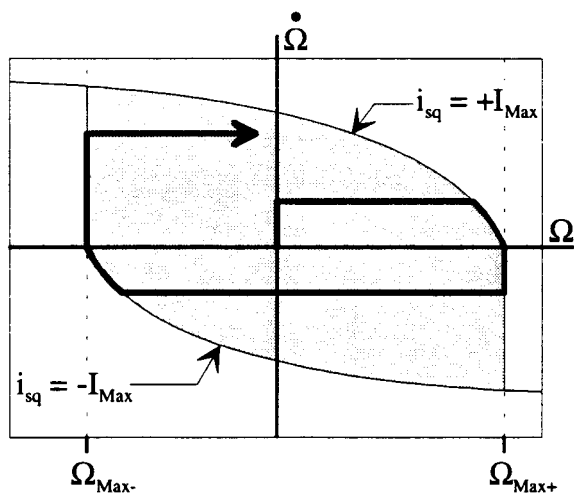


figure II-15 : déplacement suivant des rampes de vitesse

Les consignes d'accélération forment une suite, régulière ou non selon la répartition souhaitée. De même, la capture des échantillons intervient selon des pas de vitesse donnés, conformément au modèle de répartition retenu.

Chaque échantillon est relevé sous une double condition : qu'il soit désiré, c'est à dire que la vitesse soit celle où l'on souhaite un échantillon et qu'il soit légitime, c'est à dire qu'il appartienne bien à la rampe effective de vitesse, et non à la portion de contour qui la termine. Sans cette restriction, nous relèverions à l'issue de chaque rampe, et de manière redondante, des points du contour d'échantillonnage ; seuls les points intérieurs au domaine nous intéressent ici.

Il est préférable de compléter le cycle de rampes par une série d'échantillons en **régime permanent**. Il s'agit alors d'imposer une suite de consignes de vitesse (figure II-16) et de détecter le régime permanent, c'est à dire une valeur suffisamment faible $\dot{\Omega}_{Seuil}$ de l'accélération.

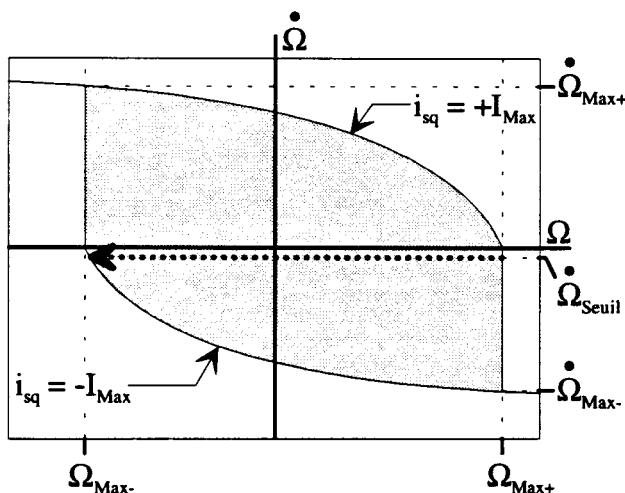


figure II-16 : échantillonnage du régime permanent

Soulignons l'importance du seuil d'accélération $\dot{\Omega}_{Seuil}$. Si celui-ci est choisi trop petit, c'est à dire inférieur au niveau de bruit, son franchissement sera aléatoire ; par conséquent ce choix résulte d'un compromis.

La procédure générale se décompose, dans le principe, selon les étapes suivantes :

- Choix *a priori* de la série de vitesses où l'on souhaite relever le courant :
 $L_v = \{ \dots ; \Omega_{2+} ; \Omega_{1+} ; 0 ; \Omega_{1-} ; \Omega_{2-} ; \dots \}$. En pratique, quelques points autour de l'origine, puis un pas d'accroissement constant.
- Circonscription du domaine selon I_{Max} : accélération à courant maximal jusqu'au régime permanent, c'est à dire jusqu'à la vitesse maximale dans le sens direct Ω_{Max+} . Retour dans le sens inverse jusqu'à la vitesse maximale Ω_{Max-} en relevant les échantillons du contour inverse et l'accélération inverse maximale $\dot{\Omega}_{Max-}$. Atteindre à nouveau Ω_{Max+} en relevant les échantillons du contour direct et l'accélération directe maximale $\dot{\Omega}_{Max+}$.
- Choix de la séquence des accélérations de consigne :
 $L_a = \{ a_{1+} ; a_{1-} ; a_{2+} ; a_{2-} ; \dots \dot{\Omega}_{Max+} ; \dot{\Omega}_{Max-} \}$.
- Échantillonnage en régime permanent par bonds selon L_v , en relevant les points correspondants, jusqu'à la vitesse maximale dans le sens inverse Ω_{Max-} , c'est à dire au régime permanent à courant maximal $-I_{Max}$.
- Allers et retours à accélération constante, selon L_a : a_{1+} , a_{1-} , a_{2+} , a_{2-} *et cætera*, avec changement de consigne lorsque le régime permanent est atteint, donc généralement à la suite d'une portion de courbe à courant maximal. Les échantillons sont relevés selon L_v lorsque le courant n'est pas saturé.

Cette procédure se prête très bien à une modélisation par grafcet. Celui-ci comporte deux parties distinctes : l'une s'occupe de générer les consignes de vitesse tandis que l'autre effectue la capture des échantillons aux instants opportuns (figure II-17).

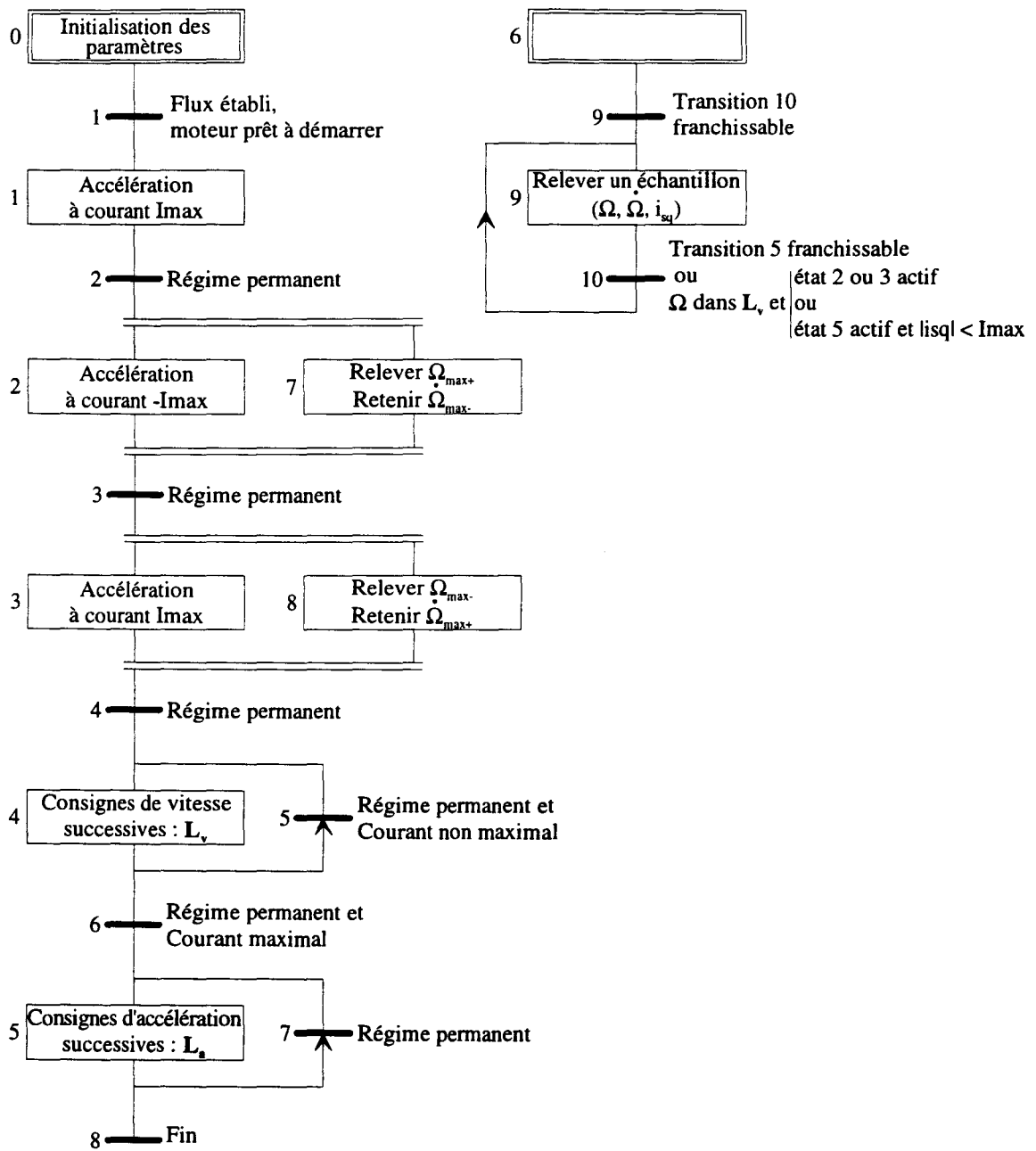


figure II-17 : grafcet de contrôle de l'échantillonnage

D'un point de vue pratique, le séquencement des opérations est délicat : il faut en effet capter les échantillons d'après des critères variables selon que l'on est en accélération constante, en régime saturé $\pm I_{Max}$ ou en sauts de vitesse. Ceci pose des problèmes en pratique car il faut être capable de détecter le régime quasi-permanent malgré l'imprécision et la tendance au dépassement de l'asservissement et, surtout, malgré le bruit. L'annexe II contient la description précise des procédures utilisées en simulation et en expérimentation.

E. Intégration de connaissances concernant les charges

1. Objet

Nous avons décidé dans la partie D. 1. de nous limiter aux charges dépendant de la vitesse et de l'accélération. Or, dans cette hypothèse, si l'utilisation d'un réseau neuronal générique à deux entrées est la solution universelle, ce n'est pas forcément toujours la plus pertinente. En effet, lorsque nous disposons de données formelles sur le comportement de la charge, il faudrait en tirer un gain de précision, parallèlement à un allègement du réseau et donc une accélération de l'apprentissage.

Nous allons voir maintenant comment il est possible de prendre en compte de telles connaissances concernant la charge. Signalons déjà que nous n'exploiterons pas systématiquement ces résultats, présentés pour certains à titre indicatif.

Cette partie justifie, par ailleurs, notre choix d'identifier la caractéristique de charge sous sa forme continue. En effet, les méthodes présentées ici utilisent toutes la possibilité d'intervenir indépendamment sur les entrées de vitesse et d'accélération du réseau neuronal.

2. Restriction

Nous ne considérerons que des charges croissantes selon l'accélération, c'est à dire opposant un couple croissant avec l'accélération pour toute vitesse donnée, conformément aux réflexions liminaires de la partie D.1.. Ceci correspond au cas général, et exclut les charges qui posséderaient les caractéristiques d'une inertie négative.

3. Les charges régulières

a) Définition

Nous avons présenté une étude théorique sur l'identification neuronale de la caractéristique mécanique des ensembles moteur asynchrone + charge ; cette caractéristique étant écrite sous la forme II-29.

Or, sauf dans d'exceptionnels cas particuliers, les effets de la vitesse et de l'accélération sont linéairement séparables :

$$c_{\text{fourni}}(\Omega, \dot{\Omega}) = c_v(\Omega) + c_a(\dot{\Omega}) \quad (\text{II-35})$$

Ensuite, si le couple c_v est rarement linéaire, notamment à cause des inévitables frottements secs, le couple c_a dû à l'accélération est, dans la plupart des cas, proportionnel, engendré par l'inertie de moment J de l'ensemble mécanique en rotation :

$$c_a(\dot{\Omega}) = J \cdot \dot{\Omega} \quad (\text{II-36})$$

D'où la fonction à identifier, définissant ce que nous nommerons la classe des **charges régulières** :

$$i_{sq} = \frac{L_r}{pM_s\phi} \cdot [c_v(\Omega) + J \cdot \dot{\Omega}] = c'_v(\Omega) + J' \cdot \dot{\Omega} \quad (\text{II-37})$$

Il suffit pour se convaincre de l'opportunité de ces simplifications de tenter d'en imaginer des contre-exemples. Les inerties non linéaires ou variant avec la vitesse sont des cas très particuliers, qui restent cependant concernés par notre étude (cf. II-27).

Nous allons voir à présent les simplifications que peut apporter cette connaissance de la charge à piloter.

b) Échantillonnage

L'échantillonnage se trouve allégé par la séparation des effets de la vitesse et de l'accélération, le courant étant proportionnel par rapport à cette dernière. En effet, nous rapportons un problème de dimension 2 à deux problèmes de dimension 1 : l'apprentissage d'une fonction de deux variables devient l'apprentissage de deux fonctions d'une variable, dont l'une s'annule en zéro.

Ainsi, un ensemble de points décrivant le régime permanent est un échantillonnage de $c'_v(\Omega)$ puisque, dans ces conditions, l'inertie n'intervient pas (cf. II-37). D'autre part, l'inertie J peut être déduite de deux points relevés à la même vitesse mais pour des accélérations différentes. Il n'est donc plus nécessaire de quadriller exhaustivement le plan de phase, la mise en œuvre s'en trouve simplifiée et la durée d'échantillonnage réduite.

La procédure générale, présentée plus haut, pourrait ainsi se restreindre à l'échantillonnage du contour et du régime permanent, conformément à la figure II-18.

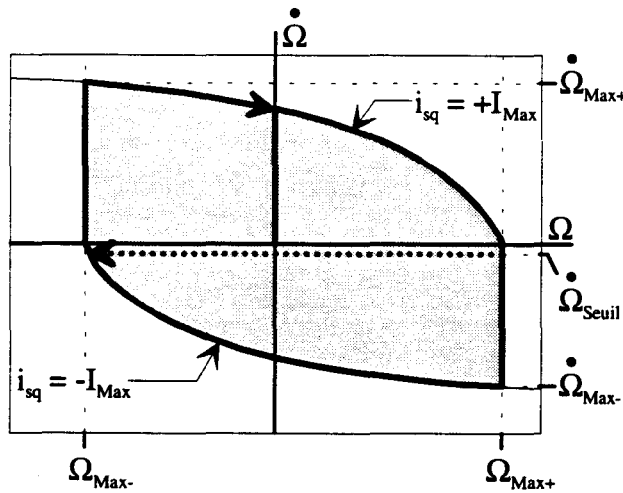


figure II-18 : échantillonnage simplifié

Les échantillons obtenus permettent de calculer avec redondance la charge. Nous en tirons donc une estimation fiabilisée par rapport aux problèmes de bruit. Pour cela, l'inertie J est extraite par moyennage des estimations qu'en donnent tous les couples de points contour-régime permanent à même vitesse qu'il est possible de former. Ensuite, $c'_v(\Omega)$ est estimée, pour chaque vitesse de la suite de capture L_v , comme la moyenne des courants relevés à cette vitesse, l'effet de l'inertie en étant soustrait.

c) Réseau neuronal

D'autre part, le réseau peut tirer parti de la séparation linéaire entre la vitesse et l'accélération, ce qui réduit sa complexité. En effet, ses couches cachées peuvent être séparées en deux blocs distincts dédiés à la vitesse et à l'accélération, ce qui revient à supprimer un certain nombre de connexions.

D'autre part, les neurones dédiés au traitement de l'accélération peuvent avantageusement devenir linéaires.

D'où la structure interne évoluée du réseau neuronal, représentée figure II-19.

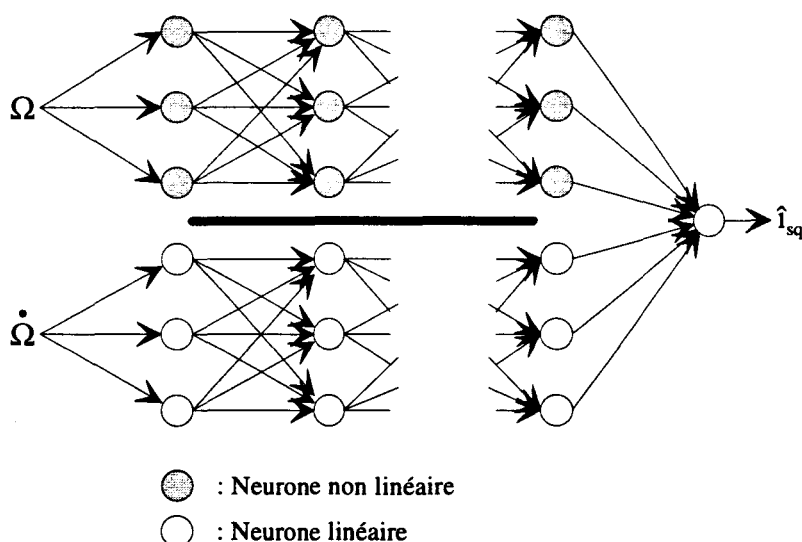


figure II-19 : réseau adapté aux charges régulières

Sur l'exemple symétrique de cette figure, le nombre de connexions internes est divisé par deux, ce qui est considérable.

Mais pour tirer le meilleur parti d'une charge régulière, l'accélération doit être traitée analytiquement par un gain. Car nous avons vu dans la partie précédente comment, à partir d'un échantillonnage simplifié, obtenir par calcul la valeur de l'inertie J .

La figure II-20 présente l'ensemble neuronal adapté à la modélisation des charges régulières. Le réseau neuronal est déchargé du traitement de l'accélération.

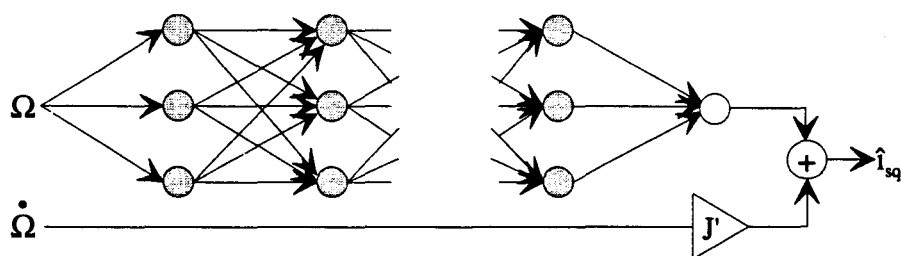


figure II-20 : modèle neuronal adapté aux charges régulières

Le réseau dédié à la reproduction de la caractéristique courant en fonction de la vitesse $c'_v(\Omega)$, donc d'une fonction scalaire, sera plus précis et plus facile à entraîner que le réseau polyvalent à deux entrées dont il est issu.

La démarche précédente est tout à fait efficace. Mais il est aussi possible d'effectuer un traitement analytique du seuil. Le réseau qui en résulte est présenté figure II-22.

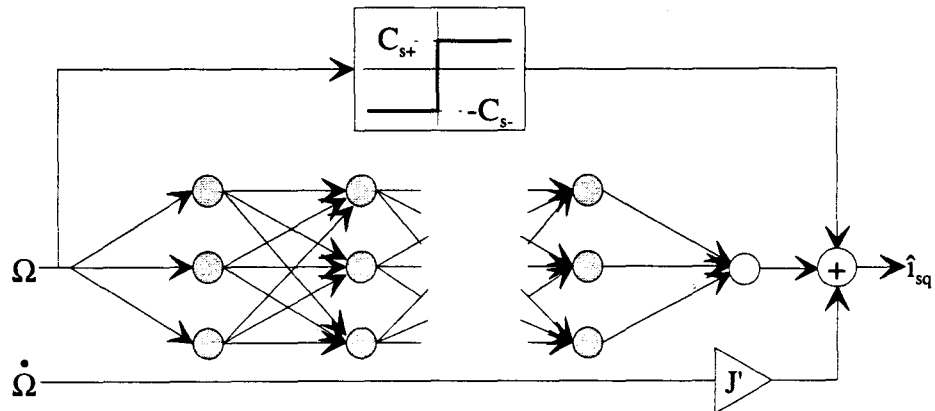


figure II-22 : modèle neuronal adapté aux charges régulières avec frottement sec

Le calcul des valeurs du frottement sec s'effectue à partir des échantillons préalablement prélevés. Lorsqu'un couple de frottement sec conséquent est attendu, l'échantillonnage doit être densifié dans les basses vitesses pour permettre une bonne extrapolation de ses valeurs limites C_{s-} et C_{s+} .

5. Conclusion

Il est légitime de tenir compte pour l'élaboration du réseau des connaissances éventuellement disponibles sur la charge. Ainsi que nous l'avons montré, ceci permet une simplification des schémas et des procédures, parallèlement à une amélioration de la précision. Cette démarche est d'autant plus justifiée qu'elle concerne une majorité des charges.

En fin de compte, toutes les influences dont la forme est connue peuvent être traitées analytiquement, le réseau ne s'occupant que des parties indéterminées, usuellement nommées perturbations. La figure II-23 schématise cette manière de décharger le réseau d'une partie des signaux qui lui étaient destinés à l'origine.

Au niveau de l'apprentissage, l'erreur sur la sortie globale est rétropropagée dans le réseau, seul habilité à intégrer celle-ci, traitant ainsi la résultante inconnue de la fonction mécanique.

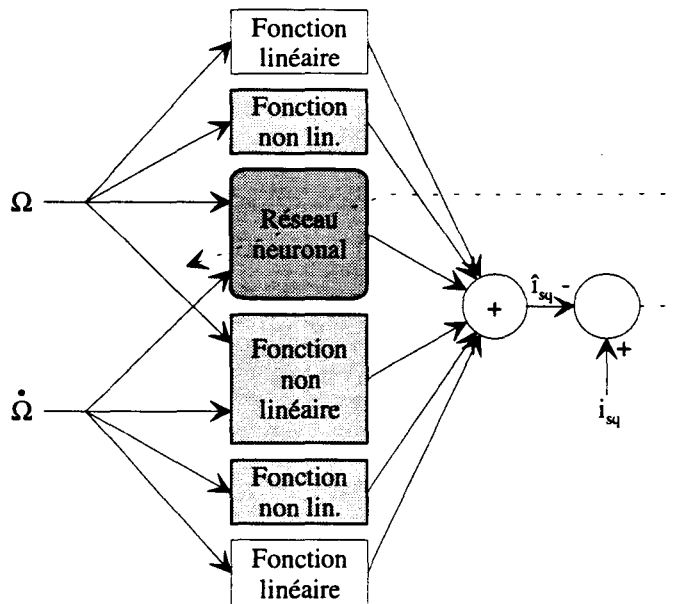


figure II-23 : prise en compte d'une connaissance partielle de la charge

La figure II-24 représente le traitement analytique des charges régulières avec frottement sec. C'est une évolution de la figure II-23, les blocs inutiles étant figurés vides et en pointillé.

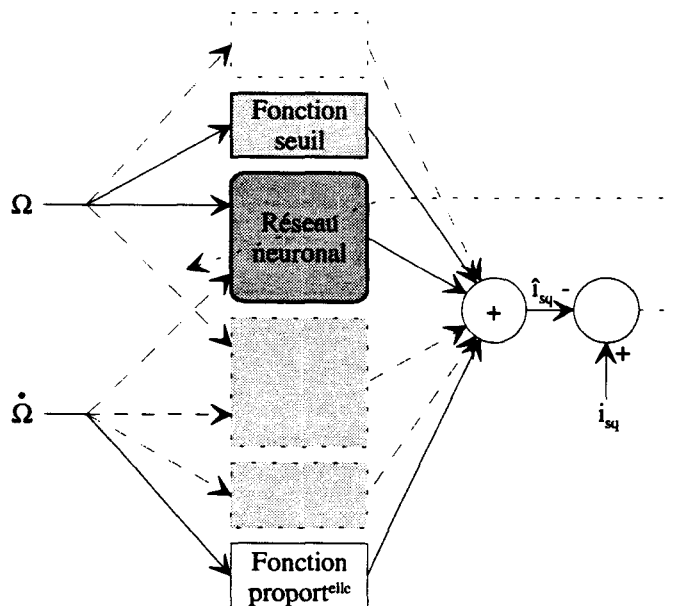


figure II-24 : cas d'une charge régulière avec frottement sec

Le but de ce sous-chapitre était de fournir quelques outils pour intégrer toute connaissance de la charge à piloter. Il est vrai qu'en pratique, les charges sont partiellement connues, et il serait malvenu de refuser un surcroît d'efficacité en n'en tenant pas compte. Il s'agit donc d'une ouverture vers les applications pratiques.

En revanche, dans notre exposé, nous n'appliquerons pas ces résultats, à l'exception du traitement des seuils par spécialisation de neurones, et nous nous contenterons de l'approche universelle de manière à conserver à notre travail une portée générale.

F. Mise en œuvre

Dans ce sous-chapitre, nous allons appliquer les techniques d'échantillonnage et d'apprentissage présentées auparavant, aux cas de différentes charges mécaniques.

1. Conditions

Les charges traitées sont de trois types : deux d'entre elles sont des charges fictives, étudiées en simulation et dont nous disposons d'un modèle analytique. La première, nommée « charge seuil », présente un seuil de frottement sec important, et une caractéristique parabolique selon la vitesse. La deuxième, appelée « charge sévère », comporte une caractéristique fragmentée en trois parties selon la vitesse, correspondant à une inertie brutalement variable, à 100rd/s et -50rd/s.

Enfin, nous disposons d'une charge expérimentale, certes moins riche en non linéarités que les deux précédentes, mais qui permettra de valider les méthodes proposées. La charge expérimentale étant constituée d'une génératrice à courant continu débitant dans une résistance, nous pouvons en attendre une caractéristique linéaire, avec un éventuel seuil de frottement sec.

Par ailleurs, les procédures d'échantillonnage utilisées en simulation et en expérimentation sont issues de celle présentée au paragraphe D.5.e.. Elles sont détaillées dans l'annexe II. De plus, l'annexe III contient les conditions générales de simulation et d'expérimentation. On y trouvera, outre la description des charges utilisées, les données quantitatives concernant les correcteurs et la partie puissance.

2. Échantillonnages simulés

a) Charge seuil

Les caractéristiques fixées pour cet échantillonnage sont :

Seuil du régime permanent.....	25 rd/s ²
Pas d'accélération.....	100 rd/s ² puis 200 rd/s ²
Pas de vitesse.....	10 rd/s et points à ± 2 rd/s
Courant maximal	20 A
Il en résulte :	
Durée réelle	24,5 s
Nombre d'échantillons	499
Extrema	-164 rd/s ; 168 rd/s ; -2198 rd/s ² ; 2198 rd/s ²

Les figures II-25 à II-27 présentent les trois premières phases de l'échantillonnage de la charge seuil, selon la méthode décrite précédemment. Les points représentent les échantillons prélevés, et la ligne courbe, la trajectoire de phase réelle. Le cadre « contour limite » matérialise les valeurs extrêmes relevées pour la vitesse et l'accélération.

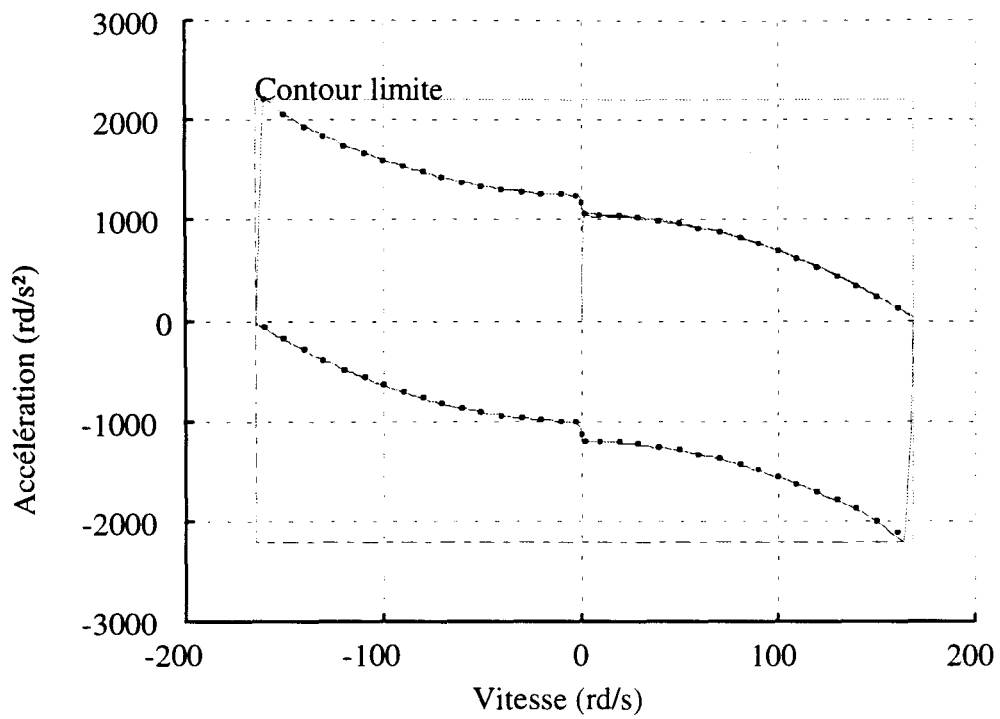


figure II-25 : détection des limites et échantillonnage du contour

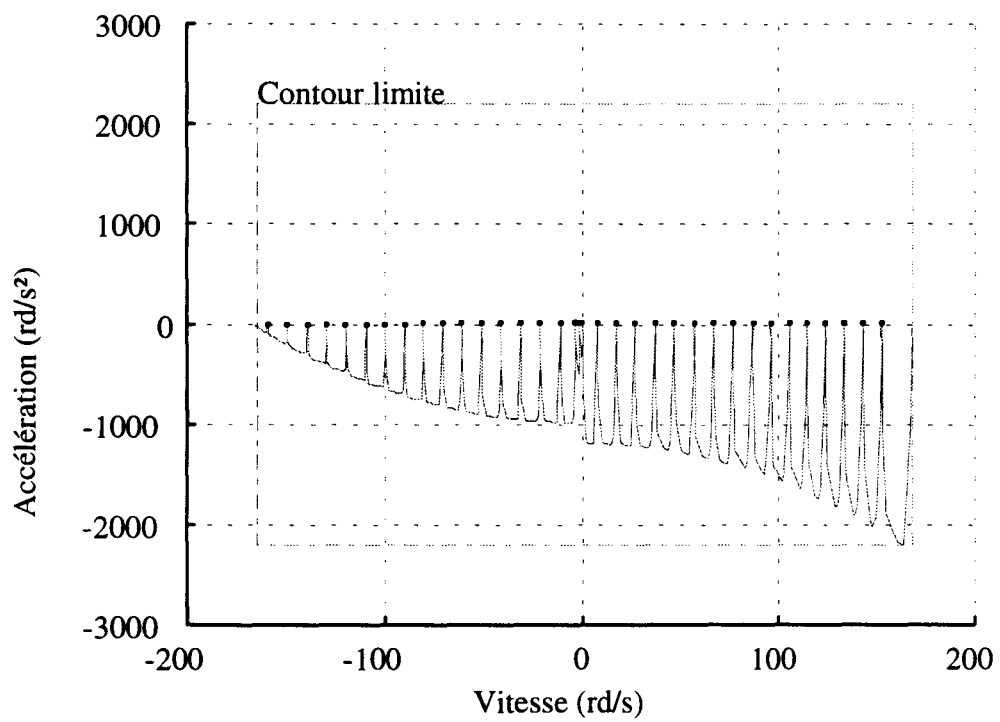


figure II-26 : échantillonnage du régime permanent

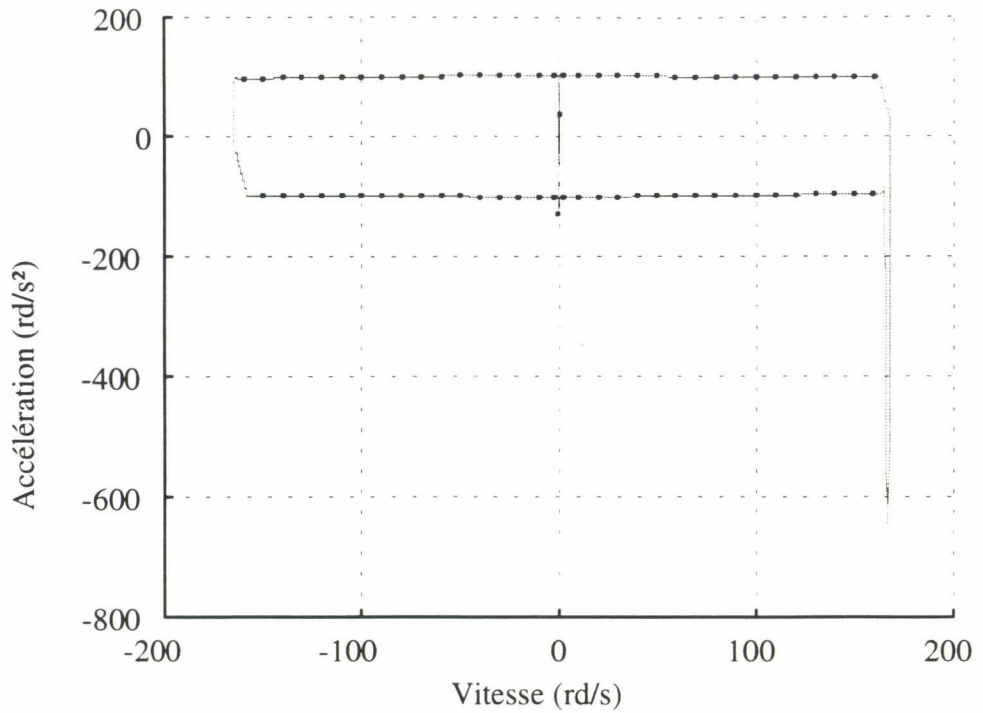


figure II-27 : échantillonnage aller et retour pour la première consigne d'accélération

Le pic de la figure II-27 provient d'une discontinuité du courant de référence, à l'instant où la commande en vitesse remplace la commande en courant.

La figure II-28 présente l'échantillonnage complet, ainsi que l'échantillon relevé.

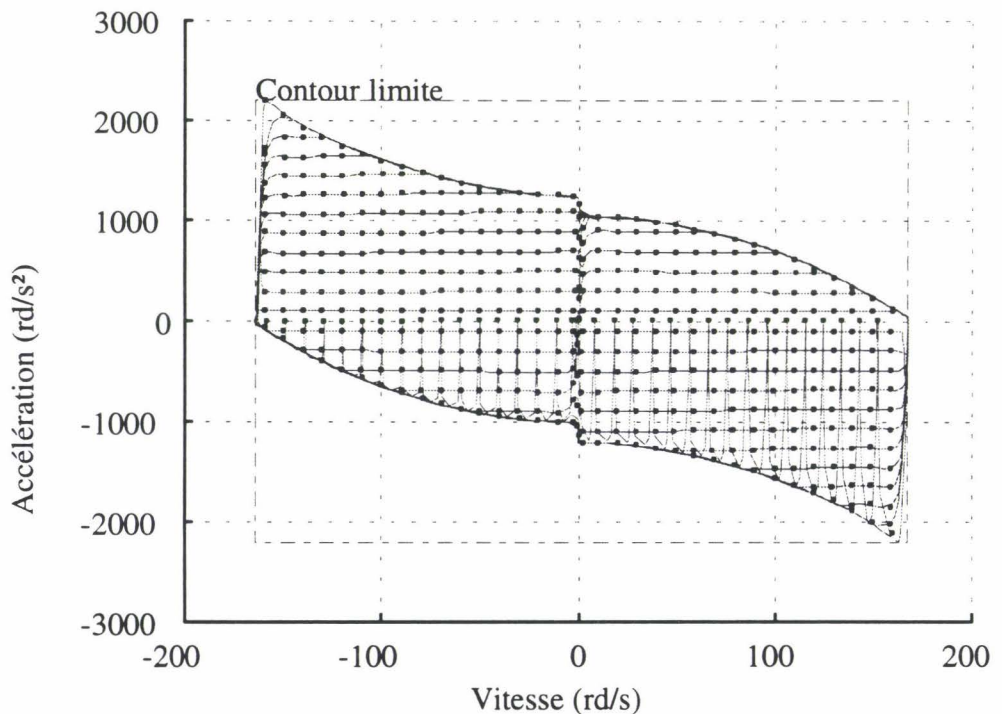


figure II-28 : échantillonnage de la charge seuil

La figure II-29 est un agrandissement sur les échantillons du régime permanent. La procédure utilisée détecte le régime permanent, ici une accélération inférieure à 25rd/s^2 , puis attend quelques périodes d'échantillonnage avant de relever le point, ce qui permet à

la vitesse de converger sur sa consigne. Sans cette temporisation, la précision en vitesse des points relevés était insuffisante. Ceci explique la précision en accélération bien supérieure au critère de 25rd/s^2 .

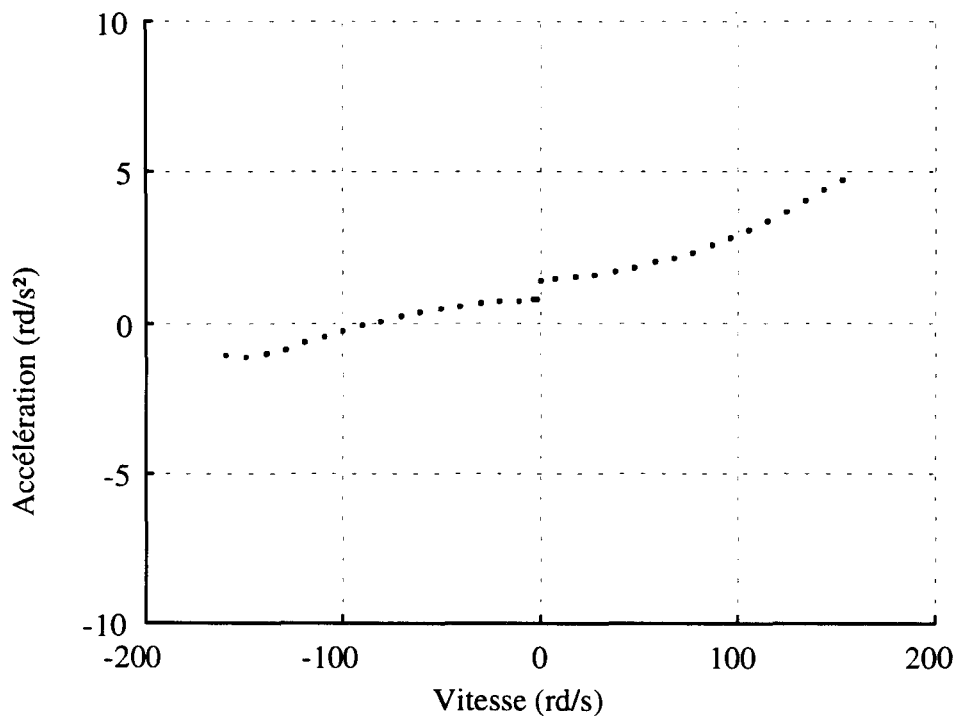


figure II-29 : échantillons du régime permanent

L'agrandissement de la figure II-30 montre la précision en basse vitesse des échantillons.

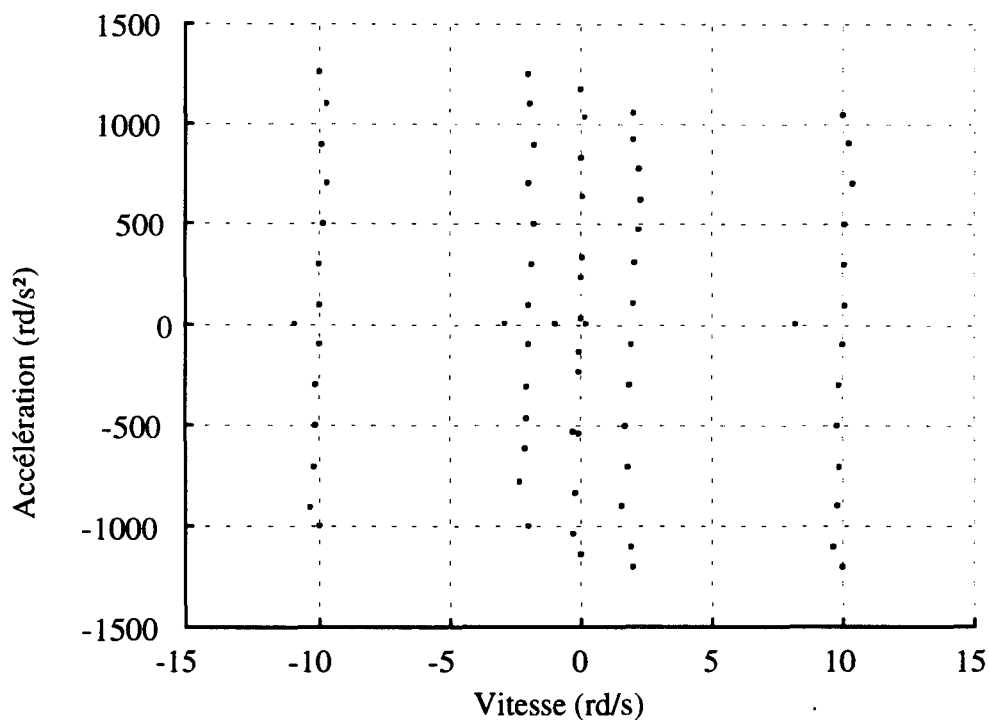


figure II-30 : échantillons à basse vitesse

b) Charge sévère

Cette charge étant particulièrement complexe, sa caractéristique doit être échantillonnée plus finement. Les caractéristiques fixées pour son échantillonnage sont donc :

Seuil du régime permanent.....	25 rd/s ²
Pas d'accélération.....	20 rd/s ² puis 50 rd/s ²
Pas de vitesse.....	5 rd/s et points à ± 1 rd/s
Courant maximal.....	20 A
Il en résulte :	
Durée réelle.....	132 s
Nombre d'échantillons.....	1755
Extrema.....	-140 rd/s ; 122 rd/s ; -1360 rd/s ² ; 1352 rd/s ²

Les vitesses maximales relevées sont sensiblement inférieures aux valeurs théoriques, visibles en annexe III, qui sont de l'ordre de 160 rd/s. Cela tient au seuil de détection du « régime permanent », et au profil particulier de cette charge en fonction de la vitesse.

Les figures II-31 à II-33 présentent les trois premières phases de l'échantillonnage.

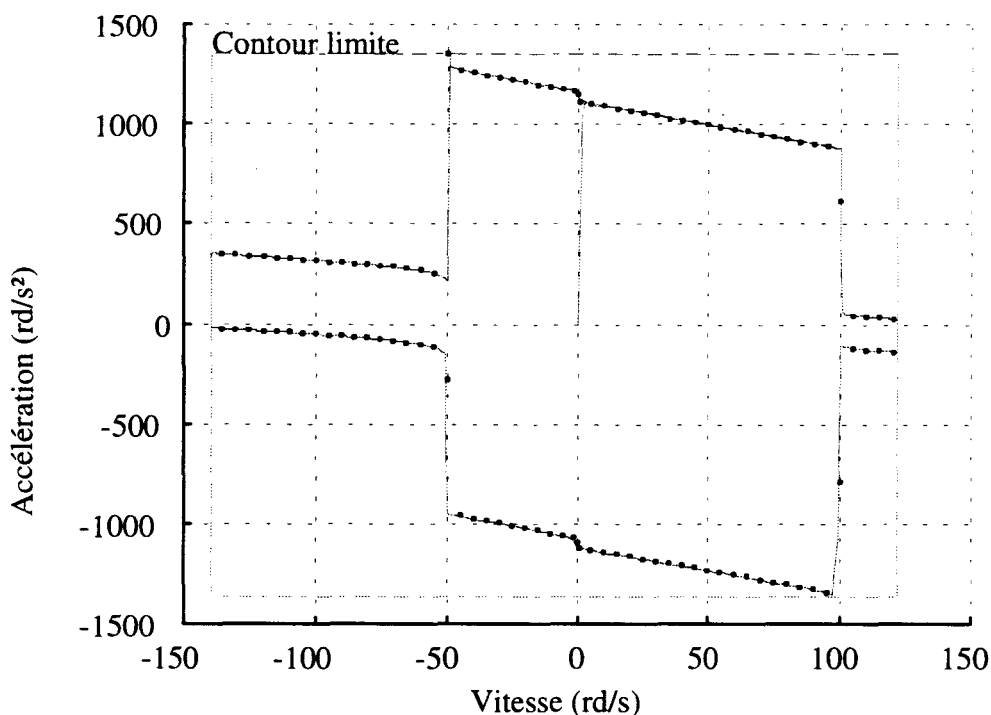


figure II-31 : détection des limites et échantillonnage du contour

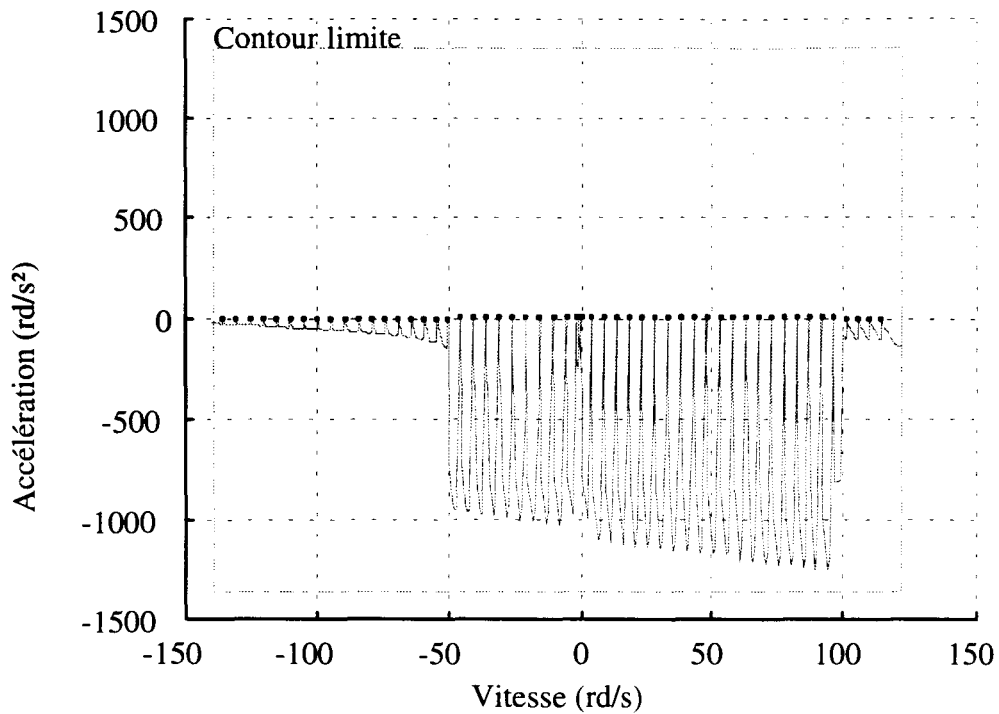


figure II-32 : échantillonnage du régime permanent

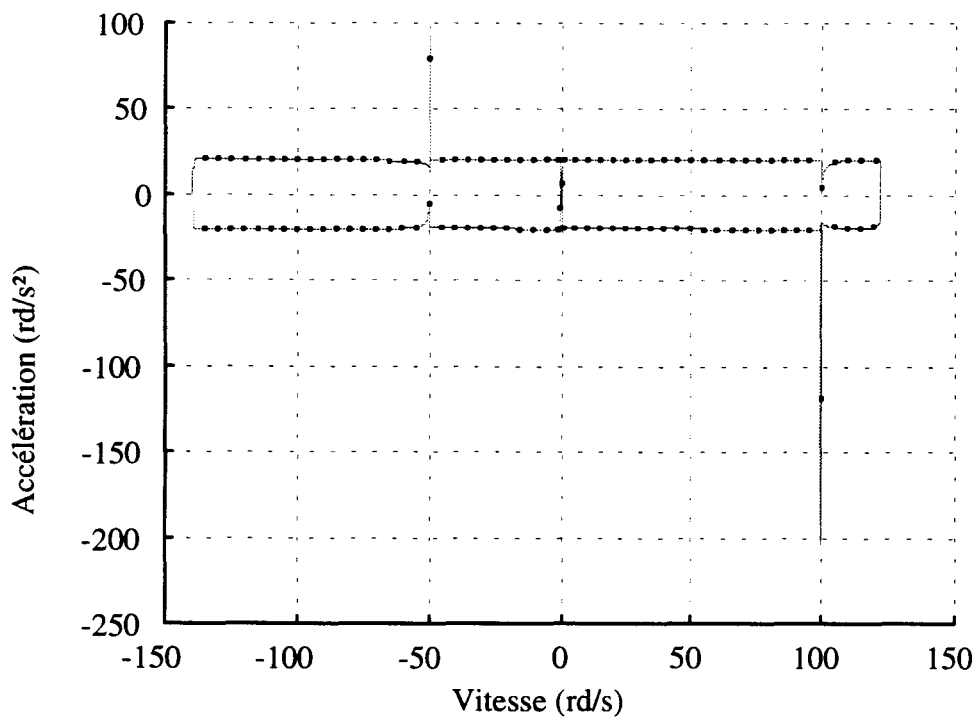


figure II-33 : échantillonnage aller et retour pour la première consigne d'accélération

Les sauts d'accélération remarquables sur la figure II-33 s'expliquent par la brusque variation de la charge en ces points.

La figure II-34 présente l'échantillonnage complet, ainsi que l'échantillon relevé.

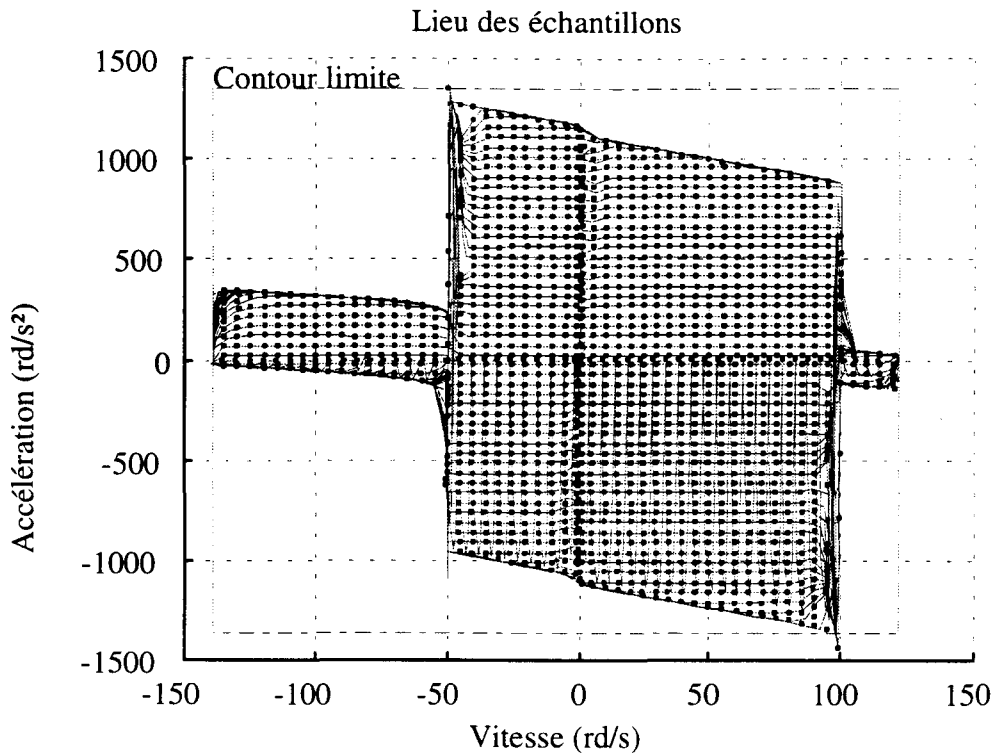


figure II-34 : échantillonnage de la charge seuil

La figure II-35 montre un agrandissement des échantillons du régime permanent.

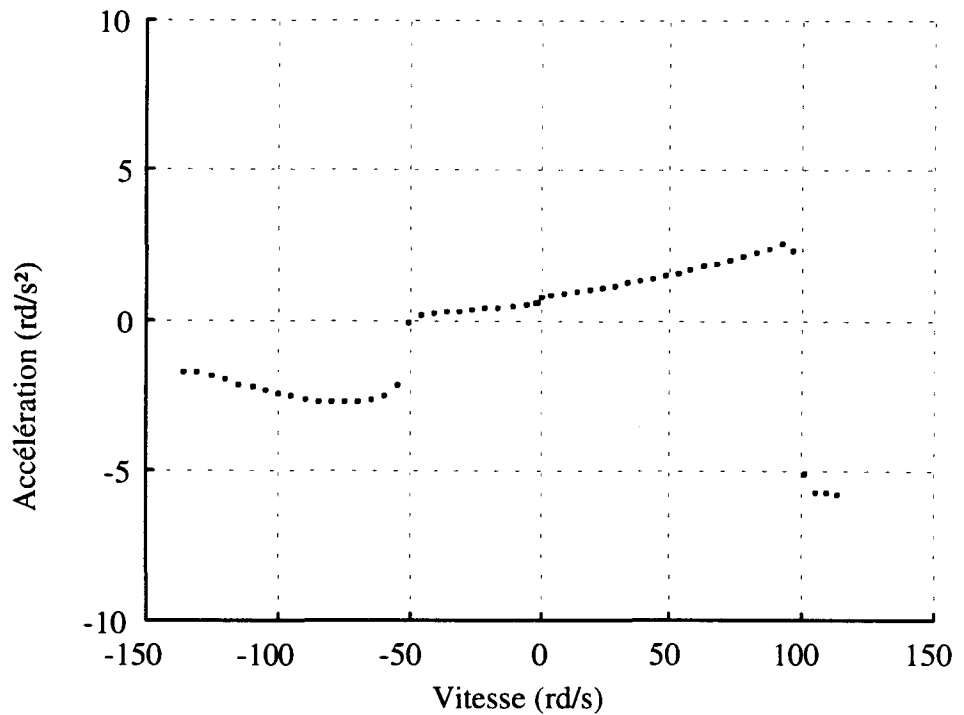


figure II-35 : échantillons du régime permanent

L'agrandissement de la figure II-36 montre la précision en basse vitesse des échantillons.

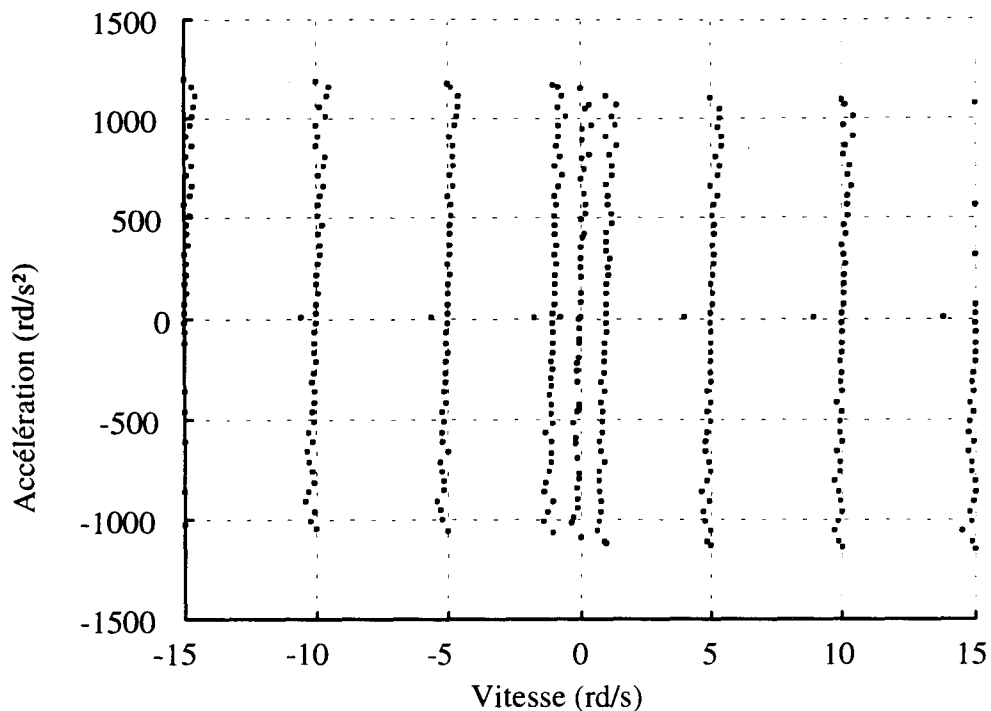


figure II-36 : échantillons à basse vitesse

3. Échantillonnage expérimental

A priori, il était difficile à mettre en œuvre en raison du bruit important qui a perturbé nos mesures, notamment celle de la vitesse. Un important lissage a dû être effectué afin d'obtenir une accélération suffisamment régulière, ce qui a conduit à des traînages inacceptables.

Pour pallier ce problème, la meilleure solution est venue des qualités propres aux réseaux neuronaux. Ceux-ci, selon le critère des moindres carrés utilisé lors de l'apprentissage, convergent vers un modèle optimal de la fonction échantillonnée qui leur est soumise. Si ces échantillons sont bruités mais nombreux en regard des neurones utilisés par le réseau, celui-ci en donnera un modèle naturellement filtré.

Ainsi, nous avons laissé au réseau neuronal le soin d'éliminer le bruit, et nous avons opéré l'échantillonnage avec un lissage minimal assurant seulement le bon fonctionnement de la procédure elle-même, à savoir la détection fiable des différents modes de fonctionnement du moteur : régime permanent, courant maximal, vitesse atteinte. En contrepartie, nous avons multiplié les échantillons.

Les caractéristiques fixées pour cet échantillonnage sont :

Seuil du régime permanent.....	0,05 rd/s ²
Pas d'accélération.....	20 rd/s ²
Pas de vitesse.....	1 rd/s
Courant maximal.....	10 A
Il en résulte :	
Durée.....	144 s
Nombre d'échantillons.....	4530
Extrema.....	-111 rd/s ; 109 rd/s ; -364 rd/s ² ; 389 rd/s ²

Le seuil particulièrement bas adopté pour la détection du régime permanent permet de diminuer l'influence du bruit, en réduisant les chances du signal bruité de répondre par hasard au critère de détection.

Les figures II-37 à II-39 présentent les trois premières phases de l'échantillonnage de la charge expérimentale.

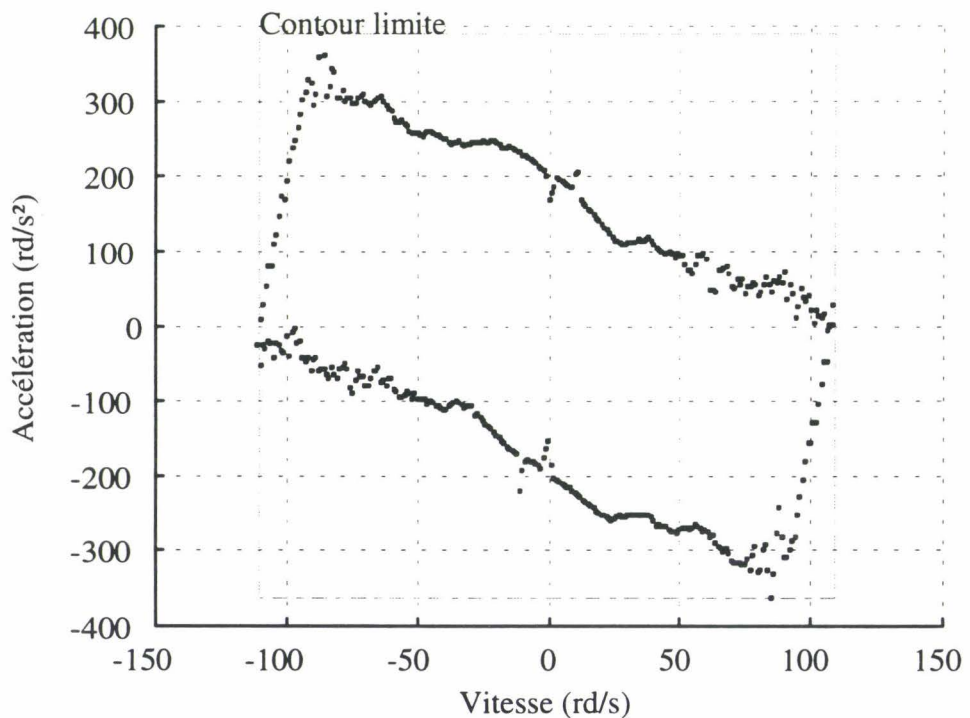


figure II-37 : détection des limites et échantillons du contour

L'effet du lissage est visible sur les échantillons du contour, où la réponse en accélération est émoussée durant les inversions de courant.

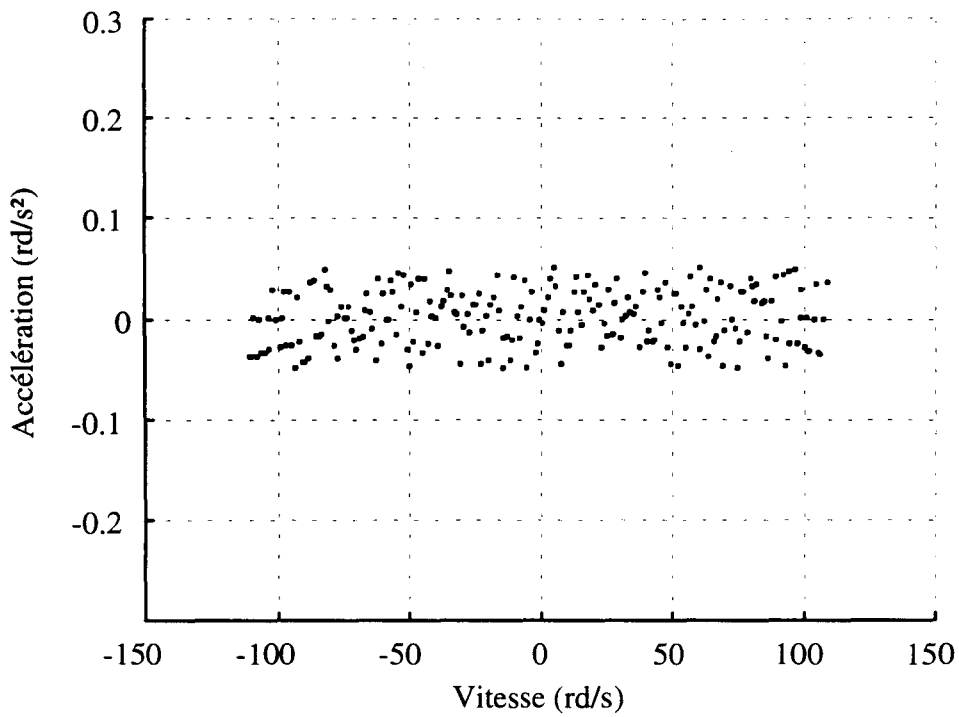


figure II-38 : échantillons du régime permanent

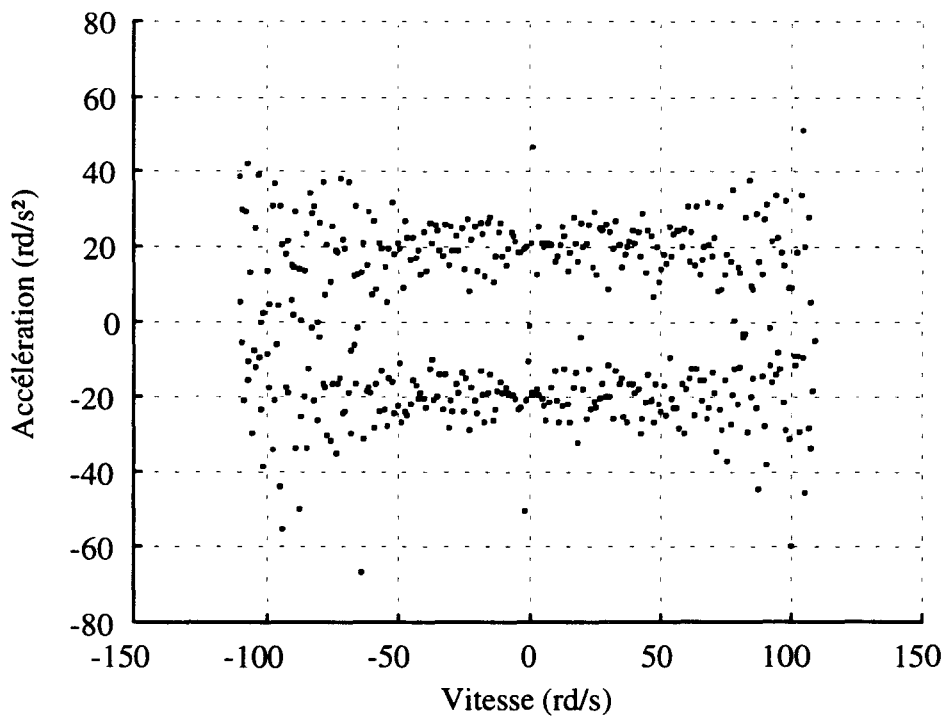


figure II-39 : échantillons de l'aller et retour pour la première consigne d'accélération

La figure II-40 présente l'échantillon complet, dont l'agrandissement de la figure II-41 montre la précision en basse vitesse.

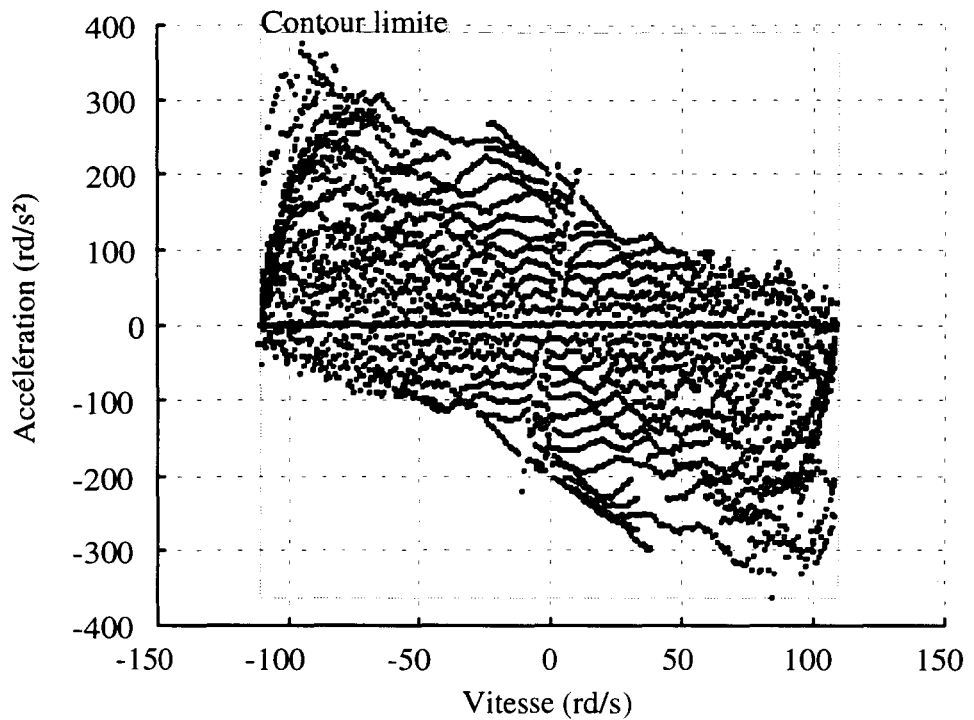


figure II-40 : échantillon de la charge expérimentale

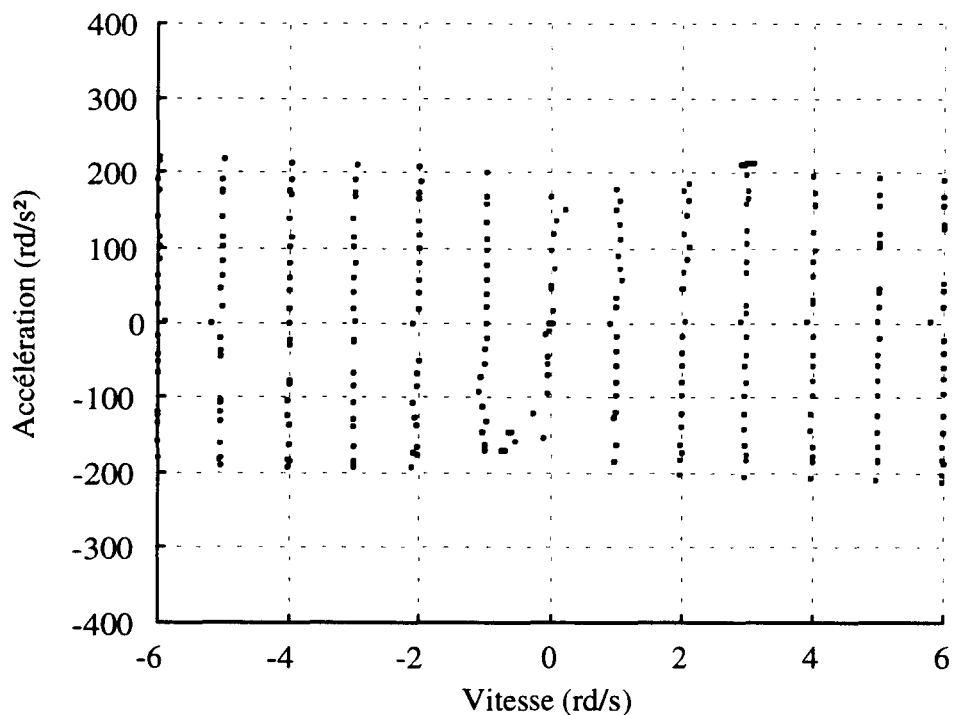


figure II-41 : échantillons en basse vitesse

Les figures II-39 et II-40 montrent l'imprécision en accélération des points relevés, la vitesse quant à elle étant bien maîtrisée ; ce qui est normal puisque la vitesse est le critère d'acquisition des échantillons. La bonne précision selon les deux axes des échantillons du régime permanent, dont témoignent les figures II-38 et II-41, vient du temps supplémentaire (ici 100 périodes de 200 μ s) laissé à la vitesse pour converger vers sa consigne, le critère d'acquisition étant ici l'accélération.

La figure II-42 montre la caractéristique du courant en régime permanent, d'après les échantillons relevés figure II-38. La figure II-43 montre cette caractéristique pour les deux premières rampes d'accélération, d'après les échantillons de la figure II-39. En courant aussi, l'imprécision est manifeste.

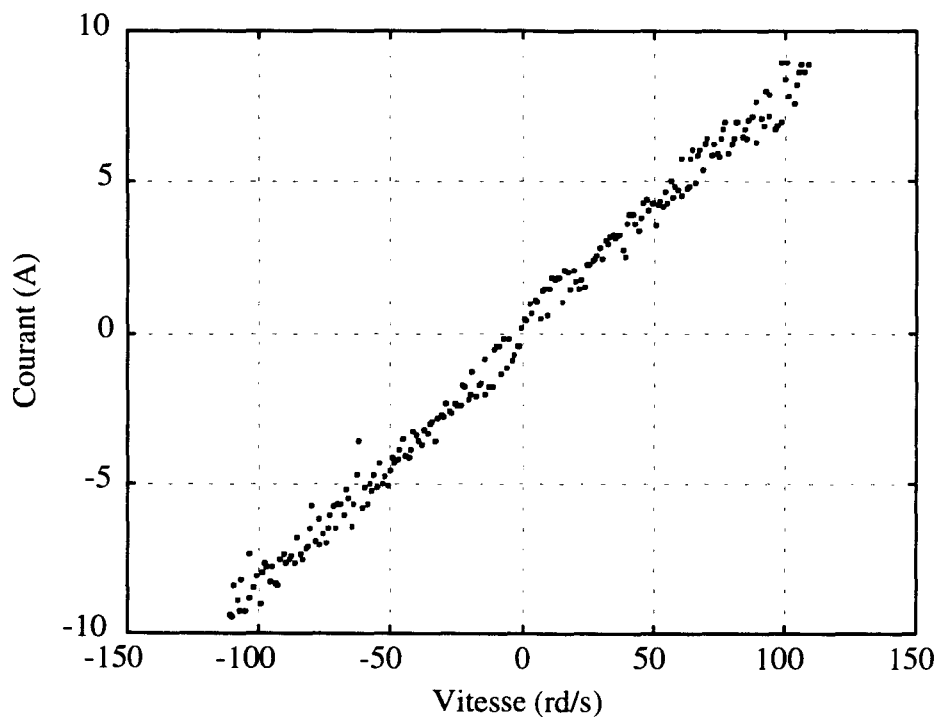


figure II-42 : caractéristique en régime permanent

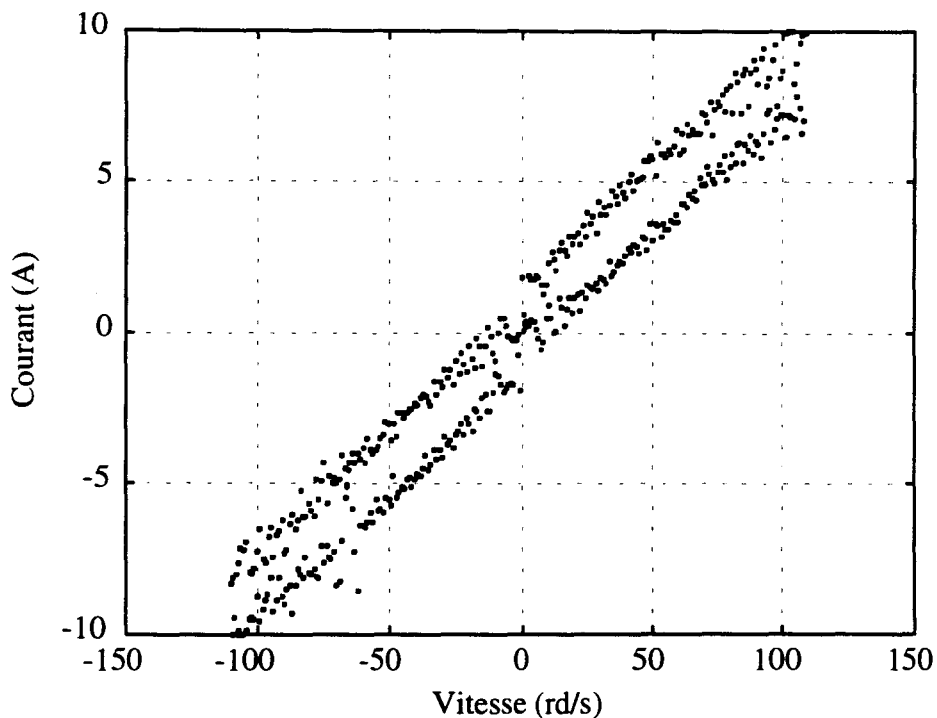


figure II-43 : caractéristiques à $\pm 20 \text{rd/s}^2$

Sur ces deux figures apparaît bien un frottement visqueux linéaire. Il est particulièrement difficile en revanche d'y évaluer visuellement le seuil de frottement sec.

La figure II-44 montre l'échantillon dans ses trois dimensions. L'inclinaison verticale est due à l'inertie, tandis que la rotation par rapport à l'axe des accélérations provient des divers frottements.

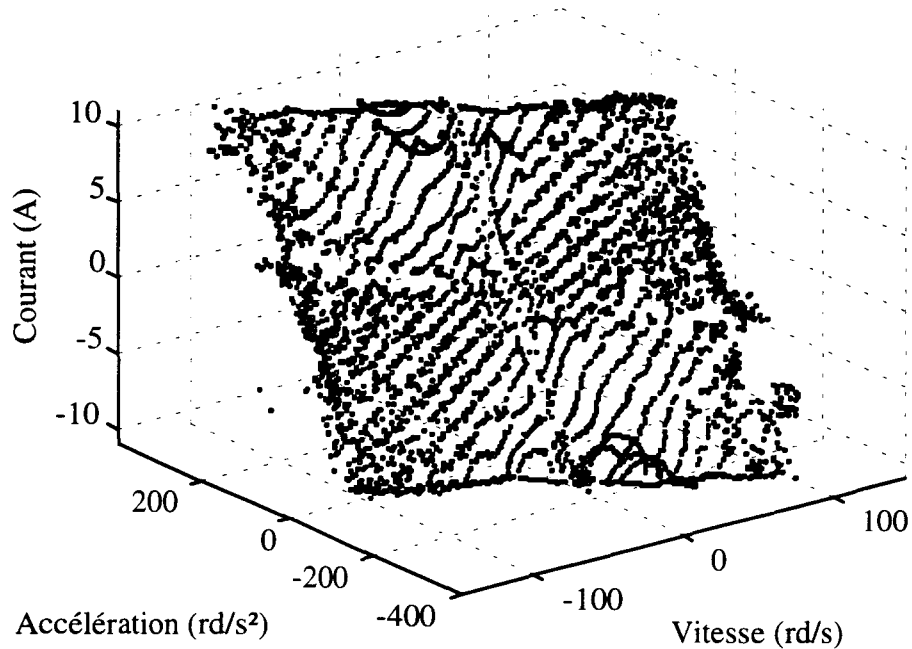


figure II-44 : échantillon de la charge expérimentale en volume

Cet ensemble de points est à première vue une portion de plan.

Signalons pour conclure quelques moyens permettant d'atténuer les conséquences du bruit sur l'accélération.

La phase de circonscription du domaine d'échantillonnage est la plus dégradée par les lissages compte tenu des fronts d'accélération qui la caractérisent. Il est possible de remédier à ce problème, à condition de pouvoir alimenter la machine avec un courant supérieur à I_{Max} et d'autoriser la survitesse, en acquérant différemment les échantillons du contour. L'échantillonnage en régime permanent et suivant les rampes de vitesse est alors effectué en légère surintensité, couvrant un domaine plus vaste que celui souhaité, de telle sorte que les fronts d'accélération dégradés n'apparaissent pas sur ce dernier. Les échantillons qui en résultent sont ensuite triés selon la composante courant : les points dépassant I_{Max} sont éliminés, les autres constituant l'échantillon de la surface ; l'échantillon du contour étant, quant à lui, reconstitué à partir des deux points les plus proches de I_{Max} et $-I_{Max}$ pour chaque vitesse relevée.

D'autre part, concernant le régime permanent et les rampes, le bruit peut être si important que la référence de l'accélération soit plus juste que la mesure qu'on en puisse faire. Ceci est particulièrement vrai sur les fronts d'accélération si celle-ci est lissée.

4. Apprentissages

a) Charge seuil

Nous avons spécialisé un neurone dans la reproduction du seuil, selon ce qui fut présenté dans la partie E.4.b. L'échantillonnage s'avère alors très important. En effet, le seuil n'est bien reproduit que si l'échantillon le cerne de très près.

Après quelques essais, nous avons retenu un réseau à trois couches : 7 et 8 neurones pour les premières, la couche de sortie ayant, quant à elle, un neurone unique correspondant à la sortie en courant.

La figure II-45 présente l'erreur d'identification, c'est à dire l'erreur de reconstitution faite par le réseau sur le domaine d'identification, après 810.000 cycles de rétropropagation.

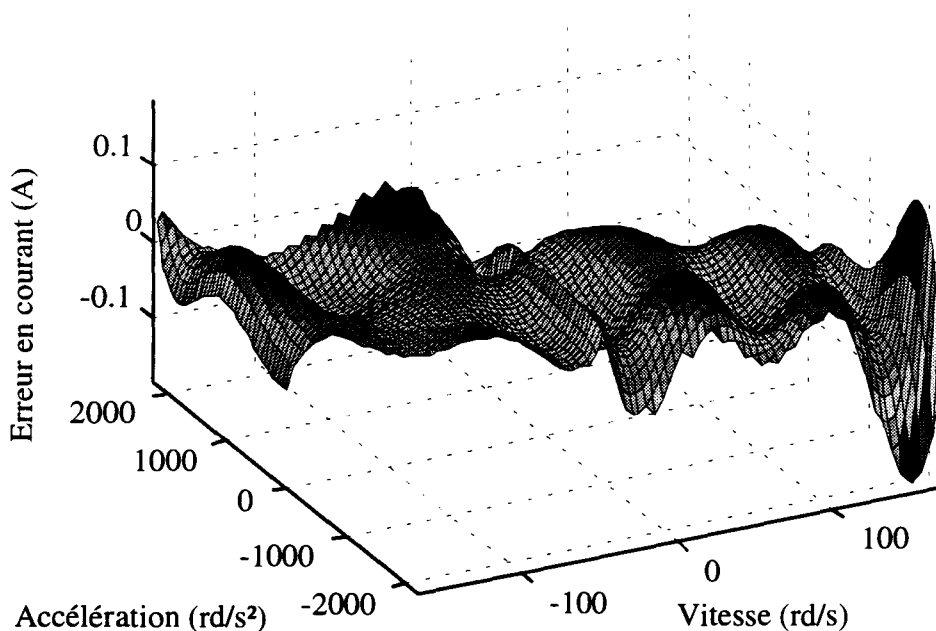


figure II-45 : erreur d'identification de la charge seuil

La qualité de l'apprentissage peut être mesurée par l'erreur quadratique moyenne, qui est la somme des carrés des erreurs rapportée au nombre de points de calcul. Idéalement, pour un nombre de points infini, il s'agit de l'intégrale du carré de l'erreur par unité de surface. Sur notre figure, dont la résolution est de 80 par 80 points, l'erreur quadratique moyenne est de $365 \cdot 10^{-6} \text{A}^2$. Sur la figure, nous voyons plus simplement que l'erreur est de l'ordre de 0,1A, ce qui, rapporté à la valeur maximale 20A du courant est très correct.

Les deux courbes de la figure II-46 représentent la caractéristique de charge en régime permanent et sa reconstitution. Là aussi, la bonne qualité de l'apprentissage est manifeste.

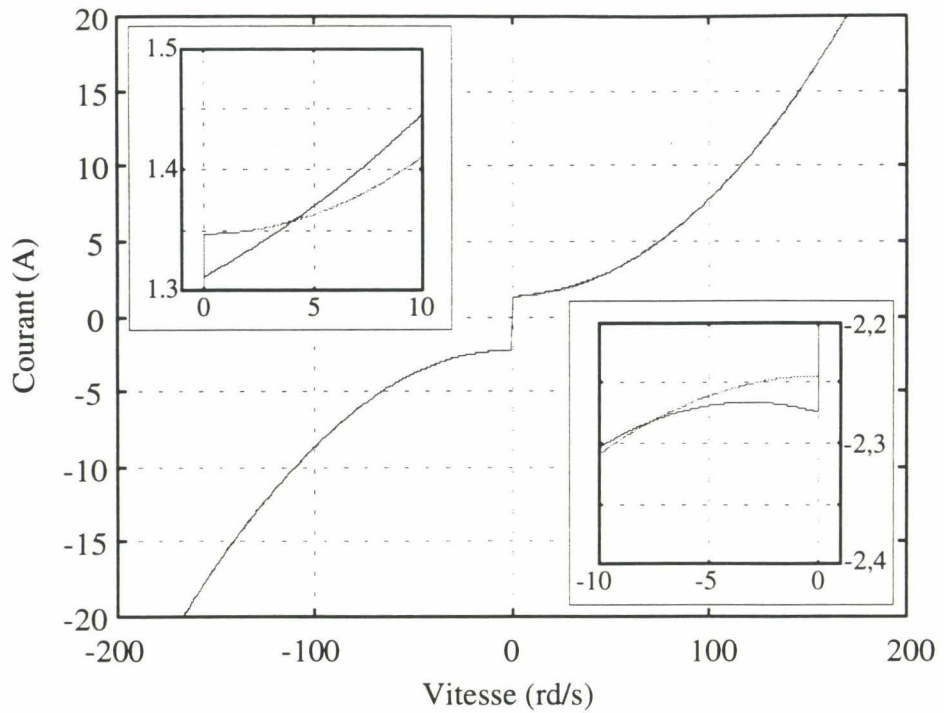


figure II-46 : qualité de l'identification en régime permanent

b) Charge sévère

De même, pour la charge sévère, des erreurs importantes subsistent aux zones de transition brusque si celles-ci ne sont pas bien cernées. C'est pourquoi nous avons augmenté le nombre d'échantillons pour cette charge. La figure II-47 montre l'erreur d'identification de la surface de charge sévère, reproduite par un réseau à trois couches de 8 et 9 neurones, après 2.634.000 cycles de rétropropagation.

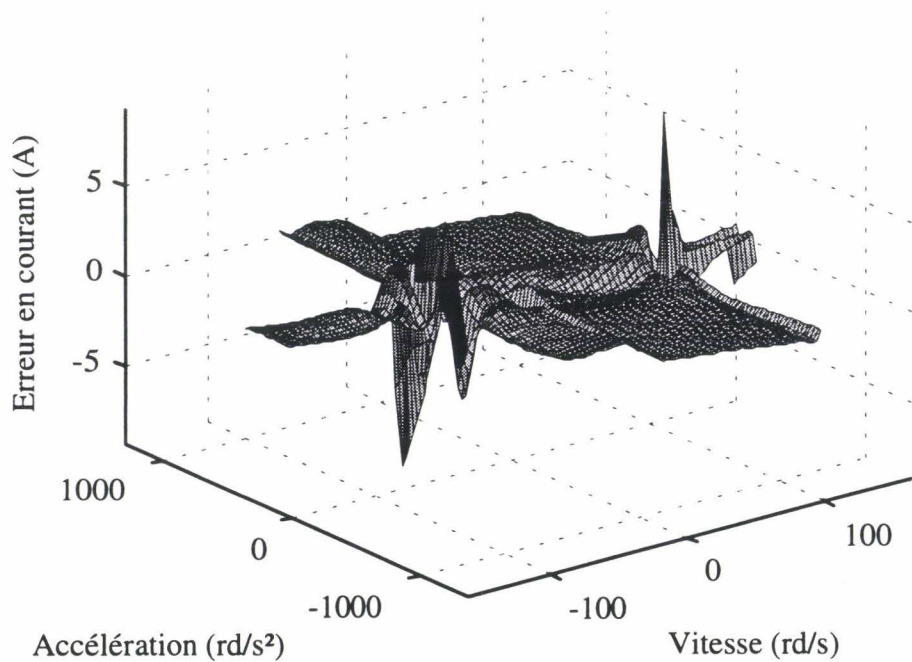


figure II-47 : erreur d'identification de la charge sévère

La qualité de l'apprentissage est nettement moindre que pour le précédent, avec une erreur quadratique moyenne de $0,15A^2$. Sur la figure II-48, la surface précédente est projetée selon l'accélération. Nous y voyons nettement les crêtes d'erreur localisées sur les deux discontinuités correspondant aux changements brusques de l'inertie de la charge. En dehors de ces zones, l'erreur reste généralement en dessous de 1A.

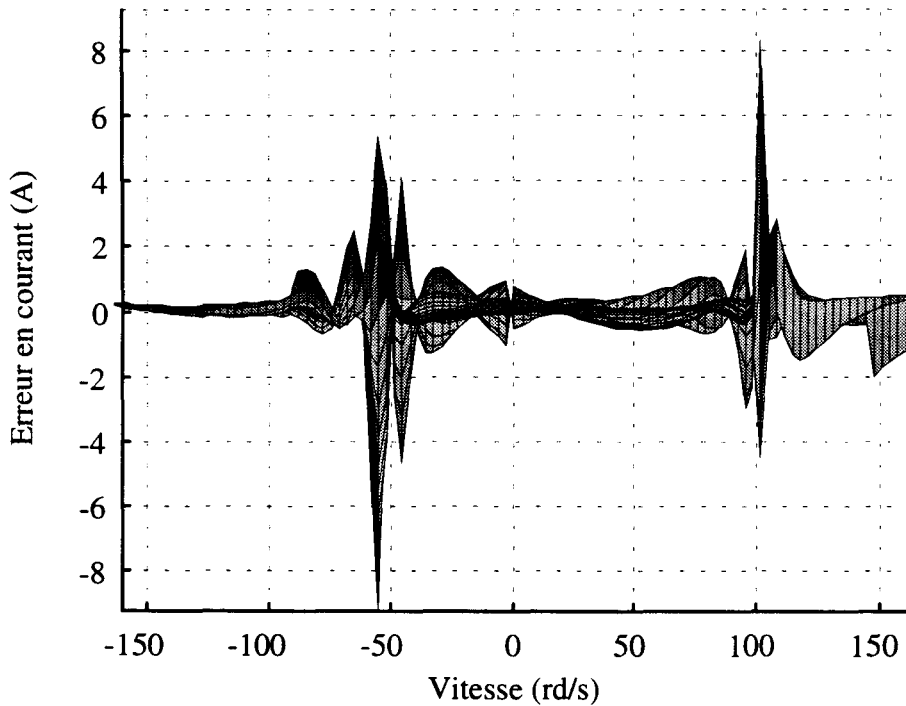


figure II-48 : projection de l'erreur selon l'accélération

La figure II-49 montre l'erreur d'apprentissage selon le régime permanent.

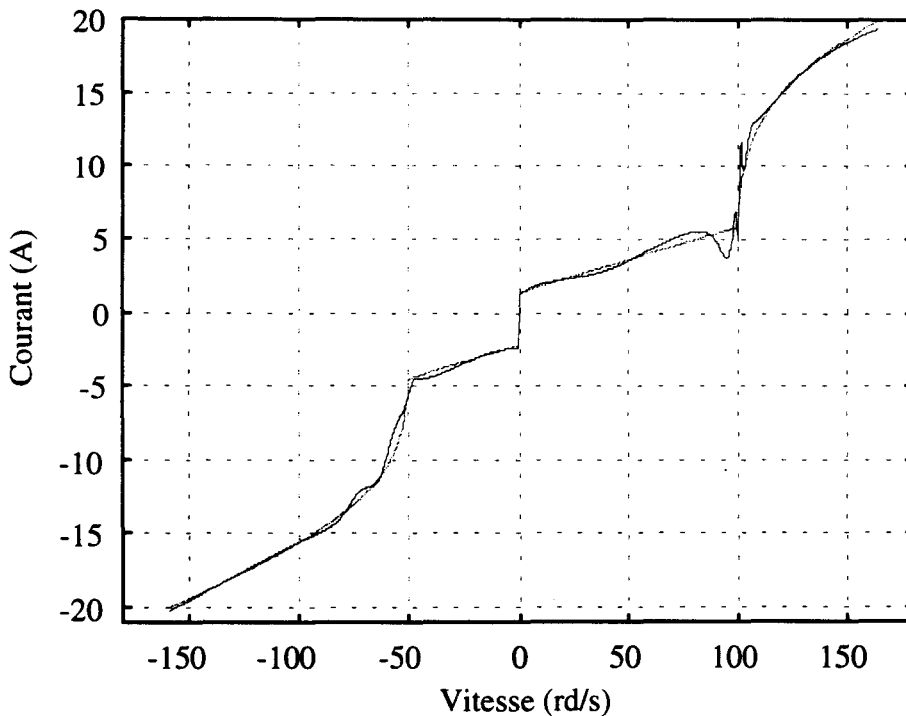


figure II-49 : qualité de l'identification en régime permanent

c) Charge expérimentale

Pour bénéficier de l'effet de filtrage du réseau neuronal, il faut qu'il possède suffisamment de neurones pour bien estimer la fonction échantillonnée, mais trop peu pour l'approcher au niveau de chaque échantillon. Ici, la caractéristique de charge est simple : bilinéaire avec un seuil. Pour filtrer les 4530 échantillons relevés, nous avons utilisé une seule couche de 3 neurones, dont un consacré au seuil. La figure II-50 présente la caractéristique dynamique de charge telle que le réseau neuronal l'a déduite de l'échantillon après 75.000 cycles de rétropropagation. Le profil du régime permanent apparaît sur la figure II-51.

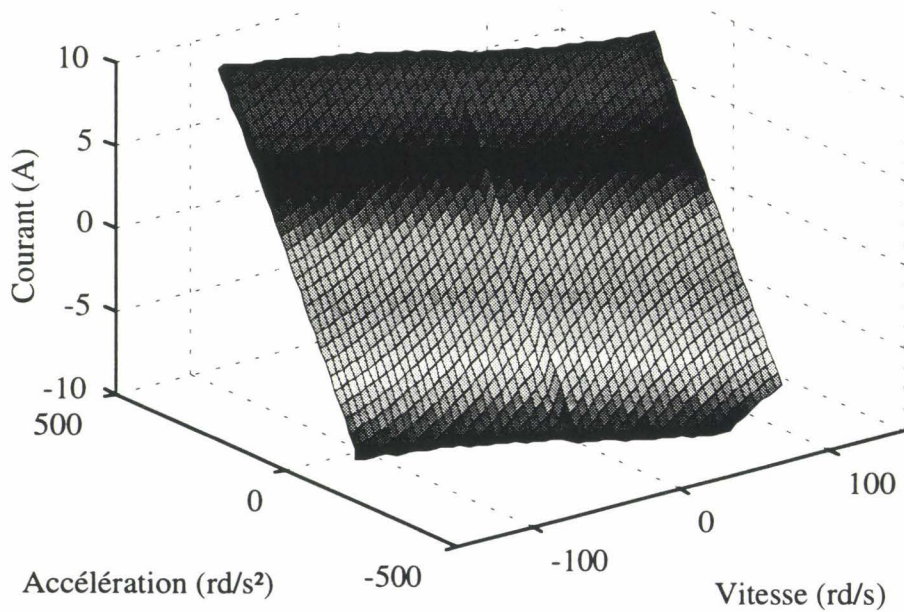


figure II-50 : identification neuronale de la charge expérimentale

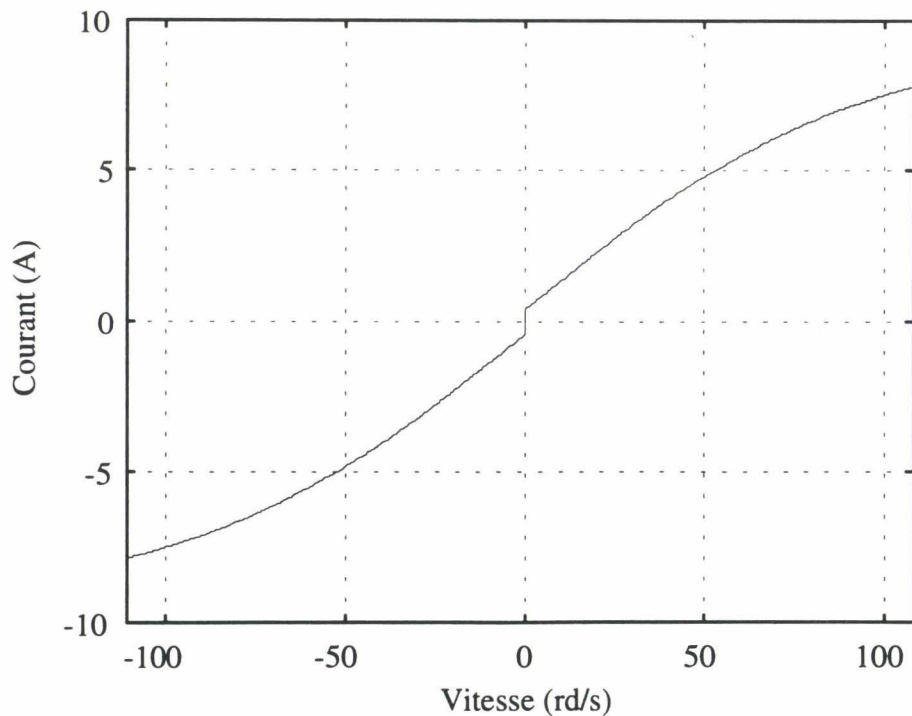


figure II-51 : identification en régime permanent

Le seuil de frottement sec identifié par le réseau neuronal vaut, en régime permanent, 0,49 et -0,36 Nm. Le seuil de notre charge expérimentale est effectivement asymétrique.

Signalons que d'autres essais d'apprentissage, réalisés avec un réseau à deux couches de 5 neurones, et un autre à une couche de 9 neurones, ce qui fait respectivement 51 et 37 connexions, n'ont pas été concluants. Ceux-ci, après quelques centaines de cycles de rétropropagation, approchaient bien la caractéristique attendue, mais s'en éloignaient ensuite, pour converger vers une caractéristique sans seuil. Cela prouve la nécessité de limiter la complexité du réseau pour obtenir un filtrage valide.

Le filtrage réalisé par le réseau neuronal lors de son apprentissage se révèle particulièrement efficace, compte tenu du peu d'artifices utilisés : déclaration d'un seuil par spécialisation d'un neurone ; comme en témoigne la ressemblance entre la caractéristique identifiée par le réseau et la modélisation linéaire proposée en annexe III.

G. Conclusion

Ce chapitre a détaillé le passage de la théorie de l'identification neuronale à son application à des charges mécaniques en rotation.

La procédure d'échantillonnage mise au point s'est révélée efficace malgré les difficultés de mise en œuvre, grâce aux propriétés filtrantes de l'apprentissage neuronal. D'une manière générale, nous avons choisi de toujours soumettre à l'expérimentation les outils proposés dans leur version générique, afin de les valider globalement. C'est pourquoi nous avons signalé souvent, sans les mettre en œuvre, les améliorations possibles de la méthode, au delà des besoins de notre exposé, dans un souci d'ouverture aux cas réels.

Le chapitre suivant va reprendre la matière de celui-ci, mais dans une optique différente, s'agissant non plus d'identifier mais de commander. Nous allons également nous soucier davantage de la mise en œuvre. En effet, nous sommes partis ici du problème de l'identification, d'où sont venues les contraintes particulières de l'échantillonnage, pour lesquelles nous avons élaboré une procédure.

Dans la suite, nous allons considérer le système physique et utiliser les outils du chapitre I pour résoudre notre problème de commande.

CHAPITRE III - COMMANDE NEURONALE DU MOTEUR ASYNCHRONE

A. Introduction

Après quelques conventions, nous allons, dans ce chapitre, présenter le correcteur neuronal dans sa version la plus simple. Pour cela, nous nous appuyons sur les concepts de commande développés au chapitre I. Ce correcteur servira de base à tous les schémas de commande, qui sont ensuite présentés comme l'évolution de celui-ci. Dans un premier temps, ces améliorations sont plutôt conceptuelles, visant à parfaire le contrôleur d'un point de vue théorique. Ensuite, les contraintes de la mise en œuvre sont progressivement prises en compte.

B. Considérations temporelles et conventions

1. Échantillonnage

Fixons dès à présent les conventions et notations temporelles que nous employons par la suite.

D'un point de vue pratique, le système à commander est continu, s'agissant de l'ensemble moteur-charge. Afin d'en assurer le contrôle, nous utilisons un processus de contrôle échantillonné, devant être suffisamment rapide, c'est à dire capable d'acquérir des mesures significatives de la dynamique du système et d'y répondre par des consignes valides, via l'onduleur.

Ce dernier est considéré « transparent », c'est à dire que nous ne prenons pas en compte sa dynamique. Celle-ci, quoique très complexe, intervient au delà du domaine fréquentiel concernant notre commande ; en revanche nous tenons compte indirectement de la tension maximale qu'il est capable de délivrer en bornant la consigne de vitesse le cas échéant, comme nous l'avons signalé pour l'échantillonnage. Il peut être nécessaire, par ailleurs, de limiter la vitesse pour obéir à des contraintes mécaniques. Nous nous abstenons dans ce chapitre d'appliquer de telles limites, par souci de clarté, tout en sachant qu'il est toujours facile de limiter la consigne de vitesse.

L'onduleur est donc considéré comme un processus continu, ainsi que nous l'avons signalé lors de la présentation des correcteurs de courant, au chapitre II. Dans ces conditions, les consignes lui sont fournies par l'intermédiaire de bloqueurs.

Nous distinguerons donc la partie puissance, incluant l'onduleur, la machine asynchrone et sa charge, de la partie commande, échantillonnée selon une période notée T_e . La figure III-1 illustre cette organisation.

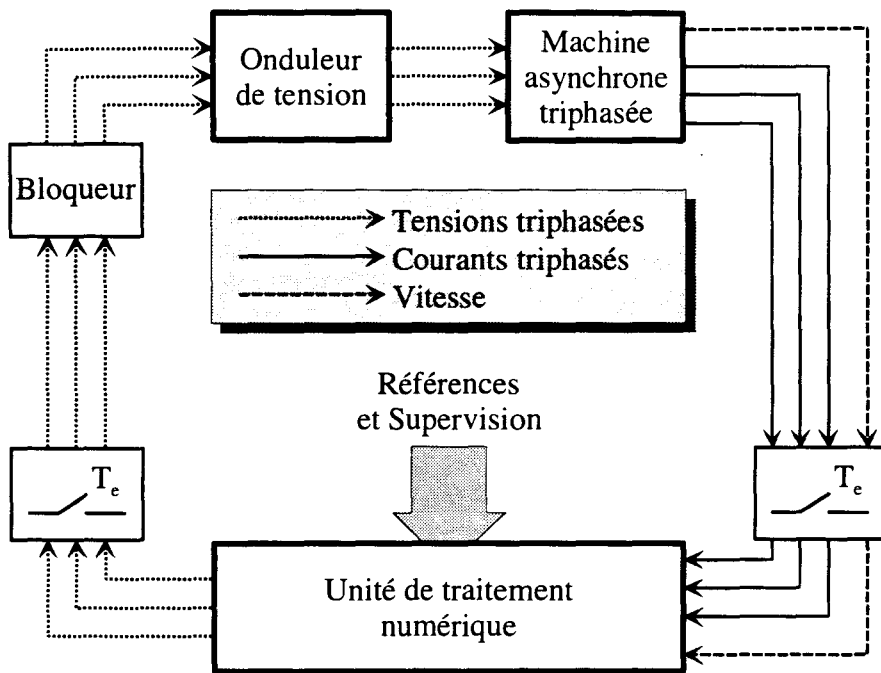


figure III-1 : schéma physique du système commandé

L'unité de traitement numérique assure l'ensemble de la commande vectorielle, incluant les changements de repère des mesures et des consignes de tension, ainsi que les corrections des courants et du flux, avec enfin la correction neuronale de vitesse.

Toutes les mesures et tous les changements de consignes de tension s'effectuent selon l'intervalle T_e , à des instants réguliers que nous supposons de durée nulle, et que nous désignons **instants d'échantillonnage**. D'autre part, toute mesure effectuée à un instant donné ne peut se répercuter sur les consignes avant l'instant d'échantillonnage suivant, soit un temps de réponse minimal de T_e .

En pratique, T_e est la **période d'échantillonnage** des boucles de courant et de flux.

2. Boucle de vitesse

La boucle de vitesse, objet de ce chapitre, réagissant naturellement selon des constantes de temps supérieures à celles des courants et du flux, est échantillonnée plus lentement, selon une période T_a multiple de T_e :

$$T_a = N \cdot T_e, \quad N \in \mathbb{N}^* \quad (III-1)$$

La consigne du courant i_{sq} commandant le couple est donc actualisée toutes les N périodes d'échantillonnage, avec une répercussion effective sur les tensions à l'instant d'échantillonnage suivant, définissant les **instants d'asservissement**, T_a étant la **période d'asservissement**.

3. Séquencement

Nous désignerons par **cycle d'asservissement** l'ensemble des opérations intervenant entre deux instants d'asservissement, aboutissant à l'application d'une nouvelle consigne de courant. Ceci inclut l'application de cette consigne, ainsi que

l'ensemble des mesures pouvant intervenir dans son calcul mais pas dans celui de la précédente.

Par exemple, le cycle d'asservissement k comprendra les mesures effectuées aux instants $kT_a - T_a$ à $kT_a - T_e$ et s'achèvera par l'application de la consigne à l'instant kT_a , ce qu'illustre le chronogramme de la figure III-2.

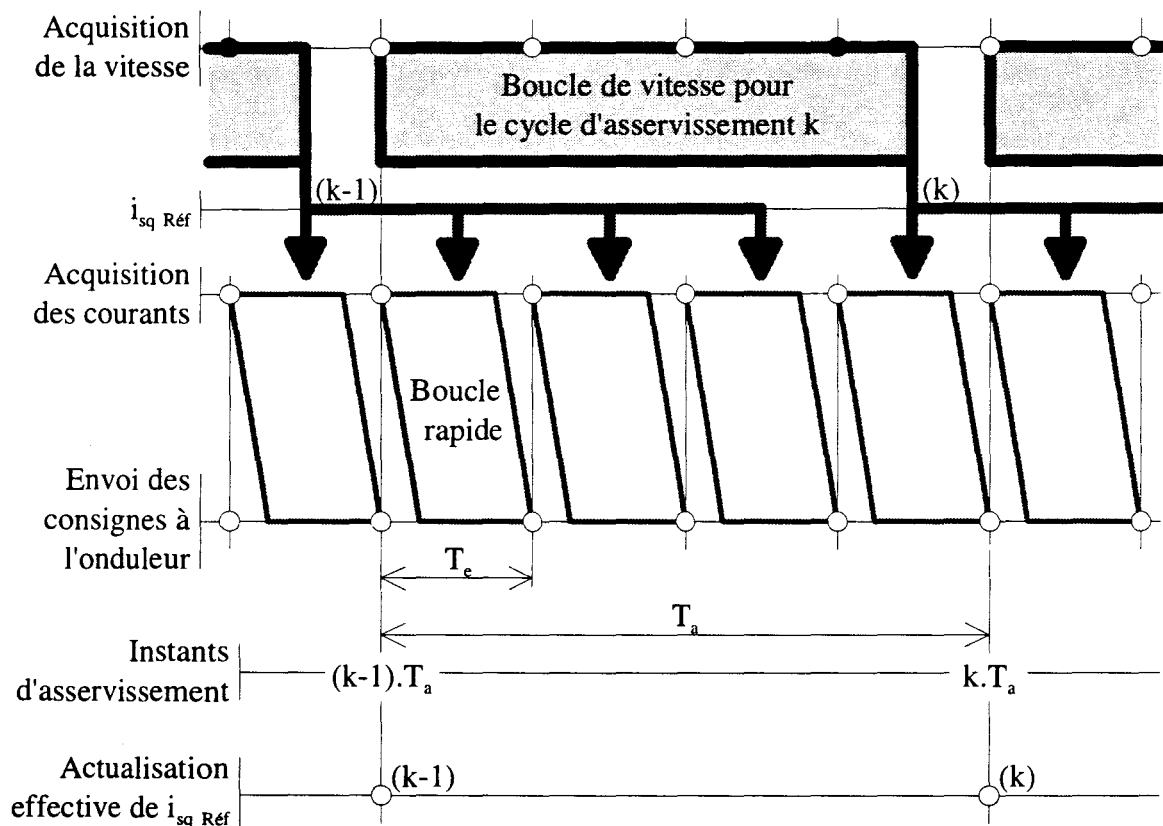


figure III-2 : séquencement des traitements numériques

Sur cette figure, les points noirs indiquent les mesures de vitesse que nous utilisons dans les premiers schémas de commande, à l'exclusion des autres mesures, facultatives, que nous utilisons ensuite pour fiabiliser nos contrôleurs.

4. Représentations et conventions

Pour l'étude de la commande en vitesse, nous considérons le schéma fonctionnel de la figure III-3, échantillonné, sauf indication contraire, selon la période T_e .

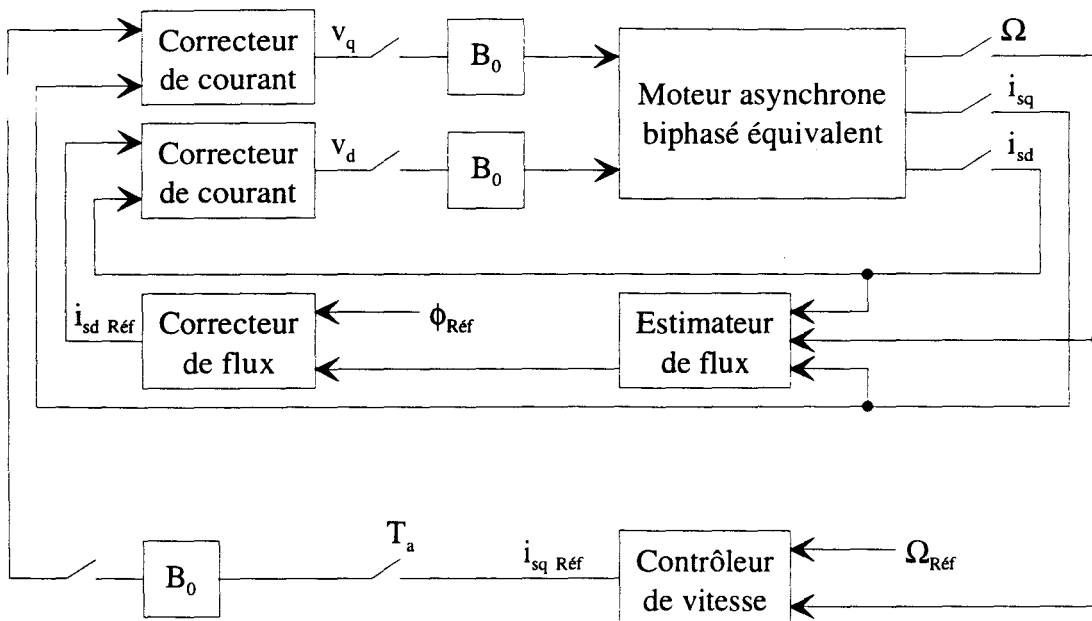


figure III-3 : schéma fonctionnel échantillonné équivalent du système

Le contrôleur de vitesse tel qu'il figure ici est soumis aux causalités temporelles, c'est à dire que sa sortie à un instant donné d'échantillonnage ne peut tenir compte de son entrée au même instant.

Désormais, afin d'assurer la cohérence des schémas, nous faisons apparaître explicitement les contraintes temporelles. Ainsi, le décalage inéluctable d'une période T_e entre l'acquisition d'une mesure et l'application d'une consigne qui en tient compte est repéré par l'opérateur z^{-1} , et de même un retard d'une période d'asservissement par l'opérateur z^{-n} .

Ainsi, tous les autres blocs des schémas d'asservissement sont considérés à **réponse instantanée**.

Les notations temporelles pour les signaux x relatifs à la boucle de vitesse sont les suivantes :

x valeur du signal échantillonné pour le cycle d'asservissement courant. Cette notation signifie qu'une seule valeur échantillonnée du signal est utilisée pour chaque cycle d'asservissement. $i_{sq\text{ Réf}}$, par exemple, représente la consigne résultant des calculs du cycle d'asservissement courant (figure III-4). Cette notation est retenue lorsqu'une seule mesure de vitesse est utilisée par cycle d'asservissement. Celle-ci correspond alors aux points noirs de la figure III-2.

$x(k+1)$ idem, pour le cycle d'asservissement précédent.

$x(kT_a+T_e)$ valeur échantillonnée d'un signal à un instant particulier.

Les schémas que nous présentons sont à voir comme des photographies du système, où tous les signaux représentés sont échantillonnés et vus au même instant : l'instant d'asservissement, par convention, à l'issue immédiate d'un cycle d'asservissement.

Nous regroupons tout ce qui ne concerne pas la boucle de vitesse dans un bloc, en faisant figurer après celui-ci les décalages temporels nécessaires. C'est autour de ce bloc, représenté figure III-4, que nous bâtissons notre commande.

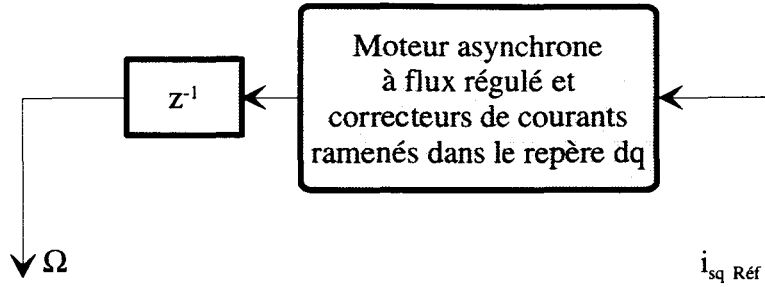


figure III-4 : représentation du système pour la commande

Les notations employées sur cette figure, associées au retard z^{-1} , indiquent qu'une seule mesure de vitesse est utilisée par le contrôleur pour l'ensemble des calculs concernant chaque cycle d'asservissement. D'autres retards élémentaires peuvent apparaître si l'on désire prendre en compte les mesures de vitesse antérieures. Cependant, le respect des causalités temporelles impose un retard minimal d'une période T_e et la configuration de la figure III-4 se retrouve donc toujours, quel que soit le contrôleur utilisé.

C. Correcteur neuronal de base et dispositifs périphériques

1. Correcteur neuronal générique

La caractéristique que nous avons identifiée de manière neuronale exprime le comportement dynamique de l'ensemble en rotation, sous sa forme continue introduite par II-29 :

$$i_{sq} = \Gamma(\Omega, \dot{\Omega})$$

Du point de vue de la commande, nous disposons, pour chaque cycle d'asservissement, d'une mesure Ω de la vitesse, ainsi que de la vitesse de référence $\Omega_{Réf}$, et nous devons évaluer le courant nécessaire pour annuler l'écart de vitesse. Le courant $i_{sq Réf}$ idéal, du point de vue de la dynamique, est celui qui permet d'atteindre le plus rapidement la référence de vitesse, donc en un seul cycle d'asservissement. C'est donc celui qui correspond à l'**accélération de référence** $\dot{\Omega}_{Réf}$:

$$\dot{\Omega}_{Réf} = \frac{\Omega_{Réf} - \Omega}{T_a} \quad (III-2)$$

Le courant à imposer pour obtenir cette accélération, sachant que la vitesse vaut Ω , est donné par la caractéristique de charge :

$$i_{sq Réf} = \Gamma\left(\Omega, \dot{\Omega}_{Réf}\right) \quad (III-3)$$

d'où le courant de référence idéal :

$$i_{sq Réf} = \Gamma\left(\Omega, \frac{\Omega_{Réf} - \Omega}{T_a}\right) \quad (III-4)$$

soit encore, selon II-31 et II-30 :

$$i_{sq\ Réf} = \Gamma_d(\Omega_{Réf}, \Omega) \tag{III-5}$$

Cette expression étant reproduite par le schéma de la figure II-10, nous le reprenons ici, mais avec les signaux présents et futur au lieu des signaux passé et présents, pour en faire notre correcteur, présenté figure III-5. Dans ces conditions, celui-ci fonctionne en anticipateur, de sorte que le réseau neuronal fournit une estimation du courant de référence idéal, que nous notons $i_{sq\ Réf}$ par la suite.

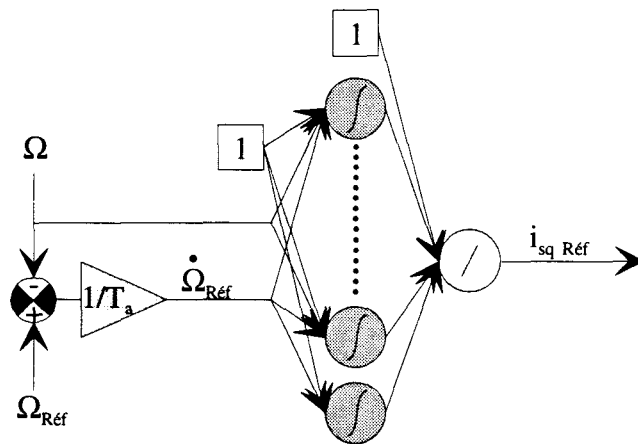


figure III-5 : correcteur neuronal générique

Ce correcteur est à rapprocher de ceux des figures I-15 et I-17 du premier chapitre.

La correction correspondante est illustrée par le graphe informationnel causal de la figure III-6.

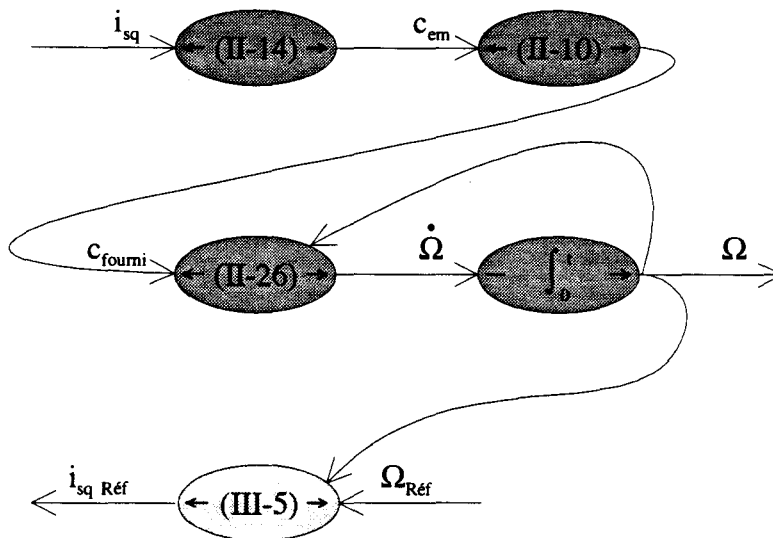


figure III-6 : graphe informationnel causal de la correction neuronale

2. Limitation du domaine de fonctionnement

a) Position du problème

Nous avons noté $\dot{\Omega}_{Réf}$ le signal d'entrée d'accélération du réseau neuronal.

Il faut alors compléter la fonctionnalité du correcteur par des limitations garantissant que $\dot{\Omega}_{Réf}$ n'évolue pas en dehors du domaine d'apprentissage, quelles que soient les valeurs des vitesses mesurée et de référence. Nous ne pouvons pas en effet présumer du comportement du réseau dans des plages de fonctionnement où il n'a pas été entraîné.

La solution la plus simple consiste à saturer les consignes de vitesse et d'accélération $\Omega_{Réf}$ et $\dot{\Omega}_{Réf}$ de manière indépendante, comme sur la figure III-7.

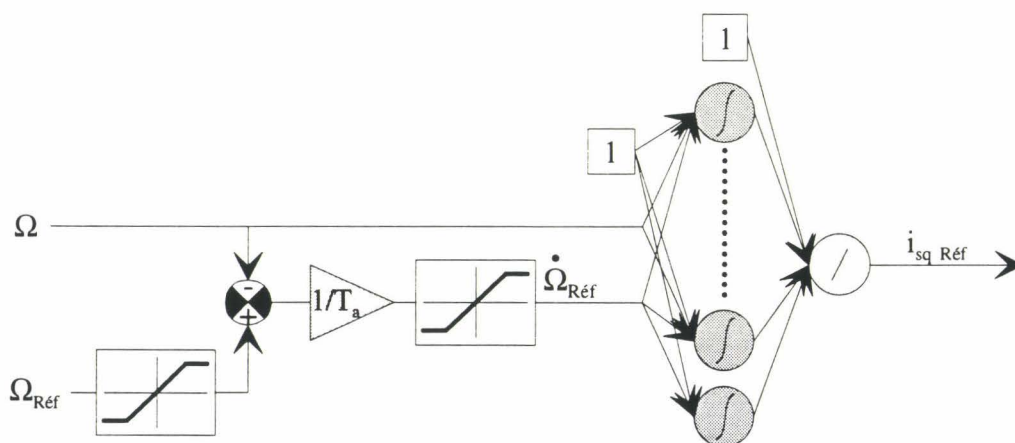


figure III-7 : saturation indépendante des consignes

Ceci délimite un domaine de fonctionnement rectangulaire, qui doit s'inscrire dans le domaine d'apprentissage, donc très restrictif, comme l'illustre la figure III-8.

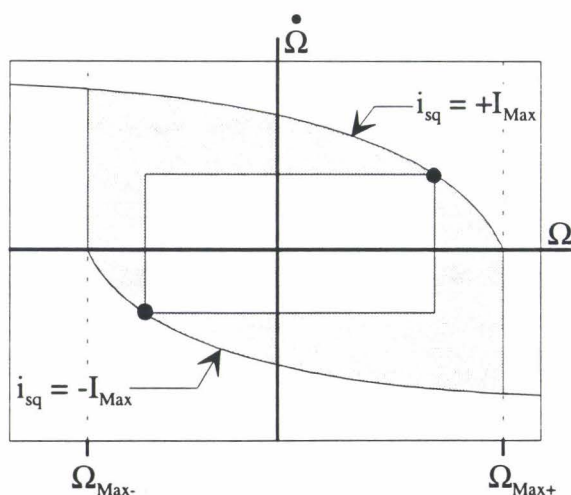


figure III-8 : limitation rectangulaire

Cette approche simpliste n'étant pas satisfaisante, nous allons en voir deux autres, plus complexes mais nettement plus efficaces.

b) Solution par extension de l'échantillon

Il est possible comme précédemment d'utiliser des saturations indépendantes sur les deux entrées du réseau, sans pour autant limiter son domaine de fonctionnement. Le domaine d'évolution résultant restant forcément rectangulaire dans le plan de phase, prenons le circonscrit au domaine d'échantillonnage, conformément à la figure III-9.

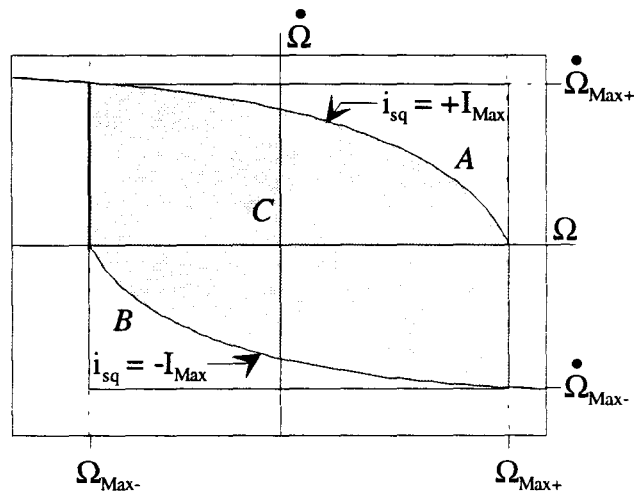


figure III-9 : limitation rectangulaire circonscrite

Nous voyons apparaître, notées *A* et *B* sur la figure, deux zones susceptibles d'être explorées pour lesquelles nous ne possédons pas d'échantillons. La solution proposée consiste à compléter le domaine autorisé *C* par des échantillons dans *A* et *B* construits de telle façon que le comportement du correcteur soit maintenu sur le domaine d'échantillonnage *C*, et étendu aux zones *A* et *B* tout en assurant la limitation.

Les zones d'extension *A* et *B* correspondent au souhait d'une accélération trop forte pour une vitesse donnée ; ceci se traduirait par un courant i_{sq} dépassant la limite imposée I_{Max} . La consigne idéale est alors celle permettant l'accélération la plus élevée respectant la contrainte de courant, soit $i_{sq\ Ref} = \pm I_{Max}$.

Ceci s'avère particulièrement simple à mettre en œuvre puisqu'il suffit de compléter le domaine *C* à $\pm I_{Max}$ dans les zones *A* et *B*. A titre d'illustration, la surface de la figure III-10 représente un ensemble d'échantillons, complété selon ce qui précède sur la figure III-11.

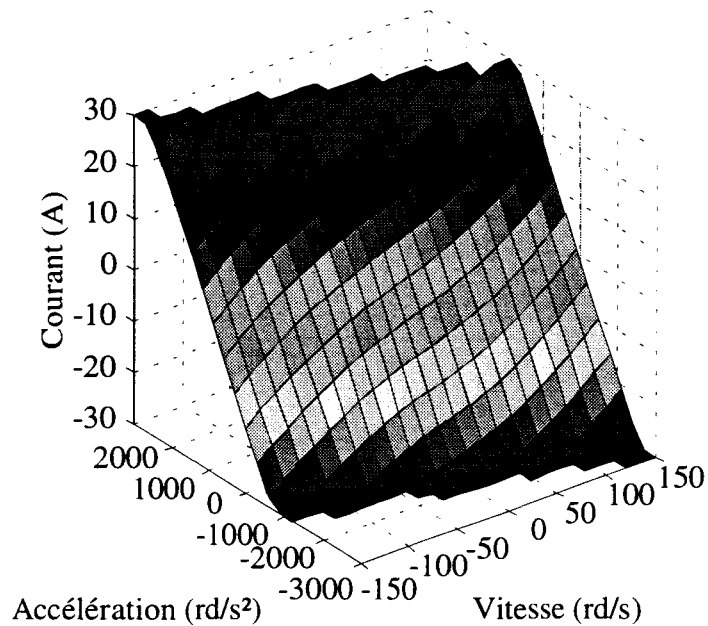


figure III-10 : échantillon

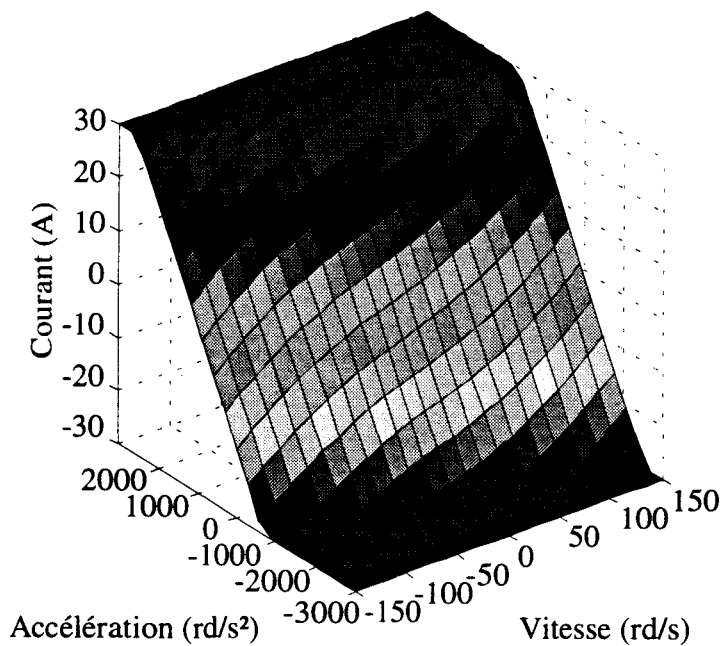


figure III-11 : échantillon complété au domaine rectangulaire circonscrit

Cette approche, séduisante en théorie, souffre de plusieurs inconvénients de taille :

- ⊗ En imposant au réseau un domaine d'apprentissage plus vaste, la précision finale sera dégradée sur l'ensemble de celui-ci.
- ⊗ De même, les arrêtes dures imposées à la surface de la figure III-11 par les échantillons « saturés » sont difficiles à identifier, formant une source considérable d'erreur supplémentaire. Or, la règle d'apprentissage concentrera l'action des neurones vers une diminution de cette erreur, au détriment de la précision dans le reste du plan de phase.
- ⊗ Cette méthode n'est pas satisfaisante dans le principe, car elle traite les zones saturées et le domaine échantillonné avec la même précision. Or, il s'agit de

deux problèmes distincts, pour lesquels les exigences sont différentes. En effet, en terme de précision d'asservissement, la partie saturée n'intervient pas. En revanche, la qualité d'apprentissage dans le zone échantillonnée sera déterminante.

c) Solution neuronale

La solution élégante et efficace consiste à utiliser un deuxième réseau neuronal pour générer à chaque vitesse Ω les limites $\dot{\Omega}_-$ et $\dot{\Omega}_+$ à appliquer sur l'accélération. Ce principe est illustré en figure III-12.

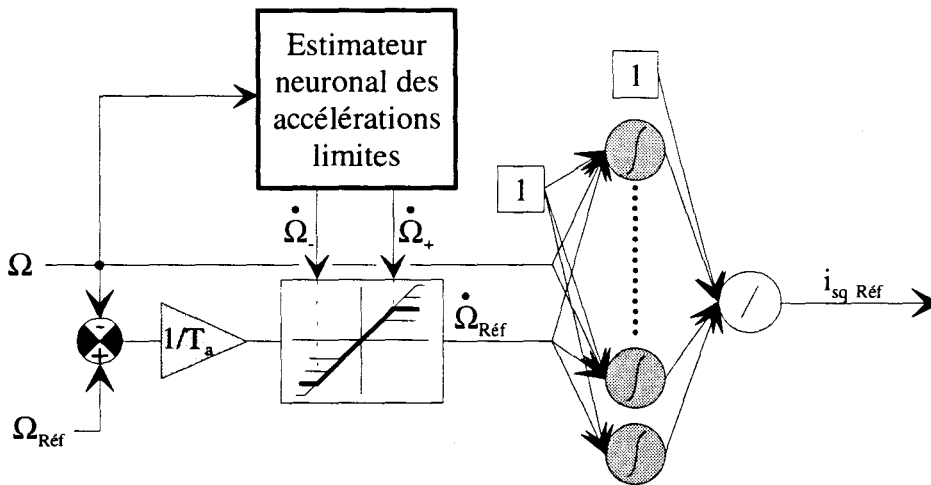


figure III-12 : limitation neuronale de l'accélération de consigne

L'estimateur neuronal des accélérations limites est un réseau possédant une entrée et deux sorties, capable d'apprendre le contour du domaine d'échantillonnage :

$$\dot{\Omega}(\Omega) \Big|_{i_{sq}=I_{Max}} ; \dot{\Omega}(\Omega) \Big|_{i_{sq}=-I_{Max}} \quad (III-6)$$

Aucune limitation supplémentaire n'est nécessaire en théorie. Quelle que soit la vitesse de référence, $i_{sq\ Réf}$ est borné selon l'amplitude maximale autorisée lors de l'échantillonnage. La vitesse n'a donc aucune raison de dépasser les extrema relevés alors. C'est la caractéristique « intelligente » de ce correcteur, qui n'exige jamais du moteur ce pour quoi il n'est pas prévu.

La complexité de cette solution n'est qu'apparente. En effet, un petit réseau suffit en pratique pour réaliser l'estimation des accélérations limites, puisqu'il s'agit, dans les cas courants, de reproduire deux fonctions scalaires « parallèles ». N'oublions pas que la solution par extension de l'échantillon, pour conserver une précision équivalente, exigerait une augmentation du nombre de neurones beaucoup plus conséquente.

La limitation des entrées du réseau neuronal par un deuxième réseau est donc, outre son respect de l'esprit neuronal, la solution la plus efficace, en laissant le réseau principal optimiser son action dans la partie utile du plan de phase.

Désormais, nous utilisons le correcteur neuronal associé à la limitation neuronale de l'accélération de référence (figure III-12).

d) Mise en œuvre de la solution neuronale

Le réseau neuronal d'estimation des accélérations limites est entraîné à partir des échantillons relevés lors de la phase de circonscription du domaine d'échantillonnage, décrite au paragraphe D.5.e du chapitre II.

La figure III-13 montre la qualité de reproduction du contour de la charge seuil. Posées sur les 70 échantillons du contour, les deux courbes représentent en continu les accélérations limites issues du réseau. Le réseau employé possède une seule couche cachée de 6 neurones. Ces résultats furent obtenus après 70.000 cycles de rétropropagation.

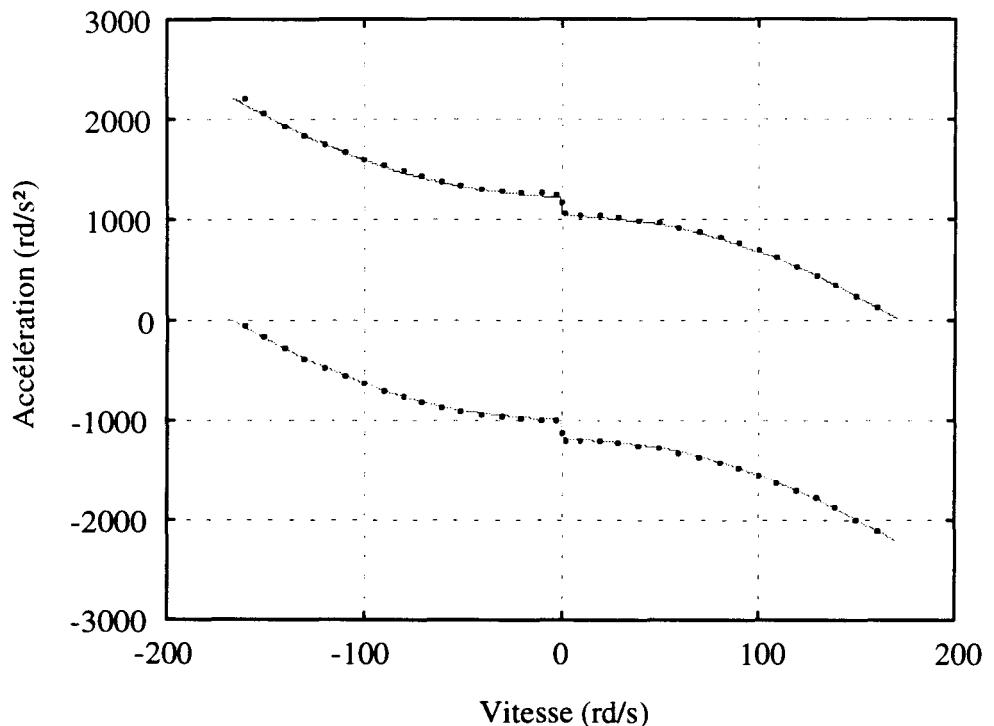


figure III-13 : reproduction du contour de la charge seuil

La figure III-14 montre les limites en courant correspondant à cet apprentissage, évaluées selon la caractéristique de charge, donc telles qu'elles agiraient sur le courant en sortie du correcteur si celui-ci reproduisait parfaitement la charge.

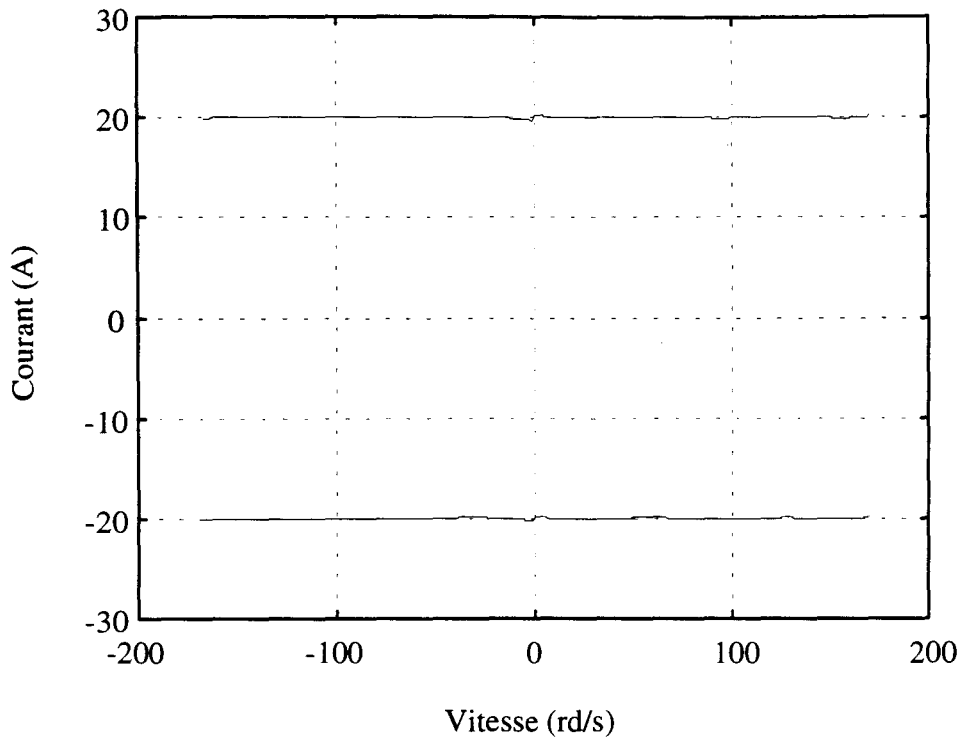


figure III-14 : limitation résultante en courant pour la charge seuil

La charge sévère, quant à elle, a posé quelques problèmes. Nous avons déjà éprouvé des difficultés à identifier sa surface, à cause de ses deux discontinuités inertielles. Pour reproduire son contour, nous avons utilisé un réseau à deux couches cachées de 6 neurones. Celui-ci, après 1.960.000 cycles de rétropropagation sur les 108 échantillons disponibles, atteint la précision illustrée figure III-15.

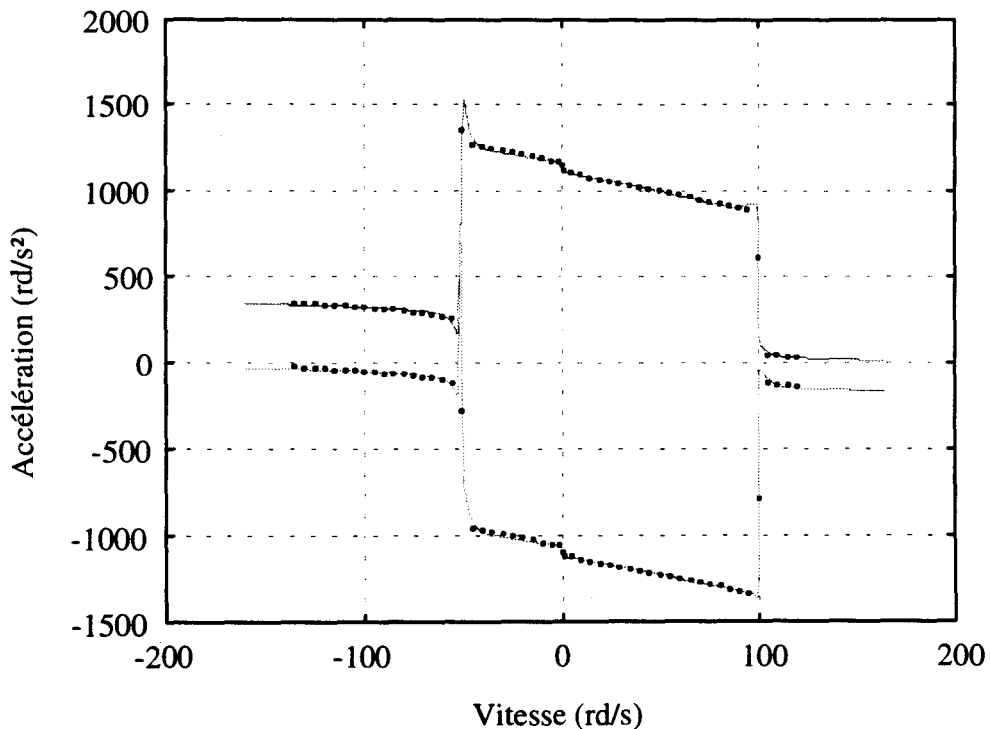


figure III-15 : reproduction du contour de la charge sévère

Cette figure montre deux courbes qui passent effectivement par les points imposés issus de l'échantillonnage. Cependant, on observe un pic dans la courbe inférieure, pour la vitesse charnière de -50rd/s . C'est pour éviter ce genre de phénomène que nous avons déjà décidé de resserrer les points autour des seuils de frottement sec (cf. D.5.c et F.2.a). De la même manière, nous avons refait l'échantillonnage du contour de la charge sévère, en relevant les points à des intervalles plus étroits. La figure III-16 montre la qualité de reproduction obtenue, à partir du même réseau, entraîné durant 1.700.000 cycles à partir des 325 nouveaux échantillons.

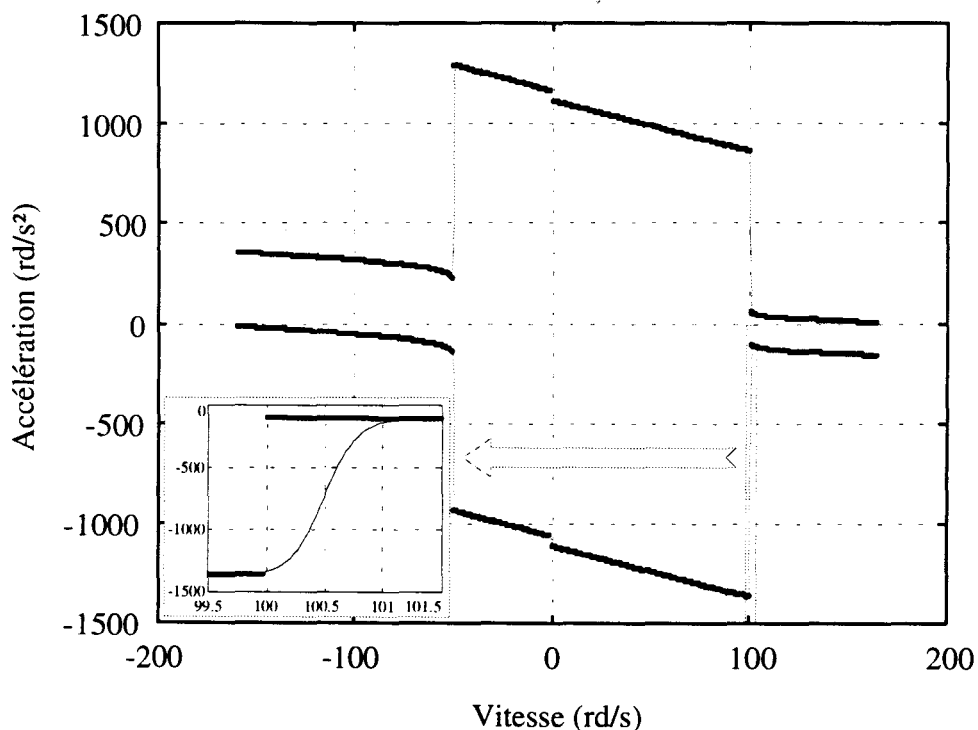


figure III-16 : reproduction du contour de la charge sévère à partir d'un échantillonnage affiné

La reproduction semble parfaite. Pourtant, la limitation résultante en courant que montre la figure III-17 présente des pics démesurés.

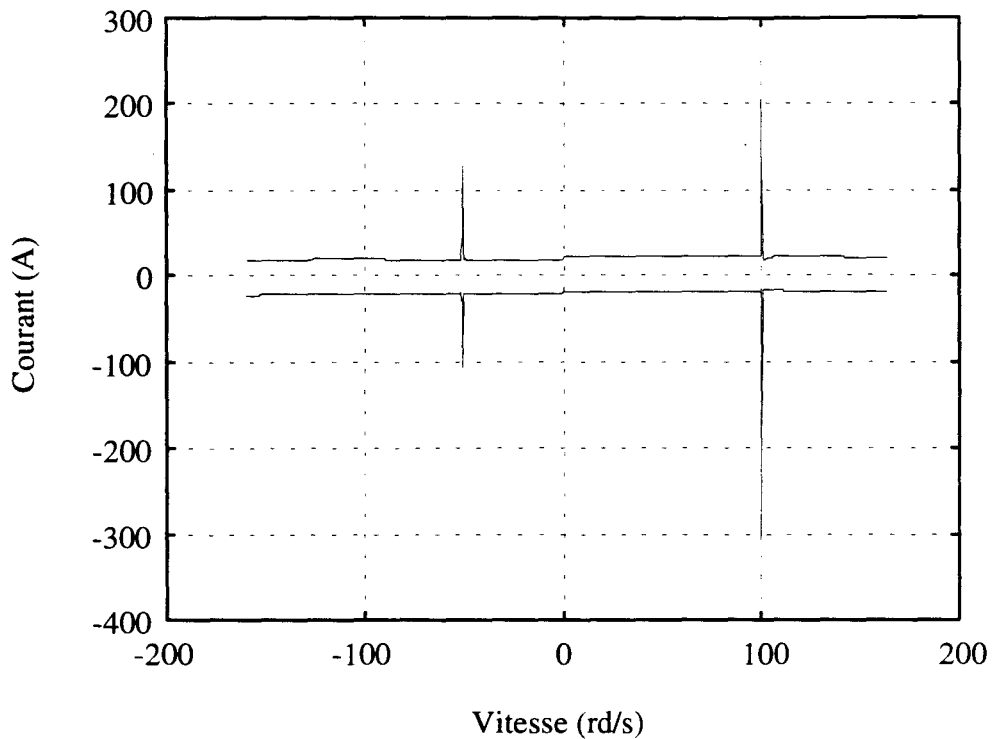


figure III-17 : limitation résultante en courant calculée pour la charge sévère

Ces erreurs de plusieurs centaines d'ampères correspondent aux discontinuités d'accélération de la charge, estimées par le réseau de manière continue. Ainsi, la configuration agrandie en médaillon sur la figure III-16 montre une zone de transition où des accélérations autorisées seulement pour la charge légère sont exigées de la charge lourde, ce qui entraîne inévitablement une surintensité importante.

Cependant, les courbes de la figure III-17 sont calculées à partir de la description mathématique de la charge. Dans la réalité, l'accélération de consigne entre dans le réseau correcteur principal. Celui-ci, nous l'avons vu, a également des difficultés à identifier les sauts de déclivité de la surface qui lui est soumise (figures II-47 et II-48). L'interpolation qui en résulte rend tolérables les écarts infimes de la figure III-16. Ainsi, la continuité des fonctions d'activation des neurones, traduite au niveau de la fonction que restitue l'ensemble du réseau par une tendance à émousser les arrêtes, est salutaire dans des cas comme celui-ci.

La figure III-18 le prouve en illustrant la limitation en courant résultante, non plus calculée, mais telle qu'elle sera en sortie du réseau correcteur ; donc telle que nous l'utiliserons.

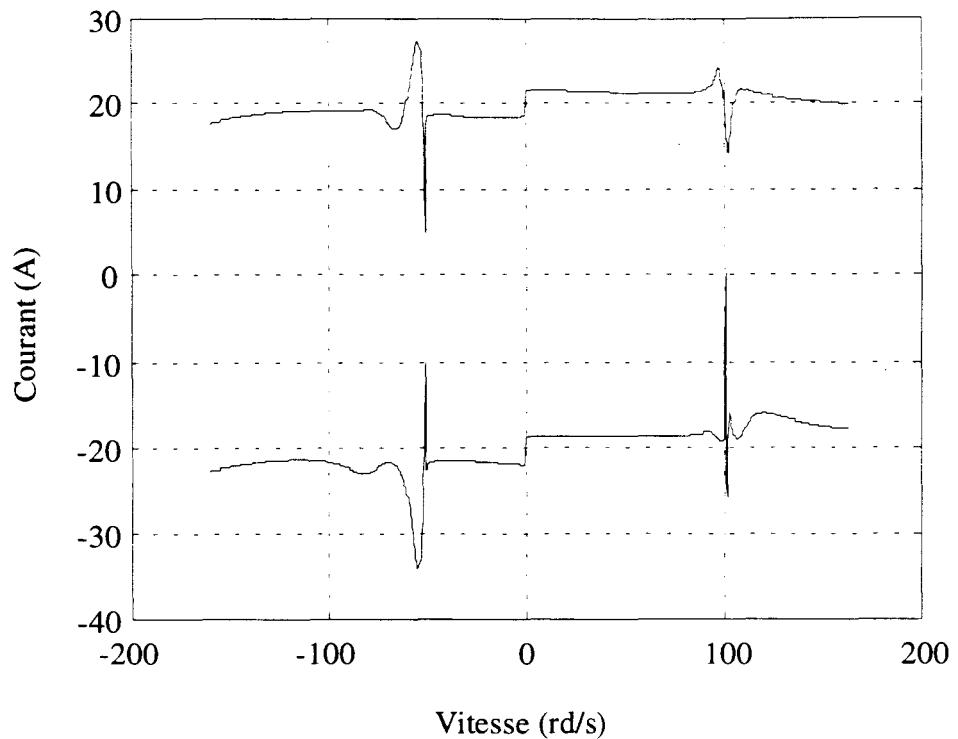


figure III-18 : limitation résultante en courant en sortie du correcteur neuronal pour la charge sévère

Bien que peu régulières, les courbes de cette figure montrent que le courant sera toujours limité en sortie du correcteur neuronal. Les quelques crêtes qui subsistent correspondent aux instants où l'inertie de la charge est brusquement modifiée, tandis qu'une accélération maximale est requise. Il faudra éliminer ces surintensités transitoires par une saturation de l'ordre de 23A en sortie du correcteur neuronal, si elles sont dangereuses pour le processus.

En ce qui concerne la charge expérimentale, l'échantillonnage du contour est la phase d'acquisition qui a le plus souffert du bruit, et des lissages d'accélération alors nécessaires. Comme en témoigne l'échantillon recueilli, représenté figure II-37, les fronts d'accélération lors des inversions à vitesse maximale sont dégradés.

Le réseau utilisé pour la limitation possède 3 neurones afin de garantir un bon filtrage des irrégularités d'acquisition. La figure III-19 montre la reproduction du contour, après 360.000 cycles de rétropropagation.

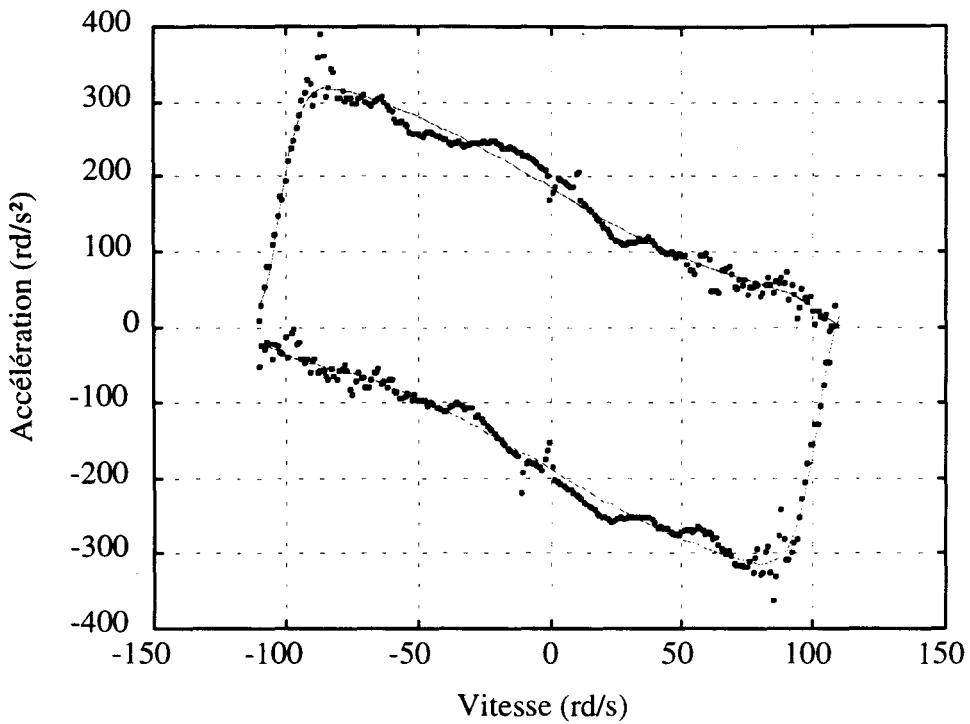


figure III-19 : reproduction du contour de la charge expérimentale

Les défauts de l'échantillon se retrouvent dans les limites résultantes en courant, en sortie du correcteur neuronal, illustrées figure III-20.

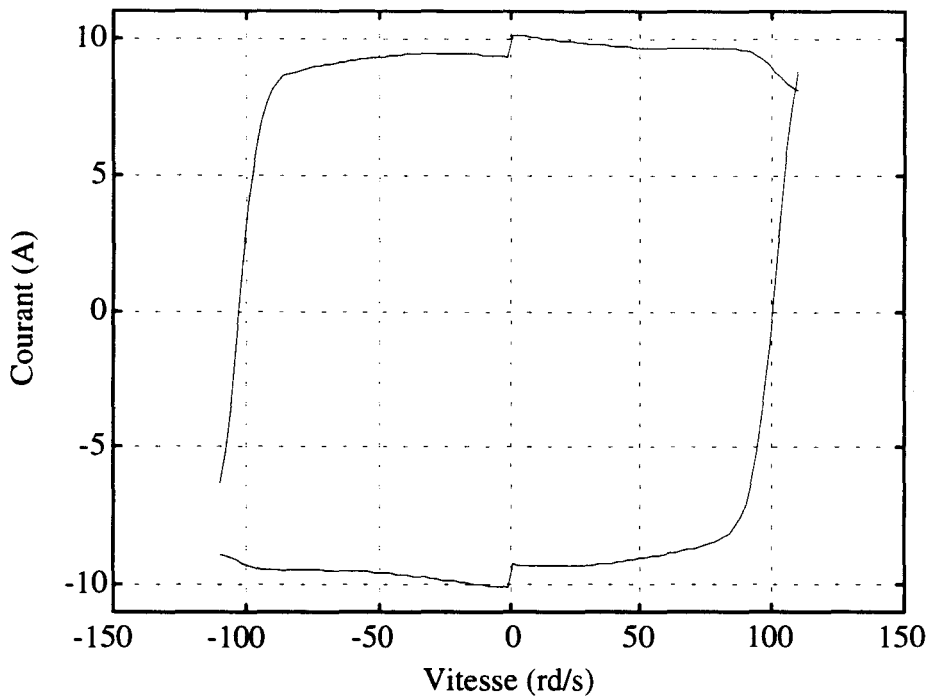


figure III-20 : limitation résultante en courant en sortie du correcteur neuronal pour la charge expérimentale

Ceci aura pour conséquence une limitation excessive du courant lors des inversions de courant à vitesse maximale. Cependant, le moteur pourra toujours atteindre les régimes élevés, cette surlimitation n'intervenant que durant les décélérations.

Nous pourrions procéder au traitement préalable de l'échantillon, pour en enlever les points joignant les deux caractéristiques parallèles, dont nous savons qu'ils sont dûs au filtrage, pour retrouver une limitation en courant similaire à celle de la figure III-14.

3. Conclusion

Le correcteur neuronal générique que nous avons vu au paragraphe C.1. est donc toujours précédé d'un réseau de limitation de l'accélération de consigne, conformément à la figure III-12. Nous le représentons sous les formes allégées de la figure III-21, selon qu'il est fait ou non usage de $\dot{\Omega}_{Réf}$.

Définissons la **vitesse d'appui** Ω_{App} comme le signal présenté à l'entrée de vitesse du correcteur. Cette vitesse, à partir de laquelle est calculé le courant de référence, peut différer de la vitesse mesurée, selon les évolutions du schéma.

L'accélération de référence s'exprime désormais :

$$\dot{\Omega}_{Réf} = \frac{\Omega_{Réf} - \Omega_{App}}{T_a} \quad (III-7)$$

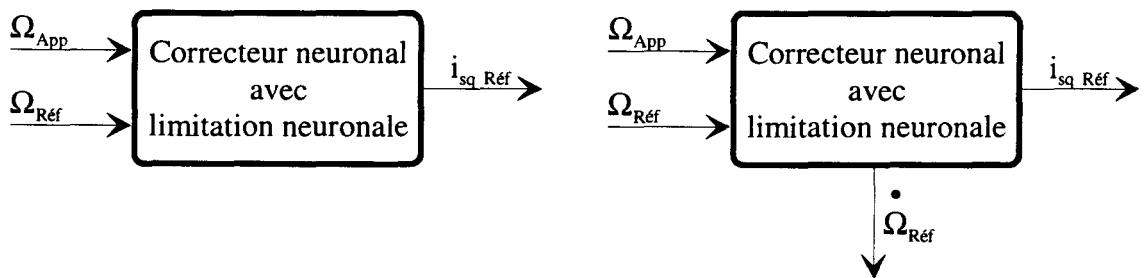


figure III-21 : représentations schématiques du correcteur neuronal avec limitation neuronale

Les différents schémas de commande que nous allons voir par la suite correspondent à différentes manières de calculer Ω_{App} et $\dot{\Omega}_{Réf}$.

D. Contrôleur naturel

1. Principe

Il est l'utilisation immédiate du correcteur de base présenté en C.

Dans ce schéma, figure III-22, la vitesse d'appui utilisée est la mesure la plus récente qui en soit disponible, c'est à dire, compte tenu du décalage temporel minimum, la vitesse relevée une période T_e avant l'instant d'asservissement. Nous la noterons Ω , mesure de la vitesse pour le cycle d'asservissement.

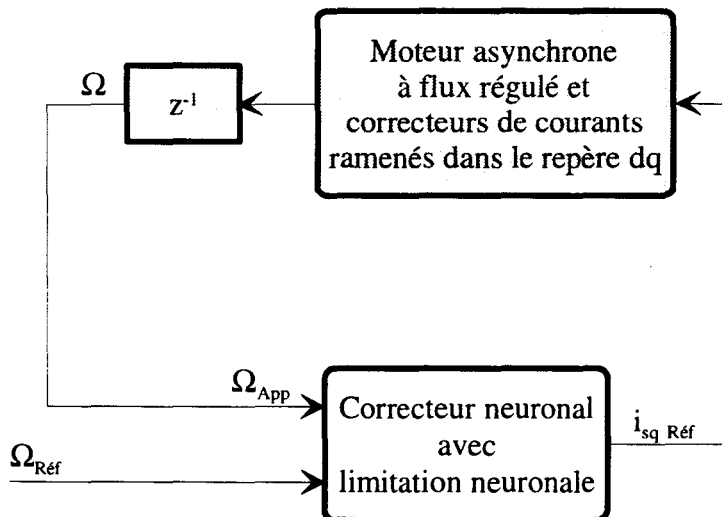


figure III-22 : contrôleur naturel

2. Analyse

Nous allons étudier les comportements transitoire et permanent du contrôleur naturel. Pour cela, nous ne mettons pas en œuvre les méthodes complexes d'étude des systèmes non linéaires dont il relève. Nous nous appuyons sur des considérations mathématiques simples, inspirées du fait que les non linéarités mises en jeu, celle de la charge côté machine et son émulation neuronale, sont censées se compenser.

Pour ces analyses, nous négligeons les dynamiques rapides du système, en supposant que le courant i_{sq} répond instantanément à sa consigne. D'autre part, nous considérons que l'évolution de la vitesse est proportionnelle au courant entre deux instants d'asservissement. Cette dernière hypothèse, qui revient à linéariser localement la caractéristique de charge, est maintenue tout au long de ce mémoire.

Compte tenu de ces deux approximations, l'évolution de la vitesse est ici linéaire durant un cycle d'asservissement.

a) Point faible

Nous ignorons dans cette partie l'erreur induite par la modélisation neuronale du système.

D'après le schéma de commande de la figure II-22 et selon les conventions adoptées au paragraphe B.4., le courant $i_{sq Réf}$ est évalué à partir d'une mesure de vitesse retardée. La faiblesse principale de ce schéma simpliste réside dans la négligence du

retard T_e nécessaire aux calculs entre les acquisitions et l'application du courant de consigne.

Lorsque la période d'asservissement en vitesse T_a est grande devant le temps de calcul T_e , l'asservissement fonctionne. Par contre, lorsque T_a se rapproche de l'ordre de grandeur de T_e , des oscillations apparaissent. En effet, l'évolution de la vitesse durant T_e n'est plus négligeable devant celle durant une période T_a . La figure III-23 illustre ce phénomène en montrant ce qui se passe lorsque la vitesse atteint sa consigne lors d'une réponse indicielle, dans le cas extrême où les consignes sont appliquées à l'instant où sont captées les mesures de l'échantillonnage suivant ($T_a = T_e$, ou $N = 1$).

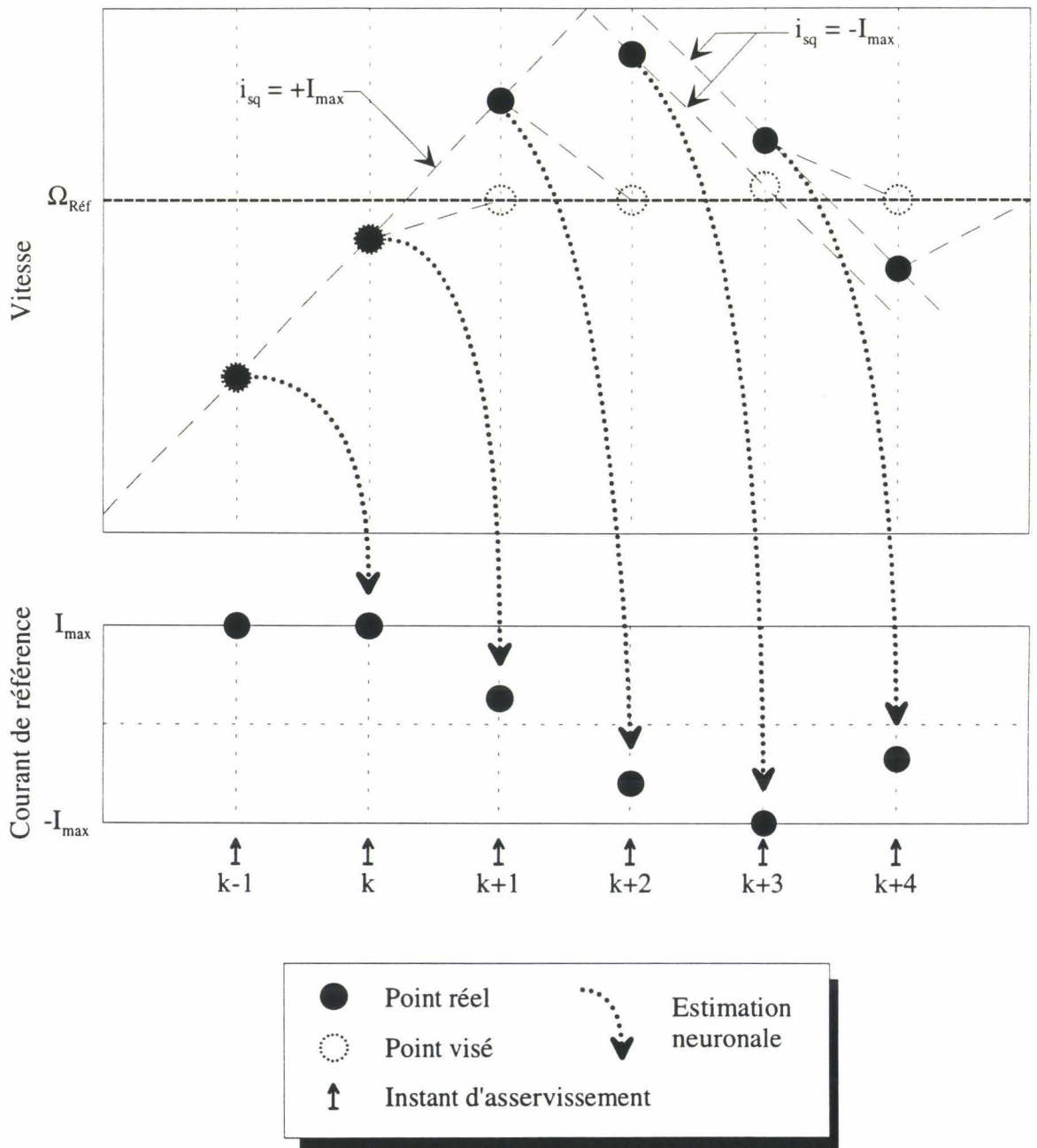


figure III-23 : oscillations de vitesse dans le cas $T_a = T_e$

Jusqu'à l'instant $k-1$ inclu, l'erreur en vitesse ne peut être comblée en une seule période d'échantillonnage. L'accélération de consigne $\dot{\Omega}_{Réf}$ qui en résulte est donc bridée

avant d'entrer dans le réseau principal, lequel fournit le courant maximal en référence : c'est le **régime saturé**.

À l'instant k , l'accélération nécessaire pour que la vitesse atteigne sa consigne à l'instant suivant devient admissible : c'est le **régime asservi**. Mais à cet instant, la référence de courant qui est appliquée procède de la configuration à l'instant précédent, donc d'un régime saturé. L'évolution se poursuivra alors selon l'accélération maximale jusqu'à l'instant $k+1$.

À l'instant $k+1$, la réaction est équivalente, avec le courant résultant de l'instant k , qui n'est plus saturé, mais néanmoins inadapté.

L'instant $k+2$ correspondrait à nouveau à un régime saturé, cette fois en décélération ; mais on impose encore un courant non saturé. Le dépassement est manifeste.

b) Stabilité

Nous allons analyser rapidement la stabilité de cet asservissement, à partir du schéma idéalisé de la figure III-24. Celui-ci représente le comportement de la vitesse en régime asservi, dans le cas général où les deux périodes sont quelconques, avec toujours T_a multiple de T_e . Nous ne raisonnerons que sur le régime asservi, les problèmes de stabilité ne se posant pas en régime saturé. Enfin, comme précédemment, nous ne tiendrons pas compte des dynamiques rapides ni des erreurs de modélisation.

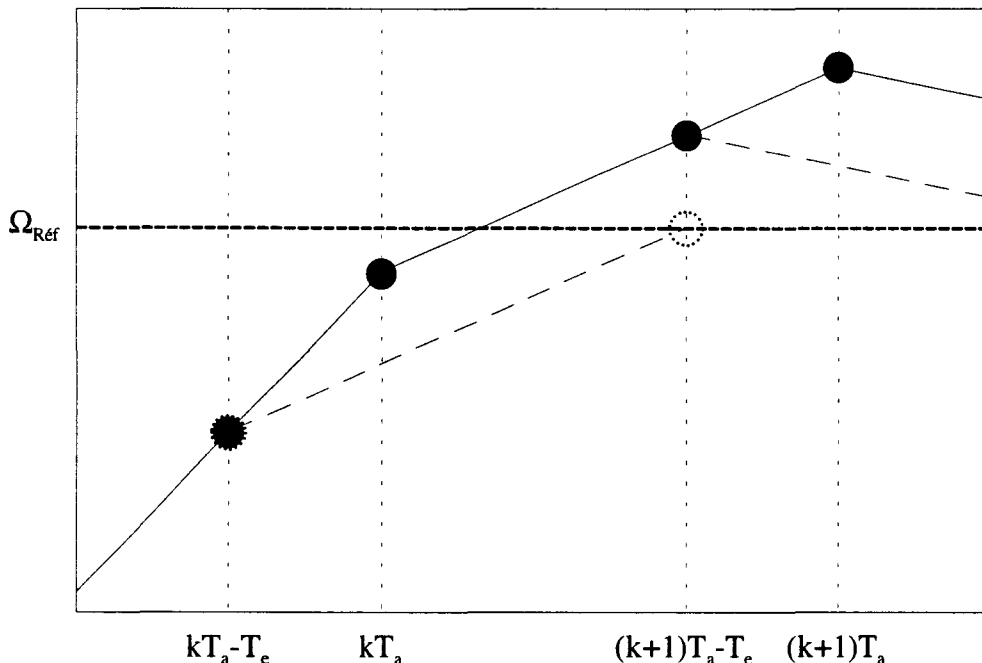


figure III-24 : comportement de la vitesse

L'accélération entre l'instant kT_a et l'instant $(k+1)T_a$ est constante en première approximation, et correspond au gradient de vitesse nécessaire pour atteindre la consigne à partir de l'instant d'échantillonnage k , c'est à dire de la vitesse $\Omega(k)$ relevée à l'instant $kT_a - T_e$ (cf. partie B.3.). Cette accélération vaut donc, si elle n'est pas en saturation :

$$\frac{\Omega_{\text{Réf}} - \Omega(k)}{T_a} \quad (\text{III-8})$$

et au cycle suivant, elle vaut par analogie :

$$\frac{\Omega_{\text{Réf}} - \Omega(k+1)}{T_a} \quad (III-9)$$

La vitesse à l'instant $(k+1)T_a$ peut alors s'exprimer ainsi :

$$\Omega((k+1)T_a) = \Omega(k+1) + T_e \cdot \frac{\Omega_{\text{Réf}} - \Omega(k)}{T_a} \quad (III-10)$$

D'où la vitesse du cycle d'asservissement $k+2$:

$$\begin{aligned} \Omega(k+2) &= \Omega((k+1)T_a) + (T_a - T_e) \cdot \frac{\Omega_{\text{Réf}} - \Omega(k+1)}{T_a} \\ &= \Omega(k+1) + T_e \cdot \frac{\Omega_{\text{Réf}} - \Omega(k)}{T_a} + (T_a - T_e) \cdot \frac{\Omega_{\text{Réf}} - \Omega(k+1)}{T_a} \\ &= \frac{T_e}{T_a} \cdot \Omega(k+1) - \frac{T_e}{T_a} \cdot \Omega(k) + \Omega_{\text{Réf}} \end{aligned} \quad (III-11)$$

ou encore l'erreur en vitesse :

$$\Omega(k+2) - \Omega_{\text{Réf}} = \frac{1}{N} \cdot [\Omega(k+1) - \Omega(k)] \quad (III-12)$$

Mathématiquement, cette suite est convergente pour $|N| > 1$ et divergente pour $|N| < 1$, et son signe oscille si $|N| \geq 1$.

Rapporté à notre commande, où N est un entier non nul, ce résultat signifie que la réponse en vitesse à un échelon sera toujours oscillante, après un dépassement. Mais en aucun cas l'asservissement ne sera instable, car le principe de saturation de l'accélération de consigne allié à l'alternance de signe de la suite III-12 l'interdisent. Dans le pire des cas (T_a réduite à T_e , soit $N = 1$) s'installeront les oscillations de la figure III-23. Avec $N > 1$, les oscillations s'amortiront.

c) Dépassement

En maintenant les hypothèses adoptées pour l'étude de stabilité, nous allons quantifier le dépassement. Reprenons la figure II-24 en la complétant : figure III-25.

Avant l'instant k , la consigne ne peut être atteinte à l'instant suivant : l'accélération est maximale, et correspond au courant maximal autorisé : c'est le régime saturé.

À l'instant k , il devient possible de rejoindre la consigne à l'instant suivant. L'accélération n'est donc plus maximale, et dépend de l'erreur en vitesse mesurée à l'instant $kT_a - T_e$. Compte tenu du décalage introduit par T_e , la consigne est dépassée avant l'instant $(k+1)T_a - T_e$.

Lorsque le système passe en régime non saturé, sa configuration est définie par $\Delta\Omega(kT_a - T_e)$, nécessairement comprise dans l'intervalle $\left] -T_a \cdot \dot{\Omega}_{\text{Max}} ; 0 \right]$.

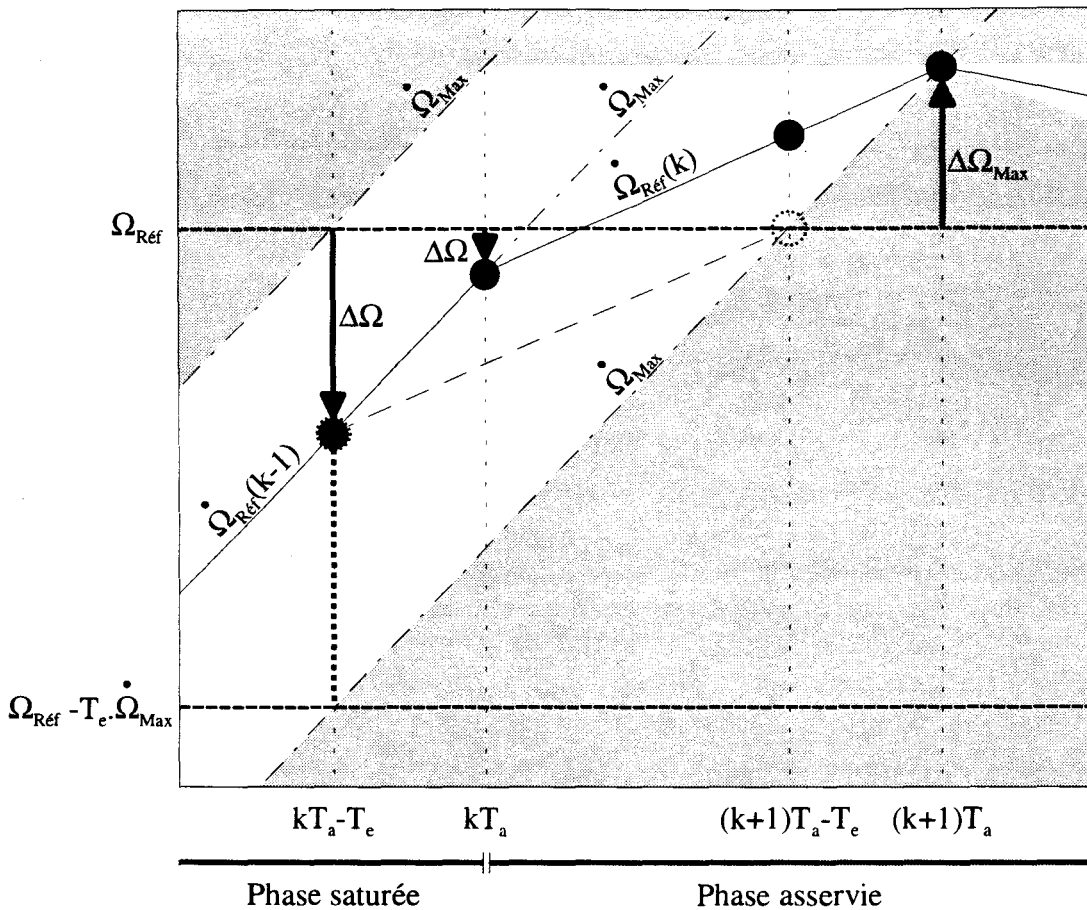


figure III-25 : étude du dépassement

Le dépassement $\Delta\Omega$ atteindra son amplitude maximale $\Delta\Omega_{Max}$ à l'instant $(k+1)T_a$, après quoi l'accélération deviendra négative, pour osciller en s'amortissant. À cet instant, la vitesse s'exprime :

$$\Delta\Omega((k+1)T_a) = \Delta\Omega(kT_a) + T_a \cdot \dot{\Omega}_{Réf}(k) \quad (III-13)$$

D'autre part,

$$\Delta\Omega(kT_a) = \Delta\Omega(kT_a - T_e) + T_e \cdot \dot{\Omega}_{Réf}(k-1) \quad (III-14)$$

Or, $\dot{\Omega}_{Réf}(k)$, évaluée pour la réponse pile, vaut :

$$\begin{aligned} \dot{\Omega}_{Réf}(k) &= \frac{\Omega_{Réf} - \Omega(k)}{T_a} \\ &= -\frac{\Delta\Omega(kT_a - T_e)}{T_a} \end{aligned} \quad (III-15)$$

et $\dot{\Omega}_{Réf}(k-1)$ vaut $\dot{\Omega}_{Max}$, s'agissant de la phase saturée. D'où le dépassement :

$$\boxed{\Delta\Omega_{Max} = T_e \cdot \dot{\Omega}_{Max}} \quad (III-16)$$

Le dépassement est donc indépendant de la période d'asservissement utilisée.

d) Précision

Une fois le régime permanent établi, toujours dans le cas de la réponse à un échelon, la vitesse stabilisée sera plus ou moins proche de sa consigne, du fait de l'erreur de modélisation. Celle-ci procède des erreurs d'échantillonnage, et de l'erreur d'apprentissage des échantillons. Voyons alors avec quelle précision peut travailler cet asservissement. L'étude suivante établit le lien entre cette erreur et l'erreur en vitesse qui en découle en régime permanent.

Soit $\Omega_{\text{Réf}}$ la vitesse de référence, et $i_{\text{sq}i}$ le courant idéal qui lui correspond en régime permanent dans le cas parfait, c'est à dire selon la caractéristique de charge, ce qui s'exprime :

$$i_{\text{sq}i} = \Gamma(\Omega_{\text{Réf}}, 0) \quad (\text{III-17})$$

Soit maintenant $\varepsilon i_{\text{sq}}$ l'erreur faite par le réseau neuronal par rapport au courant idéal $i_{\text{sq}i}$. C'est l'erreur de modélisation, provenant de l'apprentissage neuronal, des bruits de mesure lors de l'échantillonnage, ou d'une possible évolution de la charge et des paramètres entrant dans le rapport courant-couple, le flux notamment.

Sous l'effet de $\varepsilon i_{\text{sq}}$, le point de fonctionnement va se déplacer, puis se stabiliser sur un nouveau régime permanent que nous caractérisons par l'erreur en vitesse $\Delta\Omega$ et l'écart en courant Δi_{sq} , correspondant à l'état mécanique :

$$i_{\text{sq}i} + \Delta i_{\text{sq}} + \varepsilon i_{\text{sq}} = \Gamma(\Omega_{\text{Réf}} + \Delta\Omega, 0) \quad (\text{III-18})$$

$i_{\text{sq}i} + \Delta i_{\text{sq}} + \varepsilon i_{\text{sq}}$ est donc le courant fourni par le contrôleur neuronal pour le nouveau régime permanent, Δi_{sq} étant la réaction de l'asservissement à l'erreur ajoutée $\varepsilon i_{\text{sq}}$.

L'erreur totale en courant s'écrit par soustraction de III-17 de III-18 :

$$\Delta i_{\text{sq}} + \varepsilon i_{\text{sq}} = \Gamma(\Omega_{\text{Réf}} + \Delta\Omega, 0) - \Gamma(\Omega_{\text{Réf}}, 0) \quad (\text{III-19})$$

Les écarts étant supposés petits, nous pouvons faire l'approximation au premier ordre :

$$\Gamma(\Omega_{\text{Réf}} + \Delta\Omega, 0) \cong \Gamma(\Omega_{\text{Réf}}, 0) + \Delta\Omega \cdot \frac{\partial \Gamma}{\partial \Omega}(\Omega_{\text{Réf}}, 0) \quad (\text{III-20})$$

d'où :

$$\Delta i_{\text{sq}} + \varepsilon i_{\text{sq}} \cong \Delta\Omega \cdot \frac{\partial \Gamma}{\partial \Omega}(\Omega_{\text{Réf}}, 0) \quad (\text{III-21})$$

Par ailleurs, l'accélération est nulle par définition, mais cela ne signifie pas que l'accélération de consigne $\dot{\Omega}_{\text{Réf}}$ soit nulle à l'entrée du réseau. En effet, l'erreur en vitesse $\Delta\Omega$ entraîne une consigne d'accélération non nulle $\dot{\Delta\Omega}$, également constante en régime permanent.

La figure III-26 résume les trois erreurs introduites, $\varepsilon i_{\text{sq}}$ étant vue comme une erreur additive qui déséquilibre le système parfait.

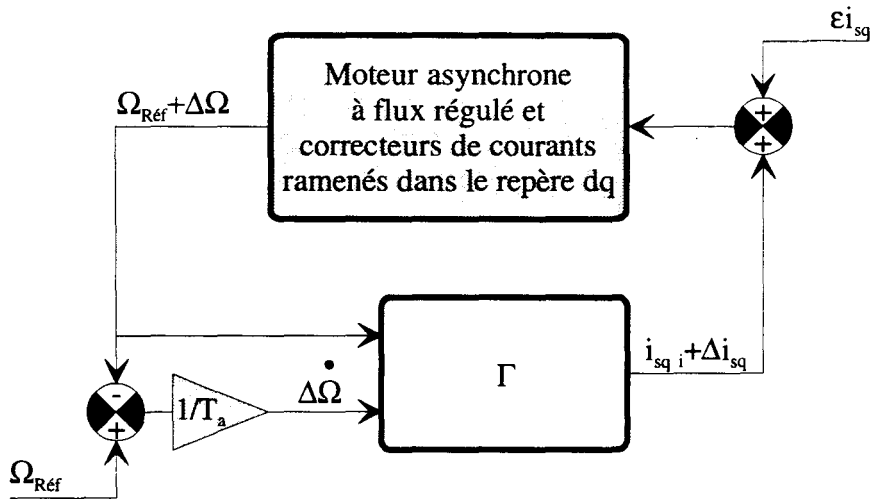


figure III-26 : définition des signaux en régime permanent faussé

Nous en tirons une troisième équation, valable au niveau du correcteur :

$$i_{sq\ i} + \Delta i_{sq} = \Gamma(\Omega_{R\acute{e}f} + \Delta\Omega, \Delta\dot{\Omega}) \quad (III-22)$$

d'après laquelle l'erreur ϵi_{sq} s'exprime par soustraction de III-18 :

$$\epsilon i_{sq} = \Gamma(\Omega_{R\acute{e}f} + \Delta\Omega, 0) - \Gamma(\Omega_{R\acute{e}f} + \Delta\Omega, \Delta\dot{\Omega}) \quad (III-23)$$

Ici encore, nous prendrons l'approximation au premier ordre :

$$\Gamma(\Omega_{R\acute{e}f} + \Delta\Omega, \Delta\dot{\Omega}) \cong \Gamma(\Omega_{R\acute{e}f} + \Delta\Omega, 0) + \Delta\dot{\Omega} \cdot \frac{\partial \Gamma}{\partial \dot{\Omega}}(\Omega_{R\acute{e}f} + \Delta\Omega, 0) \quad (III-24)$$

d'où la relation :

$$\epsilon i_{sq} \cong -\Delta\dot{\Omega} \cdot \frac{\partial \Gamma}{\partial \dot{\Omega}}(\Omega_{R\acute{e}f} + \Delta\Omega, 0) \quad (III-25)$$

Ici peut intervenir le schéma de la figure III-26, dans lequel :

$$\Delta\dot{\Omega} = -\frac{\Delta\Omega}{T_a} \quad (III-26)$$

D'où, avec III-25 :

$$\epsilon i_{sq} \cong \frac{\Delta\Omega}{T_a} \cdot \frac{\partial \Gamma}{\partial \dot{\Omega}}(\Omega_{R\acute{e}f} + \Delta\Omega, 0) \quad (III-27)$$

ce qui nous donne le rapport entre l'erreur introduite et la perturbation en vitesse :

$$\Delta\Omega \cong \epsilon i_{sq} \cdot \frac{T_a}{\frac{\partial \Gamma}{\partial \dot{\Omega}}(\Omega_{R\acute{e}f} + \Delta\Omega, 0)} \quad (III-28)$$

Nous constatons que l'erreur en régime permanent est proportionnelle à T_a , selon une approximation au premier ordre.

Enfin, en remplaçant $\Delta\Omega$ dans III-21, nous obtenons une formule rendant compte de l'amplification faite par le schéma sur l'erreur introduite :

$$\Delta i_{sq} + \varepsilon i_{sq} \cong \varepsilon i_{sq} \cdot T_a \frac{\frac{\partial \Gamma}{\partial \Omega}(\Omega_{Réf}, 0)}{\frac{\partial \Gamma}{\partial \dot{\Omega}}(\Omega_{Réf} + \Delta\Omega, 0)} \quad (III-29)$$

3. Performances

Le schéma naturel a été simulé avec la charge seuil, pour les valeurs 1, 2, 5, 10, 20 et 100 de N, T_e valant 200 μ s, sur la poursuite d'une séquence de vitesse dont la description se trouve en annexe III, comprenant des échelons faibles et amples, ainsi qu'une sinusoïde de faible amplitude et de fréquence glissante.

La figure III-27 montre les agrandissements des réponses en vitesse à un échelon de 100rd/s, pour toutes les valeurs de N.

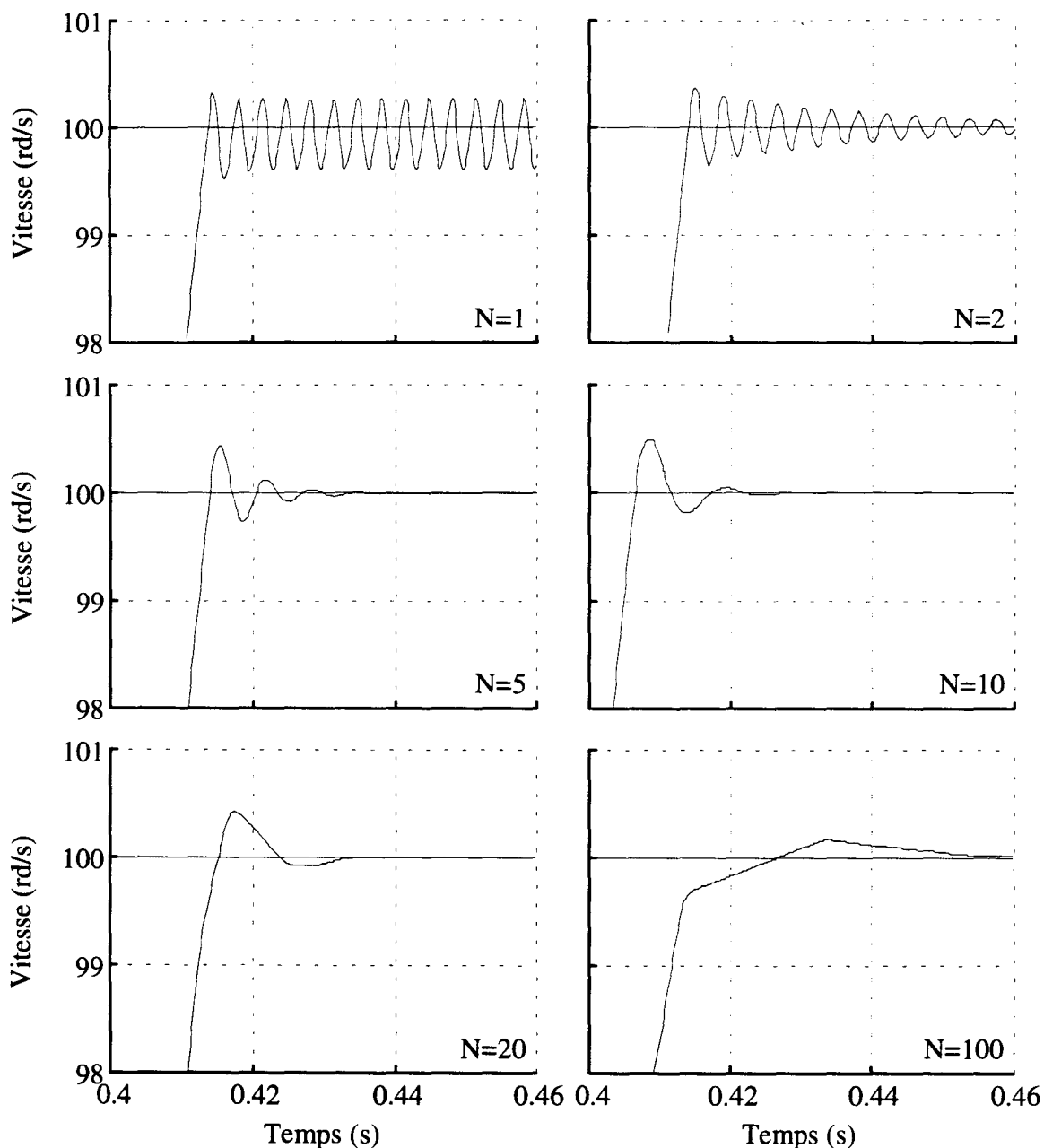


figure III-27 : dépassement en vitesse avec le contrôleur naturel pour $N=1, 2, 5, 10, 20$ et 100

Cette figure valide l'étude théorique menée auparavant, concernant la stabilité, mais aussi le dépassement, qui est de l'ordre de 0,4% quel que soit N, bien qu'un peu plus faible dans le cas $N=100$. La valeur théorique de ce dépassement est de 0,14% d'après III-16. Cette différence s'explique par la dynamique en courant, qui se manifeste par un temps de réponse dont nous n'avons pas tenu compte. Ceci est confirmé par le dépassement plus faible constaté pour $N=100$, les variations imposées au courant étant alors visiblement moins importantes.

De même, l'erreur statique est conforme à nos prévisions, c'est à dire proportionnelle à N, comme en témoigne l'agrandissement, figure III-28, de la réponse à un échelon de 0,1rd/s.

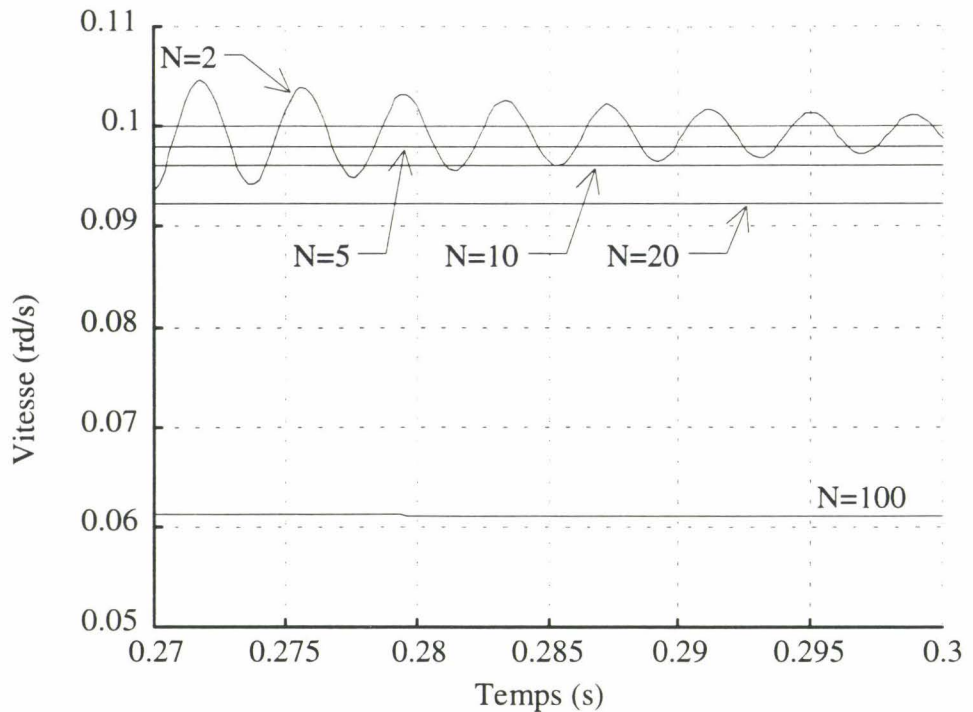


figure III-28 : erreur statique avec le contrôleur naturel pour $N=2, 5, 10, 20$ et 100

Par opposition aux commandes classiques, cette erreur n'est pas proportionnelle à l'amplitude de la référence appliquée mais provient de l'erreur d'identification, additive, dont nous avons tracé la surface chaotique figure II-45. Ainsi, l'erreur visible sur la figure III-28 vaut environ $0,04\text{rd/s}$ pour $N = 100$, soit $N \times 0,4\%$ de la vitesse de référence. Cette erreur devient donc, en première approximation, $N \times 0,004\%$ pour un échelon d'amplitude 10rd/s .

La figure III-29 montre la poursuite en vitesse d'une sinusoïde à fréquence glissante, dont la faible amplitude est une difficulté majeure compte tenu du seuil de frottement sec important qui caractérise cette charge. Cette simulation est représentée pour $N=2, 5, 10$ et 20 , mais pas pour la valeur 100 , le correcteur n'étant pas capable, dans ce cas à la limite du respect du théorème de Shannon ($T_a = 20\text{ms}$), d'assurer convenablement la poursuite.

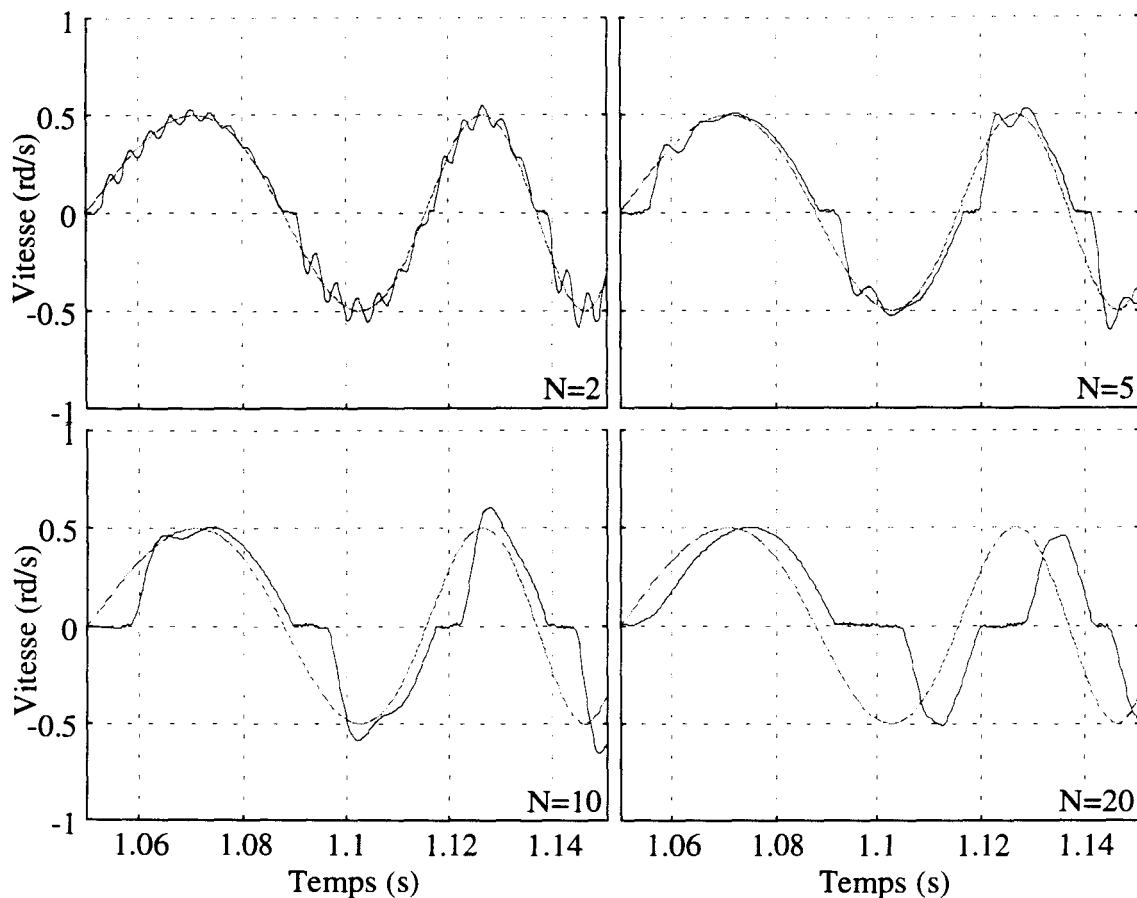


figure III-29 : poursuite d'une consigne alternative à basse vitesse pour $N=2, 5, 10$ et 20

Pour conclure, nous pouvons dire que ce correcteur fonctionne de manière satisfaisante à condition que la période d'asservissement soit suffisamment grande. D'après les simulations présentées ici, $N=5$ s'avère être une valeur minimale pour assurer un amortissement correct.

En revanche, s'il n'y a pas de limite haute pour N du point de vue de la stabilité, la précision en impose une, de même que la dynamique de la référence de vitesse s'il s'agit d'une séquence à poursuivre.

E. Prise en compte du temps de calcul

1. Principe

Le point faible du correcteur naturel, étant entendues ses bonnes performances, est sa tendance à osciller, qui s'aggrave avec la diminution de la période d'asservissement. Or, augmenter celle-ci diminue la précision. Nous allons donc améliorer ce schéma en prenant en compte le retard introduit par la période d'échantillonnage T_e .

Le principe est d'utiliser comme vitesse d'appui Ω_{App} la vitesse telle qu'elle est à l'instant d'application du courant de référence, et non au moment de la mesure. Il s'agit donc d'anticiper l'évolution de la vitesse durant T_e .

Nous noterons, ici encore, Ω l'unique mesure de vitesse, faite une période T_e avant l'instant d'asservissement, soit $\Omega(k)$ signifiant $\Omega(kT_a - T_e)$.

Deux méthodes sont envisageables. La première est une extrapolation utilisant l'accélération de consigne :

$$\hat{\Omega}(kT_a) = \Omega + T_e \cdot \dot{\Omega}_{R\acute{e}f}(k-1) \quad (III-29)$$

l'autre une récurrence à partir du point estimé précédent :

$$\hat{\Omega}(kT_a) = \Omega + T_e \cdot \frac{\Omega - \hat{\Omega}((k-1)T_a)}{T_a - T_e} \quad (III-30)$$

Ces deux estimations offrent théoriquement le même résultat. Cependant, la deuxième n'est pas applicable dans le cas où $N = 1$, c'est à dire $T_a = T_e$. Elle est du reste plus complexe, et sa récurrence nous laisse prévoir des erreurs de traînage. Enfin, la première solution sera moins sensible au bruit, utilisant une consigne calculée. La deuxième en revanche, s'appuyant sur un signal mesuré, fournira une estimation plus juste dans le cas où l'identification neuronale est médiocre, l'accélération réelle ne suivant plus alors $\dot{\Omega}_{R\acute{e}f}$.

Signalons encore que la première méthode d'estimation, ainsi que tous les contrôleurs qui utilisent $\dot{\Omega}_{R\acute{e}f}$ par la suite, ne pourrait fonctionner de manière fiable avec une limitation de l'accélération de consigne par extension de l'échantillon (cf. C.2.b). La limitation intervenant dans ce cas au sein du réseau, le courant est effectivement limité mais l'accélération de référence qui lui correspond n'a pas d'existence réelle. Ceci justifie encore, à ce niveau, le choix de la limitation neuronale de l'accélération.

Une fois estimée la vitesse d'appui, il faut calculer l'accélération de consigne. Deux possibilités : le point visé correspond soit à l'instant où sont faites les mesures, comme auparavant (figure III-24), soit à l'instant d'application des consignes. La figure III-30 illustre ces deux approches.

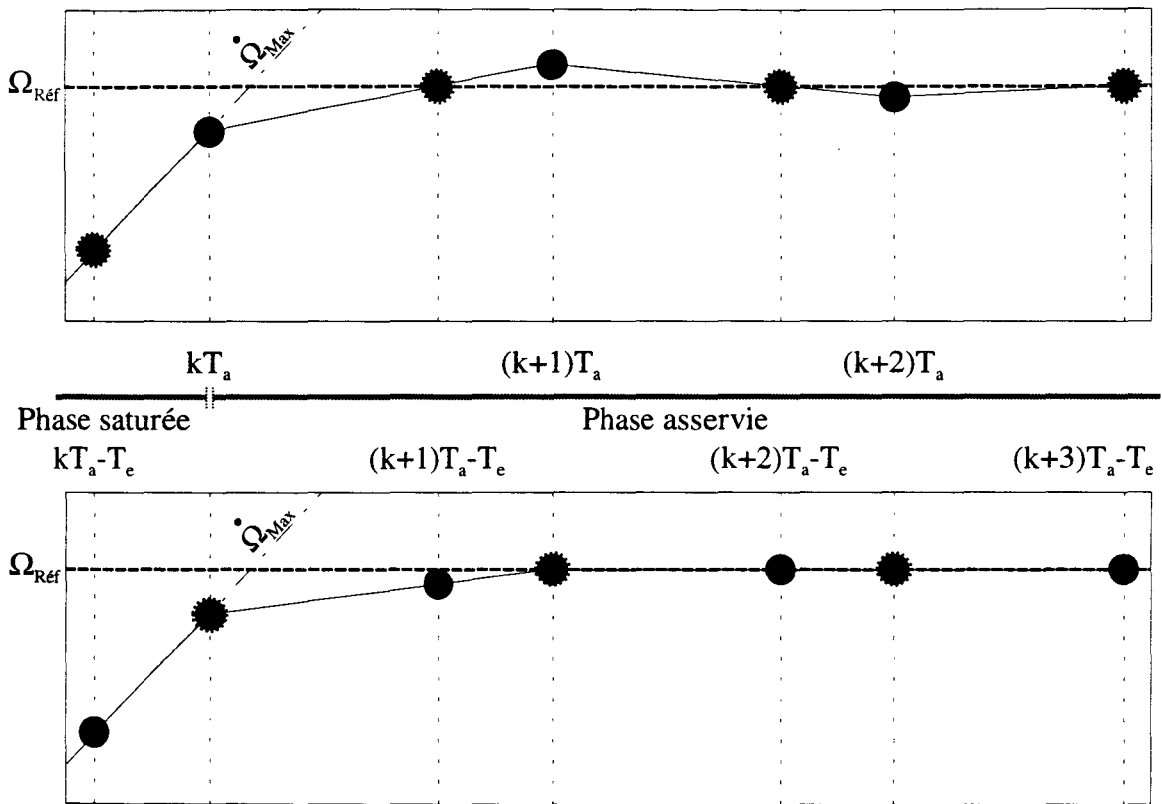


figure III-30 : deux options pour calculer l'accélération de consigne

Dans le premier cas, la vitesse mesurée doit rejoindre exactement sa consigne et y rester : le transitoire ne dure qu'une période T_a , contre deux dans le deuxième cas. La première approche paraît donc plus conforme à la définition du correcteur neuronal donnée en C.1..

Cependant, dans le premier cas, la vitesse **mesurée** fournit la réponse pile, mais masque de légères oscillations de la vitesse continue, celle-ci poursuivant son évolution durant T_e après avoir atteint sa consigne, donc en la dépassant. Dans le deuxième cas, la réponse est idéale : après le régime saturé, un seul échantillonnage suffit pour stabiliser la vitesse exactement sur sa consigne. C'est la réponse pile de la vitesse continue.

Nous retiendrons donc la deuxième option pour le calcul de $\dot{\Omega}_{\text{Réf}}$, qui se calcule alors comme auparavant selon III-7. Le schéma de commande qui en découle est présenté en figures III-31 et III-32, selon les deux manières d'anticiper la vitesse d'appui.

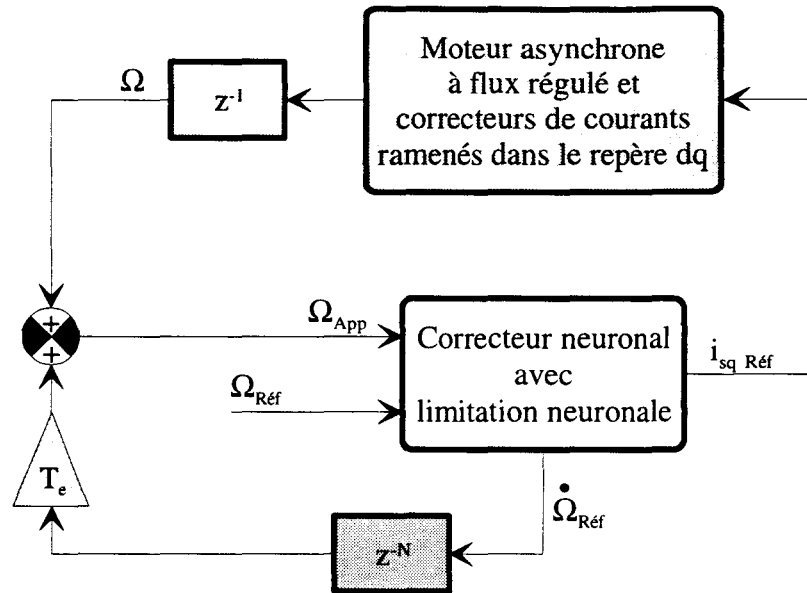


figure III-31 : contrôleur selon la première méthode d'anticipation

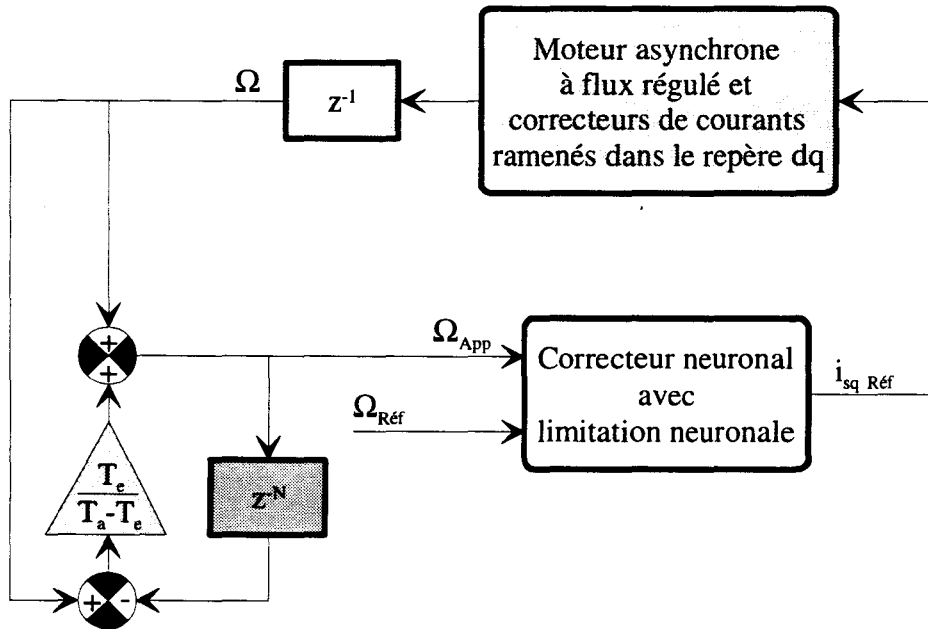


figure III-32 : contrôleur selon la seconde méthode d'anticipation

2. Analyse

a) Stabilité et dépassement

Théoriquement, sans prendre en compte de nouvelles sources d'erreur, ces asservissements assurent une réponse pile. La stabilité est donc, toujours théoriquement, absolue. De même, le dépassement est théoriquement nul. Rappelons toutefois qu'avec la deuxième méthode d'anticipation (III-30), la période d'asservissement doit être strictement supérieure à la période d'échantillonnage.

Ces schémas de commande avec anticipation de la vitesse d'appui permettent donc a priori de diminuer T_a pour améliorer la précision, tout en assurant la stabilité.

b) Précision

Comme dans le cas du contrôleur naturel, nous pouvons établir le lien entre l'erreur d'identification et l'erreur en vitesse en régime permanent.

À partir des mêmes notations, l'expression de l'équilibre du régime permanent dans le cas idéal reste valable :

$$i_{sqi} = \Gamma(\Omega_{Réf}, 0) \quad (III-31)$$

ainsi que celle du point de fonctionnement en régime permanent perturbé par l'erreur ϵi_{sq} faite par le réseau neuronal par rapport au courant idéal i_{sqi} :

$$i_{sqi} + \Delta i_{sq} + \epsilon i_{sq} = \Gamma(\Omega_{Réf} + \Delta\Omega, 0) \quad (III-32)$$

Les figures III-33 et III-34 montrent les relations entre les différents signaux d'erreur, selon les deux manières d'anticiper la vitesse d'appui.

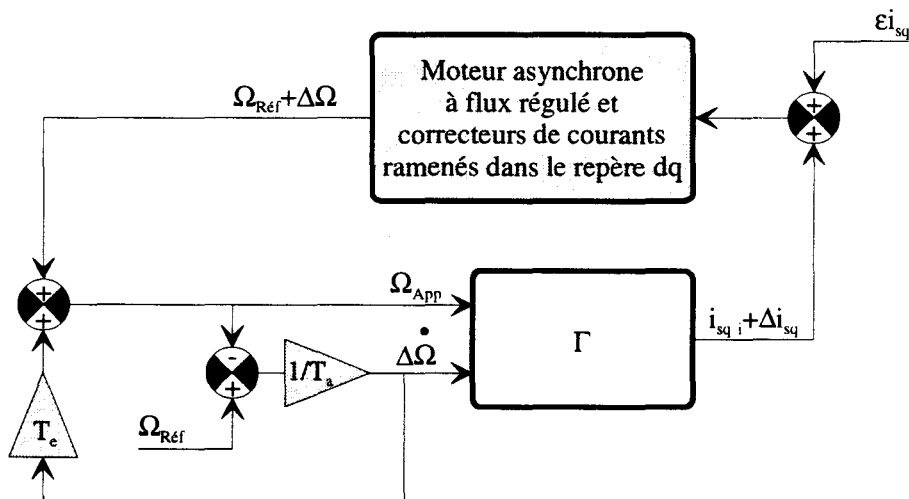


figure III-33 : relations entre les signaux d'erreur, première méthode d'anticipation

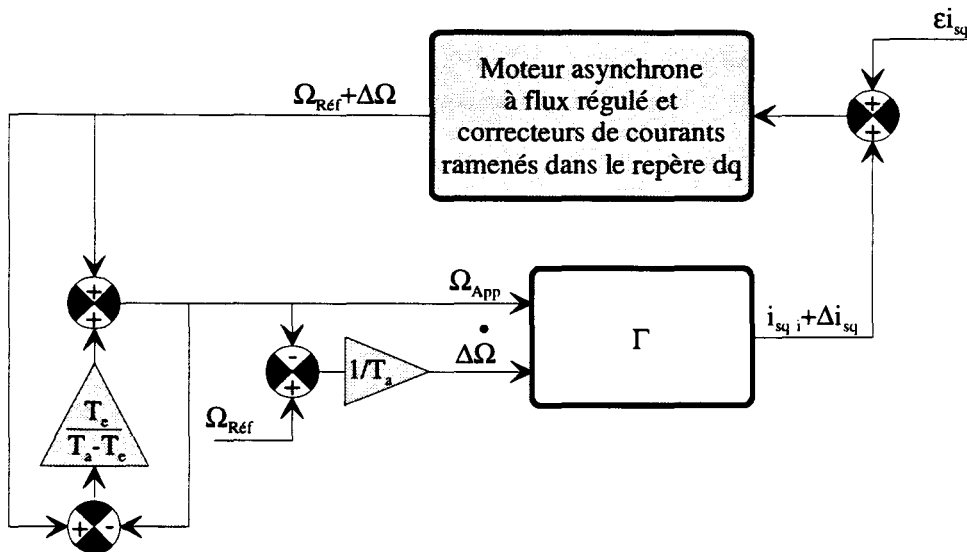


figure III-34 : relations entre les signaux d'erreur, seconde méthode d'anticipation

Dans les deux cas, l'équation aux bornes du correcteur parfait est identique :

$$i_{sqi} + \Delta i_{sq} = \Gamma(\Omega_{App}, \Delta \dot{\Omega}) \quad (III-33)$$

avec, pour la première méthode :

$$\Omega_{App} = \Omega_{Réf} + \Delta\Omega + T_e \cdot \Delta \dot{\Omega} \quad (III-34)$$

et pour la seconde :

$$\Omega_{App} = \Omega_{Réf} + \Delta\Omega + \frac{T_e}{T_a - T_e} \cdot (\Omega_{Réf} + \Delta\Omega - \Omega_{App}) \quad (III-35)$$

soit encore :

$$\Omega_{App} = \Omega_{Réf} + \Delta\Omega \quad (III-36)$$

Remarquons que cette dernière expression nous ramène exactement au cas du schéma naturel. La suite des calculs est donc inutile dans ce cas du contrôleur anticipatif récurrent, qui est semblable au contrôleur naturel pour ce qui concerne la précision.

Poursuivons l'étude pour l'autre méthode d'anticipation. L'écart en accélération s'exprime dans tous les cas :

$$\Delta \dot{\Omega} = \frac{\Omega_{Réf} - \Omega_{App}}{T_a} \quad (III-37)$$

ce qui donne respectivement, avec III-34 :

$$\Delta \dot{\Omega} = -\frac{\Delta\Omega + T_e \cdot \Delta \dot{\Omega}}{T_a} \quad (III-38)$$

soit encore :

$$\Delta \dot{\Omega} = -\frac{\Delta\Omega}{T_a + T_e} \quad (III-39)$$

et en reprenant III-34 :

$$\Omega_{App} = \Omega_{Réf} + \frac{T_a}{T_a + T_e} \cdot \Delta\Omega \quad (III-40)$$

L'expression de l'erreur introduite s'obtient, pour la première méthode d'anticipation, par soustraction de III-33 de III-32 :

$$\varepsilon i_{sq} = \Gamma(\Omega_{Réf} + \Delta\Omega, 0) - \Gamma(\Omega_{App}, \Delta \dot{\Omega}) \quad (III-41)$$

soit encore, avec III-40 :

$$\varepsilon i_{sq} = \Gamma(\Omega_{Réf} + \Delta\Omega, 0) - \Gamma\left(\Omega_{Réf} + \frac{T_a}{T_a + T_e} \cdot \Delta\Omega, \Delta \dot{\Omega}\right) \quad (III-42)$$

dont le dernier membre peut être approché au premier ordre :

$$\Gamma\left(\Omega_{\text{Réf}} + \frac{T_a}{T_a + T_e} \cdot \Delta\Omega, \Delta \dot{\Omega}\right) \equiv \Gamma\left(\Omega_{\text{Réf}} + \Delta\Omega, \Delta \dot{\Omega}\right) - \frac{T_e}{T_a + T_e} \Delta\Omega \cdot \frac{\partial \Gamma}{\partial \Omega}\left(\Omega_{\text{Réf}} + \Delta\Omega, \Delta \dot{\Omega}\right) \quad (\text{III-43})$$

et une seconde fois avec III-20 :

$$\Gamma\left(\Omega_{\text{Réf}} + \frac{T_a}{T_a + T_e} \cdot \Delta\Omega, \Delta \dot{\Omega}\right) \equiv \Gamma(\Omega_{\text{Réf}} + \Delta\Omega, 0) + \Delta \dot{\Omega} \cdot \frac{\partial \Gamma}{\partial \dot{\Omega}}(\Omega_{\text{Réf}} + \Delta\Omega, 0) - \frac{T_e}{T_a + T_e} \Delta\Omega \cdot \frac{\partial \Gamma}{\partial \Omega}(\Omega_{\text{Réf}} + \Delta\Omega, 0) \quad (\text{III-44})$$

D'où l'expression approchée de l'erreur introduite :

$$\varepsilon_{i_{\text{sq}}} \equiv \frac{T_e}{T_a + T_e} \Delta\Omega \cdot \frac{\partial \Gamma}{\partial \Omega}(\Omega_{\text{Réf}} + \Delta\Omega, 0) - \Delta \dot{\Omega} \cdot \frac{\partial \Gamma}{\partial \dot{\Omega}}(\Omega_{\text{Réf}} + \Delta\Omega, 0) \quad (\text{III-45})$$

soit encore, avec III-39 :

$$\varepsilon_{i_{\text{sq}}} \equiv \frac{T_e}{T_a + T_e} \Delta\Omega \cdot \frac{\partial \Gamma}{\partial \Omega}(\Omega_{\text{Réf}} + \Delta\Omega, 0) + \frac{\Delta\Omega}{T_a + T_e} \cdot \frac{\partial \Gamma}{\partial \dot{\Omega}}(\Omega_{\text{Réf}} + \Delta\Omega, 0) \quad (\text{III-46})$$

Cette expression, inversée, donne le rapport entre l'erreur introduite et la perturbation en vitesse, pour la première méthode d'anticipation :

$$\Delta\Omega \equiv \varepsilon_{i_{\text{sq}}} \cdot \frac{(T_a + T_e)}{T_e \cdot \frac{\partial \Gamma}{\partial \Omega}(\Omega_{\text{Réf}} + \Delta\Omega, 0) + \frac{\partial \Gamma}{\partial \dot{\Omega}}(\Omega_{\text{Réf}} + \Delta\Omega, 0)} \quad (\text{III-47})$$

tandis que pour la seconde, nous reprenons celle du contrôleur naturel :

$$\Delta\Omega \equiv \varepsilon_{i_{\text{sq}}} \cdot \frac{T_a}{\frac{\partial \Gamma}{\partial \dot{\Omega}}(\Omega_{\text{Réf}} + \Delta\Omega, 0)} \quad (\text{III-48})$$

Ces expressions sont difficiles à comparer. La dérivée de la charge par rapport à l'accélération est son moment d'inertie, généralement constant. En revanche, le terme dérivé par rapport à la vitesse est très variable, pouvant être infini au passage d'un seuil. L'erreur dans le premier cas est donc plus incertaine.

Pour conclure, nous avons introduit deux schémas anticipatifs, améliorant tous les deux la stabilité par rapport au schéma naturel, l'un au moins étant aussi précis.

c) Point faible

Comme l'indique la théorie développée ci-dessus, l'asservissement avec anticipation de la vitesse d'appui est aussi dynamique que le précédent, mais avec un comportement plus stable, permettant de diminuer le rapport N pour gagner en précision.

Cependant nous n'obtenons pas en simulation les résultats parfaits escomptés. Ceci nous amène à considérer une deuxième cause d'erreur importante : la dynamique du courant.

Nous avons fait le choix d'identifier, avec les méthodes neuronales, la caractéristique de charge, en prenant en compte une dynamique d'ordre 1 : le courant commandant le couple en fonction de la vitesse et de sa dérivée. Cette caractéristique peut effectivement être parfaitement modélisée. En revanche, le contrôleur neuronal que nous en avons déduit est imparfait, car s'il pilote bien la charge selon la connaissance parfaite qu'il en a, il ne peut le faire qu'à travers le correcteur de courant i_{sq} , qui impose celui-ci en asservissant la tension v_q .

En réalité, seules les tensions, dans notre modélisation la plus fine, peuvent être établies de manière instantanée. Les deux courants i_{sd} et i_{sq} , imposés par asservissement de celles-ci, leur sont naturellement liés par une dynamique présentant une constante de temps appelée **constante de temps électrique**, notée τ_e , de l'ordre de $40T_e$ dans nos applications.

L'asservissement des courants permet d'en accélérer la réponse, son premier ordre équivalent ayant une constante de temps d'environ $3T_e$ (voir réponse indicielle en annexe III). Cette réponse, bien que rapide devant τ_e , n'en introduit pas moins une dynamique supplémentaire. Celle-ci se traduit par un transitoire de durée T_{tc} sur le courant i_{sq} lors de tout changement de sa consigne, qui se répercute sur la réponse en vitesse, comme le schématise la réponse indicielle de la figure III-35.

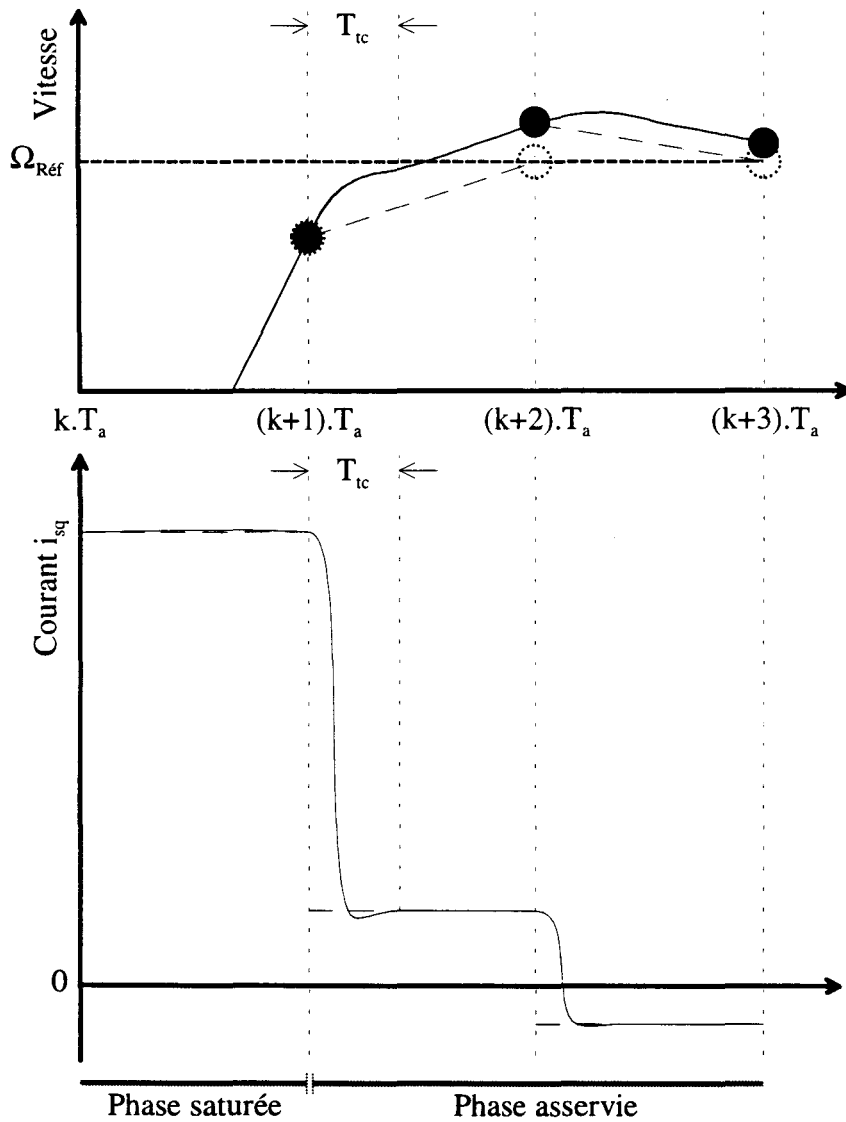


figure III-35 : effet du transitoire de courant

Il s'avère que le transitoire de courant ne peut être négligé que si la période d'asservissement T_a est grande devant T_{tc} . Or, nos études théoriques ont mis en évidence l'intérêt pour la précision de réduire T_a . C'est tout l'intérêt de cette première évolution du contrôleur, qui permet de réduire N sans provoquer l'instabilité du contrôleur originel.

Nous devons donc prendre en compte également le transitoire de courant.

3. Performances

La figure III-36 présente les réponses en vitesse des deux correcteurs anticipatifs, pour $N=1, 2, 5, 10, 20$ et 100 , sur l'échelon de consigne déjà utilisé pour le contrôleur naturel. La deuxième méthode d'anticipation, correspondant aux courbes en pointillé, n'autorise pas $N=1$. Cependant, la réponse qu'elle offre dans le cas $N=2$ est semblable à celle que permet l'autre méthode pour $N=1$.

Pour faciliter la comparaison, l'échelle de cette figure est rigoureusement identique à celle de la figure III-27.

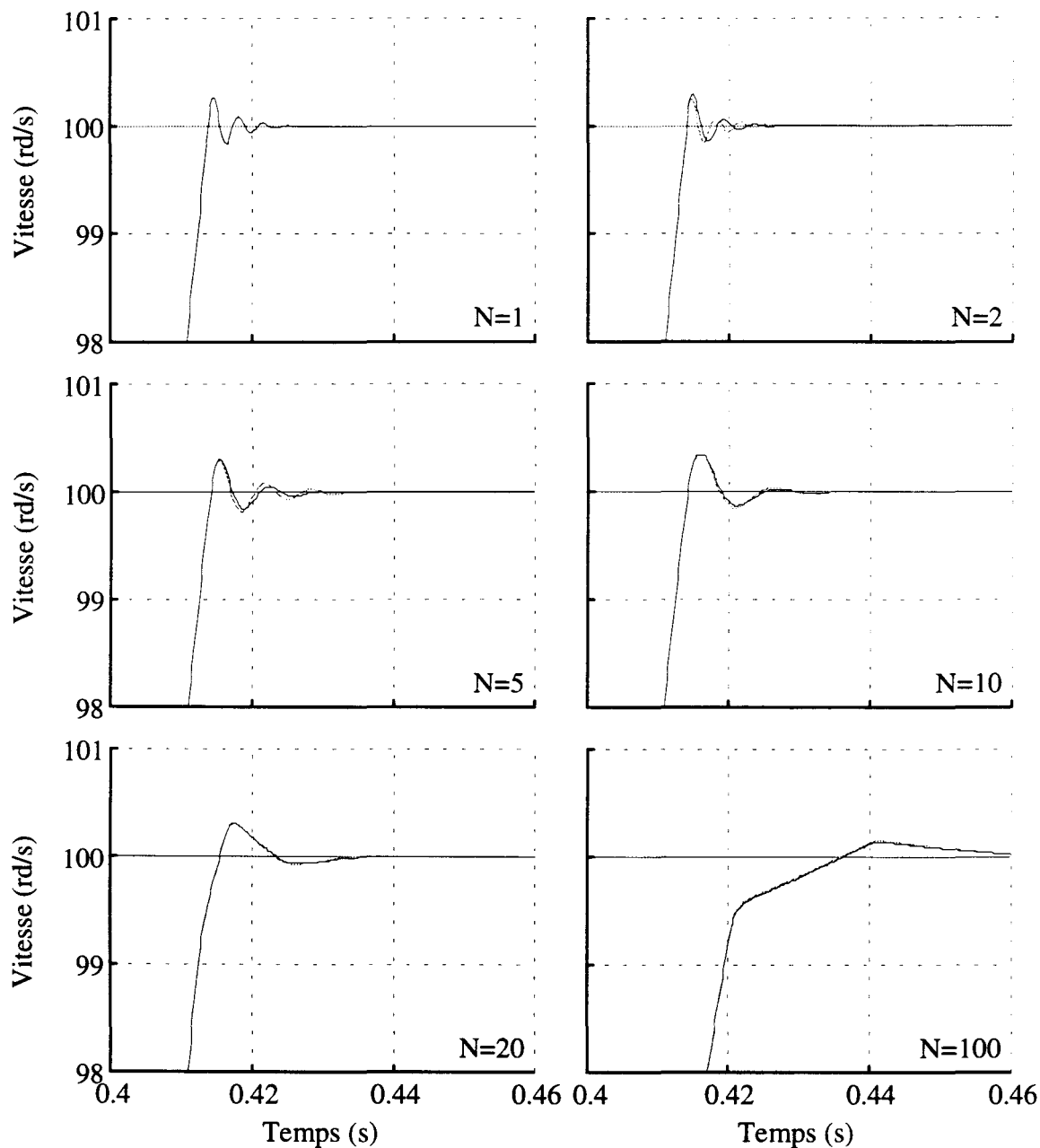


figure III-36 : dépassement en vitesse des correcteurs anticipatifs pour $N=1, 2, 5, 10, 20$ et 100

L'amélioration est particulièrement visible lorsque N est petit, mais n'est pas significative dans le cas où $N=100$, où le retard T_e est négligeable devant la période d'asservissement.

Pour $N=1$, la réponse en vitesse est tout à fait stable. Mais des oscillations soutenues en courant demeurent, nous obligeant à proscrire, dans la suite, cette valeur de N .

Nous retiendrons dans tous les cas l'effet réellement stabilisant de l'anticipation de la vitesse d'appui. D'autre part, la diminution légère du dépassement, de 0,5 à 0,3%, prouve que celui-ci procède également du transitoire de courant.

Nous avons vérifié encore, sur des simulations qui ne feront pas ici l'objet d'une figure, que la deuxième méthode d'anticipation conserve l'erreur statique du schéma naturel, tandis que la première l'amplifie quelque peu. Mais cette différence est minime.

Sur la figure III-37 apparaît la poursuite de vitesse, sur une consigne identique à celle appliquée auparavant au schéma naturel. Les courbes correspondant aux deux correcteurs anticipés sont superposées, celles en pointillé correspondant à la deuxième méthode.

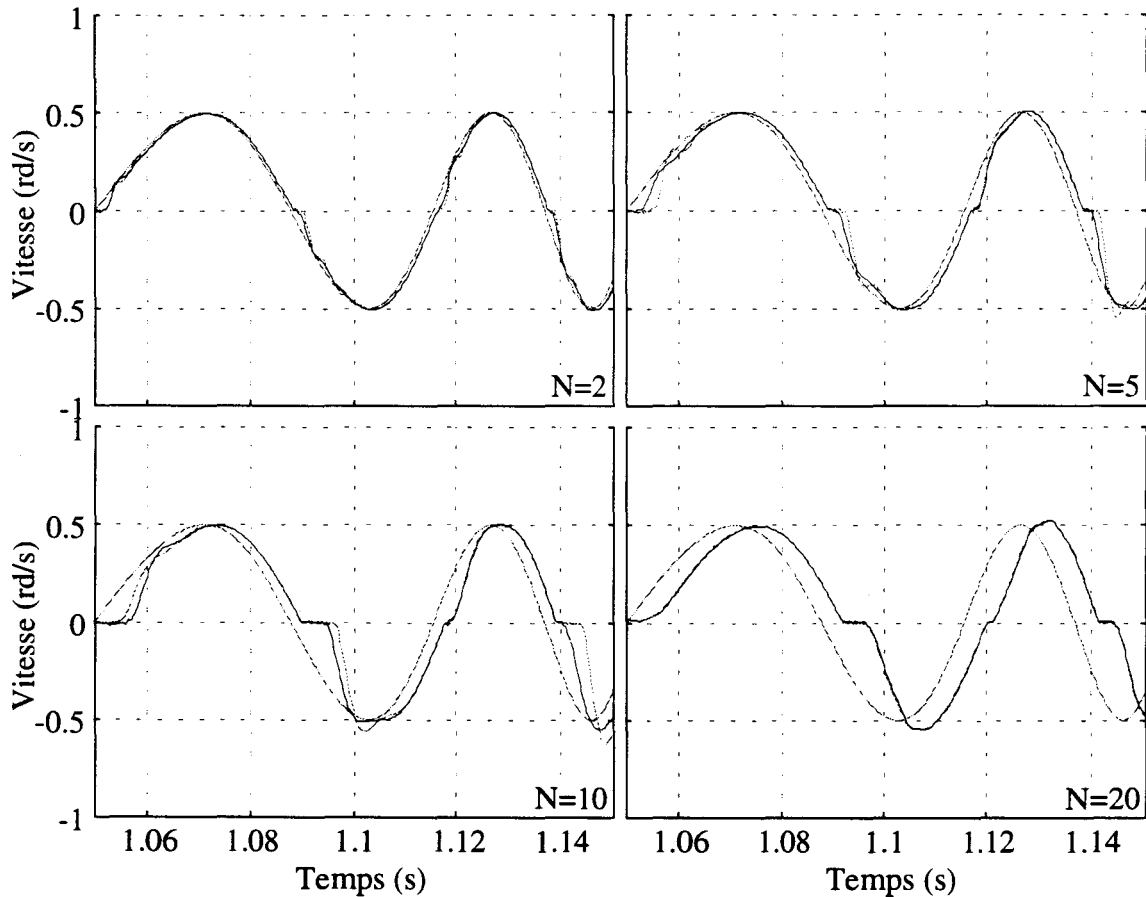


figure III-37 : poursuite d'une consigne alternative à basse vitesse pour $N=2, 5, 10$ et 20

L'amélioration en poursuite est évidente par rapport au schéma naturel. Les deux méthodes d'anticipation se distinguent peu par ces résultats, la première étant toujours légèrement plus performante.

Pour conclure sur ces deux correcteurs anticipatifs, nous retiendrons leur bonne stabilité, sans perte de dynamisme par rapport au schéma naturel, ainsi que leur meilleure aptitude à poursuivre une trajectoire complexe.

Les deux schémas évalués ici offrant des performances similaires, nous ne jugeons pas utile de les conserver tous les deux dans la suite, du moins concernant l'exposé théorique et les simulations. Nous retiendrons le premier correcteur anticipatif comme meilleur compromis, pour sa plus grande robustesse théorique au bruit.

F. Compensation du transitoire de courant

1. Principe

Nous avons négligé jusqu'à présent la relation dynamique liant les courants aux tensions statoriques, selon notre choix, justifié par les résultats des simulations précédentes, d'appliquer les méthodes neuronales au contrôle des dynamiques mécaniques, les moins connues du système et les plus probablement non linéaires. La simulation des schémas de commande, simples grâce à cette hypothèse, met cependant en évidence quelques écarts avec les prévisions théoriques. Nous allons donc montrer comment prendre en compte cette dynamique.

À ce niveau, deux orientations sont possibles, la première étant de considérer un nouveau réseau neuronal capable d'identifier directement la globalité de l'axe q , c'est à dire la relation (vitesse, accélération, courant i_{sq}) \rightarrow tension v_{sq} [43]. La seconde consiste à ajouter au réseau existant un dispositif périphérique apte à tenir compte de la relation courant-tension. La première solution amène une augmentation de l'ordre du système neuronal et du nombre de ses entrées en conséquence. Ceci débordant le cadre de notre travail, nous adoptons la deuxième solution, dont nous présentons dans la suite différentes voies de réalisation.

Introduisons la méthode en rappelant que cette dynamique est supposée linéaire, ce qui est justifié dans une large mesure lorsque le flux est régulé, dans le cas d'une commande vectorielle. L'étude menée en simulation sur le transitoire de courant confirme cette hypothèse : nous avons soumis le système, avec les correcteurs de sa commande vectorielle, à une suite aléatoire d'échelons de courant, à basse comme à haute vitesse. La figure III-38 présente le courant, sa consigne, et la vitesse qui en découle.

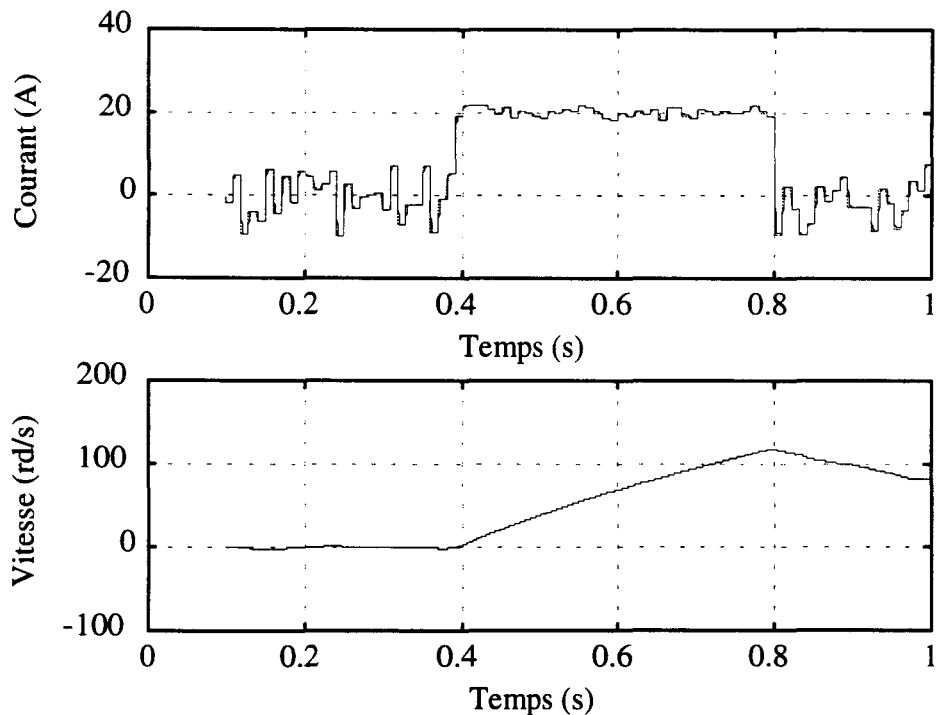


figure III-38 : suite d'échelons de courant

La figure III-39 montre les transitoires de courant normalisés par rapport aux variations de consigne dont ils résultent.

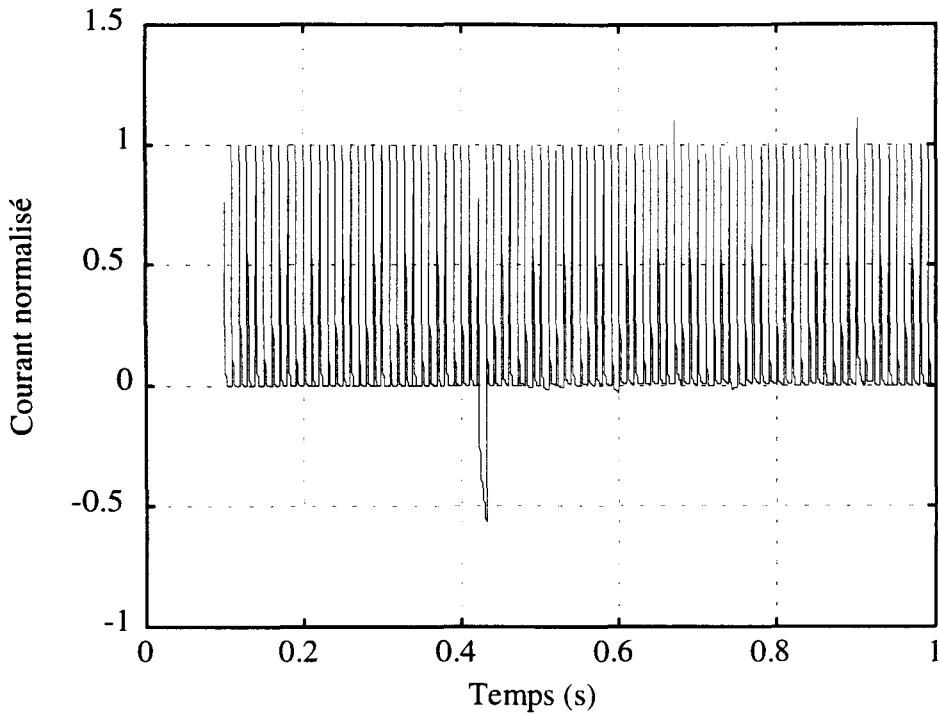


figure III-39 : transitoires de courant normalisés

La figure III-40 présente les intégrales de ces transitoires normalisés. Ceci manifeste la constance du rapport τ_{tc} , que nous appelons **constante de temps du transitoire de courant**, entre la surface du transitoire de courant et l'échelon $I_0 \rightarrow I_1$ de consigne qui le provoque :

$$\tau_{tc} = \frac{\int_{t_0}^{t_1} (i_{sq \text{ Réf}} - i_{sq}) \cdot dt}{I_1 - I_0} \quad (III-49)$$

avec t_0 l'instant où $i_{sq \text{ Réf}}$ passe de I_0 à I_1 , et t_1 l'instant d'application d'une autre valeur $i_{sq \text{ Réf}}$. Remarquons que cette constance n'est absolue que si l'intervalle de temps $t_1 - t_0$ considéré est plus large que la durée T_{tc} du transitoire, sans quoi elle devient relative à cet intervalle. D'autre part, nous avons établi ceci hors saturation, le correcteur de courant utilisé n'entraînant jamais la saturation en tension, par sa réponse relativement lente.

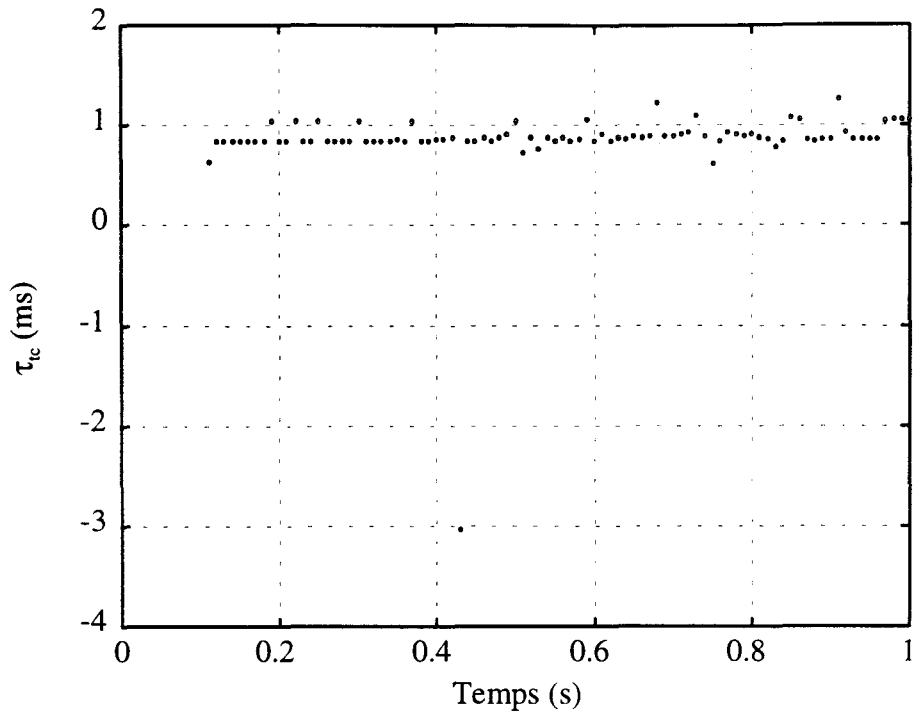


figure III-40 : intégrales des transitoires de courant

Un point se distingue dans les figures qui précèdent. Il correspond au hasard d'un échelon de consigne extrêmement faible, entraînant donc, lors de la division, une amplification des erreurs. D'où ce point très incertain.

La compensation que nous proposons est basée sur l'hypothèse que l'influence du transitoire de courant sur l'erreur de vitesse est linéaire. Par rapport à la figure III-41, qui résume les notations introduites, cela signifie que $\Delta\Omega$ est proportionnel à la surface du transitoire de courant entre t_0 et t_1 , pour la vitesse considérée. Ceci correspond à l'hypothèse déjà introduite en D.2. lors de l'analyse du schéma naturel.

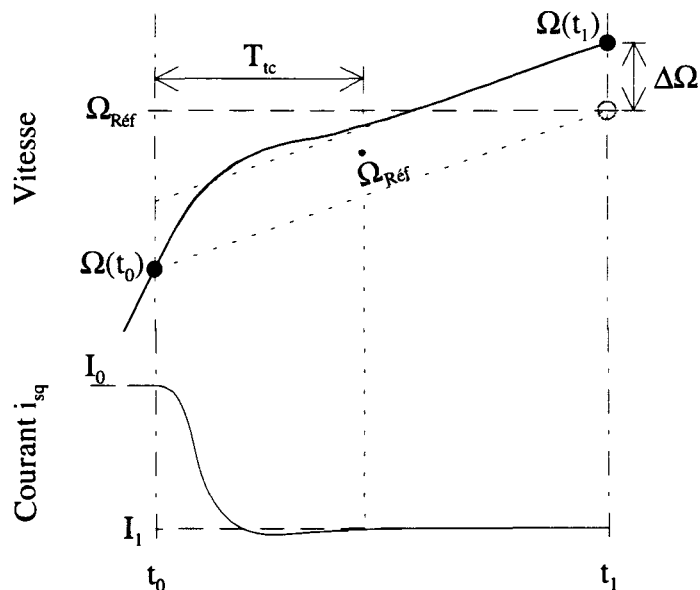


figure III-41 : notations pour l'analyse du transitoire de courant

Selon III-49, $\Delta\Omega$ est donc également proportionnel à $I_1 - I_0$, l'amplitude de l'échelon de courant appliqué. Une première solution est alors de compenser $\Delta\Omega$ avant le correcteur neuronal, en modifiant la vitesse visée à l'instant suivant, pour que l'accélération équivalente $\dot{\Omega}_{\text{Réf}}$ permette d'atteindre la vitesse de référence $\Omega_{\text{Réf}}$ malgré l'effet de $\Delta\Omega$. C'est ce qu'illustre la figure III-42.

Le symbole "prime" indique les grandeurs modifiées pour prendre en compte le transitoire. Remarquons que $\Delta\Omega'$ est différent du $\Delta\Omega$ précédent, car l'échelon de courant appliqué a changé lui aussi, I_1 étant devenu I_1' .

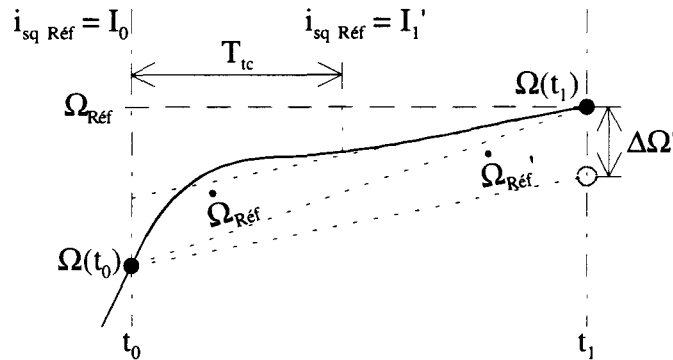


figure III-42 : principe de la compensation du transitoire de courant

Cependant, si le rapport τ_{tc} est mesurable et semble indépendant de la vitesse, il en est autrement du rapport entre $\Delta\Omega$ et $I_1 - I_0$, qui tient compte de la caractéristique de charge, généralement non linéaire. Il est donc difficile de compenser le transitoire de courant en agissant sur la référence de vitesse, puisqu'il faut pour cela connaître le rapport qui lie $\Delta\Omega$ à $I_1 - I_0$ pour chaque vitesse considérée.

Une deuxième solution consiste à agir à la sortie du réseau, directement sur la référence de courant. En effet, d'après l'hypothèse linéaire, $\Delta\Omega$ est proportionnel à la surface du transitoire pour une vitesse donnée : il suffit alors de modifier la valeur de l'échelon de courant pour compenser cette surface par une autre. C'est ce que représente la figure III-43, qui est la traduction en courant de l'objectif demeurant figure III-42.

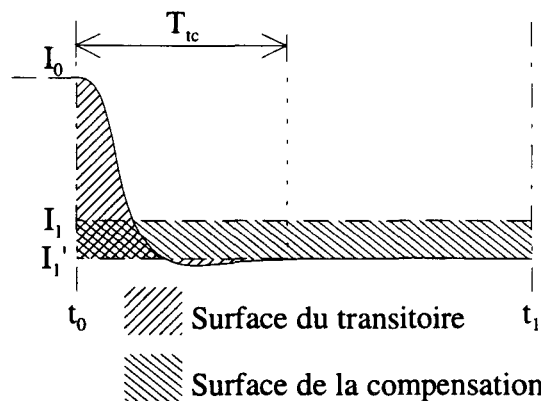


figure III-43 : compensation du transitoire par modification du courant de référence

La surface algébrique du transitoire compensé s'exprime, en reprenant les notations précédentes :

$$S_{I_0 I_1'} = \tau_{tc} \cdot (I_1' - I_0) \quad (III-50)$$

Tandis que la surface théorique résultant de la compensation de I_1 en I_1' s'exprime :

$$S_{th I_1 I_1'} = T_a \cdot (I_1' - I_1) \quad (III-51)$$

I_1' doit être tel que ces deux surfaces se compensent :

$$S_{I_0 I_1'} = S_{th I_1 I_1'} \quad (III-52)$$

soit encore :

$$I_1' = I_1 + \frac{\tau_{tc}}{T_a - \tau_{tc}} \cdot (I_1 - I_0) \quad (III-53)$$

Signalons que I_0 est, selon les notations adoptées ici, le courant de référence compensé précédent, tandis que I_1 est le courant de référence avant compensation.

L'équation générale de compensation, pour un instant d'asservissement k quelconque, s'écrit alors :

$$i_{sq \text{ Réf}}'(k) = i_{sq \text{ Réf}}(k) + K_{tc} \cdot (i_{sq \text{ Réf}}(k) - i_{sq \text{ Réf}}'(k-1)) \quad (III-54)$$

avec : $K_{tc} = \frac{\tau_{tc}}{T_a - \tau_{tc}}$

La réalisation de cette compensation est présentée sur le contrôleur avec anticipation de Ω_{App} de la figure III-44.

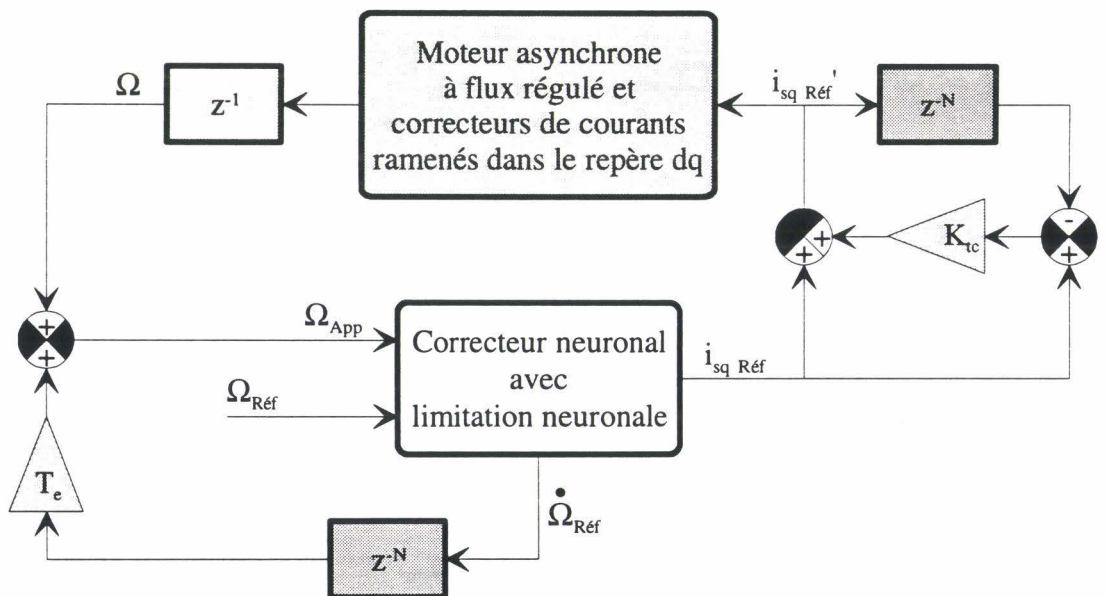


figure III-44 : contrôleur anticipatif avec compensation du transitoire de courant

2. Analyse et remarques

a) Correcteur de courant à compensation intrinsèque

Nous pouvons imaginer une troisième manière de compenser l'effet de la dynamique en courant sur la vitesse. Celle-ci, dérivée de la précédente, consiste à adopter un correcteur de courant tel que la surface algébrique du transitoire de courant soit naturellement nulle, pour que s'annule également son influence, supposée linéaire, sur la vitesse. Le temps de réponse ne pouvant être nul, cela signifie qu'un dépassement conséquent est nécessaire, comme l'illustre la figure III-45, les deux aires A_+ et A_- devant s'annuler.

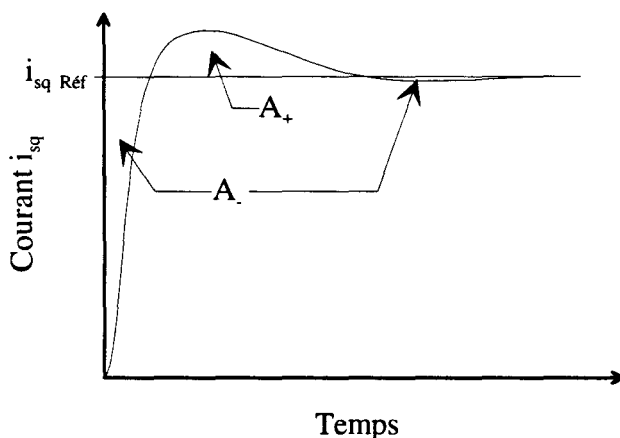


figure III-45 : correcteur de courant à compensation intrinsèque

La période d'asservissement T_a devrait impérativement dans ce cas dépasser la durée du transitoire T_{tc} .

Cette solution que nous n'avons pas développée exprime finalement une généralité des processus intégrateurs, dont relève la charge commandée, la vitesse étant une intégrale du courant via le couple.

b) Remarques concernant l'anticipation de la vitesse d'appui

Le schéma III-44 comprend une approximation sur l'anticipation de Ω_{App} . En effet, à cause de la compensation du transitoire, $i_{sq Réf}$ ne correspond pas à $\dot{\Omega}_{Réf}$, mais à $\dot{\Omega}_{Réf}'$, inexistante au niveau du réseau car résultant d'une modification directe d' $i_{sq Réf}$. Or, si l'accélération équivalente sur une période d'asservissement vaut bien $\dot{\Omega}_{Réf}$, conformément à la figure III-42, c'est à partir de $\dot{\Omega}_{Réf}'$ qu'il faudrait anticiper la vitesse, et non de $\dot{\Omega}_{Réf}$ comme l'indique le schéma du contrôleur. Cette nuance prend de l'importance lorsque T_a décroît sous T_{tc} .

Ceci est à l'avantage de la solution intrinsèque, qui, une fois le transitoire passé, réalise bien l'accélération de consigne $\dot{\Omega}_{Réf}$, puisqu'elle ne modifie pas $i_{sq Réf}$.

c) Remarques par rapport aux correcteurs classiques

Nous pouvons remarquer l'analogie entre la compensation mise en œuvre dans le schéma de la figure III-44 et l'action dérivatrice d'un correcteur classique. Le réseau neuronal que nous utilisons est un correcteur proportionnel qui se veut idéal, mais qui ne possède pas d'action dérivée, ni d'ailleurs d'action intégrale. Le terme dérivé ajouté au

courant de référence permet de compenser l'effet sur la vitesse de la dynamique rapide que nous avons d'abord négligée.

Bien qu'elle intervienne sur un courant, cette compensation, d'après son principe, est une compensation en vitesse, d'ailleurs cadencée selon la boucle de vitesse, soit N fois plus lentement que le correcteur de courant, ce qui favorise la stabilité de l'ensemble.

Comparativement, la démarche usuelle de mise au point d'un correcteur classique consiste à compenser les modes rapides des sous-systèmes par des zéros du correcteur. Ainsi avons-nous réglé le contrôleur PID de vitesse présenté en annexe III, afin de compenser la dynamique de la boucle de courant i_{sq} .

3. Performances

En pratique, la mise en œuvre de cette correction s'avère délicate lorsque T_a devient inférieur à T_{tc} . En effet, il y a interférence entre les transitoires successifs du courant, ceux-ci débordant d'une période d'asservissement sur l'autre : le calcul des coefficients K_{tc} tel que nous l'avons défini précédemment n'est alors plus valable. C'est ce que montrent les résultats du tableau suivant, obtenus en simulation pour différentes valeurs de N :

N	T_a	τ_{tc}	K_{tc}
1	200 μ s	130 μ s \pm 20 μ s	1,86
2	400 μ s	250 μ s \pm 20 μ s	1,67
3	600 μ s	430 μ s \pm 20 μ s	2,53
5	1ms	560 μ s \pm 10 μ s	1,27
10	2ms	760 μ s \pm 5 μ s	0,61
20	4ms	840 μ s \pm 5 μ s	0,268
50	10ms	845 μ s \pm 5 μ s	0,093
100	20ms	845 μ s \pm 5 μ s	0,044

Comme nous l'avons déjà indiqué, la valeur de τ_{tc} est indépendante de T_a si T_a est supérieure à T_{tc} . Les résultats du tableau nous confirment d'ailleurs, comme l'indique la description des correcteurs en annexe III, que la durée T_{tc} du transitoire est de l'ordre de 4ms. Ainsi, nous pouvons considérer $\tau_{tc} = 845\mu$ s pour tous les rapports N plus grands que 50. Pour des valeurs de T_a inférieures, proches de T_e , le coefficient correcteur K_{tc} prend des valeurs trop importantes pour l'action dérivatrice à laquelle il est destiné.

Ainsi, si les simulations pour $N \geq 20$ sont probantes, les essais menés pour $N \leq 10$ avec les K_{tc} du tableau précédent sont instables. Nous avons diminué de manière empirique les valeurs de ce coefficient en regard de la stabilité de l'asservissement, pour un résultat cependant significatif, comme le prouvent les dépassements bien maîtrisés de la figure III-46, obtenue pour le même échelon de consigne qu'avec les autres schémas de commande. Notons toutefois, cela n'apparaissant pas sur la figure, que le courant oscille pour la réponse simulée avec $N=3$. Enfin, l'anticipation légèrement faussée, comme nous l'avons signalé, de Ω_{App} explique aussi que nous ayons dû ajuster les valeurs de K_{tc} pour assurer la stabilité des simulations pour $T_a < T_{tc}$.

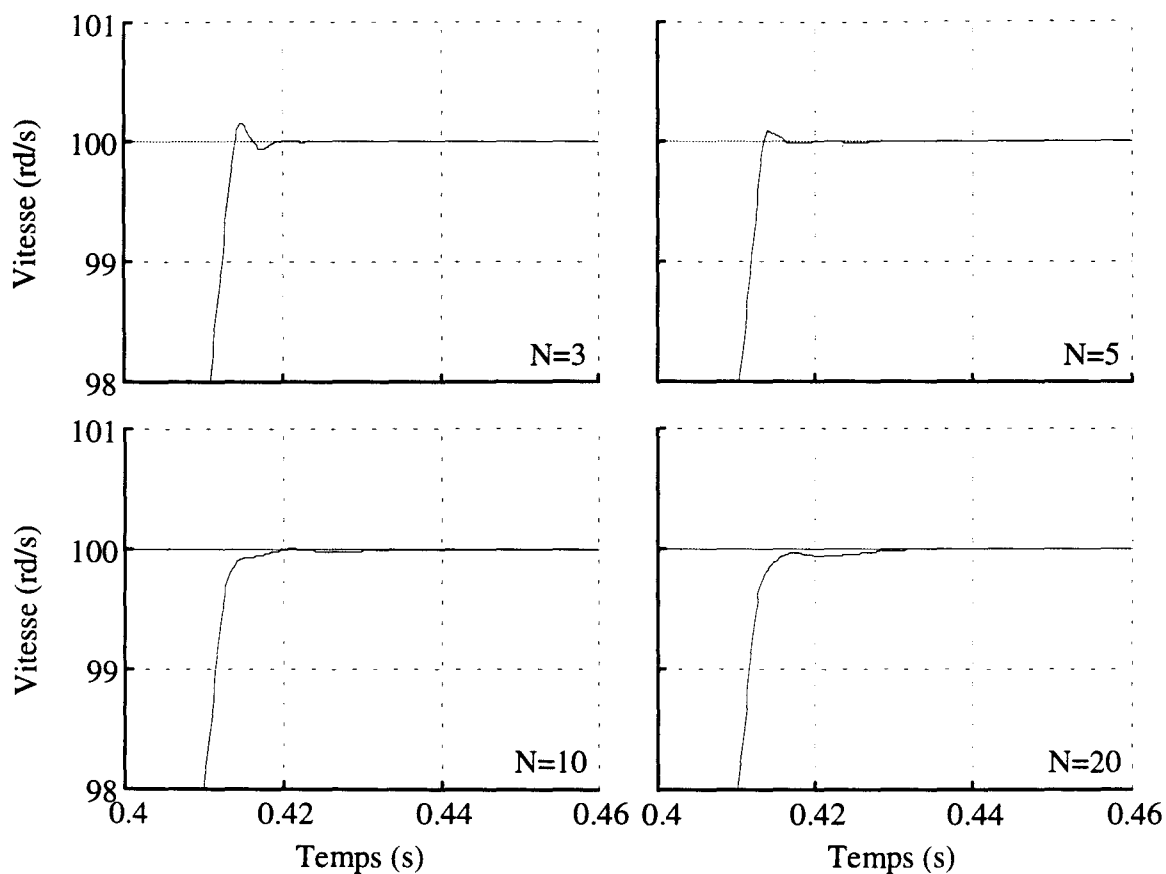


figure III-46 : dépassement en vitesse du correcteur anticipatif compensé pour $N=3, 5, 10$ et 20

La figure III-46 est à rapprocher de la figure III-36. La compensation est totale pour $N=10$ et 20 , et partielle pour $N=3$ et 5 , la valeur du coefficient correcteur K_{tc} étant alors réduite pour assurer la stabilité.

La figure III-47 présente les performances en poursuite du schéma anticipé avec transitoire de courant compensé.

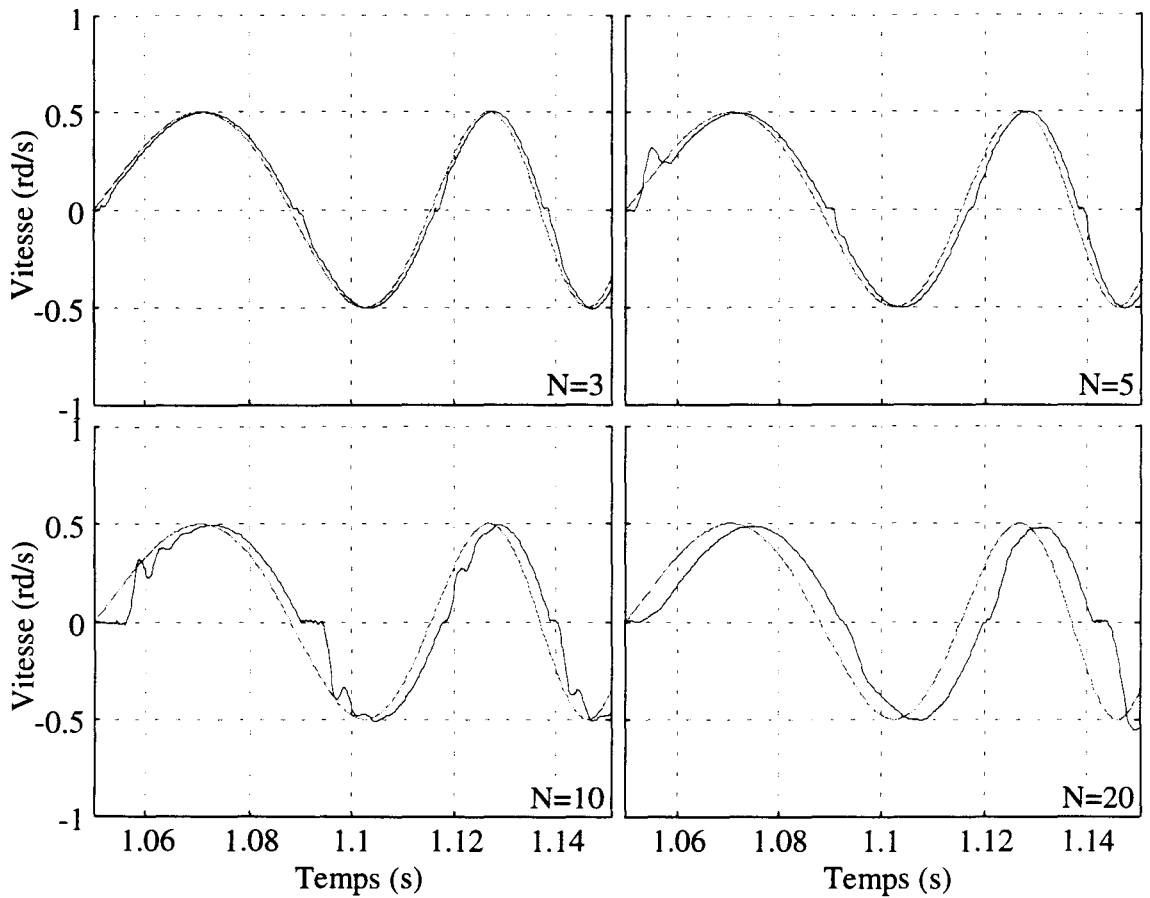


figure III-47 : poursuite d'une consigne alternative à basse vitesse pour $N=3, 5, 10$ et 20

D'après cette figure, il n'y a pas de gain significatif par rapport à la figure III-37, ni de dégradation, en poursuite de ce type de référence alternative.

La compensation du transitoire de courant présente donc plus d'intérêt lorsque la charge doit répondre à des échelons de vitesse, en permettant quasiment la réponse pile. Il vaudra mieux s'en passer en revanche et diminuer T_a pour augmenter la précision s'il s'agit de poursuivre une consigne de vitesse erratique.

Concluons en rappelant la simplicité de mise en œuvre de la compensation proposée, qui permet très simplement de minimiser l'effet sur la vitesse de la dynamique rapide que nous n'avions pas prise en compte dans notre identification neuronale.

G. Optimisation pratique du schéma de commande

1. Objet

Dans la pratique, le bruit omniprésent compromet la précision et la stabilité des schémas de commande présentés auparavant. Ainsi, les évolutions proposées sur la base du schéma naturel n'apportent pas en pratique une amélioration flagrante, et il est difficile d'autre part de mettre en œuvre l'asservissement pour des périodes T_a inférieures à T_{tc} .

Nous avons donc conçu un ultime développement de notre correcteur afin d'optimiser l'implantation pratique du modèle de commande. En effet, les contrôleurs neuronaux présentés fonctionnent selon une période T_a supérieure à celle des autres organes de contrôle du process, qui assurent l'acquisition des mesures, les changements de repères, et autres régulations. Cependant, une seule mesure de vitesse est exploitée jusqu'alors par cycle d'asservissement, ce qui signifie qu'une seule période élémentaire T_e , sur N disponibles, concerne la correction de vitesse.

Or, il y a moyen de tirer parti des $N-1$ périodes demeurées libres pour fiabiliser la commande par rapport au bruit, et pour améliorer sa précision. Cette démarche permet en outre d'aborder le problème de l'apprentissage en ligne.

Pour toute cette partie, nous supposons la période d'asservissement T_a suffisamment grande devant la période d'échantillonnage T_e , c'est à dire N supérieur à 20 en pratique, afin que soient valides les statistiques mises en œuvre.

2. Filtrage de la vitesse

Le bruit sur les mesures de vitesse étant considérable dans notre application pratique, il est clair que nous devons utiliser les N mesures disponibles pendant une période T_a pour fournir une estimation plus fiable de la vitesse à notre correcteur neuronal.

Tant qu'à estimer la vitesse, estimons celle qui nous est le plus utile, c'est à dire la vitesse d'appui Ω_{App} tenant compte du temps de calcul T_e . Rappelons qu'il s'agit de la vitesse avec laquelle est calculée l'accélération de consigne, et pour laquelle est estimé le courant de référence correspondant. Il s'agit donc de la vitesse estimée pour l'instant où le courant de référence prend effet, soit l'instant d'asservissement suivant : c'est un problème de prédiction. Nous avons notamment, dans la partie E., traité cette anticipation en utilisant la dernière vitesse relevée avant l'instant d'asservissement et l'accélération de référence (formule III-29 et figure III-31).

Ici, pour évaluer Ω_{App} , nous utilisons l'ensemble des mesures disponibles en évaluant la vitesse moyenne d'une part, plus fiable qu'une mesure isolée, et l'accélération d'autre part, toujours supposée constante durant T_a une fois éteint le transitoire dû à la dynamique en courant. Il convient effectivement de ne pas prendre en compte les points qui souffrent du transitoire. Pour cela, nous commençons le lissage après N_{tc} périodes d'échantillonnage, N_{tc} étant le nombre entier de périodes affectées, donc supérieur ou égal à T_{tc}/T_e ; c'est aussi le nombre de points à ignorer.

Par ailleurs, cette prédiction de Ω_{App} étant basée sur des mesures de la vitesse et de l'accélération, elle n'est pas faussée par la compensation éventuelle du transitoire de courant qui, en modifiant le courant de référence, éloigne l'accélération réelle de sa consigne.

La figure III-48 schématise le problème de prédiction de Ω_{App} pour un cycle k . Cette estimation est basée sur les valeurs moyennes de la vitesse et de l'accélération, comme l'illustre le schéma de droite.

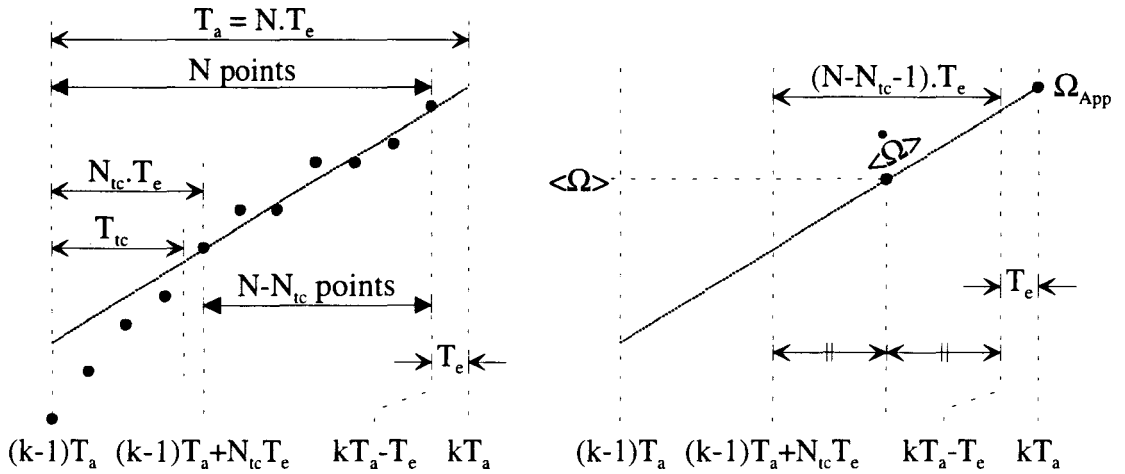


figure III-48 : prédiction de la vitesse

Cela se traduit par la formule suivante :

$$\begin{aligned}\Omega_{App}(k) &= \hat{\Omega}(k \cdot T_a) = \langle \Omega \rangle + \left(T_e + \frac{N - N_{tc} - 1}{2} \cdot T_e \right) \cdot \langle \dot{\Omega} \rangle \\ &= \langle \Omega \rangle + \frac{N - N_{tc} + 1}{2} \cdot T_e \cdot \langle \dot{\Omega} \rangle\end{aligned}\quad (III-55)$$

avec la valeur moyenne de la vitesse :

$$\langle \Omega \rangle = \frac{\sum_{i=(k-1)N+N_{tc}}^{kN-1} \Omega(i \cdot T_e)}{N - N_{tc}} \quad (III-56)$$

et celle de l'accélération, selon une moyenne pondérée des $(N - N_{tc}) \cdot (N - N_{tc} - 1) / 2$ estimations possibles d'une accélération à partir de $N - N_{tc}$ points :

$$\langle \dot{\Omega} \rangle = \frac{\sum_{\text{écart}=1}^{N-N_{tc}-1} \left[\frac{\sum_{i=(k-1)N+N_{tc}+\text{écart}}^{kN-1} \frac{\Omega(i \cdot T_e) - \Omega((i - \text{écart}) \cdot T_e)}{\text{écart} \cdot T_e}}{N - N_{tc} - \text{écart}} \right]}{N - N_{tc} - 1} \quad (III-57)$$

C'est la moyenne des moyennes des accélérations estimées en prenant les points voisins, puis à écart de $2T_e$, $3T_e$ et cætera. Cette lourde formule s'exprime également :

$$\begin{aligned}\langle \dot{\Omega} \rangle &= \sum_{i=1}^{N-N_{tc}} \Lambda_{N-N_{tc}}^i \cdot \Omega(kT_a - i \cdot T_e) \\ \text{avec } \forall i \in \llbracket 1; N \rrbracket, \quad \Lambda_N^i &= 2 \cdot \frac{\sum_{j=i}^{N-1} j^{-1} - \sum_{j=N-i+1}^{N-1} j^{-1}}{N(N-1)T_e}, \quad \text{convenu } \sum_{j=N}^{N-1} j^{-1} = 0\end{aligned}\quad (III-58)$$

Ces formules sont simples à mettre en œuvre, puisqu'elles ne demandent qu'une addition chacune à chaque nouveau point relevé, puis une division pour livrer leur résultat, si les Λ_N^i sont calculés à l'avance.

Nous utilisons dans la suite les estimations de la vitesse d'appui et de l'accélération présentées ci-dessus, symbolisées dans les schémas de commande par le bloc de la figure III-49.

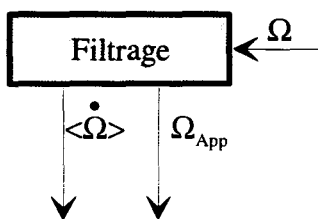


figure III-49 : symbole du filtrage pour les schémas de commande

3. Estimation des erreurs

Le processus de filtrage-prédiction introduit précédemment améliore la robustesse de l'asservissement par rapport au bruit sur la vitesse, et assure une prise en compte optimale du retard T_c dû au temps de calcul, quel que soit le comportement transitoire du courant ou les traitements appliqués sur sa référence pour en atténuer l'effet, selon la démarche de la partie F..

Le deuxième aspect très intéressant de ce traitement statistique est la connaissance qu'il autorise concernant les différentes erreurs qui altèrent la réponse en vitesse, comme nous l'exposons ici. Deux cas doivent être distingués, selon qu'il est fait usage ou non de la compensation du transitoire de courant. En effet, subsiste une source d'erreur en vitesse que nous n'avons pas considérée : l'erreur d'identification, qui comprend les erreurs et dérivées entre la caractéristique réelle et sa surface échantillonnée, et l'erreur d'apprentissage de ces échantillons. Celle-ci se matérialise en sortie du réseau par une erreur sur le courant de référence $i_{sq\ Ref}$, et donc par une erreur en accélération. Or, la compensation du transitoire de courant, lorsqu'elle est employée, agit exactement comme une erreur d'identification en modifiant ce courant de référence. En conséquence, les cas compensé et non compensé imposent deux approches distinctes.

a) Estimation des erreurs, transitoire de courant non compensé

La figure III-50 schématise l'évolution de la vitesse lorsque le courant de consigne $i_{sq\ Ref}$ passe d'une valeur à une autre, sans compensation du transitoire. Les légendes définissant les différentes erreurs sont relatives à la période k , hormis l'accélération de référence qui appartient aux calculs du cycle $k-1$.

Les erreurs d'identification et d'estimation de la vitesse d'appui induisent une erreur en accélération, notée $\dot{\Delta\Omega}$, tandis que le **dépassement dû au transitoire de courant** provoque une erreur dynamique en vitesse, modélisée par $\Delta\Omega_{Dyn}$. Pour le cycle k , $\Delta\Omega_{Dyn}(k)$ est obtenue par projection de $\Omega(kT_a)$ selon $\left\langle \dot{\Omega} \right\rangle$ sur l'instant d'asservissement précédent, soit $(k-1)T_a$.

Enfin, $\Delta\Omega_{Stat}$ quantifie l'erreur en vitesse due à l'**erreur en accélération**, c'est à dire l'erreur statique, seconde composante de l'erreur globale $\Delta\Omega$.

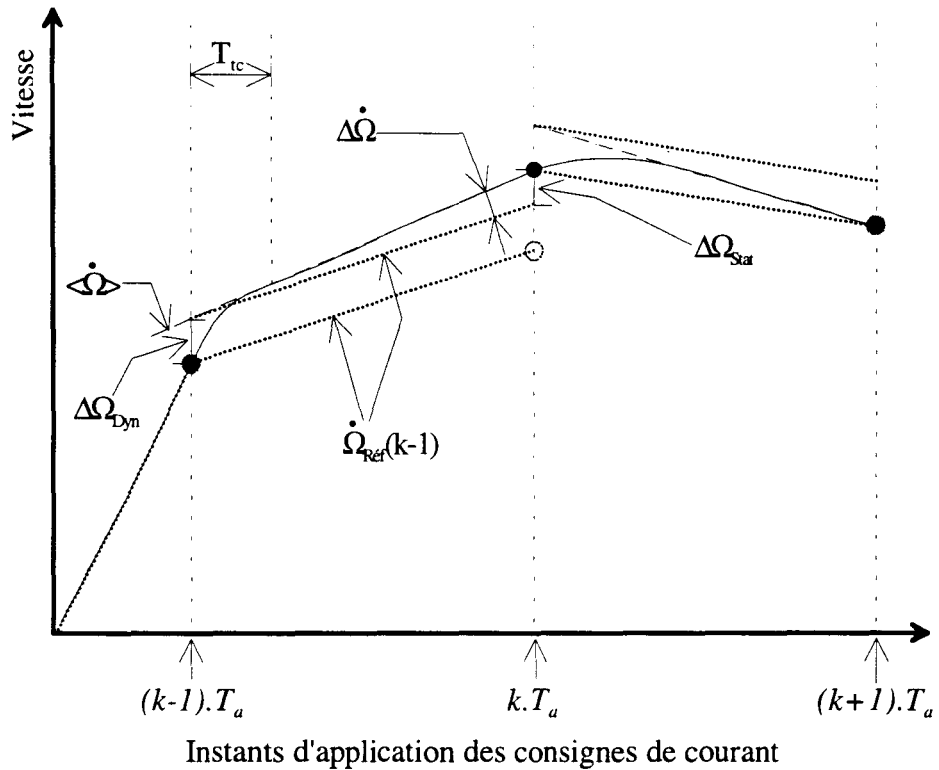


figure III-50 : définition des erreurs en vitesse

Les mesures lissées nous fournissent à chaque période d'échantillonnage les valeurs moyennes de la vitesse et de l'accélération. Ainsi, le lissage ignorant les mesures affectées par le transitoire de courant, les erreurs $\Delta \dot{\Omega}$, $\Delta \Omega_{\text{Dyn}}$ et $\Delta \Omega_{\text{Stat}}$ s'expriment :

$$\begin{aligned} \Delta \dot{\Omega}(k) &= \langle \dot{\Omega} \rangle(k) - \dot{\Omega}_{\text{Ref}}(k-1) \\ \Delta \Omega_{\text{Dyn}}(k) &= \Omega_{\text{App}}(k) - T_a \cdot \langle \dot{\Omega} \rangle(k) - \Omega_{\text{App}}(k-1) \\ \Delta \Omega_{\text{Stat}}(k) &= T_a \cdot \Delta \dot{\Omega}(k) \end{aligned} \quad (\text{III-59})$$

avec, selon III-55, $\Omega_{\text{App}}(j) = \hat{\Omega}(jT_a)$ pour tout cycle j d'asservissement.

L'erreur totale $\Delta \Omega$, non représentée, se décompose en $\Delta \Omega_{\text{Dyn}} + \Delta \Omega_{\text{Stat}}$.

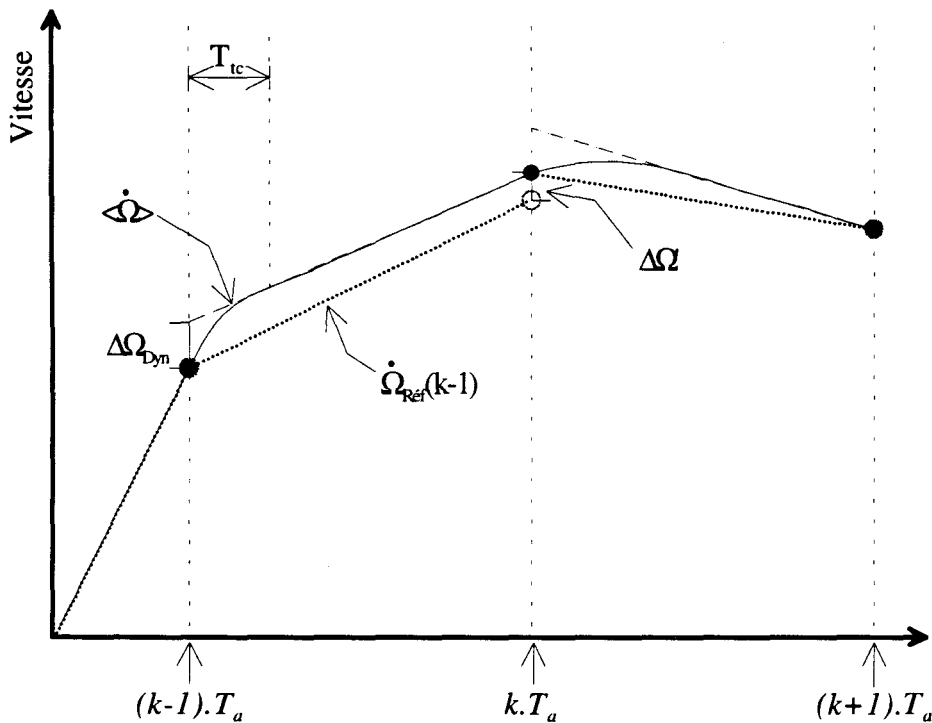
La valeur de ces erreurs pour la période k est donc disponible à partir de l'instant $kT_a - T_e$, c'est à dire exploitable pour la consigne de courant k .

Nous aurions pu utiliser, dans le calcul de $\Delta \Omega_{\text{Dyn}}(k)$, la valeur mesurée $\Omega((k-1)T_a)$, celle-ci étant alors disponible, mais son estimation $\Omega_{\text{App}}(k-1)$ est certainement plus fiable.

Enfin, comme nous connaissons la variation de courant dont elle résulte, l'erreur $\Delta \Omega_{\text{Dyn}}$ pourrait être utilisée pour compenser le transitoire de courant par action sur la référence de vitesse, selon la première méthode évoquée en F.1.. C'est une alternative à la compensation en sortie du réseau, que nous n'avons pas développée.

b) Estimation des erreurs, transitoire de courant compensé

La figure III-51 schématise l'évolution de la vitesse dans les mêmes conditions que précédemment, le transitoire étant cette fois compensé selon la figure III-44.



Instants d'application des consignes de courant

figure III-51 : définition des erreurs en vitesse

Les erreurs $\Delta\Omega_{Dyn}$ et $\Delta\Omega_{Stat}$ telles qu'elles ont été définies dans le cas non compensé sont à considérer avec prudence. Si $\Delta\Omega_{Dyn}$ demeure significative de l'effet du transitoire de courant sur la vitesse, celui-ci est théoriquement annulé par l'accélération qui résulte du courant modifié $i_{sq Réf}'$ (voir figure III-42). Cette action correspond donc à une « erreur statique de compensation » que l'on retrouve dans $\Delta\Omega_{Stat}$.

Trois cas sont possibles : soit le transitoire de courant est parfaitement compensé, auquel cas l'erreur totale $\Delta\Omega'$ ne procède que de l'erreur faite par le réseau neuronal, soit il l'est partiellement, et nous ne pouvons pas distinguer dans quelle proportion l'erreur en vitesse lui est imputable, soit enfin il ne l'est pas du tout, selon le cas traité en a..

L'erreur totale $\Delta\Omega'$ s'écrit dans tous les cas :

$$\Delta\Omega'(k) = \Omega_{App}(k) - T_a \cdot \dot{\Omega}_{Réf}(k-1) - \Omega_{App}(k-1) \tag{III-60}$$

4. Apprentissage en ligne

L'apprentissage en ligne est la manière neuronale d'intégrer l'erreur statique. Il s'agit d'adapter le correcteur neuronal par rapport aux dérives possibles du système. La solution théorique consiste à rétropropager l'erreur d'identification à travers le réseau neuronal. Or, nous ne possédons pas cette erreur, puisque nous ignorons le courant de référence idéal correspondant aux entrées Ω_{App} et $\dot{\Omega}_{Réf}$. Il faut alors recourir à des méthodes plus élaborées [28] pour estimer l'erreur en entrée du système (courant i_{sq}) à partir des autres erreurs dont nous disposons (vitesse, accélération).

Ici, l'estimation de l'accélération nous fournit un point juste pour l'apprentissage en ligne. En effet, si nous ne connaissons pas l'erreur faite par le réseau sur le courant de commande qu'il a estimé, nous connaissons l'accélération qui en a résulté. D'où le point juste :

$$\left(\Omega_{\text{App}}; \langle \dot{\Omega} \rangle; i_{\text{sq Réf}} \right) \quad (\text{III-61})$$

La vitesse d'appui et le courant de consigne considérés étant ceux du cycle précédent, dont l'accélération moyenne relevée est la conséquence. Dans cette formule, $i_{\text{sq Réf}}$ représente le courant de référence effectif et doit donc être remplacé par $i_{\text{sq Réf}}'$ dans le cas où la compensation du transitoire est utilisée.

À partir des composantes $\left(\Omega_{\text{App}}; \langle \dot{\Omega} \rangle \right)$ du point juste, le réseau calcule son estimation du courant $i_{\text{sq Réf}}$, entachée d'une erreur qui peut être rétropropagée.

Mise à part cette nécessité de posséder des points pour lesquels l'erreur d'estimation soit connue, l'apprentissage en ligne est un problème délicat, dont la solution relève d'un compromis, devant intégrer les considérations suivantes :

- le pas d'apprentissage de l'erreur (η , cf. chapitre I) doit être suffisamment grand pour que la correction soit rapide en régime permanent,
- mais si η est grand, les connexions du réseau tout entier seront fortement modifiées au bénéfice du seul nouveau point, altérant l'ensemble de la surface de charge apprise, ce qui met en péril la robustesse. C'est le phénomène d'oubli.
- Faut-il alors utiliser un deuxième réseau compensateur, en parallèle sur le correcteur principal ? Très réduit, celui-ci pourrait intégrer rapidement toute erreur locale, sans dégrader la qualité générale de l'identification.
- Mais quel serait le comportement transitoire de cet auxiliaire ? Car il n'est pas aisé de détecter « l'état stable » afin d'activer seulement alors l'apprentissage en ligne.

Pour notre part, dans le même esprit qui nous avait amenés à traiter le transitoire de courant d'une manière périphérique, nous avons choisi pour traiter l'erreur statique d'aménager le schéma de commande sans retoucher le correcteur neuronal.

5. Correction de l'erreur statique

a) Principe

Dans le cas où le transitoire de courant n'est pas compensé, nous connaissons à l'issue de chaque période d'asservissement les contributions dynamique et statique de l'erreur en vitesse. Nous sommes donc capables de corriger l'erreur statique, en soustrayant $\Delta\Omega_{Stat}$ de la référence de vitesse. D'où le schéma du contrôleur, présenté figure III-52.

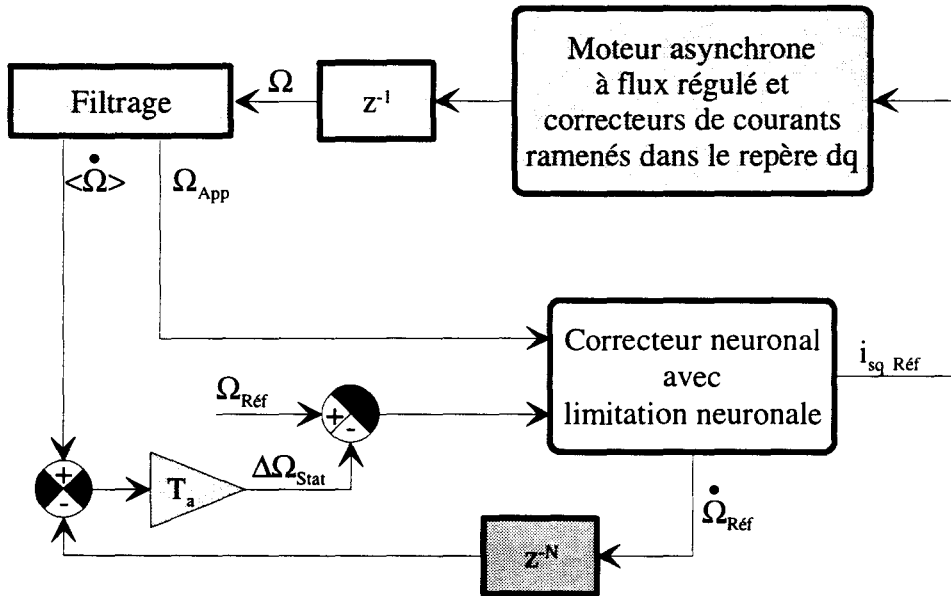


figure III-52 : contrôleur à erreur statique nulle

Pour le cas compensé, nous supposons que la compensation est efficace, et que l'erreur globale $\Delta\Omega'$ ne procède que de l'identification. Nous la soustrayons ici encore de la référence de vitesse, d'où le schéma du contrôleur présenté figure III-53.

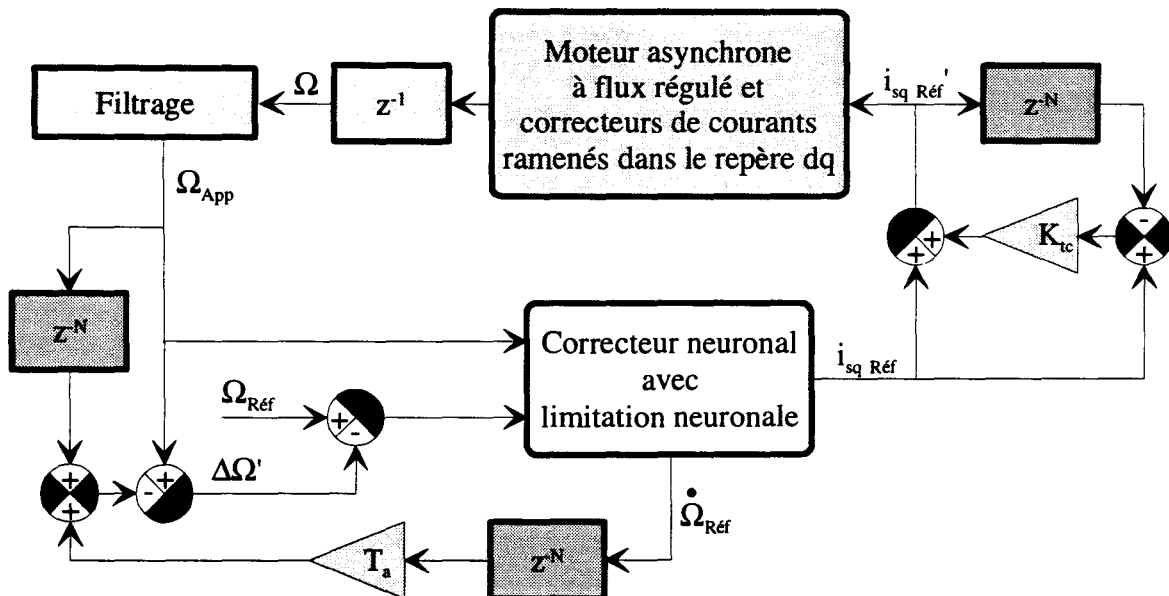


figure III-53 : contrôleur à transitoire de courant compensé et erreur statique nulle

b) Analyse

Les deux schémas précédents utilisent le même principe pour corriger l'erreur statique : une estimation de l'erreur d'identification imputable à l'apprentissage neuronal ou à l'évolution des caractéristiques du système est retranchée de la référence de vitesse.

Une condition de validité de cette correction est qu'elle ne compromette pas la stabilité de l'asservissement. Or, l'erreur statique évaluée par le schéma sur un cycle k est prise en compte dans l'accélération du cycle $k+1$. D'autre part, l'erreur d'apprentissage du réseau neuronal forme une surface plus ou moins cahotique selon la charge concernée. Celle-ci au cycle k n'a donc pas de rapport avec celle du cycle $k+1$ si l'accélération est franchement différente, ce qui est le cas en régime transitoire.

Ainsi, dans le cas défavorable où l'erreur d'apprentissage a le même signe que l'accélération, des oscillations transitoires violentes peuvent apparaître sur la vitesse. C'est ce qu'illustrent les simulations de la figure III-55.

D'après les résultats obtenus, le cas où la dynamique en courant est compensée semble moins déstabilisant, manifestement parce que le transitoire est bien maîtrisé au départ. Mais quelle que soit la solution appliquée, nous n'avons pas constaté d'instabilité en simulation ni en expérimentation, malgré des réactions transitoires parfois vives.

Ces deux méthodes de correction de l'erreur statique sont équivalentes en régime permanent au schéma de la figure III-54, tout effet transitoire et son éventuelle compensation étant éteints. $\epsilon_{i_{sq}}$ symbolise avec la caractéristique de charge Γ le réseau neuronal et son erreur en courant.

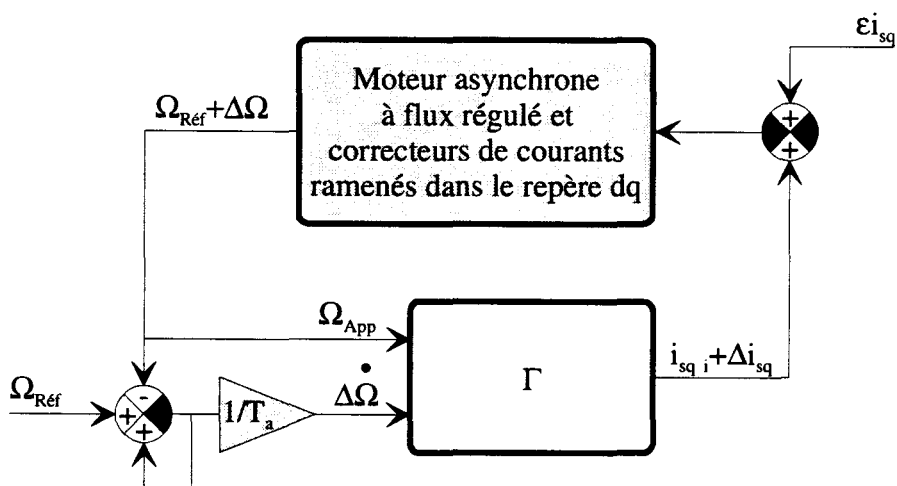


figure III-54 : schéma équivalent en régime permanent faussé

Ce schéma indique que le processus mis en œuvre agit comme un intégrateur, l'erreur statique est donc nécessairement nulle.

Remarquons enfin qu'il eût été possible d'employer un intégrateur pour ajouter au courant de référence une fraction de l'erreur en vitesse, à l'instar des contrôleurs PID. Cette méthode inopportune bien qu'efficace utilise un coefficient dont le réglage est toujours quelque peu empirique. Elle ne représente pas de toute manière une innovation et n'appelle pas ici de développement particulier.

c) Performances

Dans un premier temps, nous avons simulé ces deux contrôleurs à erreur statique nulle dans les mêmes conditions de charge et de consigne que celles employées pour les autres schémas, afin d'observer l'incidence de la nouvelle correction sur le dépassement. Ensuite, nous présentons la qualité de régulation à une variation de la charge.

Ces simulations sont effectuées selon le rapport d'asservissement $N = 50$, avec un filtrage ignorant les $N_{tc} = 20$ premières vitesses relevées.

La figure III-55 montre le dépassement pour les deux schémas, la correction de l'erreur statique étant désactivée sur les figures du haut.

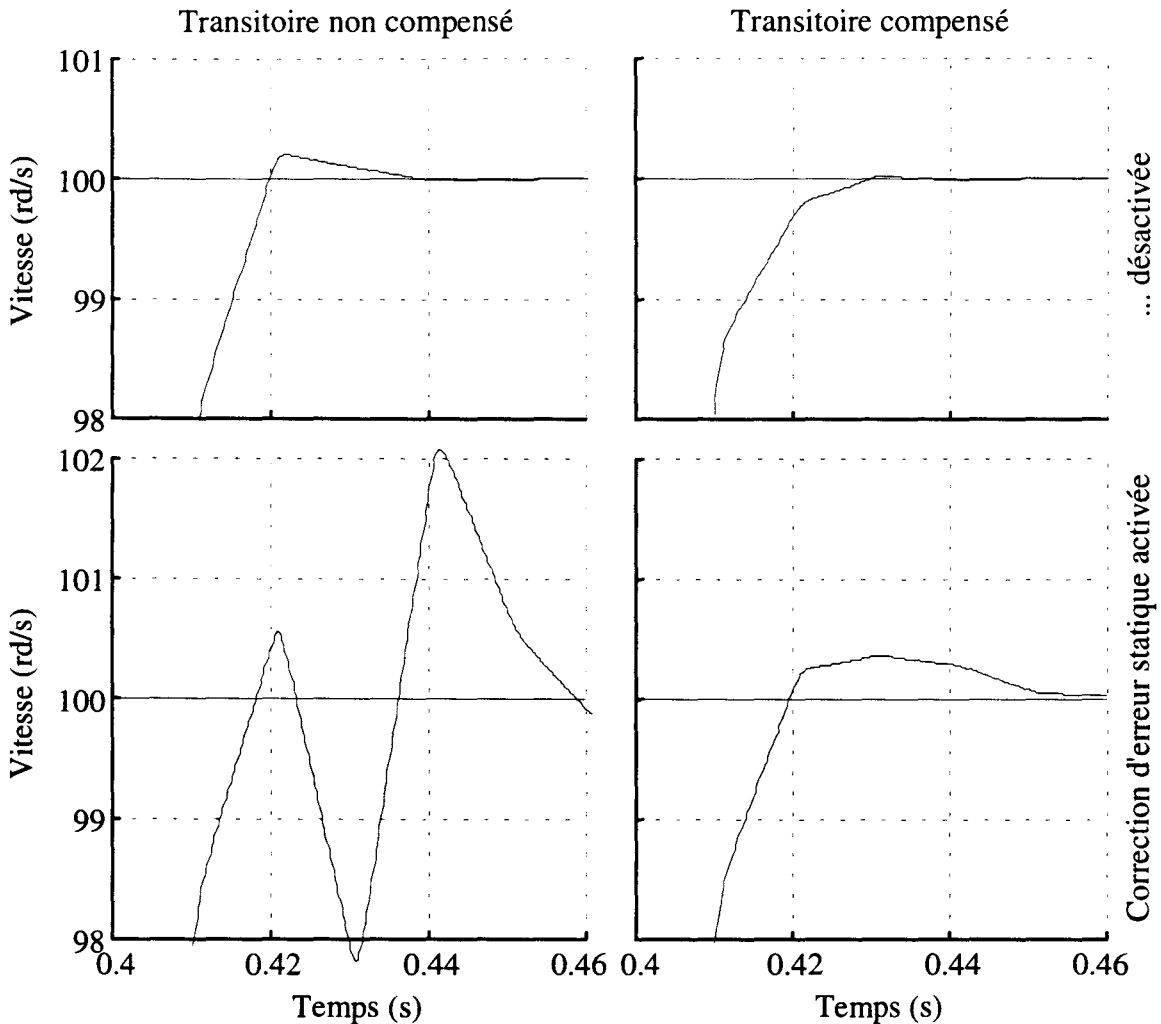


figure III-55 : dépassement en vitesse des contrôleurs à erreur statique nulle pour $N=50$

Ces résultats peuvent sembler décevants à cause de l'aggravation des dépassements que provoque la correction de l'erreur statique. Leurs valeurs crêtes restent cependant admissibles, compte tenu de l'échelle utilisée. Ces transitoires, prévisibles selon l'analyse faite en b., se résorbent en quelques périodes d'asservissement.

L'avantage du correcteur à transitoire compensé est flagrant : sa réponse est dégradée par la correction d'erreur statique, mais beaucoup moins que celle du correcteur sans compensation.

La figure III-56 présente la réponse en vitesse stabilisée à 50rd/s, lorsque le couple de charge est multiplié brusquement par 2,63, soit une augmentation de 10Nm (la moitié du couple nominal) compte tenu de la caractéristique de la charge utilisée. Cette surcharge intervient à 0,2s.

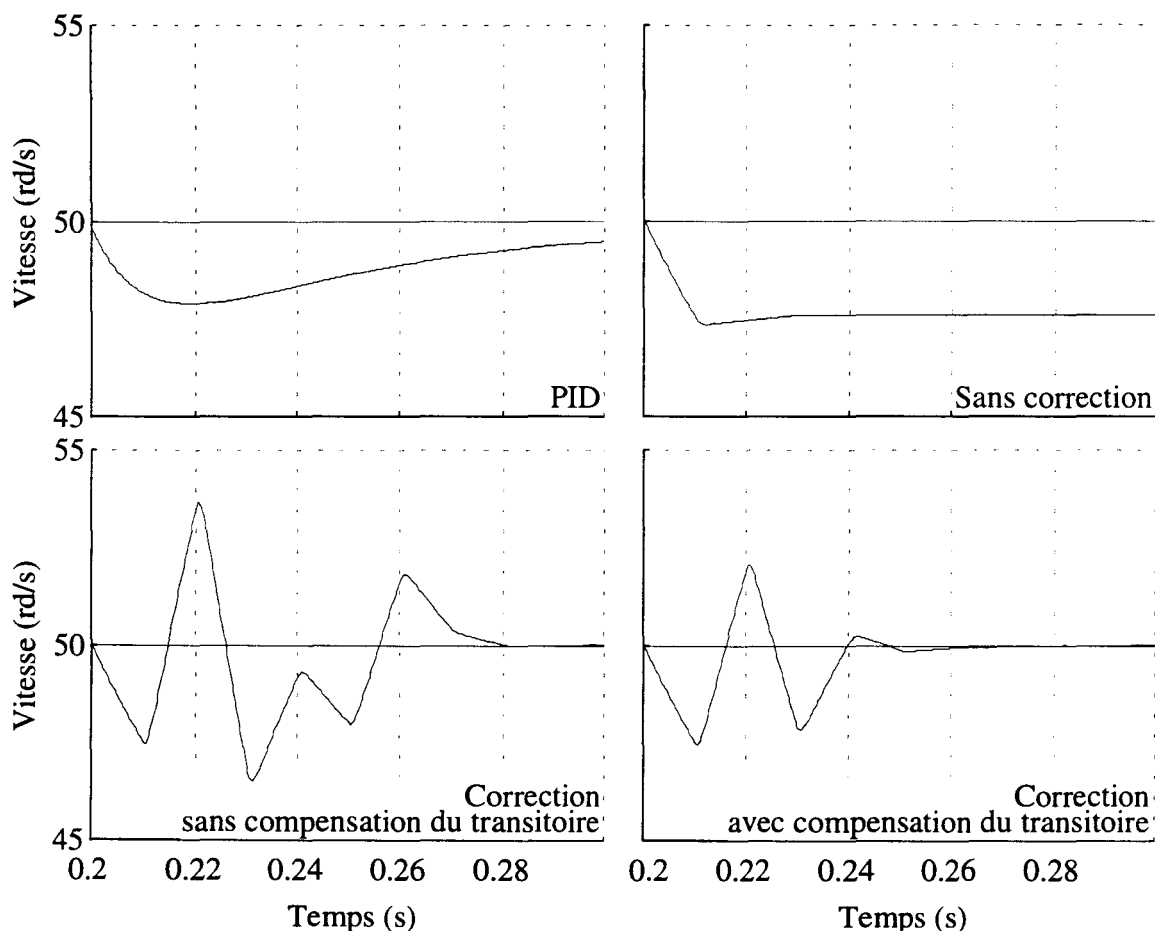


figure III-56 : qualité de régulation à un échelon de charge

La première figure montre à titre de comparaison la réponse du correcteur PID avec antisaturation décrit en annexe III, calculé pour être peu sensible aux variations de charge. Il est en revanche peu dynamique. La deuxième figure montre la réponse, semblable dans ce cas précis, des deux contrôleurs neuronaux lorsque la correction d'erreur statique est désactivée.

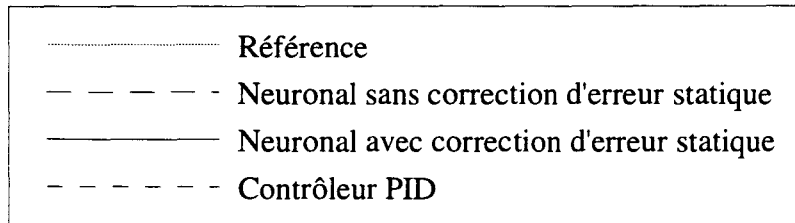
Les courbes du bas montrent la réponse obtenue pour les deux contrôleurs neuronaux avec correction de l'erreur statique.

Ici encore, l'intérêt de la compensation du transitoire de courant est manifeste, tant pour la stabilité que pour le temps de recouvrement.

Cette correction donne donc à nos asservissements la précision qui leur manquait en régime permanent. Cependant, l'apprentissage en ligne reste possible pour prendre en compte progressivement les erreurs compensées rapidement ici.

H. Évaluation des schémas de commande sur les trois charges

Nous présentons ici une série de réponses en vitesse, correspondant d'une part à la mise en œuvre sur les trois charges identifiées au chapitre II d'un correcteur PID, du type de celui détaillé en annexe III avec des coefficients réglés selon l'inertie de chaque charge. D'autre part, nous faisons figurer les réponses obtenues avec le contrôleur présenté précédemment, dans le cas où le transitoire de courant est compensé, avec et sans correction de l'erreur statique. Il s'agit donc du schéma de commande fiabilisé par filtrage de vitesse de la figure III-53, la correction d'erreur statique étant éventuellement désactivée. Le rapport d'asservissement utilisé est $N=50$ pour les contrôleurs neuronaux. Les réponses de ces trois contrôleurs se distinguent sur les figures par le style du trait employé :



Les réponses correspondent dans l'ordre aux simulations utilisant la charge seuil, la charge sévère et la charge expérimentale modélisée ; et enfin celles correspondant aux expérimentations. La description des conditions de mise en œuvre et la définition des caractéristiques des charges et des séquences de vitesse employées se trouvent en annexe III.

1. Simulations avec la charge seuil

Pour les trois contrôleurs, les courbes de réponse sont confondues sur la vue d'ensemble présentée figure III-57, compte tenu de l'échelle adoptée.

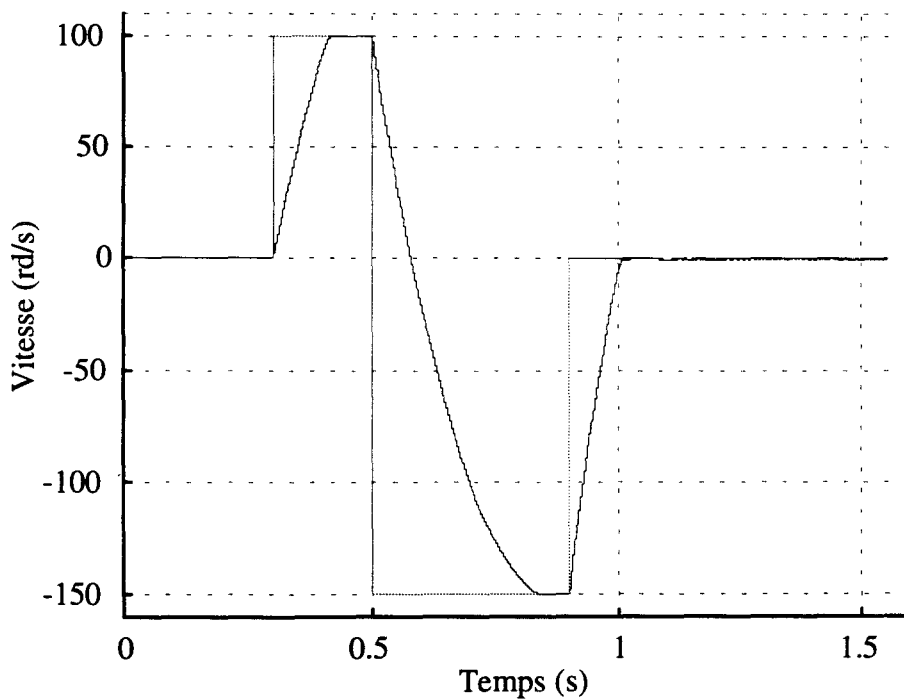


figure III-57 : réponse en vitesse pour les trois contrôleurs

Les figures III-58 à III-60 sont des agrandissements de ces réponses.

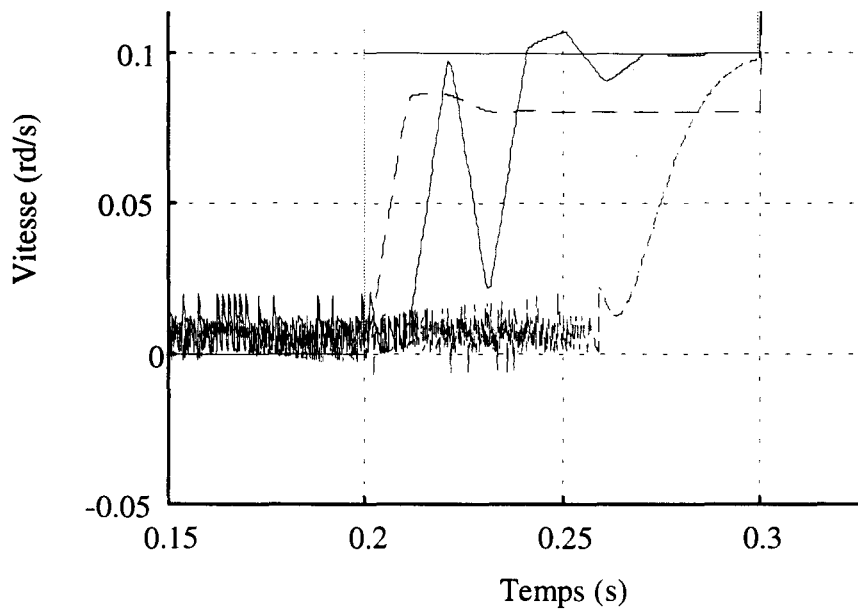


figure III-58 : échelon à très faible vitesse

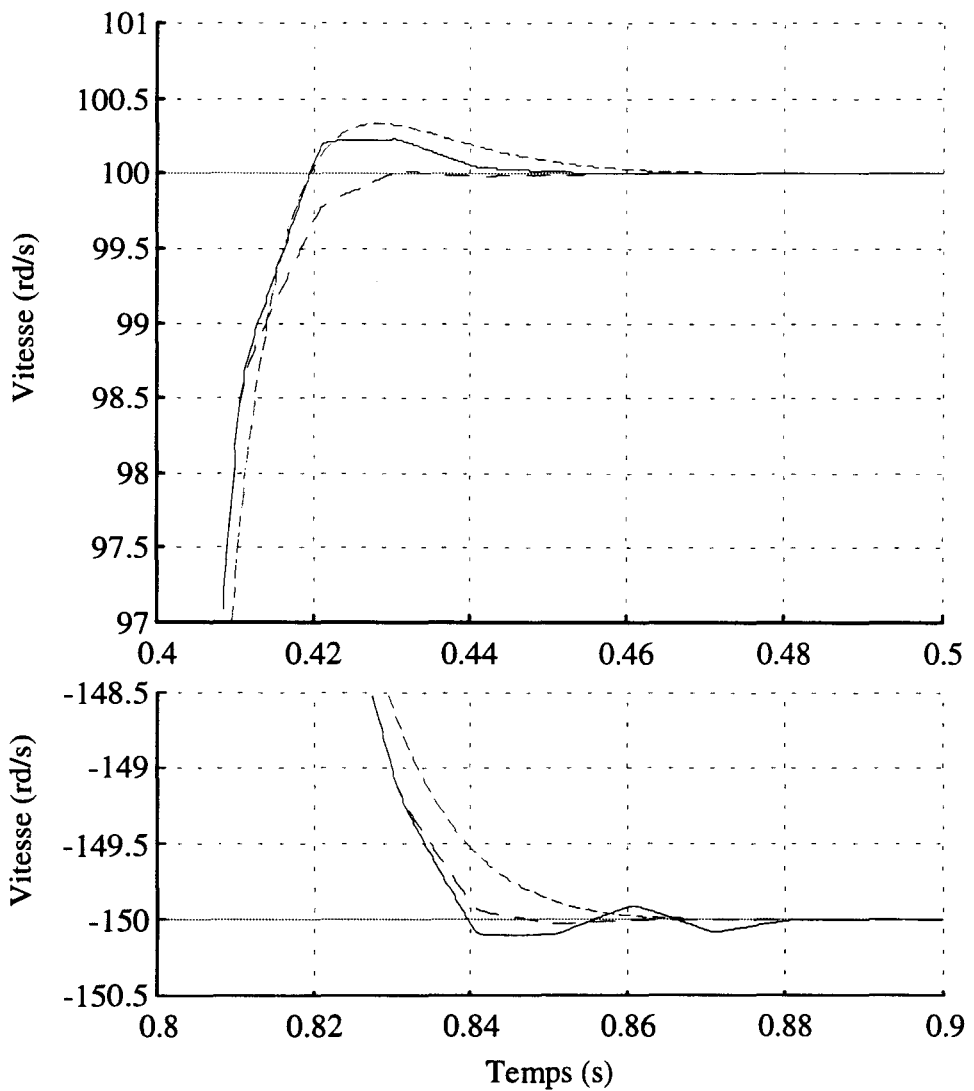


figure III-59 : échelons de 100 et -150rd/s

Le bruit numérique de simulation est nettement visible sur la figure III-58, de même que la correction de l'erreur statique.

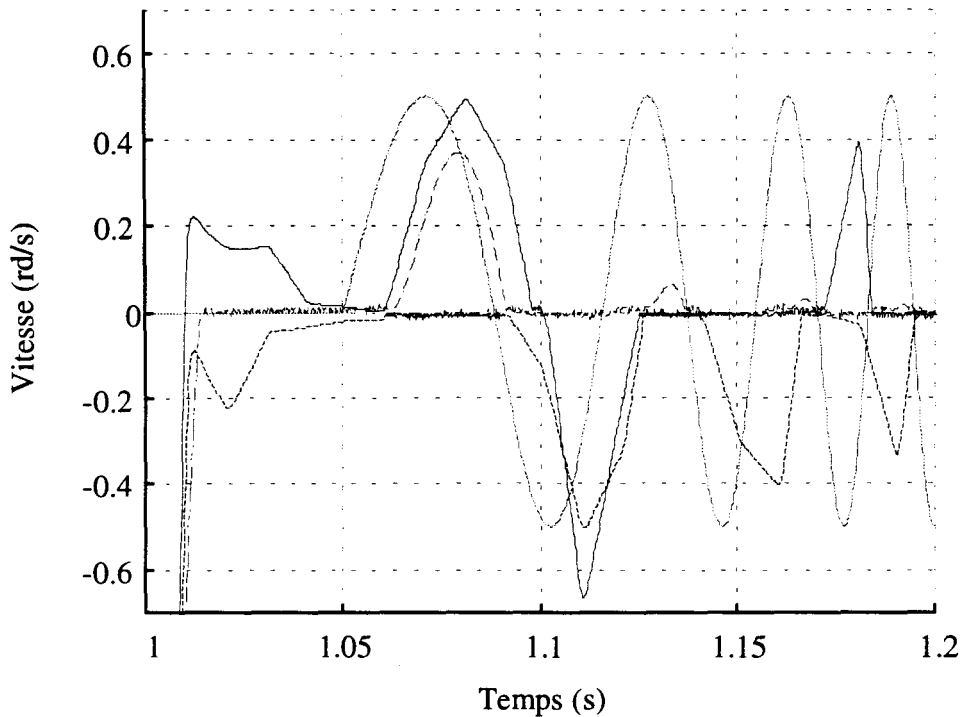


figure III-60 : arrêt et poursuite d'une sinusoïde de faible amplitude

La figure III-60 montre la médiocrité des trois contrôleurs lorsque la référence varie rapidement. Ceci s'explique par la période d'asservissement élevée, $T_a=10\text{ms}$, adoptée pour les contrôleurs neuronaux, le PID, quant à lui, étant réglé pour une réponse dynamique avec un dépassement de l'ordre de 0,5%. Le seuil de frottement sec, plus important pour les vitesses négatives, est tel que le contrôleur PID n'a pas le temps d'intégrer l'erreur pour fournir une consigne suffisante à la rotation.

Cependant, les simulations qui accompagnent la présentation des contrôleurs tout au long de ce chapitre ont prouvé leur aptitude à poursuivre de telles trajectoires de référence lorsqu'il est possible de choisir T_a plus faible : voir par exemple les résultats de la figure III-37.

La figure III-60 montre encore que pour arrêter le moteur (entre 1 et 1,05s sur la figure), le PID offre le comportement le plus satisfaisant, grâce au couple de frottement sec qui immobilise le rotor. Le correcteur neuronal, compensant ce frottement, n'est ni pire ni meilleur ici qu'ailleurs.

2. Simulations avec la charge sévère

Cette charge, dont l'inertie augmente brutalement à 100 et -50 rd/s, est particulièrement complexe. Son identification par le réseau neuronal est imparfaite, avec des crêtes d'erreur importantes autour des discontinuités d'inertie, visibles sur la surface d'erreur de la figure II-48. Le correcteur PID, pour sa part, est réglé pour un positionnement rapide, selon l'inertie à basse vitesse.

Ici encore, figure III-61, les trois réponses sont semblables à grande échelle. On aperçoit seulement que le PID prend un léger retard pour atteindre 150 rd/s. Ceci est dû au

réseau neuronal de limitation de l'accélération de référence qui a surévalué l'accélération maximale.

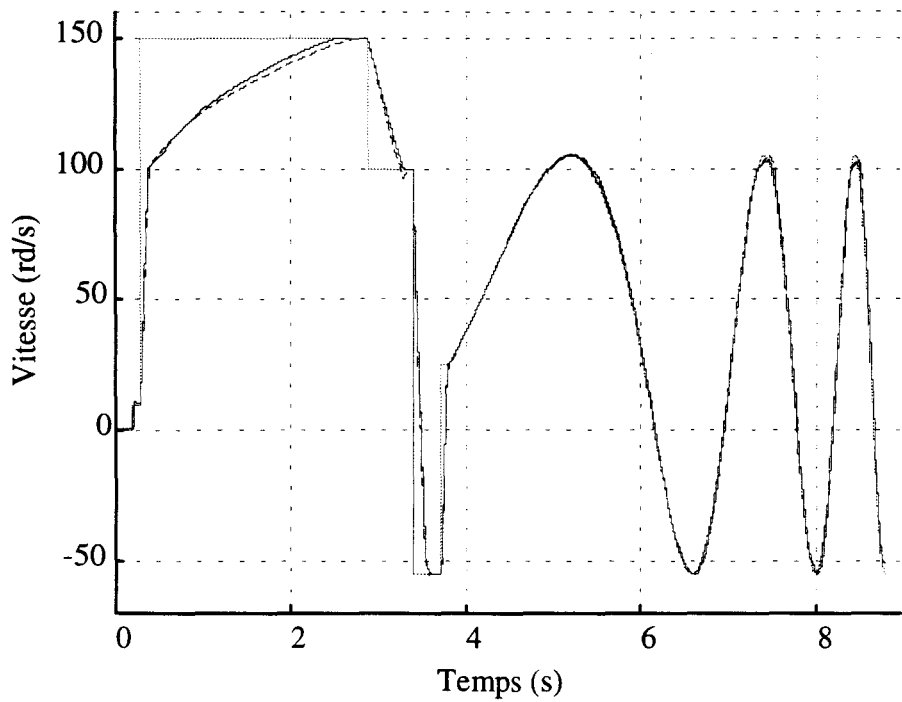


figure III-61 : réponse en vitesse pour les trois contrôleurs

Les agrandissements des figures III-62 et III-63 montrent un léger traînage du PID, dont la réponse est cependant comparable aux deux autres.

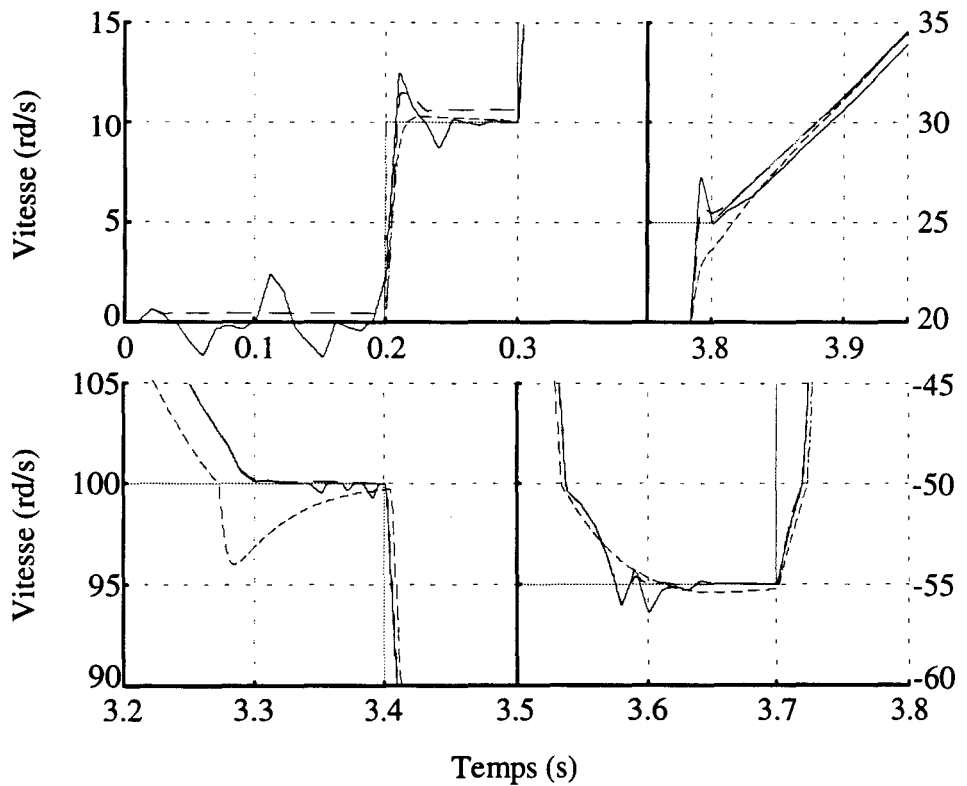


figure III-62 : transitoires de vitesse

L'instabilité du contrôleur neuronal avec correction d'erreur statique autour de 100rd/s provient de la conjonction des effets du seuil et du bruit, et se retrouve en expérimentation. En effet, Le réseau réagit violemment au bruit à cette vitesse, car le courant qu'il fournit y est discontinu pour compenser le seuil.

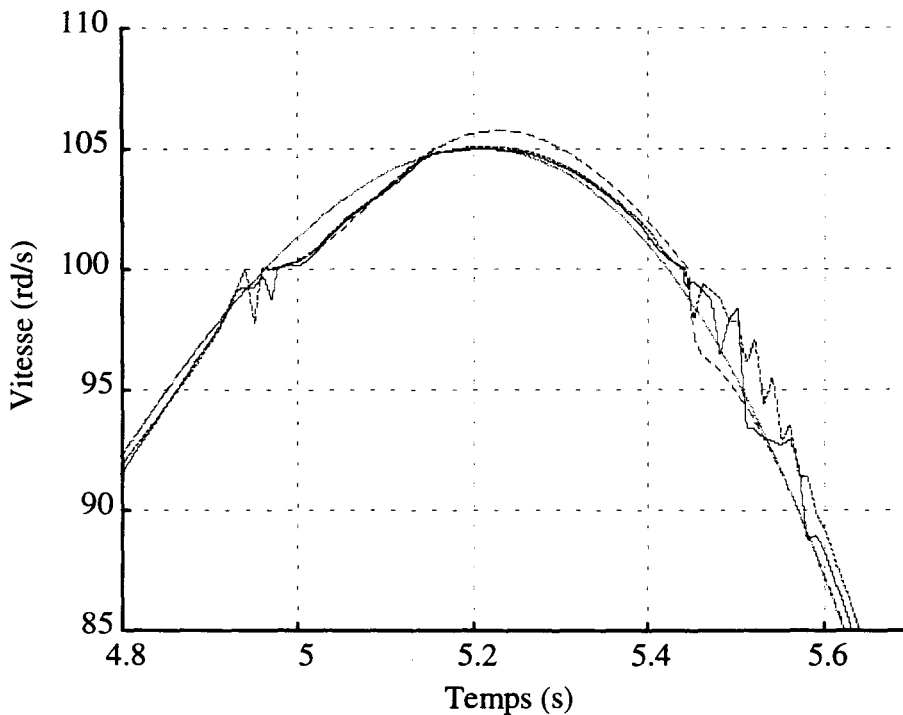


figure III-63 : passage de la discontinuité d'inertie à 100rd/s

Le fait que la réponse du PID semble aussi bonne, sinon meilleure, que celle des contrôleurs neuronaux mérite quelques commentaires, qui concernent également 1..

Le correcteur PID utilisé ici est réglé pour fournir une réponse en vitesse rapide, or cela n'est possible que parcequ'il s'agit de simulations. En effet, les réglages adoptés en expérimentation à cause du bruit impliquent un temps de réponse beaucoup plus long.

Les schémas neuronaux utilisés, en revanche, résultent de la prise en compte des conditions réelles de mise en œuvre, principalement du bruit. Le rapprochement entre leurs réponses respectives est donc incorrect dans le sens où le PID mis en œuvre ici n'est viable qu'en simulation.

Il serait alors plus juste de comparer ce dernier, par exemple, avec le schéma anticipatif à transitoire de courant compensé de la figure III-44, beaucoup plus précis **en simulation**, sa période d'asservissement pouvant être choisie courte ($N=5$) que le schéma avec filtrage utilisé ici.

3. Simulations avec la charge expérimentale modélisée

Ces simulations reproduisent les conditions de l'expérimentation, la charge étant modélisée linéairement (cf. annexe III). N vaut ici 100, contre 50 précédemment : cette augmentation de T_a à 20ms est rendue nécessaire en expérimentation par le bruit, de même que celle du temps de réponse du PID à 50ms.

Les figures III-64 à III-66 montrent l'ensemble des réponses obtenues pour une succession d'échelons. Ici encore, la différence entre les courbes n'est pas évidente.

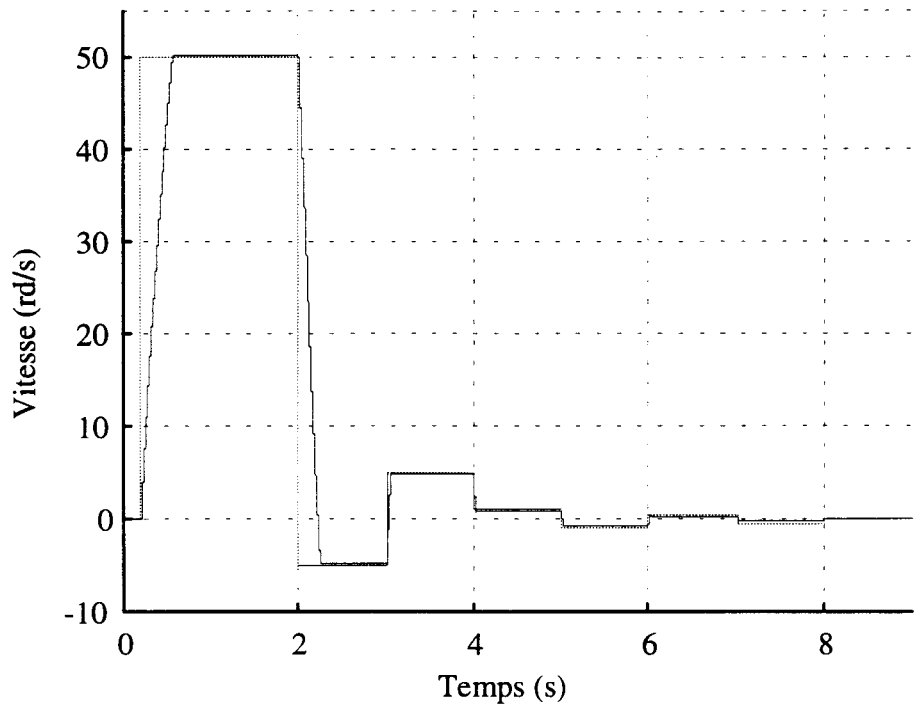


figure III-64 : réponse en vitesse pour le contrôleur sans correction de l'erreur statique

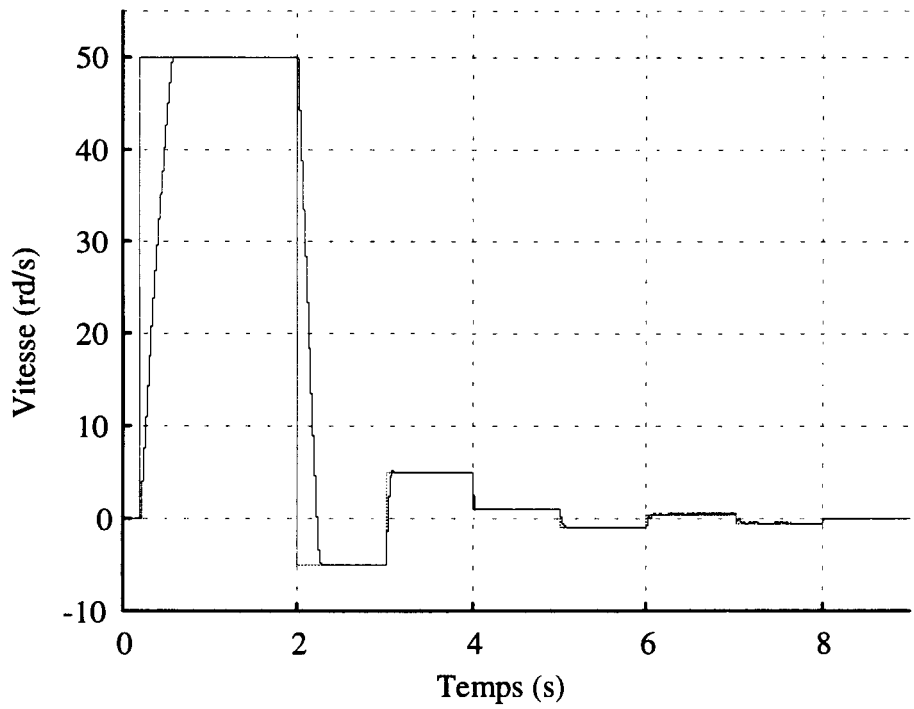


figure III-65 : réponse en vitesse pour le contrôleur avec correction de l'erreur statique

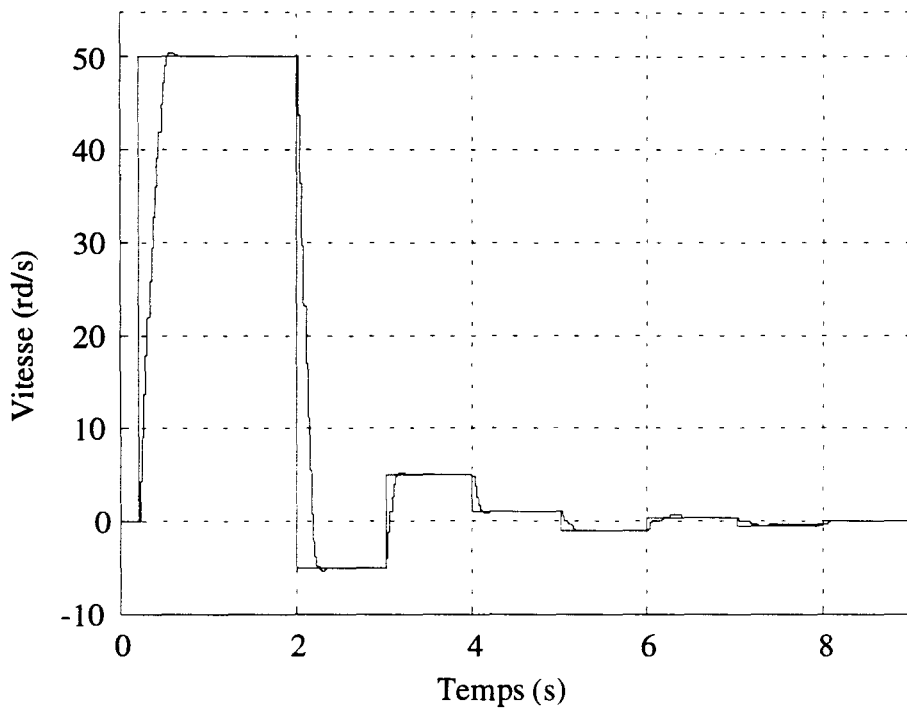


figure III-66 : réponse en vitesse pour le contrôleur PID

La figure III-67 montre l'agrandissement des transitoires des trois réponses précédentes, selon une échelle unique.

Pour faire suite aux remarques qui concluent 2., le correcteur PID utilisé ici est valide expérimentalement. L'avantage des contrôleurs neuronaux est alors manifeste.

L'efficacité de la correction de l'erreur statique est également bien visible.

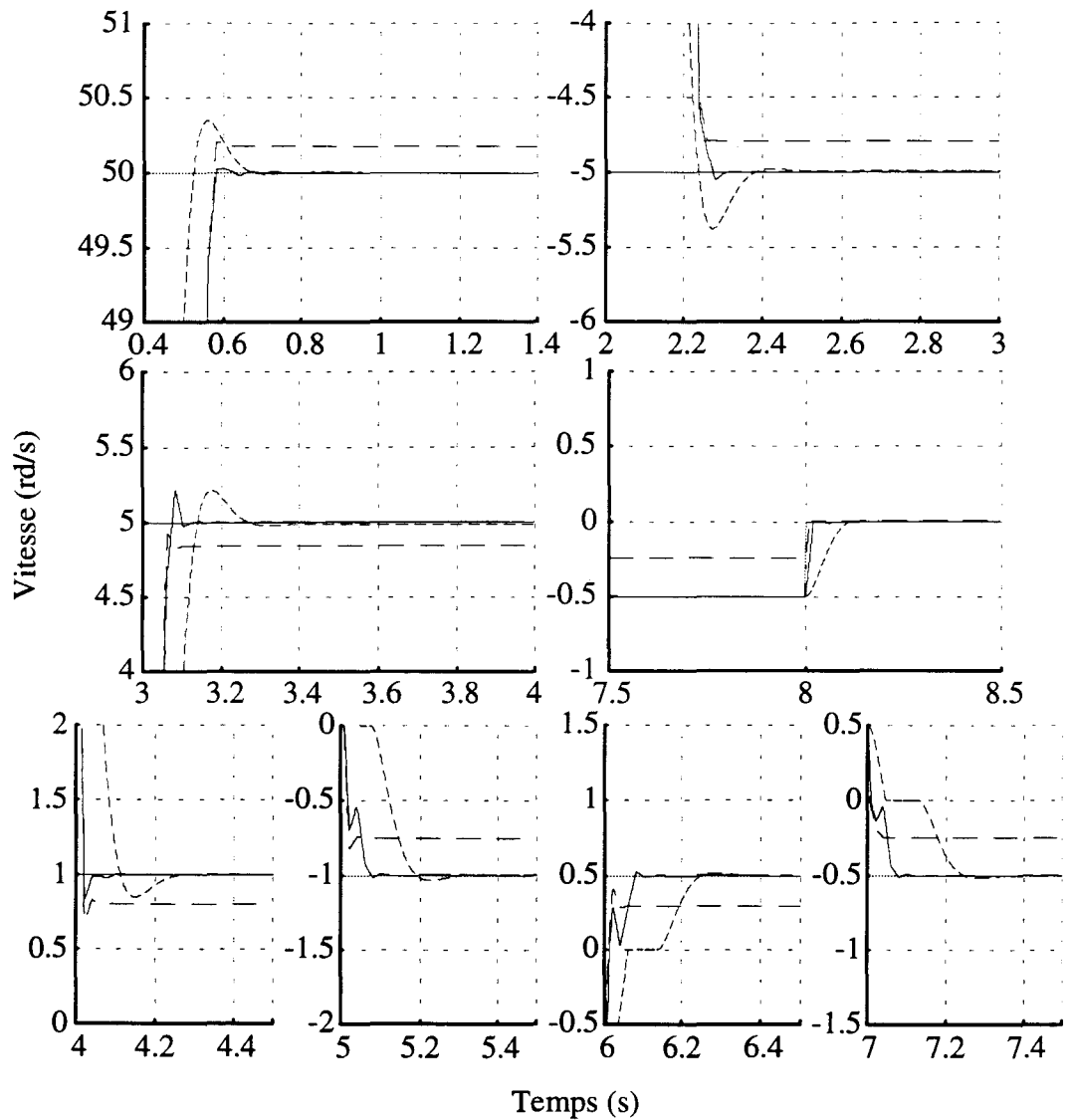


figure III-67 : transitoires des réponses aux échelons

4. Expérimentations

Cinq contrôleurs ont été expérimentés, dont nous indiquons ci-dessous la correspondance avec les schémas de commande. La période T_a vaut 20ms comme précédemment, soit $N=100$.

Contrôleur simple

figure III-52 avec correction d'erreur statique désactivée,

contrôleur avec transitoire de courant compensé

figure III-53 avec correction d'erreur statique désactivée,

avec erreur statique nulle

figure III-52,

avec transitoire compensé et erreur statique nulle

figure III-53,

contrôleur PID

figure AIII-5 de l'annexe III.

a) Réponse à une suite d'échelons de vitesse

Ces manipulations correspondent aux simulations présentées en 3.. Les figures III-68 à III-72 montrent les réponses globales des 5 contrôleurs.

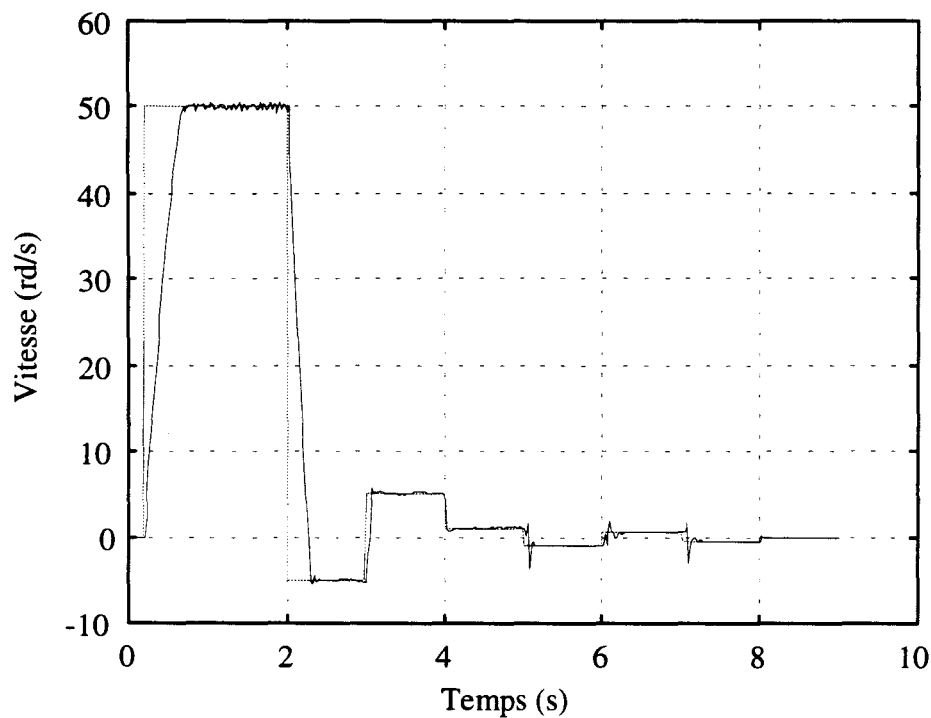


figure III-68 : réponse en vitesse pour le contrôleur simple

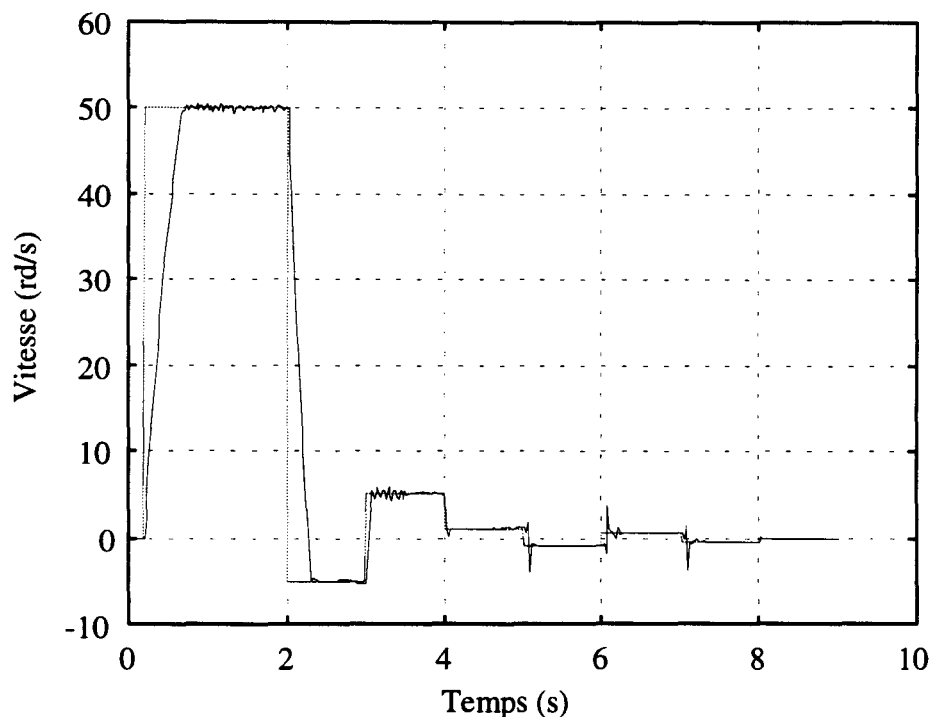


figure III-69 : réponse en vitesse pour le contrôleur à transitoire compensé

Le capteur de vitesse utilisé est un codeur optique de position utilisé en mode périodemètre, c'est à dire par mesure du temps qui sépare deux de ses impulsions. Ce type

de mesure n'est pas fiable lorsque la vitesse est très basse. Dans nos expérimentations, la vitesse n'est plus fiable en dessous de 0,3rd/s.

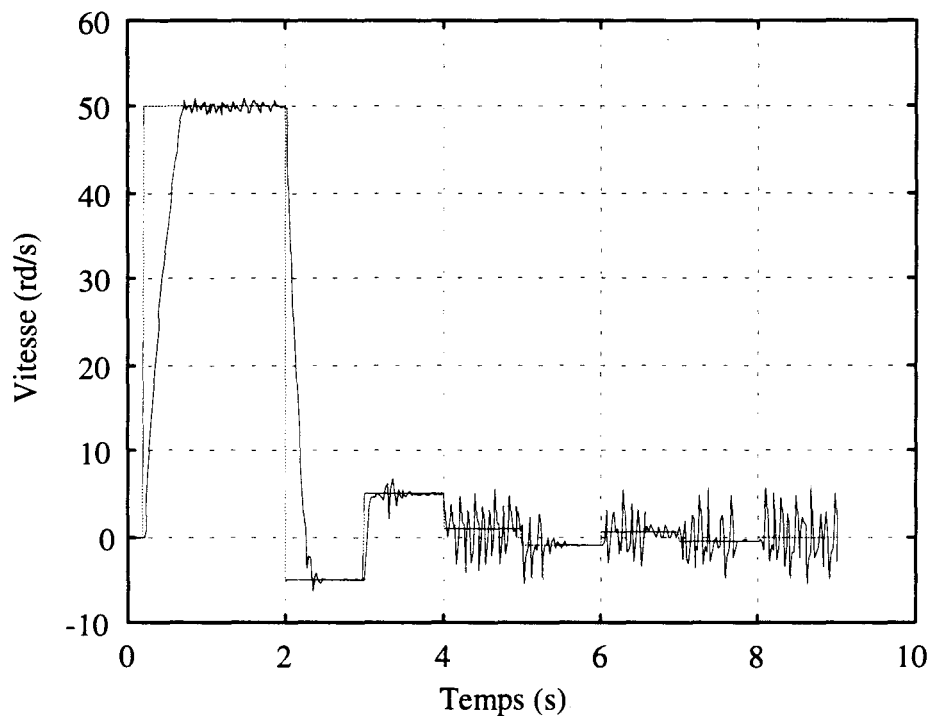


figure III-70 : réponse en vitesse pour le contrôleur à erreur statique nulle

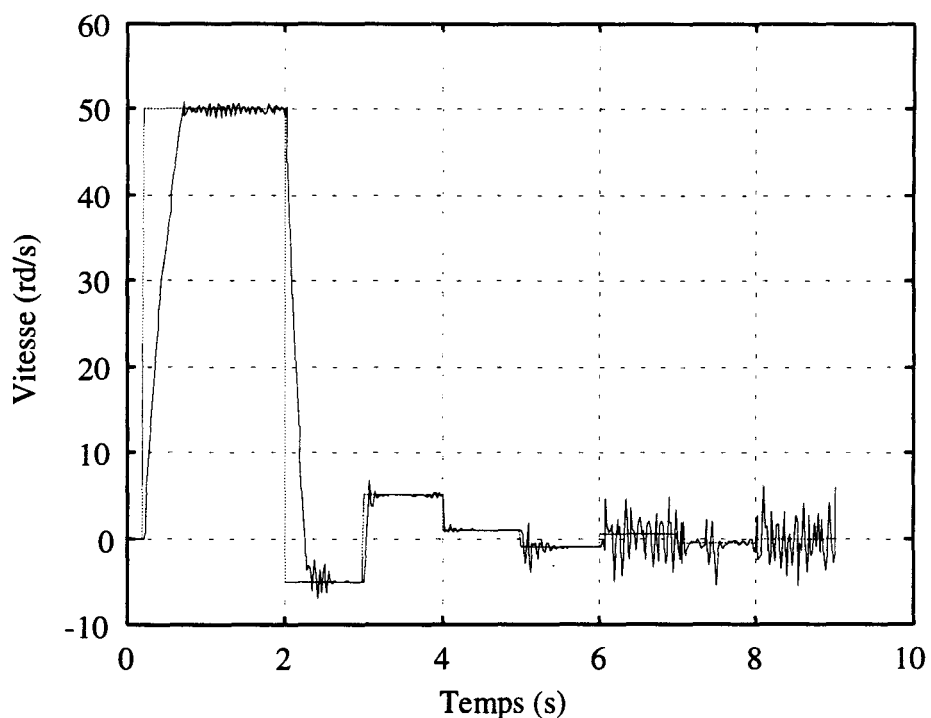


figure III-71 : réponse en vitesse pour le contrôleur à transitoire compensé et erreur statique nulle

La réponse des deux contrôleurs à erreur statique nulle devient oscillante lorsque la consigne diminue en dessous de 1rd/s. Ces oscillations sont un peu moins importantes dans le cas où le transitoire de courant est compensé, la réponse étant encore stable à

1rd/s. Ce comportement apparaît à très basse vitesse à cause de l'amplification des bruits de mesure faite par ces schémas particulièrement dynamiques, ce qui génère des transitoires faisant inverser la vitesse, qui oscille alors de part et d'autre du seuil.

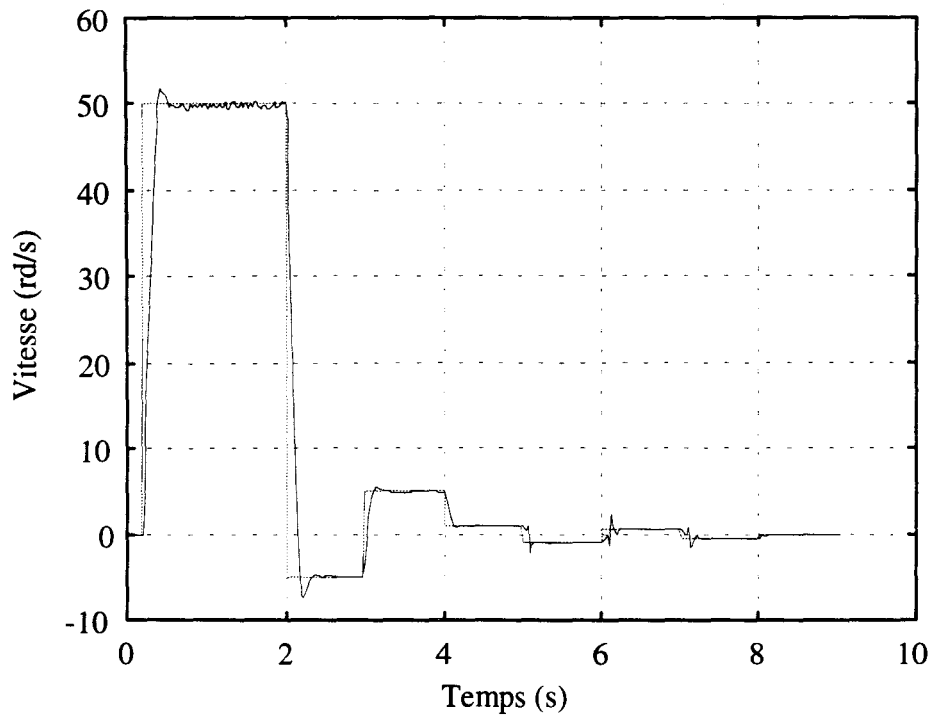


figure III-72 : réponse en vitesse pour le contrôleur PID

Les figures III-73 à III-77 montrent le détail des réponses à l'échelon de 50rd/s pour les cinq contrôleurs.

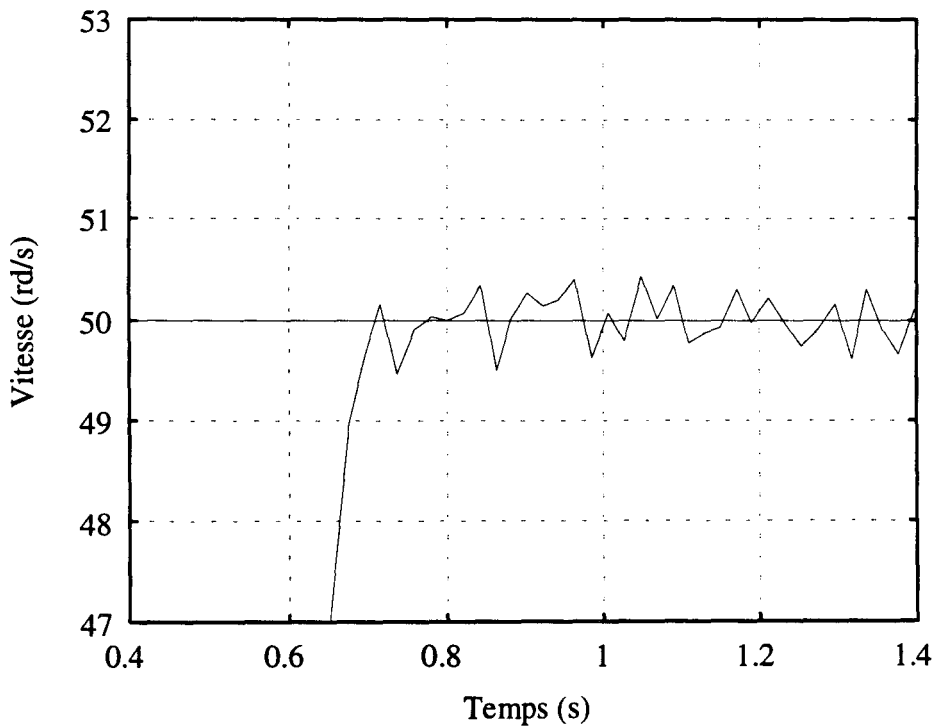


figure III-73 : réponse à l'échelon de 50rd/s pour le contrôleur simple

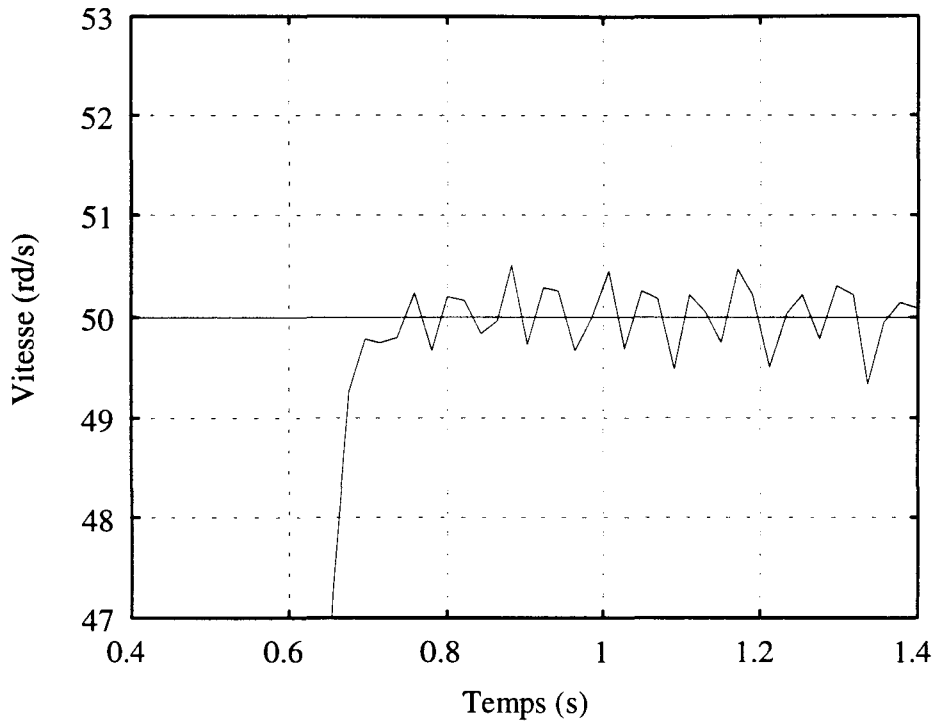


figure III-74 : réponse à l'échelon de 50rd/s pour le contrôleur à transitoire compensé

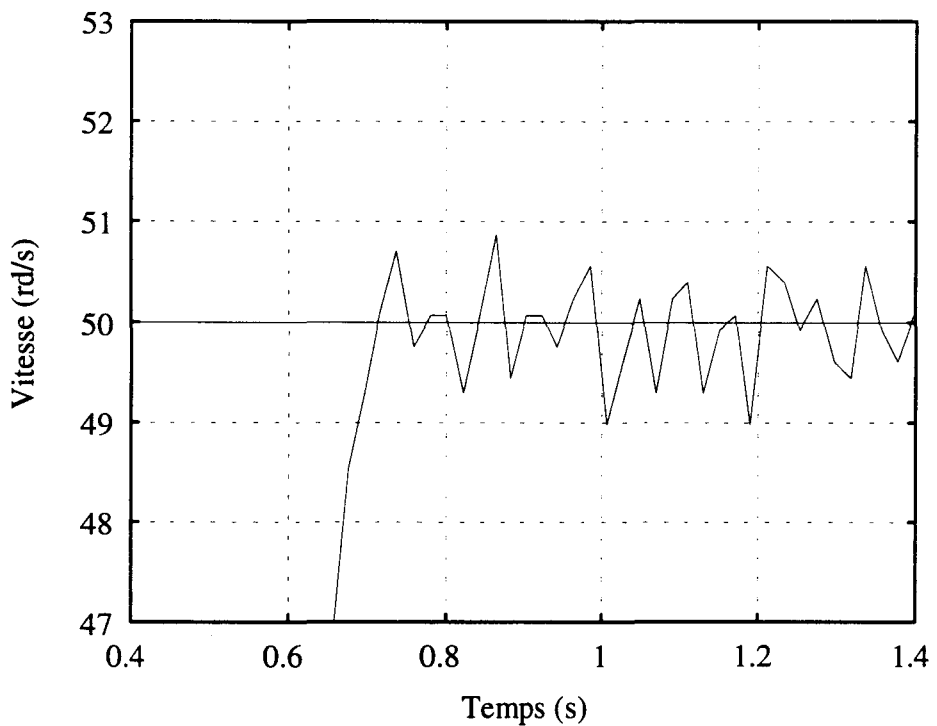


figure III-75 : réponse à l'échelon de 50rd/s pour le contrôleur à erreur statique nulle

Il est difficile à cause du bruit de retrouver les effets prédits par la théorie. On constate néanmoins le bon comportement transitoire des contrôleurs neuronaux, et par ailleurs l'amplification des erreurs par la correction d'erreur statique, et le dépassement plus important du PID.

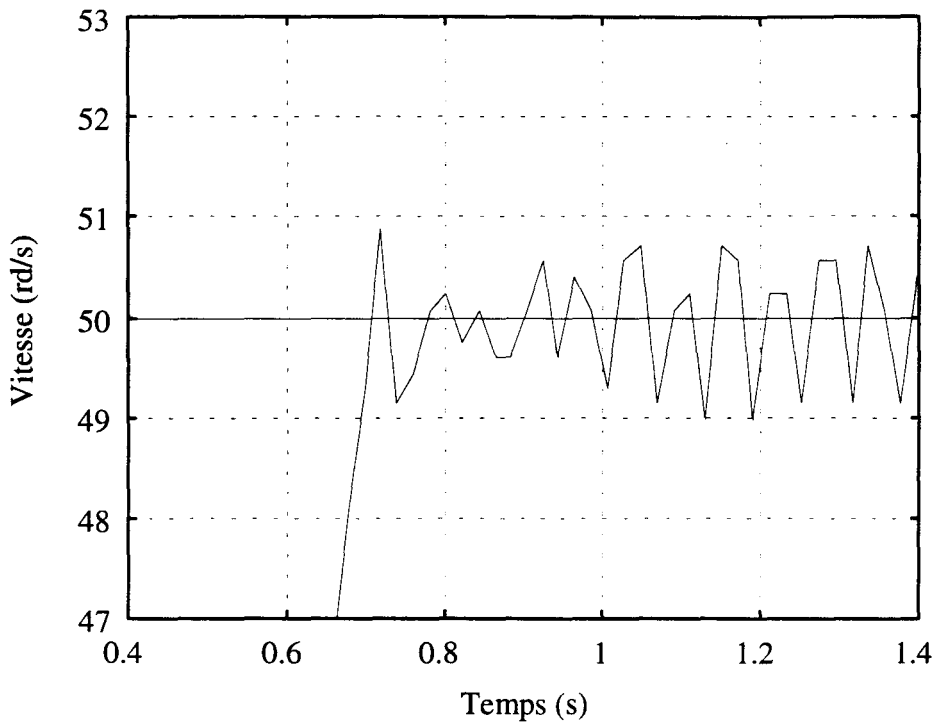


figure III-76 : réponse à l'échelon de 50rd/s pour le contrôleur à transitoire compensé et erreur statique nulle

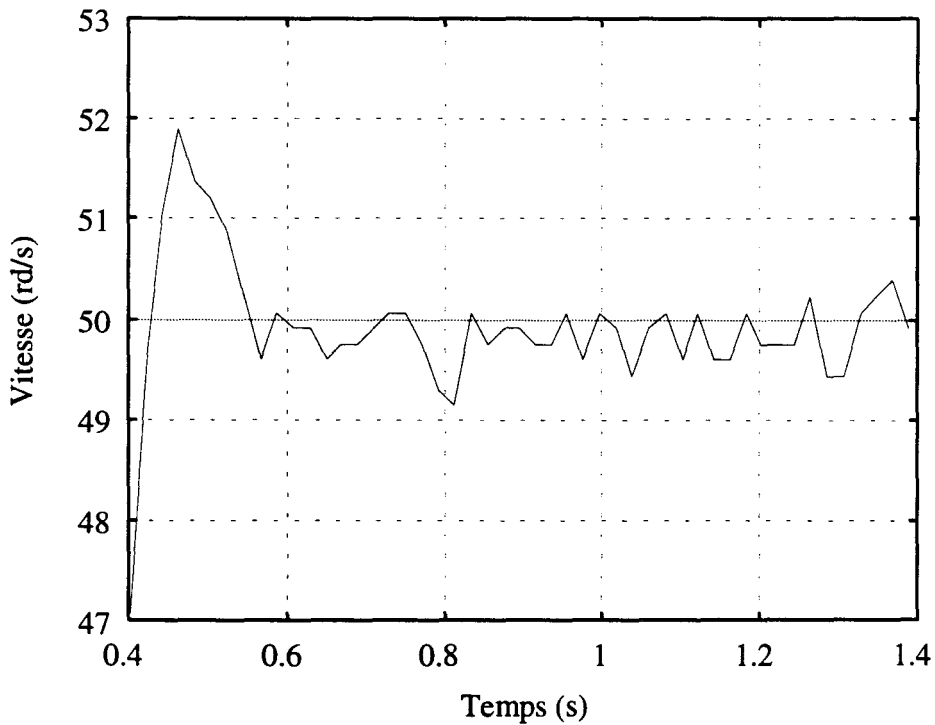


figure III-77 : réponse à l'échelon de 50rd/s pour le contrôleur PID

La figure III-78 montre l'agrandissement des réponses aux échelons de ± 5 et ± 1 rd/s, pour le contrôleur PID et les deux contrôleurs neuronaux à transitoire de courant compensé.

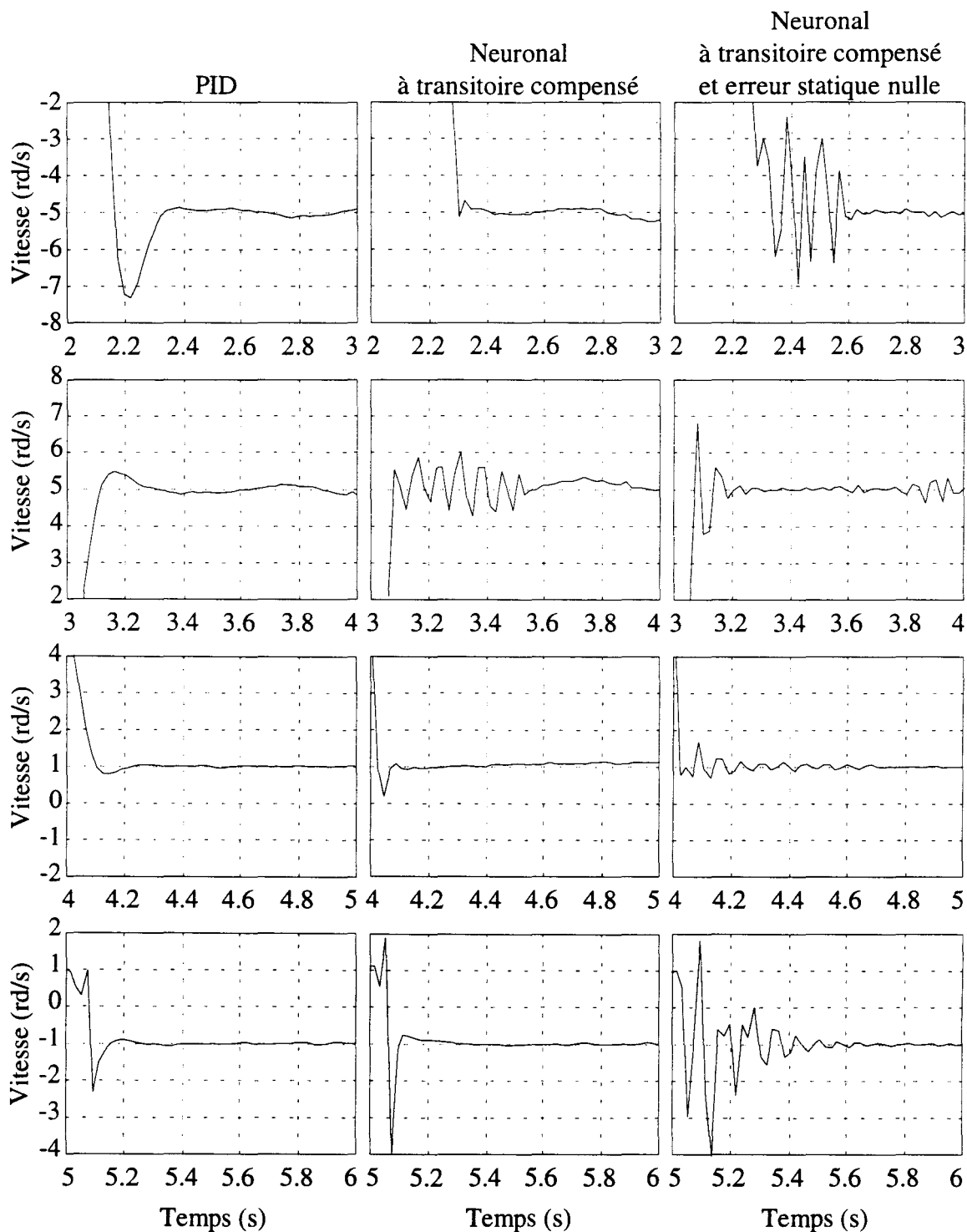


figure III-78 : échelons de -5, 5, 1 et -1rd/s

Les oscillations transitoires visibles sur les réponses de la figure III-78 interviennent de manière irrégulière. En fait, comme cela apparaît clairement plus loin, le moteur « ne tourne pas rond ». Ce phénomène peut être imputable à différentes causes, dont un éventuel défaut mécanique au niveau de l'arbre moteur, ou encore une commande vectorielle défectueuse. Les oscillations obtenues correspondent alors à l'application d'un courant trop élevé à un instant où la charge « s'allège ». Cette irrégularité angulaire se devine sur les réponses à ± 5 rd/s des deux rangées du haut, d'ailleurs annulée par la correction d'erreur statique.

Ces oscillations rapides, qui apparaissent et disparaissent selon la position du rotor, sont différentes des oscillations soutenues que donnent les schémas à erreur statique nulle pour des consignes de vitesse très basses, dues au capteur de vitesse.

La figure III-79 présente la réponse des contrôleurs PID et neuronal à transitoire compensé pour les échelons à très basse vitesse, $\pm 0,5 \text{rd/s}$. Pour ces vitesses, compte tenu du bruit inhérent au système, la correction de l'erreur statique doit être désactivée. Le contrôleur neuronal offre alors une réponse satisfaisante.

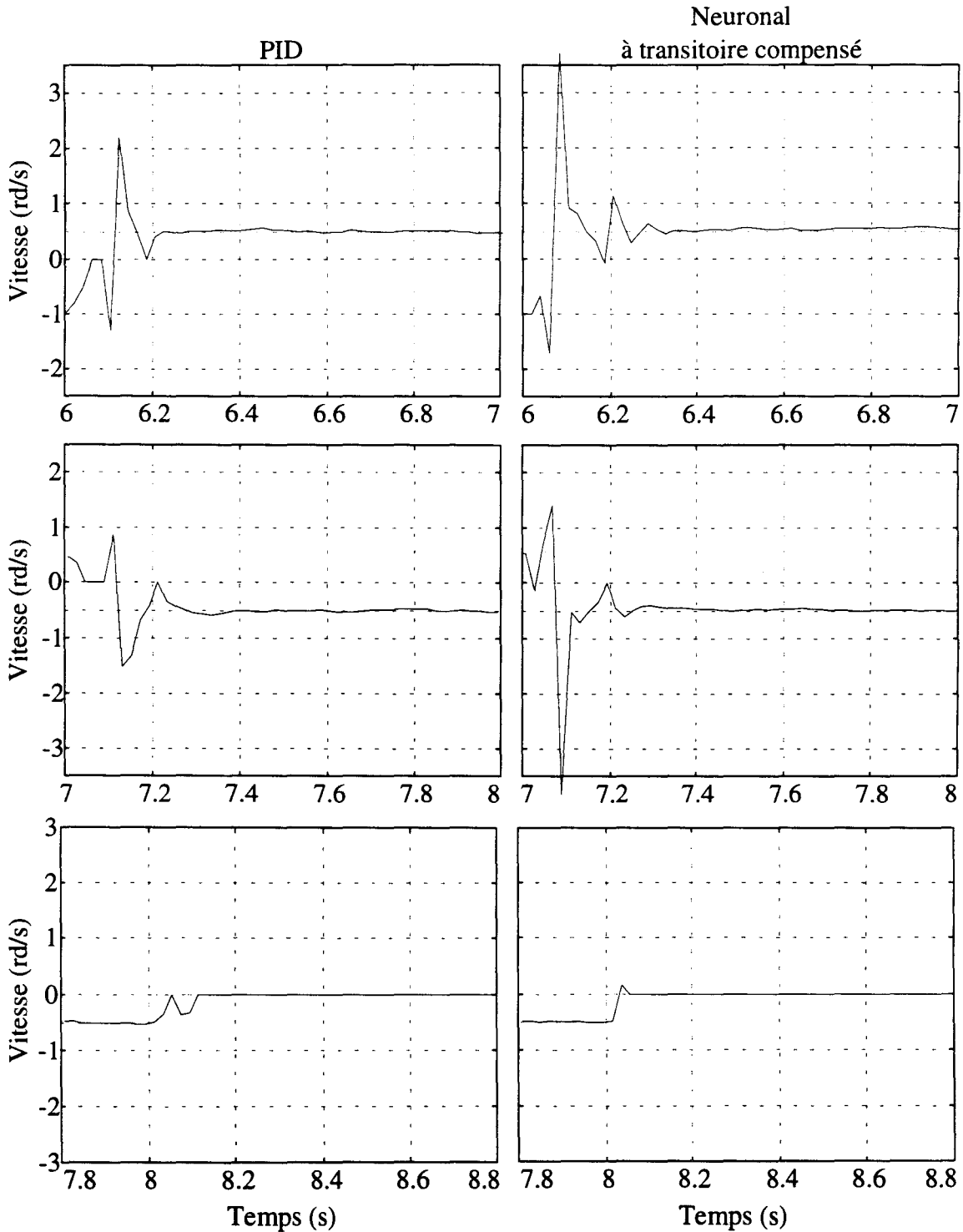


figure III-79 : échelons de 0,5, -0,5 et 0rd/s

b) Réponse à une consigne sinusoïdale de faible amplitude

Les figures III-80 à III-84 présentent la réponse des cinq contrôleurs à une consigne de vitesse sinusoïdale d'amplitude 5rd/s.

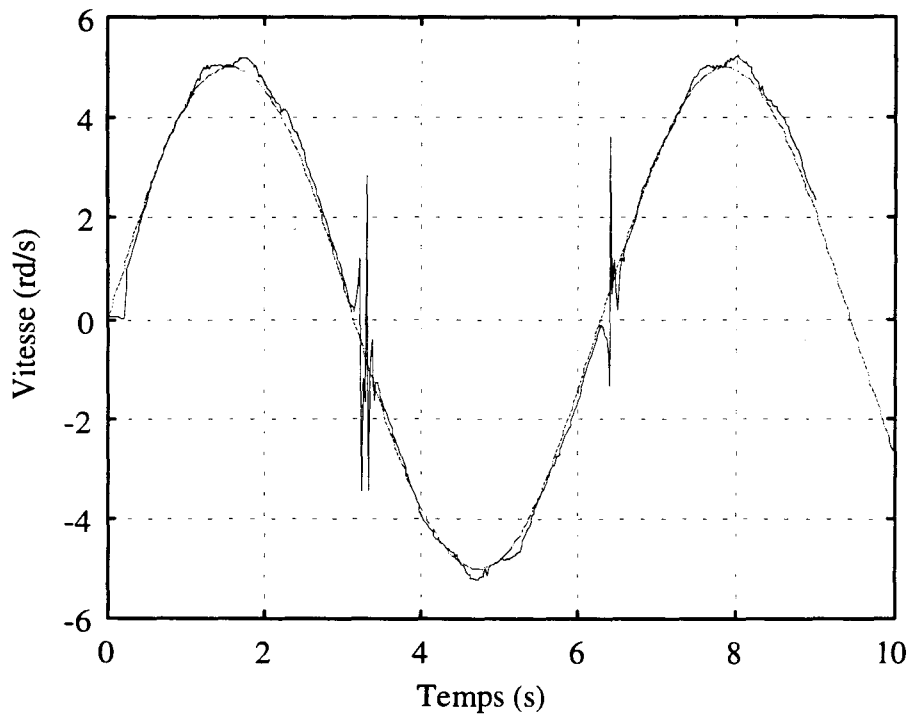


figure III-80 : réponse en vitesse pour le contrôleur simple

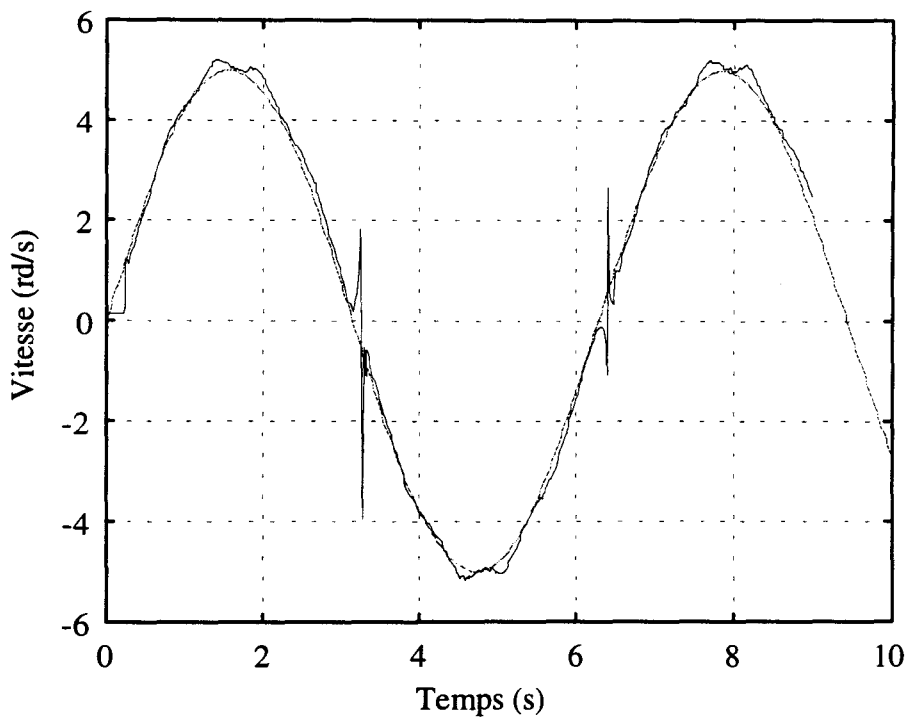


figure III-81 : réponse en vitesse pour le contrôleur à transitoire compensé

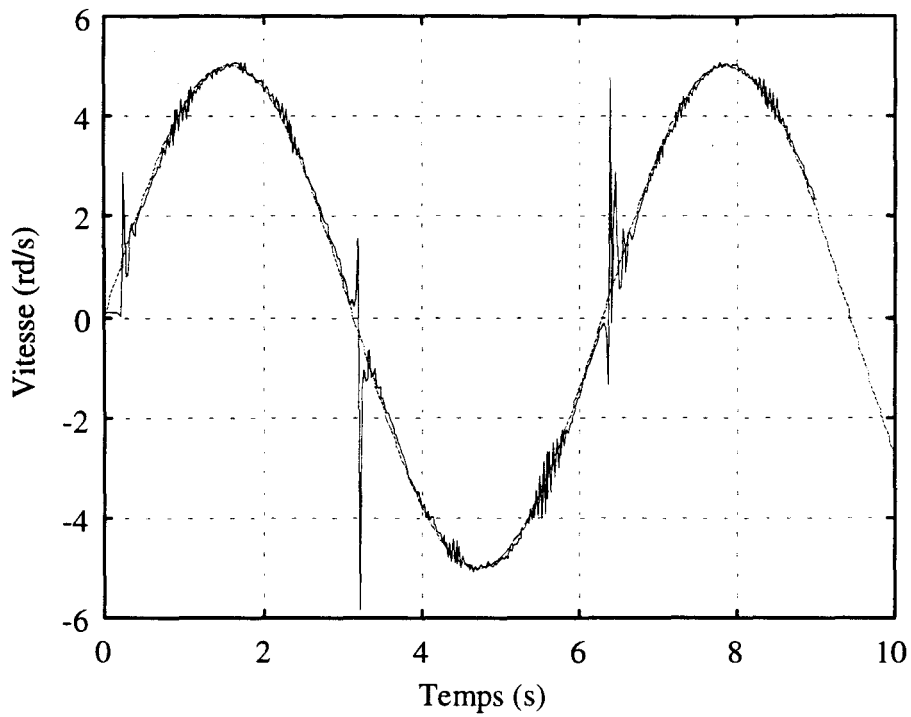


figure III-82 : réponse en vitesse pour le contrôleur à erreur statique nulle

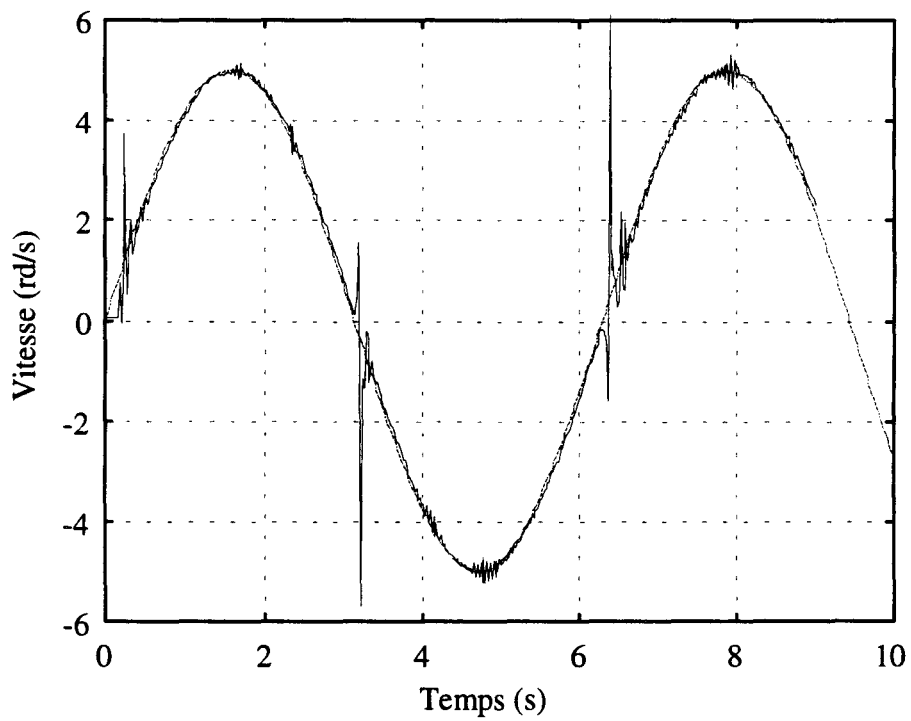


figure III-83 : réponse en vitesse pour le contrôleur à transitoire compensé et erreur statique nulle

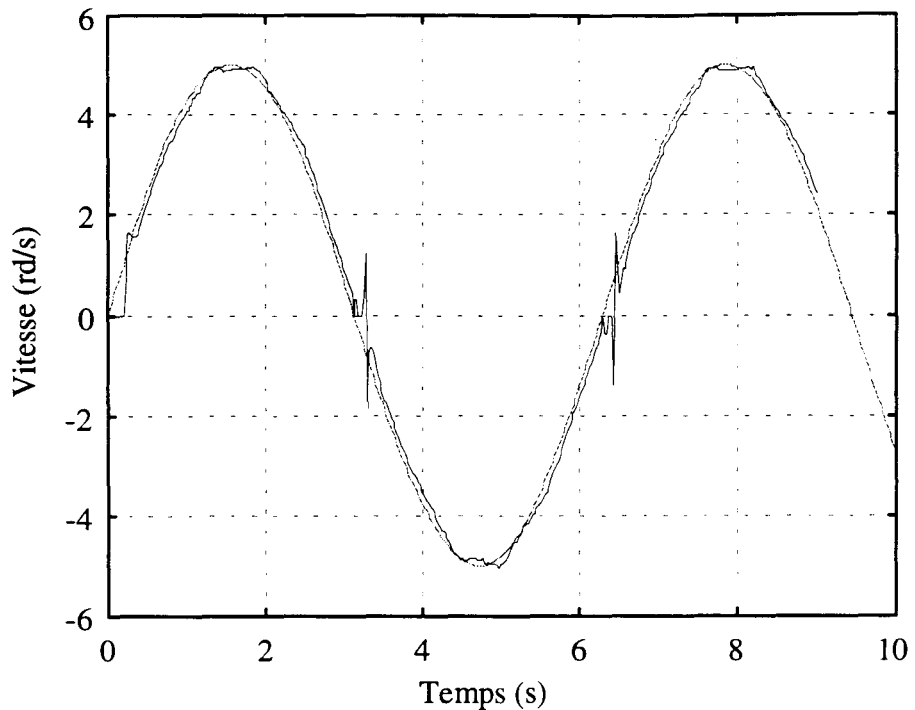


figure III-84 : réponse en vitesse pour le contrôleur PID

D'après ces cinq figures, les contrôleurs neuronaux présentent une erreur de traînage moindre que celle du PID. D'autre part, les contrôleurs avec correction de l'erreur statique offrent la meilleure précision, mais au prix de suroscillations quasi permanentes. La prise en compte du seuil est malheureusement occultée par la mauvaise mesure des basses vitesses.

L'erreur due à l'irrégularité angulaire signalée plus haut se retrouve aux sommets des sinusoides de réponse des contrôleurs PID et sans correction de l'erreur statique, figures III-80, III-81 et III-84 ; mais elle est corrigée par les deux autres schémas.

c) Réponse à un échelon de couple

La figure III-85 présente la réponse à un échelon du couple de charge pour les contrôleurs PID, neuronal simple, et pour les deux contrôleurs neuronaux à erreur statique nulle.

La vitesse de référence est fixe et vaut 10rd/s. La génératrice à courant continu qui constitue la charge est alors court-circuitée, ce qui revient approximativement à multiplier le couple de charge par 10. La charge est ensuite rétablie.

Cette intervention étant manuelle, les instants auxquels survient et disparaît la surcharge sont variables d'une figure à l'autre.

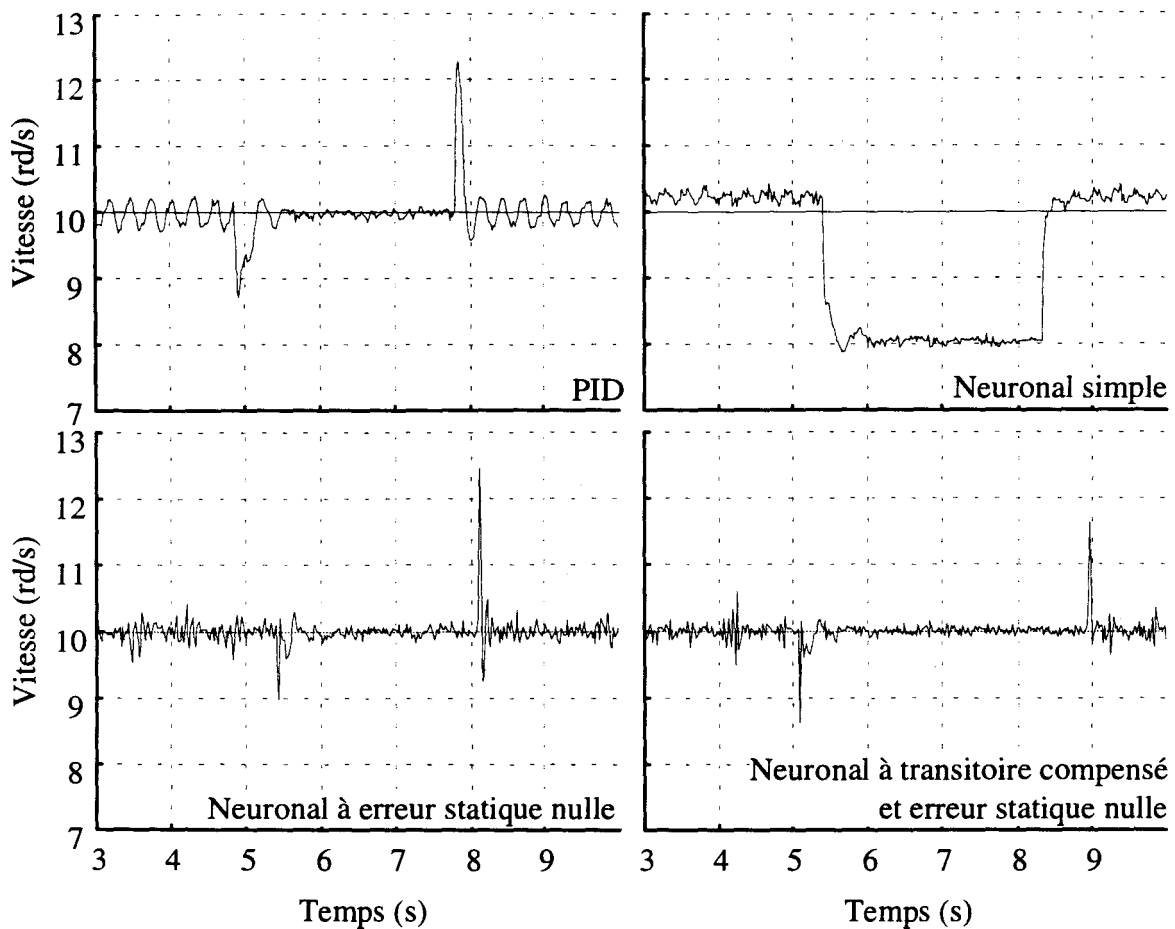


figure III-85 : régulation pour un échelon de couple

Sur cette figure, où l'échelle temporelle est plus grande que celle des autres figures, apparaît la capacité d'adaptation du contrôleur à erreur statique nulle. Le contrôleur simple souffre en effet d'une erreur statique d'identification, qui devient considérable pendant la surcharge.

Le PID réagit rapidement à la surcharge, mais les deux contrôleurs neuronaux avec correction de l'erreur statique sont encore plus vifs à compenser la surcharge, celui qui utilise la compensation du transitoire de courant ayant un comportement transitoire légèrement plus sain que l'autre.

Par ailleurs, l'irrégularité angulaire déjà constatée sur notre maquette expérimentale se manifeste nettement dans les ondulations de la réponse des contrôleurs PID et neuronal simple, ce dernier étant légèrement moins sensible à cette perturbation. En revanche, celle-ci est totalement étouffée par la correction d'erreur statique, dont l'action est immédiate d'une période d'asservissement à l'autre.

I. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons évalué différents contrôleurs de vitesse déclinés à partir d'un correcteur neuronal simple. Ces améliorations successives ont permis de prendre en compte le temps de calcul du correcteur, la dynamique secondaire due à la boucle de courant, l'erreur intrinsèque du réseau et enfin le bruit qui entache toujours les mesures expérimentales.

L'anticipation du temps de calcul est une nécessité, même si son apport stabilisateur est plus évident dans les cas où T_e est considérable devant T_a .

La compensation du transitoire de courant ne remplace pas un bon correcteur de courant. Cependant, elle peut être utile dans les cas où le bruit interdit l'utilisation d'un correcteur dynamique. Il faut alors veiller à utiliser une période T_a suffisamment large, au moins de l'ordre du temps de réponse de la boucle de courant.

La correction de l'erreur requiert une estimation de l'accélération. Les moyens statistiques nécessaires réservent ce schéma aux cas où T_a est grande.

En pratique, le bruit inhérent au système nous amène à prendre une période T_a grande pour un filtrage efficace, et un correcteur de courant relativement lent. Nous nous sommes placés tout au long de cet exposé dans ces conditions défavorables. Ceci nous a permis de bien mettre en évidence l'intérêt des améliorations successives de notre asservissement, en simulation. En pratique, ces résultats sont moins visibles compte tenu du bruit mais corroborent cependant l'étude effectuée.

CONCLUSION GENERALE

Après un premier chapitre consacré aux réseaux neuronaux et à leur utilisation en identification et commande des systèmes dynamiques, nous avons étudié de manière approfondie comment appliquer ces méthodes neuronales à l'identification de la caractéristique dynamique d'une charge mécanique. Le troisième chapitre, consacré à la commande, met l'accent sur la robustesse en prenant en compte un par un les principaux facteurs d'erreur, pour aboutir au schéma de commande que nous avons validé expérimentalement.

Les résultats obtenus prouvent la validité de la méthode, compte tenu des conditions défavorables de mise en œuvre. En effet, le bruit impose le filtrage des mesures et interdit l'usage de périodes d'asservissement suffisamment courtes pour obtenir des performances réellement intéressantes. D'autre part, la charge utilisée dans les expérimentations étant linéaire, elle ne permet pas de mettre en évidence l'avantage prévu pour l'approche neuronale dans les cas non linéaires ; elle n'en justifie d'ailleurs pas l'emploi, un PID bien réglé étant dans ce cas simple une solution très efficace.

Mais comme nous n'avons jamais tenu compte de cette linéarité dans les expérimentations, en agissant toujours comme si la charge était inconnue, à l'exception du seuil de frottement sec, nous pouvons extrapoler ces résultats aux cas de charges plus complexes. Rappelons qu'il n'a pas été possible de réaliser des manipulations probantes autour du seuil de frottement sec, le capteur de vitesse étant inutilisable en dessous de 0,3rd/s.

Cependant, de nombreuses voies ont été ouvertes, sinon explorées. Nous sommes en mesure d'affirmer que les techniques développées ici sont capables de résoudre les problèmes de commande de charges très difficiles, pour peu que les moyens soient adaptés à l'enjeu, c'est à dire, principalement, un capteur de vitesse fiable et une mesure précise des courants. D'autre part, toute connaissance de la charge doit être exploitée lors du dessin du correcteur neuronal.

Il serait intéressant dans l'avenir d'évaluer la robustesse des schémas de commande introduits ici par rapport aux problèmes spécifiques à la commande vectorielle, la reconstitution du flux notamment.

Les techniques présentées, évaluées ou suggérées, doivent permettre, après synthèse et évaluation plus poussée, de bâtir des systèmes supervisés d'actionneurs à commande neuronale en vitesse à vocation industrielle. Nous pouvons imaginer un tel système, le correcteur neuronal étant initialisé par construction selon la caractéristique mécanique à vide du moteur auquel il est destiné, capable une fois livré et installé d'effectuer automatiquement, à la demande de l'utilisateur, l'échantillonnage de la charge à laquelle il est couplé. L'existence de circuits intégrés neuronaux, intégrant les algorithmes d'apprentissage, permet d'imaginer que de tels systèmes de commande, simples d'emploi et autonomes, voient le jour dans un avenir proche.

ANNEXE I - ALGORITHME DU GRADIENT

Soit le réseau formé par c couches de m_1 à m_c neurones respectivement, et possédant m_0 entrées. L'apprentissage selon l'algorithme de rétropropagation du gradient s'exprime par l'équation suivante, où n représente l'occurrence temporelle :

$$\begin{aligned} w_{i,j}^k(n+1) &= w_{i,j}^k(n) - \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}^k} \\ v_i^k(n+1) &= v_i^k(n) - \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial v_i^k} \end{aligned} \quad (AI-1)$$

$$\forall k \in \llbracket 1; c \rrbracket, \forall i \in \llbracket 1; m_k \rrbracket, \forall j \in \llbracket 1; m_{k-1} \rrbracket, \eta \in \mathbb{R}^{+}$$

L'erreur E tient compte de toutes les sorties :

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{2} \cdot \sum_{\mu=1}^r (S_{\mu} - Y_{\mu})^2 \cdot (S_{\mu} - Y_{\mu}) \\ &= \frac{1}{2} \cdot \sum_{\mu=1}^r \sum_{v=1}^{m_c} (s_{v\mu} - y_{v\mu}^c)^2 \end{aligned} \quad (AI-2)$$

$s_{v\mu}$ et $y_{v\mu}^c$ se rapportent au neurone v
pour l'échantillon μ

Notons E_{μ} l'erreur partielle faite par le réseau sur l'échantillon μ :

$$E_{\mu} = \frac{1}{2} \cdot \sum_{v=1}^{m_c} (s_{v\mu} - y_{v\mu}^c)^2 \quad (AI-3)$$

Soit donc :

$$E = \sum_{\mu=1}^r E_{\mu} \quad (AI-4)$$

Toutes les fonctions d'activation des neurones du réseau étant continûment dérivables, la fonction de transfert globale du réseau est dérivable partout, et il est possible de calculer le gradient de l'erreur par rapport à chacun des poids :

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}^k} &= \sum_{\mu=1}^r \frac{\partial E_{\mu}}{\partial w_{i,j}^k} \\ \frac{\partial E}{\partial v_i^k} &= \sum_{\mu=1}^r \frac{\partial E_{\mu}}{\partial v_i^k} \end{aligned} \quad (AI-5)$$

Remarquons que les signaux traversant le neurone i sont les seuls, pour la couche k , à dépendre des poids $w_{i,j}^k$ et v_i^k . D'où, $x_{i\mu}^k$ désignant l'état de ce neurone particulier relatif à l'échantillon μ :

et pour les autre couches :

$$\begin{aligned}
 \delta_{i\mu}^k &= \frac{\partial E_\mu}{\partial x_{i\mu}^k} \\
 &= \frac{\partial E_\mu}{\partial y_{i\mu}^k} \cdot \frac{\partial y_{i\mu}^k}{\partial x_{i\mu}^k} \\
 &= \frac{\partial E_\mu}{\partial y_{i\mu}^k} \cdot \dot{f}_i^k(x_{i\mu}^k)
 \end{aligned} \tag{AI-11}$$

avec :

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial E_\mu}{\partial y_{i\mu}^k} &= \sum_{v=1}^{m_{k+1}} \frac{\partial E_\mu}{\partial x_{v\mu}^{k+1}} \cdot \frac{\partial x_{v\mu}^{k+1}}{\partial y_{i\mu}^k} \\
 &= \sum_{v=1}^{m_{k+1}} \delta_{v\mu}^{k+1} \cdot \frac{\partial x_{v\mu}^{k+1}}{\partial y_{i\mu}^k}
 \end{aligned} \tag{AI-12}$$

l'état $x_{v\mu}^{k+1}$ se dérivant :

$$\frac{\partial x_{v\mu}^{k+1}}{\partial y_{i\mu}^k} = \frac{\partial \left[\sum_{\sigma=1}^{m_k} w_{v\sigma}^{k+1} \cdot y_{\sigma\mu}^k + v_{v\mu}^{k+1} \right]}{\partial y_{i\mu}^k} = w_{vi}^{k+1} \tag{AI-13}$$

D'où l'expression des $\delta_{i\mu}^k$, en reprenant AI-10 à AI-13 :

$$\left. \begin{aligned}
 \delta_{i\mu}^c &= -\dot{f}_i^c(x_{i\mu}^c) \cdot (s_{i\mu} - y_{i\mu}^c), \forall i \in \llbracket 1; m_c \rrbracket \\
 \delta_{i\mu}^k &= \dot{f}_i^k(x_{i\mu}^k) \cdot \sum_{v=1}^{m_{k+1}} \delta_{v\mu}^{k+1} \cdot w_{vi}^{k+1}, \forall k \in \llbracket 1; c-1 \rrbracket, \forall i \in \llbracket 1; m_k \rrbracket
 \end{aligned} \right\} \forall \mu \in \llbracket 1; r \rrbracket \tag{AI-14}$$

D'où, en reprenant AI-5 et AI-9, l'expression simplifiée du gradient :

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}^k} &= \sum_{\mu=1}^r \delta_{i\mu}^k \cdot y_{j\mu}^{k-1} \\
 \frac{\partial E}{\partial v_i^k} &= \sum_{\mu=1}^r \delta_{i\mu}^k
 \end{aligned} \quad \forall k \in \llbracket 1; c \rrbracket \tag{AI-15}$$

avec

$$\left\{ \begin{aligned}
 \delta_{i\mu}^c &= -\dot{f}_i^c(x_{i\mu}^c) \cdot (s_{i\mu} - y_{i\mu}^c) \\
 \delta_{i\mu}^k &= \dot{f}_i^k(x_{i\mu}^k) \cdot \sum_{v=1}^{m_{k+1}} \delta_{v\mu}^{k+1} \cdot w_{vj}^{k+1} \quad k \neq c
 \end{aligned} \right.$$

D'où, avec AI-1, la règle de mise à jour des poids :

$$\begin{aligned}
w_{i,j}^k(n+1) &= w_{i,j}^k(n) - \eta \cdot \sum_{\mu=1}^r \delta_{i,\mu}^k \cdot y_{j,\mu}^{k-1} \\
v_i^k(n+1) &= v_i^k(n) - \eta \cdot \sum_{\mu=1}^r \delta_{i,\mu}^k \\
\text{avec } \left\{ \begin{array}{l} \delta_{i,\mu}^c = -\dot{f}_i^c(x_{i,\mu}^c) \cdot (s_{i,\mu} - y_{i,\mu}^c) \\ \delta_{i,\mu}^k = \dot{f}_i^k(x_{i,\mu}^k) \cdot \sum_{v=1}^{m_{k+1}} \delta_{v,\mu}^{k+1} \cdot w_{v,i}^{k+1} \quad k \neq c \end{array} \right. & \quad (AI-16) \\
\forall k \in \llbracket 1; c \rrbracket, \forall i \in \llbracket 1; m_k \rrbracket, \forall j \in \llbracket 1; m_{k-1} \rrbracket, \eta \in \mathbf{R}^{++}
\end{aligned}$$

qui s'exprime aussi, en inversant le signe des $\delta_{i,\mu}^c$:

$$\begin{aligned}
w_{i,j}^k(n+1) &= w_{i,j}^k(n) + \eta \cdot \sum_{\mu=1}^r \delta_{i,\mu}^k \cdot y_{j,\mu}^{k-1} \\
v_i^k(n+1) &= v_i^k(n) + \eta \cdot \sum_{\mu=1}^r \delta_{i,\mu}^k \\
\text{avec } \left\{ \begin{array}{l} \delta_{i,\mu}^c = \dot{f}_i^c(x_{i,\mu}^c) \cdot (s_{i,\mu} - y_{i,\mu}^c) \\ \delta_{i,\mu}^k = \dot{f}_i^k(x_{i,\mu}^k) \cdot \sum_{v=1}^{m_{k+1}} \delta_{v,\mu}^{k+1} \cdot w_{v,i}^{k+1} \quad k \neq c \end{array} \right. & \quad (AI-17) \\
\forall k \in \llbracket 1; c \rrbracket, \forall i \in \llbracket 1; m_k \rrbracket, \forall j \in \llbracket 1; m_{k-1} \rrbracket, \eta \in \mathbf{R}^{++}
\end{aligned}$$

ANNEXE II - MISE EN ŒUVRE DE LA PROCEDURE D'ECHANTILLONNAGE

Le principe d'échantillonnage de la caractéristique de charge a été présenté au chapitre II. Nous détaillons ici les procédures telles qu'elles furent utilisées en simulation et en expérimentation. En effet, des événements comme l'atteinte d'un régime permanent ne sont pas simples à détecter en pratique, surtout quand les mesures sont bruitées.

A. En simulation

La fonction suivante réalise l'échantillonnage en simulation. Elle retourne deux sorties, à partir de quatre entrées, détaillées dans l'en-tête.

Les échantillons sont les variables globales *ech* pour la surface et *cont* pour le contour.

```
function [sys, x0] = gene_tot(t,x,u,flag,dVs,dVseuil,t0,Tech,dVech,Imax)
%
% [sys, x0] = GENE_TOT(t,x,u,flag,dVs,dVseuil,t0,Tech,dVech,Imax)
%
% Générateur de consigne pour l'entraînement
% durant la génération d'échantillons.
%
% Génère un signal de vitesse tel que :
% - le contour du plan de phase est repéré
% - le régime permanent est échantillonné par bonds
% - l'accélération u(2) est asservie à la valeur d'une suite
%   de termes selon dVs = [dV1 dV2 ...] (non normalisés) :
%   dV1 ; -dV1 ; dV2 ; -dV2 ; ...
%
% Le régime permanent est détecté lorsque
% l'accélération |u(2)| passe sous dVseuil.
% (Imax se règle dans le régulateur de courants).
% La sortie est inhibée avant t0, temps d'établissement du flux.
%
% Remplit simultanément les échantillons ECH et CONT à intervalles
% de vitesse quasi-réguliers dVech. dVech peut contenir deux valeurs :
% un pas et une valeur basse (ou seulement un pas).
% La valeur basse doit être inférieure au pas.
% Elle permet de cerner de plus près les effets de seuil.
%
% x = [E V Ve dVc VouI],
%   E   = 0   : attente
%       1..5 : éch. du contour
%       6   : éch. régime permanent
%       7   : aller-retours à acc. constante,
%   V   = sortie,
%   Ve  = vitesse où prendre le prochain échantillon,
%         ou compteur de périodes d'échantillonnage pour laisser
%         la vitesse converger vers sa consigne durant l'état 6.
%   dVc = indice de l'accélération de consigne courante,
%         ou accélération crête lors du repérage des extrema,
%         ou compteur de périodes d'échantillonnage durant l'état 6.
%   VouI= 1 si commande en vitesse,
```



```

%          -1 si commande en courant.
%
% u = [Vmes dVmes Imes Isat],
%      Isat= vrai si le correcteur de vitesse est saturé.
%
% sortie = [V VouI] : consigne de vitesse ou de courant, selon VouI.

% Déclaration globale des échantillons
global ech cont

% Traitement du paramètre dVech
if length(dVech)==2
    Vbasse=dVech(2);
    dVech=dVech(1);
else
    Vbasse=0;
end

if abs(flag) == 2
% =====
%                               Met à jour le vecteur d'état
% =====

% Etat initial
% -----
if x(1)==0
    if t<t0
        sys=x;
    else
        sys=[1; Imax; 0; 0; -1];
        disp('1 - Circonscription')
        disp(' Aller')
    end

% Détection des limites
% -----
elseif x(1)==1
    sys=x;
    % condition nécessaire car l'accélération
    % ne s'installe pas tout de suite:
    if (abs(u(2))<dVseuil)&(abs(u(1))>dVech)
        % "Régime permanent" détecté
        % relever Vmax+
        ech(1,:)= [0 u(1) 0 0];
        % repartir dans l'autre sens
        % et passer à l'état 2
        sys=[2; -Imax; floor(u(1)/dVech)*dVech; 0; -1];
        disp(' Retour')
    end
elseif x(1)==2
    sys=x;
    if (abs(u(2))<dVseuil)&(u(1)<ech(1,2)-dVech)
        % "Régime permanent" détecté
        % relever Vmax-
        ech(2,:)= [0 u(1) 0 0];
        % passer à l'état 3
        sys(1)=3;
    else
        % retenir dVmax-
        sys(4)=min(u(2),x(4));
    end
    if u(1)<x(3)
        % relever le contour

```

```

cont=[cont; [x(3) u(2)]];
% nouvelle consigne
if Vbasse==0
    sys(3)=sys(3)-dVech;
else
    if sys(3)==dVech
        sys(3)=Vbasse;
    elseif sys(3)==Vbasse
        sys(3)=0;
    elseif sys(3)==0
        sys(3)=-Vbasse;
    elseif sys(3)==-Vbasse
        sys(3)=-dVech;
    else
        sys(3)=sys(3)-dVech;
    end
end
end
elseif x(1)==3
    % relever dVmax-
    ech(3,:)= [0 0 x(4) 0];
    % repartir dans l'autre sens
    sys=[4; Imax; x(3)+dVech; 0; -1];
    disp('    Repartir')
elseif x(1)==4
    sys=x;
    if (abs(u(2))<dVseuil)&(u(1)>ech(2,2)+dVech)
        % "Régime permanent" détecté
        % passer à l'état 5
        sys(1)=5;
    else
        % retenir dVmax+
        sys(4)=max(u(2),x(4));
    end
    if u(1)>x(3)
        % relever le contour
        cont=[cont; [x(3) u(2)]];
        % nouvelle consigne
        if Vbasse==0
            sys(3)=x(3)+dVech;
        else
            if x(3)==-dVech
                sys(3)=-Vbasse;
            elseif x(3)==-Vbasse
                sys(3)=0;
            elseif x(3)==0
                sys(3)=Vbasse;
            elseif x(3)==Vbasse
                sys(3)=dVech;
            else
                sys(3)=x(3)+dVech;
            end
        end
    end
end
elseif x(1)==5
    % cont est rempli, le réorganiser :
    l=length(cont)/2;
    cont=[cont(l+1:2*l,1) flipud(cont(1:l,2)) cont(l+1:2*l,2)];
    % relever dVmax+
    ech(4,:)= [0 0 x(4) 0];
    sys(2)=floor(ech(1,2)/dVech)*dVech;
    sys=[6; sys(2); 0; 0; 1];
    disp('2 - Régime permanent')

```

```

% Régime permanent
% -----
elseif x(1)==6
    sys=x;
    if (abs(u(2))<dVseuil)&(x(4)>10)
        % "Régime permanent" détecté, au moins au bout de 10 périodes
        % après le précédent, pour éviter un effet transitoire
        if u(4)==0
            % I n'est pas saturé
            if x(3)<100
                % patienter encore
                sys(3)=x(3)+1;
            else
                % Capter un échantillon
                ech=[ech; [t u(1) u(2) u(3)]];
                % nouvelle consigne
                if Vbasse==0
                    sys(2)=sys(2)-dVech;
                elseif sys(2)==dVech
                    sys(2)=Vbasse;
                elseif sys(2)==Vbasse
                    sys(2)=0;
                elseif sys(2)==0
                    sys(2)=-Vbasse;
                elseif sys(2)=-Vbasse
                    sys(2)=-dVech;
                else
                    sys(2)=sys(2)-dVech;
                end
                % remettre les compteurs à zéro
                sys(3)=0;
                sys(4)=0;
            end
        else
            sys(1)=7;
            % première vitesse de capture :
            sys(3)=ceil(ech(2,2)/dVech)*dVech;
            % première valeur de dVs:
            sys(4)=1;
            disp('3 - Balayage')
            disp([' ' int2str(sys(4))])
        end
    else sys(4)=x(4)+1;
    end

% Balayage
% -----
elseif x(1)==7
    sys=x;
    sens=sign(x(4));
    if sens*u(1)>sens*x(3)
        if u(4)==0
            % Capter un échantillon
            ech=[ech; [t u(1) u(2) u(3)]];
        end
        if Vbasse==0
            sys(3)=sys(3)+sens*dVech;
        elseif sens<0
            if sys(3)==dVech
                sys(3)=Vbasse;
            elseif sys(3)==Vbasse
                sys(3)=0;
            end
        end
    end
end

```

```

elseif sys(3)==0
    sys(3)=-Vbasse;
elseif sys(3)==-Vbasse
    sys(3)=-dVech;
else
    sys(3)=sys(3)-dVech;
end
else
    if sys(3)==-dVech
        sys(3)=-Vbasse;
    elseif sys(3)==-Vbasse
        sys(3)=0;
    elseif sys(3)==0
        sys(3)=Vbasse;
    elseif sys(3)==Vbasse
        sys(3)=dVech;
    else
        sys(3)=sys(3)+dVech;
    end
end
end
if (u(4)==1)&(sens*u(2)>dVs(abs(x(4))))
    % Dessaturer la vitesse
    sys(2)=u(1);
else
    sys(2)=x(2)+sens*dVs(abs(x(4)))*Tech;
end
if sens*u(1)>=sens*ech((3-sens)/2,2)
    % Vmax atteinte
    if -x(4)==length(dVs)
        % fin des consignes de rampe admissibles
        sys(1)=8;
    else
        sys(2)=u(1); % rattraper la vitesse réelle, sinon dépassmt
        sys(3)=sys(3)-sens*dVech;
        if x(4)<0
            sys(4)=1-x(4);
            if dVs(sys(4))>max(abs(ech(3:4,3)))
                sys(1)=9;
            end
        else
            sys(4)=-x(4);
        end
        disp([' ' int2str(sys(4))])
    end
end
end

% Fin
% ---
else
    disp('4 - Terminé')
    error('Fin de simulation')
end

elseif flag == 3
% =====
%                               Retourne les sorties
% =====

    sys = [x(2); x(5)];

elseif flag == 0
% =====

```

```

%                               Retourne les conditions initiales
% =====

tic
disp('0 - Montée du flux')
sys = [0; 5; 2; 4; 0; 0];
x0 = [0; 0; 1e4; 0; -1];
global ech
ech=[];

elseif flag == 9
% =====
%                               Conclut la procédure
% =====

global TICTOC
elapsed_time = etime(clock,TICTOC);
h=fix(elapsed_time/3600);
m=fix((elapsed_time-3600*h)/60);
s=elapsed_time-60*m-3600*h;
if h>0
    msg=[int2str(h) 'h ' int2str(m) 'mn '];
elseif m>0
    msg=[int2str(m) 'mn '];
else
    msg='';
end
msg=['Durée de simulation : ' msg int2str(s) 's.'];
disp(msg)
clear global TICTOC

else
    sys = [];

end

```

B. En expérimentation

La procédure de contrôle de l'échantillonnage est la suivante, écrite en C compatible avec le compilateur propre au DSP utilisé. Elle prend place dans le programme principal qui se charge également des mesures et de l'ensemble de la commande vectorielle. Elle est présentée encadrée, et les explications et commentaires nécessaire y sont intercalés.

La variable état permet de recréer le comportement d'un automate séquentiel, en représentant les différentes étapes successives de la procédure. Sa valeur initiale est 0.

```

/*
Procédure d'échantillonnage
à inclure dans ECH_DSP.C

L'adresse 0 de la DPRAM sert de témoin:
ECH_PC y place 1.0 => démarrer, reprendre ou poursuivre,
ou      -1.0 => arrêt d'urgence.
ECH_DSP renvoie autre chose => phase terminée, résultats disponibles.
*/

/* ----- Initialisation ----- */
if (Etat==0)
{

```

```

if (nb==1)
{
/* lecture des paramètres */
Imax      = Lit_DPRAM_X(1);
vit_pas   = Lit_DPRAM_X(2);
T_mort    = (int) Lit_DPRAM_X(3);
acc_seuil = Lit_DPRAM_X(4);
}

```

Ces différentes paramètres de la procédure sont fournis par le PC, via la DPRAM (Dual Port RAM), qui est une partie de la mémoire RAM adressable simultanément par le PC et le DSP.

Imax est le courant définissant le contour limite d'échantillonnage, *vit_pas* est le pas de capture en vitesse, *T_mort* est le délai de convergence, en nombre de périodes d'échantillonnage, laissé à la vitesse pour se stabiliser en régime permanent, et *acc_seuil* est l'accélération en dessous de laquelle le régime est considéré permanent.

```

if (nb >= 1000) /* temporisation 1000*Tech */
nb++;

```

Cette temporisation est nécessaire pour que s'installe le flux. Le compteur *nb* arrive à 1000 par une autre boucle dans le programme principal.

```

if (nb == 2000)
{
CmdCrt = 1;
iq_ref = Imax;
Etat   = 1;
nb     = 0;
acc_ref= 0.0;
Mets_dans_la_DPRAM_X(2.0,0); /* signale fin initialisation */
}
goto fin;
}

```

CmdCrt est un booléen qui indique à la boucle de vitesse du programme principal que la commande est faite en courant directement par *iq_ref*, et non en vitesse par *vitesse_ref*.

```

/* ----- Circonscription ----- */
if (Etat==1)
{
if ((fabs(acc_moy)<acc_seuil) && (vit_moy>vit_pas))
{
vit_max = vit_moy;
acc_min = 0;
iq_ref  = -Imax;
vit_cap = floor(vit_max/vit_pas)*vit_pas;
Mets_dans_la_DPRAM_X(vit_max,1);
Etat    = 2;
}
}
goto fin;
}

```

Le deuxième membre de la condition de détection assure que le moteur a réagi à la consigne, avant que soit pris en compte tout régime permanent.

Cette condition atteinte, la vitesse maximale est relevée et envoyée vers le PC, tandis que l'échantillonnage du contour négatif est préparé, avant de passer à l'*Etat* 2. La vitesse *vit_cap* où prendre le premier échantillon est quantifiée selon le pas d'échantillonnage en vitesse *vit_pas*.

```

if (Etat==2)
{
  if (vit_moy<=vit_cap)
  { /*relever le point */
    Mets_dans_la_DPRAM_X(t ,      4*nb+10);
    Mets_dans_la_DPRAM_X(vit_moy , 4*nb+11);
    Mets_dans_la_DPRAM_X(acc_moy , 4*nb+12);
    Mets_dans_la_DPRAM_X(i_moy ,  4*nb+13);
    nb++;
    vit_cap = vit_cap-vit_pas;
  }
}

```

nb est ici, comme dans toute la suite, le compteur des points relevés. Chacun de ceux-là contient le temps *t*, ainsi que la vitesse *vit_moy*, l'accélération *acc_moy* et le courant *i_moy* mesurées et estimé, puis lissés, par le programme principal.

```

if ((fabs(acc_moy)<acc_seuil) && (vit_moy<-vit_pas))
{
  vit_min = vit_moy;
  acc_max = 0;
  iq_ref = Imax;
  vit_cap = ceil(vit_min/vit_pas)*vit_pas;
  Mets_dans_la_DPRAM_X(vit_min,2);
  Mets_dans_la_DPRAM_X(acc_min,4);
  Etat = 3;
}
else
  if (acc_moy<acc_min) acc_min=acc_moy;
goto fin;
}

```

Tant que le régime permanent n'est pas détecté, l'accélération maximale négative est retenue. Ensuite, après transmission des vitesse et accélération maximales négatives, la même phase est préparée pour le contour positif.

```

if (Etat==3)
{
  if (vit_moy>=vit_cap)
  { /*relever le point */
    Mets_dans_la_DPRAM_X(t ,      4*nb+10);
    Mets_dans_la_DPRAM_X(vit_moy , 4*nb+11);
    Mets_dans_la_DPRAM_X(acc_moy , 4*nb+12);
    Mets_dans_la_DPRAM_X(i_moy ,  4*nb+13);
    nb++;
    vit_cap = vit_cap+vit_pas;
  }
  if (vit_moy>=vit_max)
  {
    CmdCrt = 0;
    vit_cap = floor(vit_max/vit_pas)*vit_pas;
    vitesse_ref = vit_cap;
    Mets_dans_la_DPRAM_X(acc_max,3);
    Mets_dans_la_DPRAM_X((float) nb,5); /* nombre de points relevés */
    Mets_dans_la_DPRAM_X(3.0,0); /* signale fin de circonscription */
    nb = 0;
    Etat = 4;
  }
}
else
  if (acc_moy>acc_max) acc_max=acc_moy;
goto fin;
}

```

La condition de fin d'échantillonnage du contour est l'atteinte de la vitesse maximale. Nous n'atteindrions pas forcément cette vitesse, compte tenu du bruit, en détectant seulement le régime permanent. Ainsi prendrons nous préférentiellement cette condition plus fiable lorsqu'il sera possible.

Nous passons pour la suite en commande en vitesse ($CmdCrt = 0$), en imposant dès maintenant une première consigne $vitesse_ref$. L'échantillonnage du contour étant achevé, le nombre total de points relevés nb est transmis au PC.

```

/* ----- Régime permanent ----- */
if (Etat==4)
{
  if (fabs(acc_moy)<acc_seuil)
    acc_ref++;

```

acc_ref , qui n'a pas d'utilité ici en tant qu'accélération de référence, est utilisée pour compter les périodes d'échantillonnage durant lesquelles le régime permanent est détecté. Le délai ainsi défini par T_mort permet à la vitesse de mieux converger vers sa consigne.

```

if (acc_ref >= (float)T_mort)
{ /*relever le point */
  Mets_dans_la_DPRAM_X(t ,      4*nb+10);
  Mets_dans_la_DPRAM_X(vit_moy , 4*nb+11);
  Mets_dans_la_DPRAM_X(acc_moy , 4*nb+12);
  Mets_dans_la_DPRAM_X(i_moy ,  4*nb+13);
  nb++;
  vit_cap = vit_cap-vit_pas;
  vitesse_ref = vit_cap;
  acc_ref = 0.0;
}
if (vit_moy<=vit_min) /* phase terminée */
{
  Mets_dans_la_DPRAM_X((float) nb,1); /* nombre de pts relevés */
  Mets_dans_la_DPRAM_X(4.0,0); /* signale fin rég. permanent */
  vit_cap = ceil(vit_min/vit_pas)*vit_pas;
  nb      = 0;
  Etat    = 5;
}
goto fin;
}

```

La seule réinitialisation nécessaire avant le passage aux rampes concerne nb .

```

/* ----- Rampes ----- */
if (Etat==5)
{
  acc_ref = Lit_DPRAM_X(1);
  if (acc_ref>0.0)
  {
    signe=1.0;
    vit_cap = ceil(vit_min/vit_pas)*vit_pas;
  }
  else
  {
    signe=-1.0;
    vit_cap = floor(vit_max/vit_pas)*vit_pas;
  }
  Etat=6;
  goto fin;
}

```


Chaque rampe se décompose en deux *Etats* successifs. Ce premier est une initialisation, le calcul des accélérations de consigne étant laissé au soin du PC.

```

if (Etat==6)
{
  if ( ((signe*vit_moy) > (signe*vit_cap)) && ( i_moy*signe <= I_max ))
  { /*relever le point */
    Mets_dans_la_DPRAM_X(t ,      4*nb+10);
    Mets_dans_la_DPRAM_X(vit_moy , 4*nb+11);
    Mets_dans_la_DPRAM_X(acc_moy , 4*nb+12);
    Mets_dans_la_DPRAM_X(i_moy ,  4*nb+13);
    nb++;
    vit_cap = vit_cap + vit_pas * signe;
  }
  if ( ((signe>0.0) && (vit_moy>=vit_max))
      || ((signe<0.0) && (vit_moy<=vit_min)) )
  {
    Mets_dans_la_DPRAM_X((float) nb,1);      /* nombre de triplets */
    Mets_dans_la_DPRAM_X(5.0*signe,0);     /* signale fin rampes */
    nb = 0;
    Etat=5;
  }
  else
    vitesse_ref = vitesse_ref + acc_ref * Tc;
  goto fin;
}

```

Ce deuxième *Etat* constitue l'échantillonnage proprement dit. Chaque point est relevé sous la double condition de vitesse atteinte et de courant non saturé. Celle-ci est efficace si l'asservissement de courant est autorisé à dépasser I_{max} . Nous utilisons en pratique une limite réelle en courant supérieure de 20% à I_{max} , ce qui fournit une marge suffisante par rapport au bruit résultant sur le courant filtré i_{moy} .

T_c est la période d'échantillonnage, utilisée ici pour construire la rampe de référence.

La procédure prend fin lorsque le PC commande l'arrêt en renvoyant -1 dans la DPRAM 0, après sauvegarde de la dernière rampe.

ANNEXE III - CONDITIONS DE SIMULATION ET D'EXPERIMENTATION

A. Moteur et onduleur

Nous utilisons en simulation un modèle correspondant à la machine d'expérimentation.

Voici les caractéristiques du moteur utilisé :

p :	2
R_s :	1,896 Ω
L_s :	0,185 H
R_r :	1,283 Ω
L_r :	0,187 H
M_{sr} :	0,178 H
soit σ :	8,4 %
flux nominal efficace :	0,7 Wb
courant maximal :	20 A
courant nominal :	6 A
vitesse maximale :	180 rd/s

et celles de l'onduleur :

type :	onduleur de tension triphasé
fonctionnement :	M.L.I.
tension :	300 V
courant max :	30 A
fréquence de hachage :	20 kHz

La limitation des courants i_{sd} et i_{sq} commandant le flux et le couple dans le repère tournant (o,d,q) est fixée à 10A dans nos expérimentations. Nous prendrons d'autre part un flux de référence de 0,5Wb, qui s'obtient pour un courant i_{sd} de 2,2A.

B. Commande vectorielle

1. Échantillonnage

La période d'échantillonnage de notre maquette d'expérimentation vaut $T_e = 200\mu s$, valeur que nous prenons aussi en simulation.

2. Correcteurs de courants et flux

Les correcteurs de courants sont du type PI avec limitation, selon la figure AIII-1.

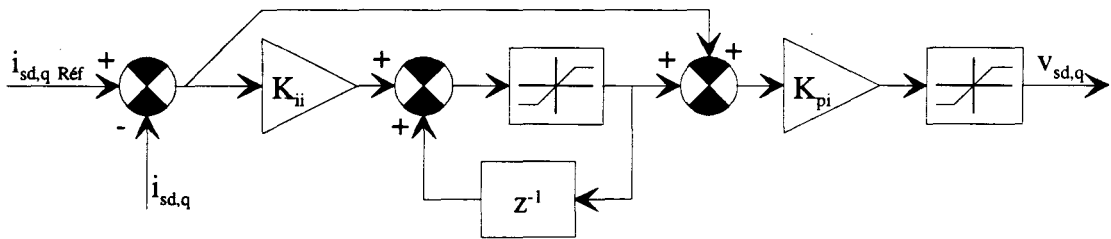


figure AIII-1 : correcteurs de courants

Les réglages sont les suivants : $K_{pi} = 20$ et $K_{ii} = 26 \cdot 10^{-3}$, identiques pour les voies d et q, obtenus par placement de pôles afin de compenser la constante de temps électrique $\tau_e = \frac{\sigma L_s}{R_s}$ et obtenir l'amortissement critique. Le temps de réponse attendu est de 1,84ms.

Les correcteurs de courants sont suivis d'un découplage minimisant les interférences entre les voies d et q. Celui-ci réalise les expressions :

$$\begin{aligned} v'_{d \text{ Réf}} &= v_{d \text{ Réf}} - i_{sq \text{ Réf}} \cdot \sigma L_s \left(\frac{M_{sr}}{T_r \phi} i_{sq \text{ Réf}} + p\Omega \right) \\ v'_{q \text{ Réf}} &= v_{q \text{ Réf}} + \left(i_{sd \text{ Réf}} \cdot \sigma L_s + \frac{M_{sr} \phi}{L_r} \right) \left(\frac{M_{sr}}{T_r \phi} i_{sq \text{ Réf}} + p\Omega \right) \end{aligned} \quad (AIII-1)$$

Le correcteur de flux, représenté figure AIII-2, est du même type que les correcteurs de courant.

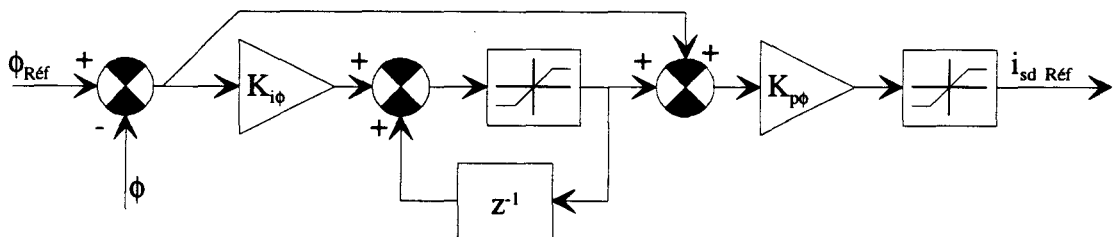


figure AIII-2 : correcteur de flux

Le réglage est le suivant : $K_{p\phi} = 85$ et $K_{i\phi} = 1,4 \cdot 10^{-3}$, obtenu afin de compenser la constante de temps rotorique et pour un amortissement de 1.

Lors de toute mise en œuvre, simulée ou expérimentale, nous laissons en premier lieu s'établir le flux, avant d'envoyer toute consigne de courant sur la voie q. La figure AIII-3 montre l'établissement du flux.

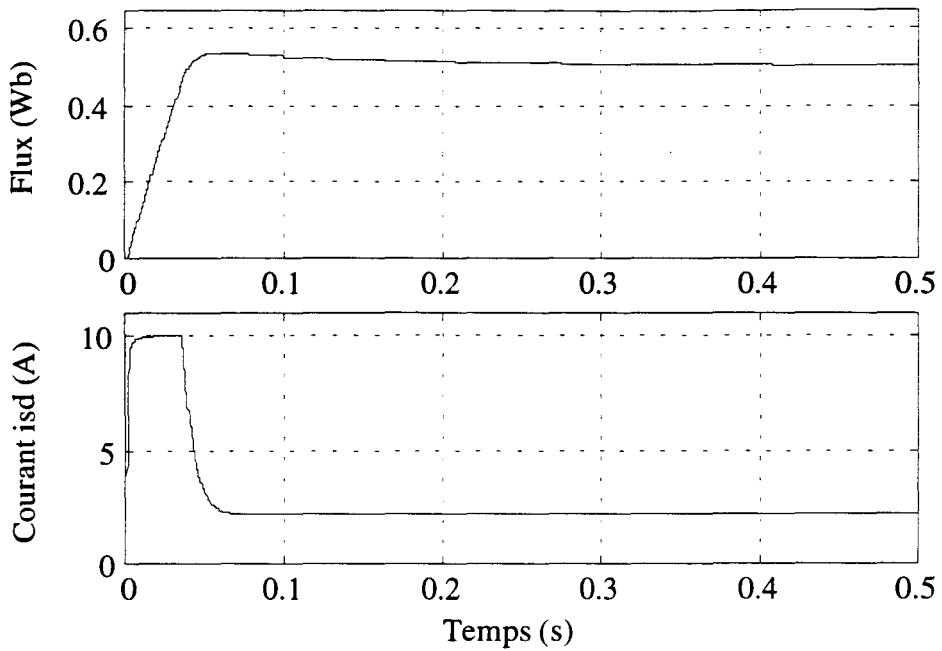


figure AIII-3 : établissement du flux

La figure AIII-4 présente la réponse du courant i_{sq} à un échelon de consigne de 0 à 10A, tandis que la figure AIII-5 montre la réponse du courant i_{sd} et du flux à cette perturbation. Les échelles de ces figures sont différentes.

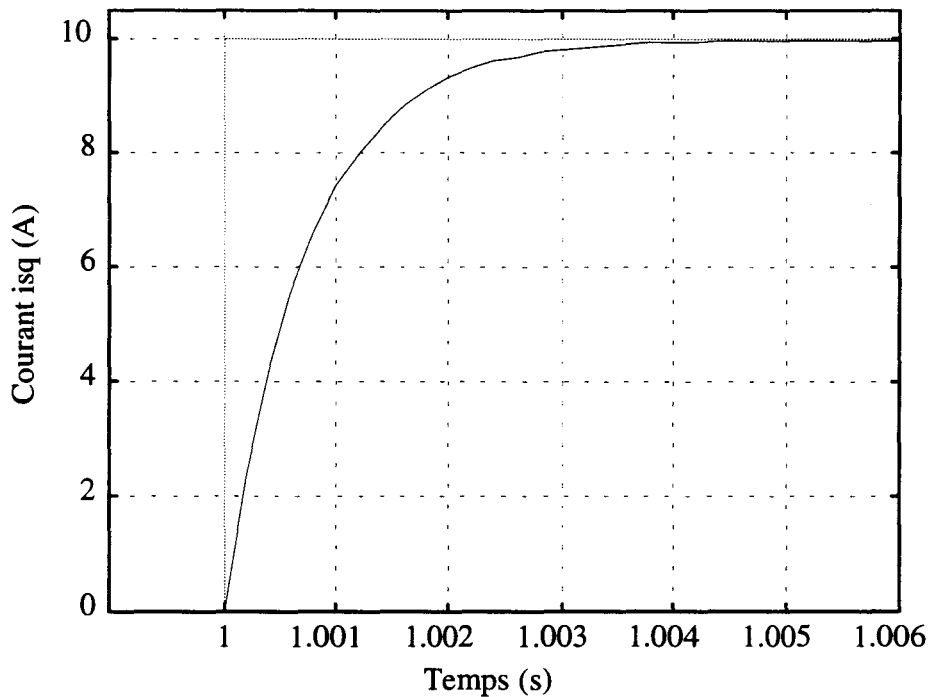


figure AIII-4 : réponse du courant i_{sq} à un échelon de consigne

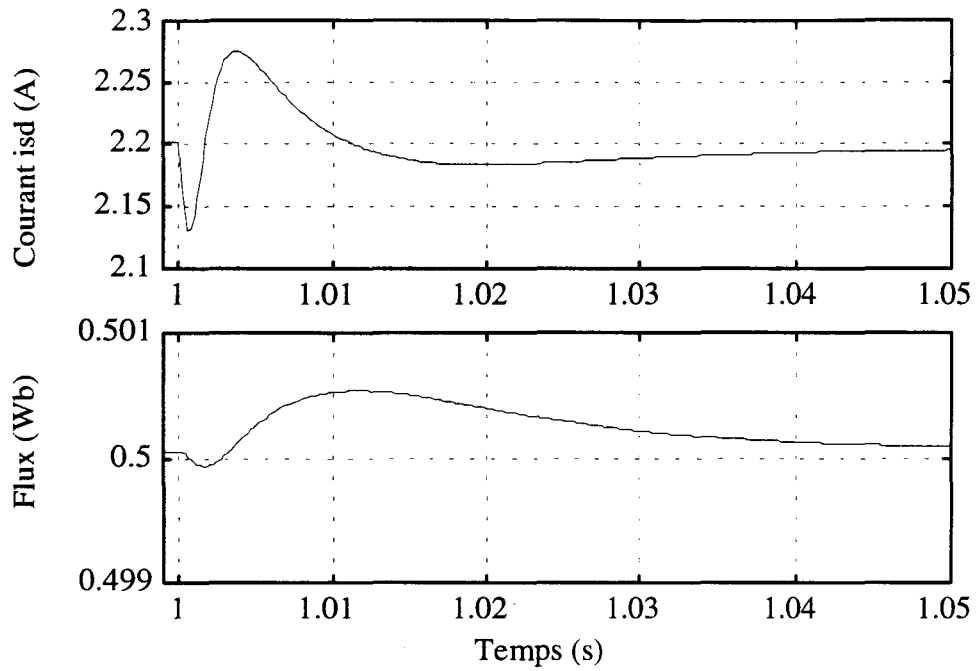


figure AIII-5 : réaction du courant i_{sq} et du flux

On peut noter la très faible influence de la voie q sur la voie d.

3. Contrôleur PID

Nos résultats sont comparés à ceux obtenus avec le contrôleur de vitesse de type PID avec antisaturation [44] et filtrage de consigne de la figure AIII-5.

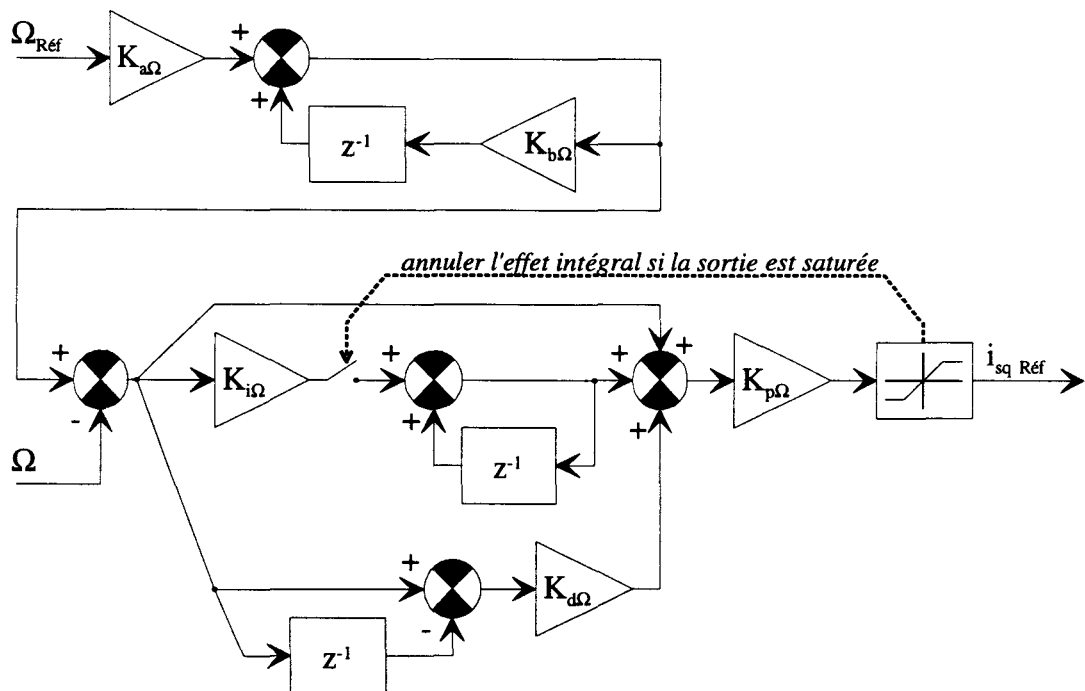


figure AIII-5 : contrôleur de vitesse PID avec antisaturation

Ce correcteur a été calculé [7] pour être insensible au couple de charge, afin d'affronter des charges non linéaires quelconques. L'inertie, en revanche, est prise en

compte. La méthode utilisée permet d'établir la liaison entre le temps de réponse et l'écart maximal sur la vitesse lors d'un échelon du couple de charge [45].

Les coefficients calculés pour un temps de réponse de 50ms valent : $K_{a\Omega} = 4,4 \cdot 10^{-3}$, $K_{b\Omega} = 995,6 \cdot 10^{-3}$, $K_{p\Omega} = 1,7$, $K_{i\Omega} = 4,39 \cdot 10^{-3}$ et $K_{d\Omega} = 424 \cdot 10^{-6}$.

Le temps de réponse relativement long adopté ici est nécessaire pour la stabilité de l'asservissement expérimental, en regard du temps de réponse de la boucle de courant, d'une part, du bruit et de l'incertitude du modèle d'autre part.

C. Caractéristiques de charge

Nous utilisons trois caractéristiques de charge différentes en simulation, la dernière étant celle de notre maquette expérimentale. Les deux autres présentent des difficultés spécifiques.

1. Charges simulées

Ces deux charges ont été élaborées pour absorber en régime permanent le couple maximal du moteur avant d'atteindre la vitesse maximale. Ainsi, seule la limitation du courant i_{sq} est nécessaire.

Les simulations mettant en œuvre ces deux charges sont exécutées avec une limitation du courant i_{sq} valant 20A et un flux de référence de 1,16Wb. Les figures représentant les charges sont tracées pour un courant borné à 20A.

a) Charge seuil

La première charge synthétique présente un frottement sec important, asymétrique, s'ajoutant à un couple parabolique, et possède une inertie moyenne. Nous utilisons principalement cette charge typique, nommée **charge seuil**, pour illustrer les développements du chapitre III. Son expression analytique est la suivante :

$$c_{em}(\Omega, \dot{\Omega}) = 0,04 \cdot \dot{\Omega} + \frac{1}{700} \cdot \Omega^2 \cdot \text{signe}(\Omega) - 5 \times (\Omega < 0) + 3 \times (\Omega > 0) \quad (AIII-2)$$

La figure AIII-6 représente le profil de la charge seuil en régime permanent, la surface de charge apparaissant sur la figure AIII-7.

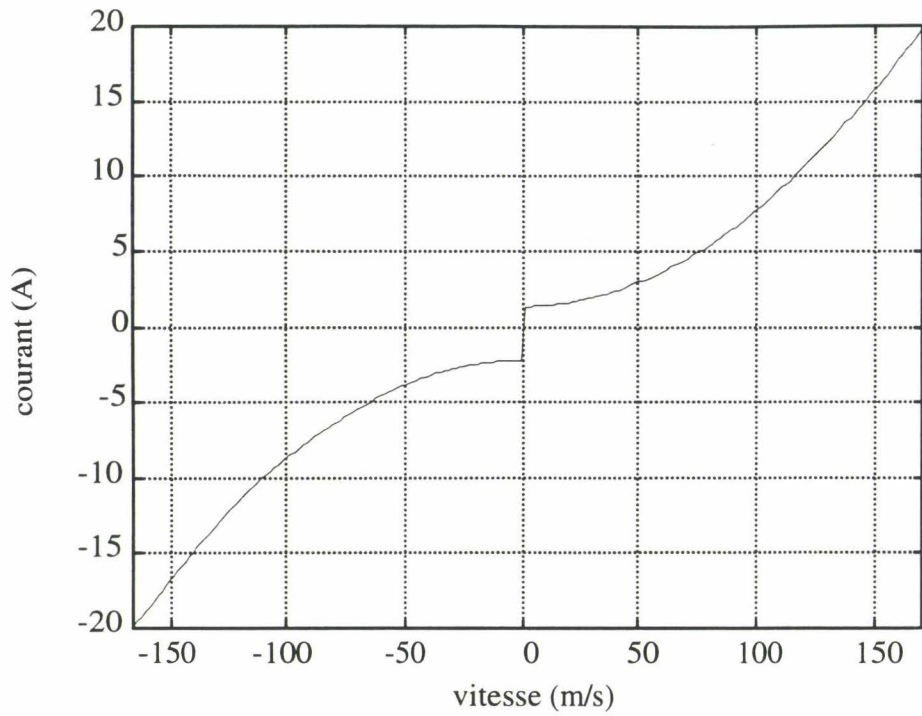


figure AIII-6 : charge seuil en régime permanent

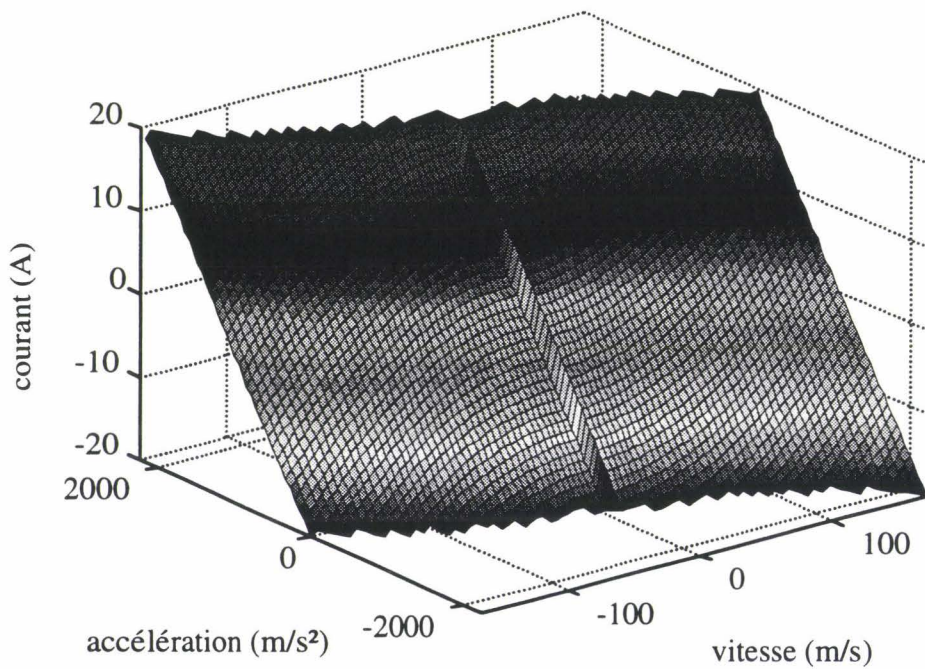


figure AIII-7 : surface de la charge seuil

Le domaine de fonctionnement mécanique correspondant à une limitation du courant commandant le couple à 20A est représenté figure AIII-8. Cette figure est une projection de la surface précédente.

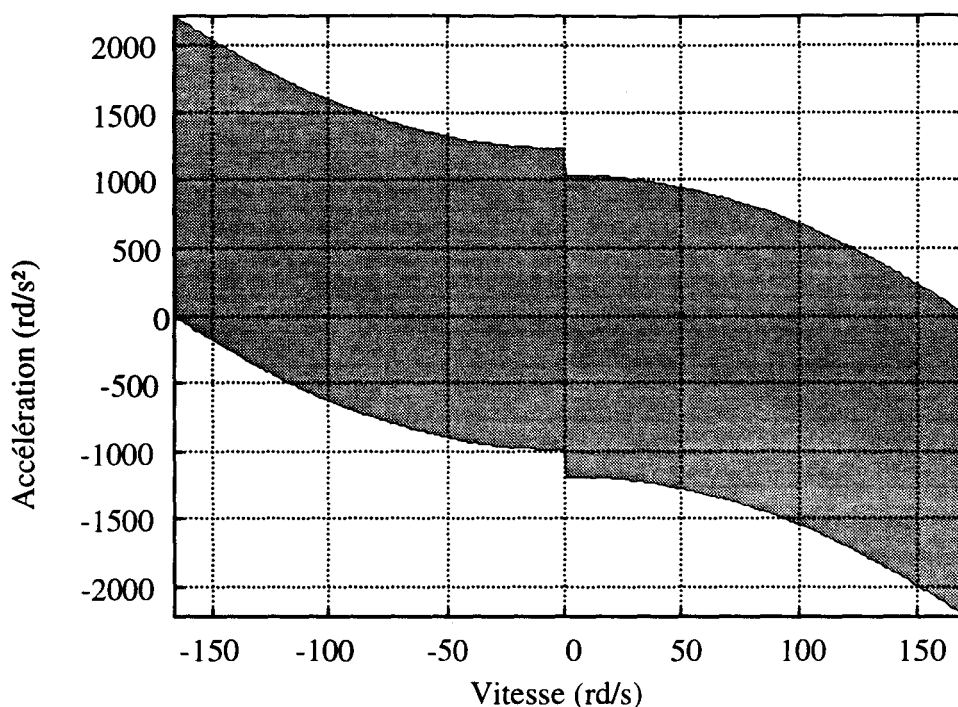


figure AIII-8 : domaine de fonctionnement avec la charge seuil

b) Charge sévère

La deuxième charge synthétique correspond au basculement entre trois caractéristiques distinctes, d'inerties constantes mais différentes. Ces charges présentent une courbure inversée en fonction de la vitesse, du type logarithme. Un frottement sec conséquent intervient également. Les changements de caractéristique s'effectuent à -50 et 100rd/s. Voici l'expression de cette charge, nommée **charge sévère** :

$$\begin{aligned}
 c_{em}(\Omega, \dot{\Omega}) = & 0,04 \cdot \dot{\Omega} + 0,1 \cdot \Omega - 5 \times (\Omega < 0) + 3 \times (\Omega > 0) \\
 & + (v < -50) \cdot \left[0,2 \cdot \dot{\Omega} - 5 \times \log((\Omega < -50) \cdot (-\Omega - 50) + 1) \right] \quad (AIII-3) \\
 & + (v > 100) \cdot \left[0,5 \cdot \dot{\Omega} + 6 \times \log((\Omega > 100) \cdot (\Omega - 100) + 1) \right]
 \end{aligned}$$

Il ne s'agit pas d'embrayages centrifuges, car il n'y a ici qu'une seule vitesse, correspondant à une seule charge. Ce sont les conditions d'inertie et de frottement qui varient brusquement.

La figure AIII-9 représente le profil de la charge sévère en régime permanent, la surface de charge apparaissant sur la figure AIII-10.

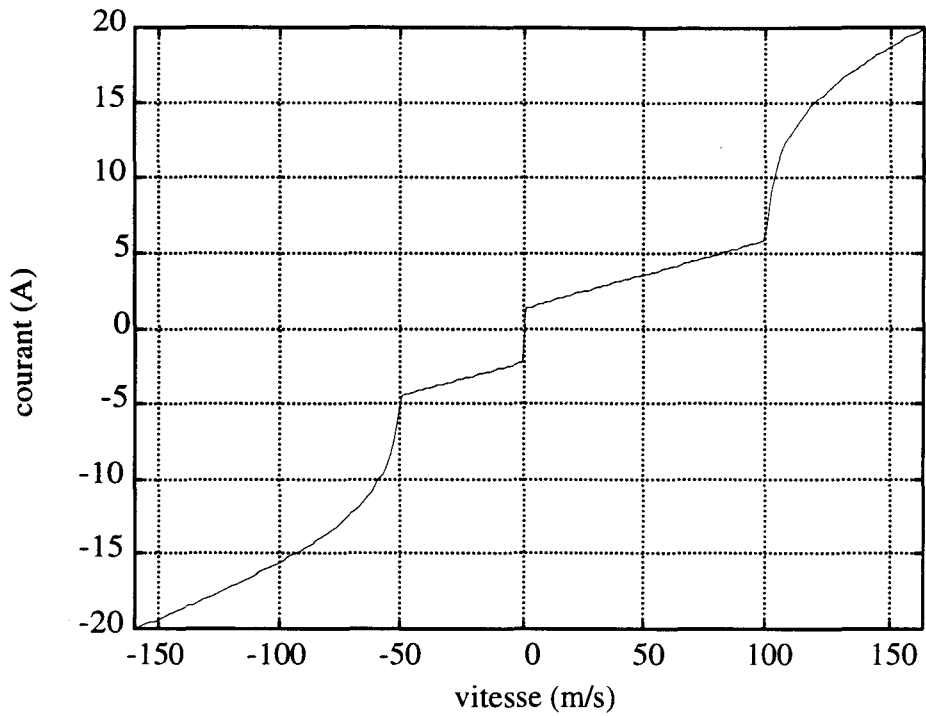


figure AIII-9 : charge sévère en régime permanent

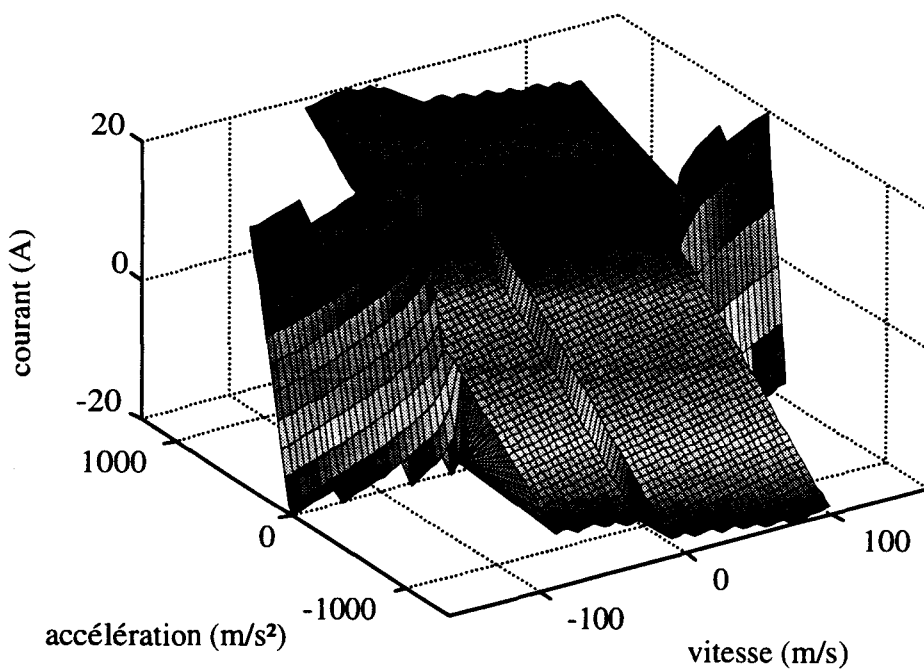


figure AIII-10 : surface de la charge sévère

Le domaine de fonctionnement mécanique correspondant à une limitation du courant commandant le couple à 20A est représenté figure AIII-11.

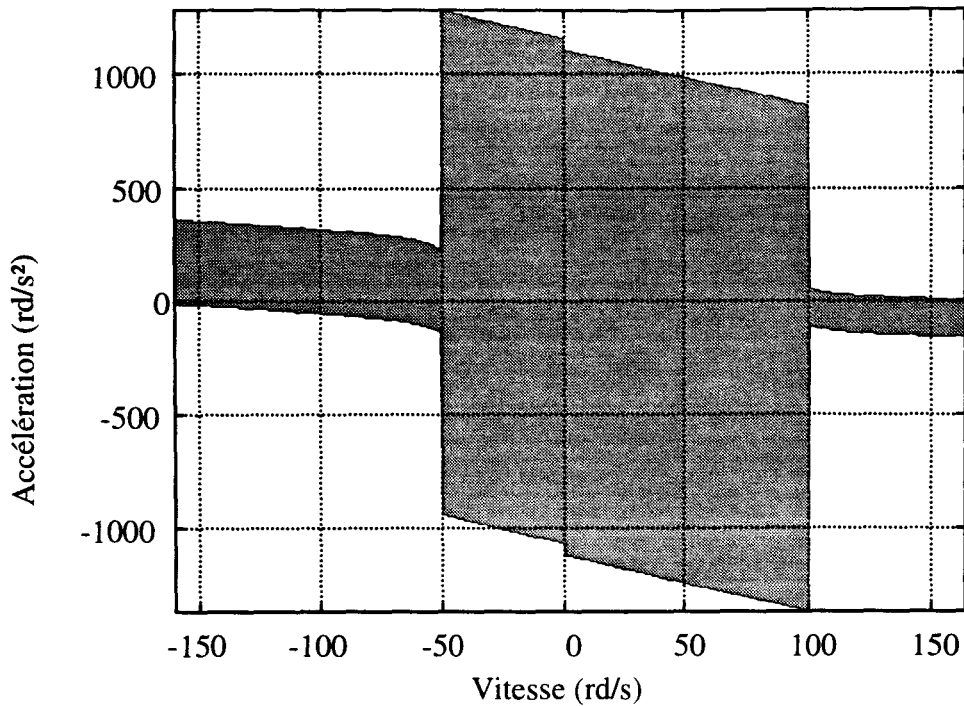


figure AIII-11 : domaine de fonctionnement avec la charge sévère

2. Charge expérimentale

La **charge expérimentale** est en pratique une machine à courant continu débitant sur une résistance, de valeur suffisamment faible pour ne pas saturer l'onduleur au courant nominal. Nous savons donc qu'elle est quasiment bilinéaire, avec un seuil de frottement sec, ce qui nous permet d'en déduire un modèle à partir des échantillons expérimentaux, et de l'utiliser en simulation.

Les figures AIII-12 et AIII-13 montrent la modélisation obtenue par réglage optimal, au sens des moindres carrés par rapport à l'échantillon expérimental de la figure II-40, du modèle suivant, choisi à partir de notre connaissance de la charge :

$$i_{sq} = \frac{L_r}{pM_{sr}\phi} \cdot \left(J \cdot \dot{\Omega} + f \cdot \Omega + C_r \cdot \text{signe}(\Omega) \right) \quad (\text{AIII-4})$$

Ce réglage optimal est obtenu pour $J = 0,0490 \text{ N.m.s}^2/\text{rd}$, $f = 0,0654 \text{ N.m.s}/\text{rd}$ et $C_r = 1,00 \text{ N.m}$.

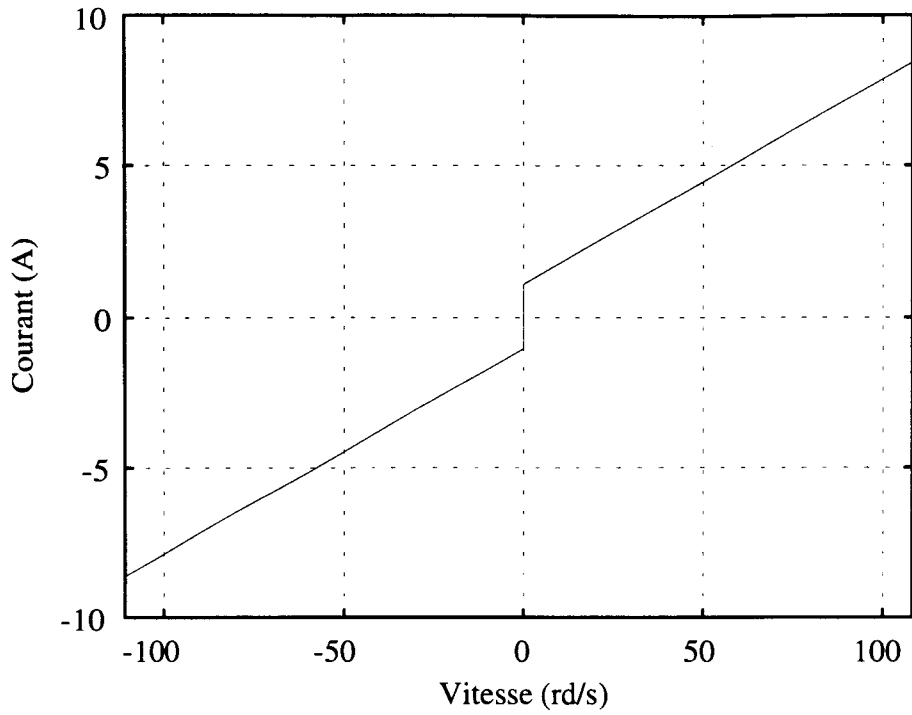


figure AIII-12 : charge expérimentale modélisée en régime permanent

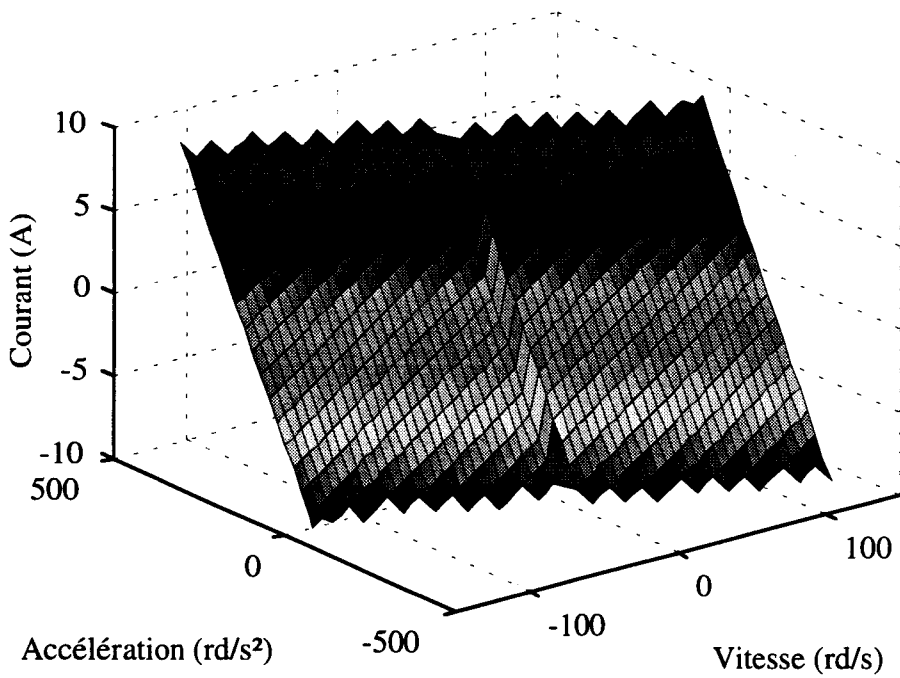


figure AIII-13 : surface de la charge expérimentale modélisée

D. Séquences d'entraînement

Il s'agit des séquences de vitesse que nous utilisons pour évaluer l'efficacité des schémas de commande, selon la charge employée.

1. Charge seuil

Il s'agit de trois échelons, de 0,1, 100 et -150rd/s, suivis d'une sinusoïde de fréquence croissante, à bas régime d'amplitude 0,5rd/s.

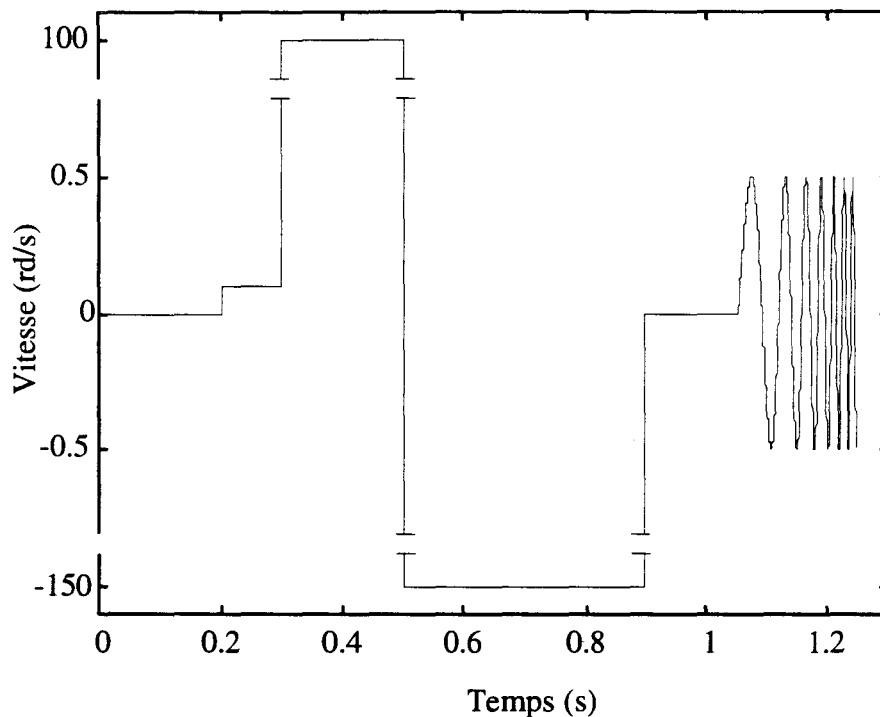


figure AIII-14 : séquence de vitesse pour la charge seuil

2. Charge sévère

Cette séquence ressemble à la précédente, en insistant sur les points difficiles que sont les discontinuités d'inertie. Les échelons valent successivement 10, 150, 100 (vitesse charnière), -55 (juste au delà de l'autre vitesse charnière : -50) et 25rd/s. Puis la sinusoïde « accélérée », dont les crêtes valent 105 et -55 rd/s.

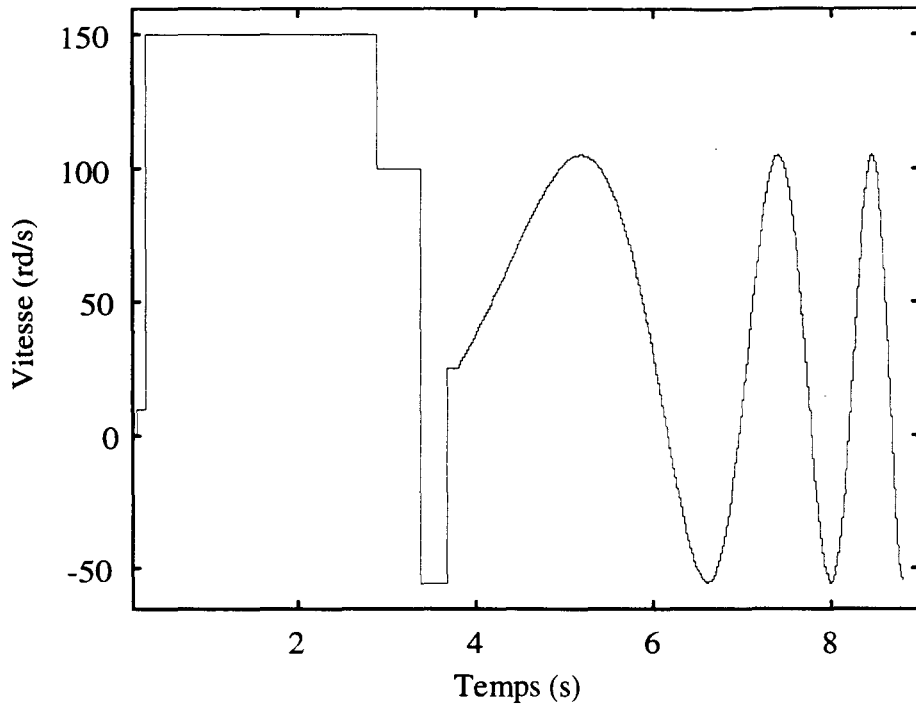


figure AIII-15 : séquence de vitesse pour la charge sévère

3. Charge expérimentale

En expérimentation, la quantité de points relevés est limitée par la mémoire disponible et leur temps de transfert du DSP au PC et d'écriture sur le disque dur. Nous avons donc relevé un point à chaque instant **d'asservissement**, et utilisé deux séquences de vitesse distinctes.

La première est une suite d'échelons à 50, 5, -5, 1, -1, 0,5, -0,5 et 0rd/s, représentée figure AIII-16.

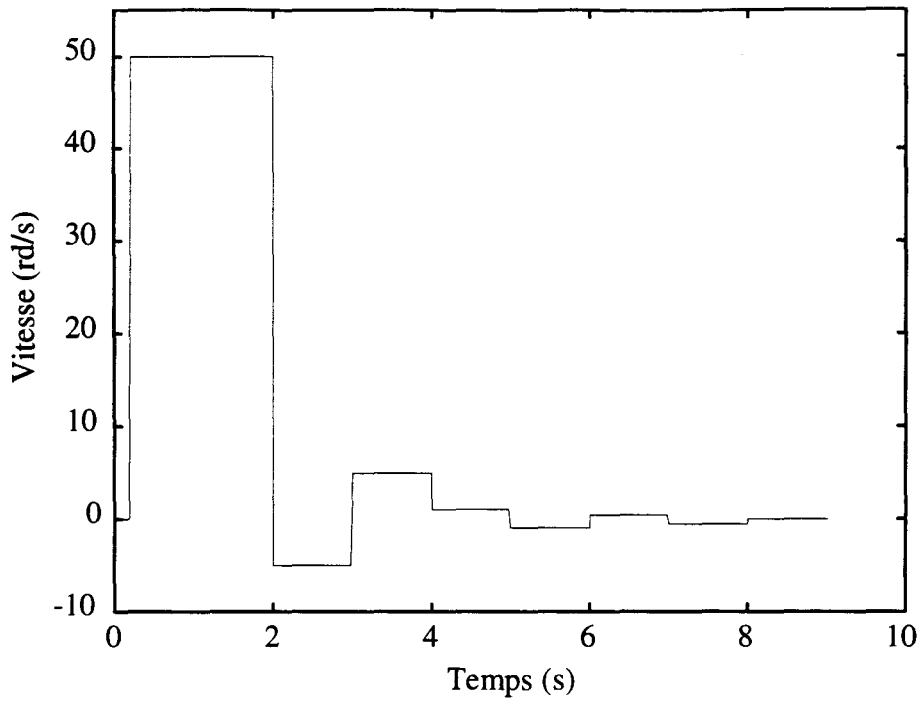


figure AIII-16 : séquence d'échelons de vitesse pour la charge expérimentale

La deuxième est une sinusoïde relativement lente permettant de mettre en évidence les problèmes de traînage (figure AIII-17).

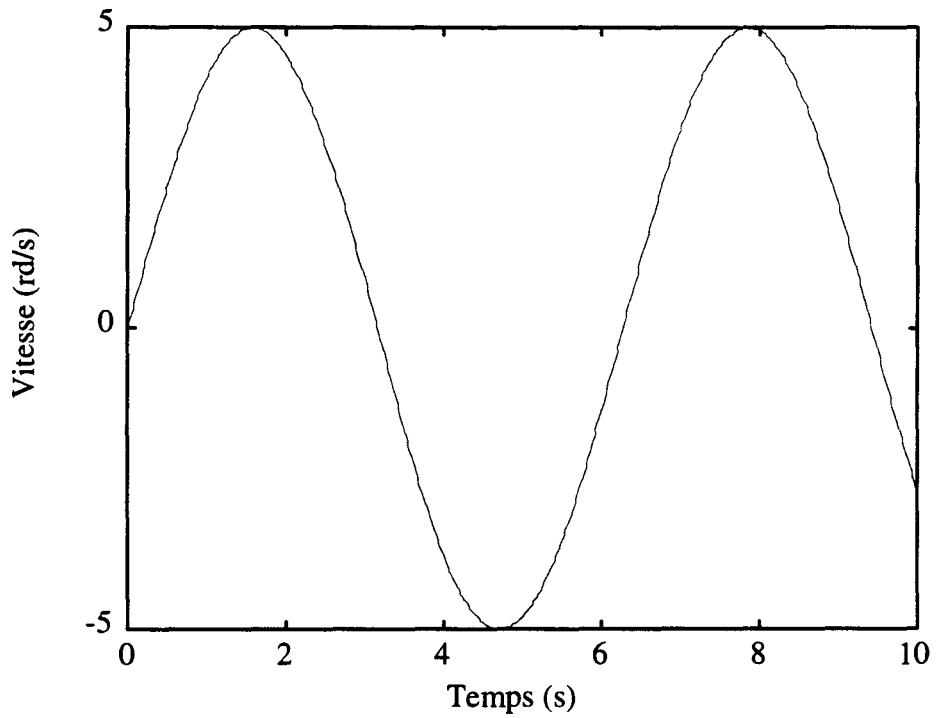


figure AIII-17 : séquence sinusoïdale de vitesse pour la charge expérimentale

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] **Y. Fan, J.P. Hautier**, "*Commande optimisée d'un ensemble convertisseur-machine synchrone autopilotée fonctionnant en mode dégradé*", Journal de Physique, III, pp. 143-157, janvier 1994.
- [2] **M. Pietrzak-David**, "*Algorithmes de commande d'un variateur électrique asynchrone*", Thèse de Docteur ès-Science, INP de Toulouse, 1988.
- [3] **B. Le Pioufle, G. Georgiou, J.P. Louis**, "*Application des commandes non-linéaires pour la régulation en vitesse et en position de la machine synchrone autopilotée*", Revue de Physique Appliquée, pp. 517-526, juin 1990.
- [4] **J.L. Thomas**, "*Contribution à la commande robuste des machines asynchrones*", Thèse de Docteur du CNAM, 1995.
- [5] **E. Levi, V. Vuckovic**, "*Field-oriented control of induction machines in presence of magnetic saturation*", Electrical Machines and Power Systems, vol. 16, n° 2, pp. 113-147, juin 1989.
- [6] **P. Vas, M. Alakula**, "*Field oriented control of saturated induction machines*", IEEE Trans. Energy Conv., vol. 5, pp. 218-224, juin 1990.
- [7] **I Stefan**, "*Prise en compte des non-linéarités dans la chaîne cinématique d'un actionneur électrique - Comparaison des méthodes neuronale et par modèle interne*", Mémoire de DEA de Génie Électrique, LEEP - EC Lille, juin 1996.
- [8] **Y.S. Kung, C.M. Liaw**, "*Adaptive speed control for induction motor drives using neural networks*", IEEE Trans. Indus. Elec., vol. 42, n° 1, pp. 25-32, février 1995.
- [9] **S. Weerasooriya, M.A. El-Sharkawi**, "*Identification and control of a DC motor using back-propagation neural networks*", IEEE Trans. Energy Conv., vol. 6, n° 4, pp. 663-669, décembre 1991.
- [10] **L. Ben-Brahim**, "*Motor speed identification via neural networks*", IEEE Indus. App. Mag., pp. 28-32, janvier-février 1995.
- [11] **M.A. El-Sharkawi, A.A. El-Samahy, M.L. El-Sayed** "*High performance drive of DC brushless motors using neural network*", IEEE Trans. Energy. Conv., vol. 9, n° 2, pp. 317-322, juin 1994.
- [12] **E. Davalo, P. Naïm**, "*Des réseaux de neurones*", Eyrolles, 1991.
- [13] **J. Hertz, K. Anders, R.G. Palmer**, "*Introduction to the theory of neural computation*", Santa Fe Institute, vol. 1, 1991.
- [14] **B. François**, "*Orthogonal considerations in the design of neural networks for function approximation*", Mathematics and Computers in Simulation, Elsevier, juillet 1996.
- [15] **M.H. Beale, H.B. Demuth**, *exemples de la boîte à outils "réseaux de neurones" pour Matlab®* 1992-93 by the MathWorks, Inc.
- [16] **G. Golub, G. Meurant**, "*Résolution numérique des grands systèmes linéaires*", Eyrolles, 1983.
- [17] **D. Nguyen, B. Widrow**, "*Improving the learning speed of 2-layer neural networks by choosing initial values of the adaptive weights*", Int. Joint Conf. on Neural Networks, vol. 3, pp. 21-26, juillet 1990.
- [18] **D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. Williams**, "*Learning internal representations by error propagation*", in D.E. Rumelhart and J.L. McClelland Eds., "Parallel Distributed Processing", vol. 1, chap. 8, Cambridge, MA: MIT Press. 1986
- [19] **D. Plaut, S. Nowlan, G. Hinton**, "*Experiments on learning by back-propagation*", technical report CMU-CS-86-126, Department of Computer Science, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA.

- [20] T.P. Vogl, J.K. Mangis, A.K. Rigler, W.T. Zink, D.L. Alkon, "Accelerating the convergence of the backpropagation method", *Biological Cybernetics*, vol. 59, pp. 257-263, 1988.
- [21] S. Osowski, "Fast learning algorithms for feedforward multilayer neural networks", *Int. Symp. Signal Processing, Rob. Neural Networks (SPRANN '94)*, pp. 23-26, avril 1994.
- [22] N.B. Karayiannis, A.N. Venetsanopoulos, "Fast learning algorithms for neural networks", *IEEE Trans. on Circuits and Systems*, vol. 39, pp. 453-474, 1992.
- [23] S.Y. Kung, Y.H. Hu, "A Fobenius approximation reduction method (FARM) for determining optimal number of hidden units", *Proc. Int. Joint. Conf. Neural Networks (IJCNN '91)*, vol. 2, pp. 163-168, 1991.
- [24] E.B. Baum, D. Haussler, "What size net gives valid generalization ?", *Neural Computations*, vol. 1, pp. 151-160, Spring 1989.
- [25] A.K. Kaifel, "Backpercolation : fast learning of neural networks - extension and performance evaluation", *Int. Symp. Signal Processing, Rob. Neural Networks (SPRANN '94)*, pp. 23-26, avril 1994.
- [26] K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White, "Multilayer feedforward networks are universal approximators", *Dept. Economics University of California, San Diego, CA, discussion pap., Dept. Economics*, juin 1988.
- [27] K.S. Narendra, K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamical systems using neural networks", *IEEE Trans. Neur. Net.*, vol. 1, n°1, pp. 4-27, mars 1990.
- [28] D. Psaltis, A. Sideris, A. Yamamura, "A multilayered neural network controller", *IEEE Control Syst. Mag.*, pp. 17-21, avril 1988.
- [29] D. T. Pham, X. Liu, "Neural networks for discrete dynamic system identification", *J. Syst. Eng.*, vol. 1, pp. 51-60, 1991.
- [30] J.P. Louis, *notes de cours de DEA*, non publiées.
- [31] J. Lesenne, F. Notelet, G. Séguier, "Introduction à l'électrotechnique approfondie", *Technique et Documentation*, 1981.
- [32] W. Leonhard, "Control of electrical drives", *Springer-Verlag*, 1985.
- [33] A.M. Trzynadlowski, "The field orientation principle in control of induction motor", *Kluwer Academic Publishers*, 1994.
- [34] F. Blashke, "The principle of field-orientation as applied to the new 'transvector' closed-loop control system for rotating-field machines", *Siemens Review*, 34, 5, pp. 217-220, 1972.
- [35] C. Delmotte, B. Robyns, B. Lemaire-Semail, "Analysis of flux observer sensitivity for F.O.C. induction machine", *ELECTRIMACS Proc.*, vol. 2, pp. 605-609, Saint-Nazaire, septembre 1996.
- [36] G.C. Verghese, S.R. Sanders, "Observers for flux estimation in induction machines", *IEEE Trans. Indus. Elec.*, vol. 35, n°1, pp. 85-94, février 1988.
- [37] M. Pietrzak-David, B. De Fornel, A.M. Nogueira Lima, K. Jelassi, "Digital control of an induction motor drive by a stochastic estimator and airgap magnetic flux feedback loop", *IEEE Trans. Power Elec.*, vol. 7, n°2, pp. 393-403, avril 1992.
- [38] J.P. Hautier, J. Faucher, "Le graphe informationnel causal", *Bulletin de l'Union des Physiciens*, vol. 90, pp. 167-189, juin 1996.
- [39] D. R. Seidl, S. L. Lam, J. A. Putman, R. D. Lorenz, "Neural network compensation of gear backlash hysteresis in position-controlled mechanisms", *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 31, pp. 1475-1483, n°6, nov. 1995.
- [40] Ch. Forgez, B. Lemaire-Semail, J.P. Hautier, "Induction machine control with neural network to consider non linear loads", *ELECTRIMACS Proc.*, vol. 2, pp. 375-380, Saint-Nazaire, 1996.
- [41] A. Tzes, P. Yuan Peng, "Neural network control for DC motor micromanuevering", *IEEE Trans. Indus. Elec.*, vol. 42, n°5, pp. 516-523, 1995.
- [42] Ch. Forgez, "Prise en compte du couple de frottements secs dans la commande par réseau de neurones d'un moteur asynchrone soumis à des charges fortement non-linéaires", *mémoire de DEA de Génie Électrique*, juin 1995.

- [43] **L. Krüger, D. Daunin, C. Garbrecht**, "*Stochastic and neural models of induction motor*", ELECTRIMACS Proc., vol. 1, pp. 359-364, Saint-Nazaire, 1996.
- [44] **P. Borne et col.**, "*Modélisation et identification des processus*", Sciences et Techniques de l'Ingénieur, Technip, 1992.
- [45] **J.P. Caron, J.P. Hautier**, "*Modélisation et commande de la machine synchrone*", Journées 3EI Supélec, Gif sur Yvette, mars 1995.

