

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

Université de Bouira
Akli Mohand Oulhadj



جامعة البويرة
أكلي محمد أولحاج

Présenté au département de Génie Electrique

Faculté des Sciences et Sciences Appliquées

Pour obtenir le diplôme

De Master

Option:

Conversion et Gestion de l'énergie électrique

Présenter par :

M. DAHMANI Nabil

M. BENKOUIDER Hocine

Thème

***Identification Paramétrique de la Machine à
Courant Continu***

Soutenu :le 26/09/2016. devant le jury composé de :

M. BENZIANE Mourad	Maître de Conférences à l'université de Bouira	<i>Encadreur</i>
M. BENSAFIA. Y	Maître de Conférences à l'université de Bouira	<i>Président</i>
M. DJEBBIRI. M	Maître Assistant à l'université de Bouira	<i>Examineur</i>
M.HAMMOUCHE. S	Maître Assistant à l'université de Bouira	<i>Examineur</i>

2016

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à :

✚ *Mes Chers Parents.*

✚ *Mes Chères frères*

✚ *Mon binôme benkquider hocine*

✚ *Ma Famille et tous mes Proches.*

✚ *Tous Mes Amis.*

Dahmani Nabil

Je dédie ce modeste travail à :

✚ *Mes Chers Parents.*

✚ *Mes Chères frères*

✚ *Mon binôme Dahmani Nabil*

✚ *Ma Famille et tous mes Proches.*

✚ *Tous Mes Amis.*

Benkquider Hocine

REMERCIEMENTS

Nous remercions en premier lieu notre Dieu de nous donner la santé et patience pour avoir terminé ce modeste travail.

Nous remercions en particulièrement notre encadreur Mr BENZIANE .M: qui à défini et dirigé ce travail, trouvant ici l'expression de nos profondes gratitudes pour sa disponibilité et ses conseils avisés, pour son aide précieux, en mettant à notre disposition les moyennes nécessaire pour la réalisation de ce mémoire de Master .

Nos vifs remerciements vont à Monsieur le président, pour l'honneur qu'il nous a fait et aux membres du jury pour avoir accepté de corriger et d'évaluer ce travail.

Nos respectueux remerciements à la petite famille de département de génie électrique et toute la faculté des sciences et sciences appliquées

Nous tenons également à remercier à tous ceux qui ont participés de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE.....	01
Chapitre I.....	03
NOTIONS SUR LES SYSTEMES ASSERVIS.....	03
1.Introduction.....	03
2. DEFINITIONS.....	03
3. TRANSFORMEE DE LAPLACE.....	04
3.1. Définition.....	04
3.2. Propriétés et théorèmes.....	04
4. FONCTION DE TRANSFERT.....	05
4.1. Définitions.....	05
4.2. Systèmes en boucle fermée.....	05
5. MODELE DU PREMIER ORDRE.....	06
5.1. Mise en équations.....	06
5.2. Réponse indicielle.....	06
6. MODELE DU DEUXIEME ORDRE.....	07
6.1. Mise en équation.....	07
6.2. Réponse indicielle.....	07
7. PERFORMANCES DES SYSTEMES.....	08
7.1. Stabilité.....	08
7.2. Précision.....	10
7.3. Rapidité.....	10
8. SYSTEMES DISCRETS.....	11

8.1. Echantillonnage.....	12
8.2. Quantification.....	12
8.3. Choix de la fréquence d'échantillonnage pour les systèmes.....	12
8.4. Discrétisation.....	13
8.5. Formes générales des modèles échantillonnées linéaires.....	14
8.6. Modèles échantillonnées des procédés avec bloqueur.....	14
8.7. Bloqueurs.....	15
9. CONCLUSION.....	17
Chapitre II.....	18
METHODES D'IDENTIFICATION DES SYSTEMES	18
1.Introduction.....	18
2. PRINCIPE DE L'IDENTIFICATION DES MODELES DYNAMIQUES DE PROCEDE.....	18
2.1. Identification non paramétrique	20
2.2. Identification paramétrique... ..	20
3. ALGORITHMES D'IDENTIFICATION RECURSIFS	22
3.1. Algorithme du gradient.....	22
3.2. Algorithme des MCR (Moindres Carrés Récursifs).....	26
4. CONCLUSION.....	26
Chapitre III.....	27
SIMULATION ET EVALUATION	27
1.Introduction.....	27
2. DETERMINATION DES PARAMETRES DEFINISSANT LE MOTEUR	27
3. METHODE DU GRADIENT	38
4. METHODE DES MOINDRES CARREES	46
5. INTERPRETATION DES RESULTATS	53
5.1 Algorithme de gradient	53
5.2 Algorithme des moindres carrés récursifs.....	54

6. COMPARAISON.....	55
7. CONCLUSION	55
CONCLUSION GENERALE.....	56

LISTE DES FIGURES

Fig. I.1. Exemple d'un système.....	3
Fig. I.2. Système en boucle fermée avec régulateur.....	5
Fig.I.3. Réponse indicielle d'un système de 1 ^{er} ordre.....	7
Fig.I.4. Réponse indicielle d'un système du second ordre à coefficient d'amortissement inférieur à 1.....	8
Fig. I.5. Evolution de deux systèmes régulés instables : inacceptable.....	9
Fig. I.6. Systèmes régulés stables avec amortissement acceptable.....	9
Fig. I.7. Systèmes régulés stables très amortis.....	10
Fig. I.8. Précision statique.....	10
Fig. I.9. Mesure du temps de réponse à 5%.....	11
Fig.I.10. Système de régulation numérique.....	11
Fig. I.11. Commande d'un procédé par l'intermédiaire d'un convertisseur numérique analogique suivi d'un bloqueur d'ordre zéro.....	15
Fig. I.12. Entrée $u(kT_e)$ et sortie $u(t)$ d'un bloqueur d'ordre zéro.....	16
Fig. I.13. Fonction de transfert d'un bloqueur d'ordre zéro.....	16
Fig. II.1. Chaîne de régulation.....	19
Fig. II.2. Principe de l'estimation des paramètres d'un modèle.....	21
Fig. II.3. Etapes de l'identification des systèmes.....	22
Fig. II.3. Principe de la méthode du gradient.....	24
Fig. II.4. Evolution d'un algorithme d'adaptation de type gradient.....	26
Fig. III.1. Représentation du moteur à courant continu.....	33
Fig. III.2. Schéma bloc du moteur à courant continu.....	35
Fig. III.3. Organigramme de l'algorithme du gradient.....	38
Fig III.4 évolution de paramètre réel a_1 et la valeur estimé de a_1	39

Fig III.5 évolution de paramètre réel b_1 et la valeur estimé de b_1	40
Fig III.6 évolution de paramètre réel c_1 et la valeur estimé de c_1	40
Fig III.7 évolution de la sortie réelle et la sortie estimée.....	41
Fig III.8 évolution de l'erreur.....	42
Fig III.9 évolution de paramètre réel a_1 et la valeur estimé de a_1	43
Fig III.10 évolution de paramètre réel b_1 et la valeur estimé de b_1	44
Fig III.11 évolution de paramètre réel c_1 et la valeur estimé de c_1	44
Fig III.12 évolution de la sortie réelle et la sortie estimée.....	45
Fig III.13 évolution de de l'erreur.....	46
Fig. III.14. Organigramme de l'algorithme des moindres carrées récursif.....	47
Fig III.15 évolution de paramètre réel a_1 et la valeur estimé de a_1	48
Fig III.16 évolution de paramètre réel b_1 et la valeur estimé de b_1	49
Fig III.17 évolution de paramètre réel c_1 et la valeur estimé de c_1	49
Fig III.18 évolution de la sortie réelle et la sortie estimée.....	50
Fig III.19 évolution de de l'erreur.....	50
Fig III.20 évolution de paramètre réel a_1 et la valeur estimé de a_1	51
Fig III.21 évolution de paramètre réel b_1 et la valeur estimé de b_1	52
Fig III.22 évolution de paramètre réel c_1 et la valeur estimé de c_1	52
Fig III.23 évolution de la sortie réelle et la sortie estimée.....	53
Fig III.24 évolution de de l'erreur.....	53

INTRODUCTION GENERALE

Actuellement, l'énergie consommée en milieu industriel, est en grande partie d'origine électrique. Cette énergie est essentiellement transformée en énergie mécanique par l'intermédiaire des moteurs électriques.

Les machines à courant continu de conception usuelle sont réalisées pour différentes gammes de puissances, de tensions et de vitesse de rotation. Cependant la présence du collecteur limite ces machines en puissance et en tension. Leur about principal réside dans la simplicité de commande et de régulation.

Même si elles sont de moins en moins utilisées dans le domaine de l'industrie, leur emploi comme moteur reste sans équivalent dans le domaine des faibles vitesses ; les équipements domestiques, automobiles (essuie glaces, ventilateurs, démarreur), ...

La machine à courant continu est un convertisseur d'énergie, totalement réversible, elle peut fonctionner soit en moteur, convertissant de l'énergie électrique en énergie mécanique, soit en génératrice, convertissant de l'énergie mécanique en énergie électrique. Dans les deux cas un champ magnétique est nécessaire aux différentes conversions. Cette machine est donc un convertisseur électromécanique.

Plusieurs axes de recherches sont destinés à l'étude de cette machine : sa modélisation et sa commande. Ainsi, il est exigé dans l'élaboration des lois de commande performantes, un modèle fiable et suffisamment précis par la connaissance de ses paramètres. De nos jours, un afflux des travaux de recherche consistent en l'identification des paramètres des machines électriques par différentes méthodes en guise de réaliser les meilleures approches possibles du modèle de la machine. L'identification paramétrique de la machine à courant continu est l'un des objectifs les plus importants en vue de sa simulation, sa commande et son diagnostic.

L'objectif assigné à ce travail est la mise en œuvre des différentes méthodes d'identification des paramètres de la machine à courant continu qui s'avèrent simples et classiques.

Le présent mémoire sera structuré de la manière suivante :

Le premier chapitre sera consacré à présenter les aspects généraux sur les systèmes linéaires en se focalisant sur les systèmes du premier et de second ordre.

Dans le second chapitre, une présentation des différentes techniques d'identification et leur classification et les algorithmes utilisés pour notre application à savoir l'algorithme des moindres carrés récursif et celui du gradient.

Au sein du troisième chapitre, l'application des deux méthodes présentées sera effectuée aussi bien sur la machine à courant continu, suivie d'une analyse des résultats obtenus et une comparaison entre les deux algorithmes.

Et enfin ce travail sera terminé par une conclusion générale.

CHAPITRE I

NOTIONS SUR LES SYSTEMES ASSERVIS

1. INTRODUCTION :

L'étude des systèmes asservis ou plus généralement la notion de contrôle de processus, fait partie intégrante de nombreux domaines scientifiques et techniques, comme l'électronique, la mécanique, l'électrotechnique,...etc. c'est pourquoi il est nécessaire d'aborder une discipline par l'étude de sa théorie, pour pouvoir disposer d'un savoir interdisciplinaire, puis de poursuivre par l'étude de ses applications, pour être directement apte à mettre en œuvre. Ce premier chapitre est plutôt introductif consacré aux notions de base relatifs à la théorie des systèmes.

2. DEFINITIONS :

Systeme : Un système est une combinaison de composants qui agissent ensemble pour réaliser un certain objectif. Le concept du système peut être appliqué à des phénomènes dynamiques tels que ceux rencontrés en économie. Le mot système peut être utilisé dans les divers domaines physiques, biologiques, économiques, et similaires. [1]

Un système est un dispositif qui reçoit un ou plusieurs signaux d'entrée, provenant d'une action extérieure et délivrant un ou plusieurs signaux de sortie, caractérisant son état. [2]

Exemple :



Fig. I.1. Exemple d'un système

La grandeur ordonnée qui constitue l'entrée, est aussi appelée **consigne** ; la grandeur de sortie est aussi appelée **réponse**.

Perturbation : est un signal indésirable affectant la sortie du système. Ce signal peut être généré par le système (perturbation interne) ou d'une source externe (perturbation externe).

[1]

3. TRANSFORMÉE DE LAPLACE :

3.1. Définition :

Si $f(t)$ est une fonction du temps que nous supposons nulle pour $t < 0$, il lui correspond la transformée de Laplace $F(s)$:

$$F(s) = L(f(t)) = \int_0^{\infty} e^{-st} f(t) dt \quad (\text{I.1})$$

La fonction $F(s)$ est une fonction complexe d'une variable complexe s (avec : $s = \tau + j\omega$).

La transformée de Laplace d'une fonction $f(t)$ n'existe pas dans tous les cas : il est nécessaire que l'intégrale ci-dessus converge. Cette convergence est vérifiée si la partie réelle τ de la variable s est supérieure à une valeur donnée α appelée seuil de convergence.

D'une manière plus générale, la transformation de Laplace est une application de l'espace des fonctions du temps (nulles pour $t < 0$) vers l'espace des fonctions complexes d'une variable complexe. La fonction $f(t)$ s'appelle l'original de $F(p)$, ou encore sa transformée inverse. [4, 5]

3.2. Propriétés et théorèmes

Les propriétés de la transformée de Laplace sont réunies dans :

➤ Linéarité :

$$TL[a * f_1(t) + b * f_2(t)] = a * F_1(s) + b * F_2(s) \quad (\text{I.2})$$

➤ Dérivation :

$$TL[f'(t)] = s * F(s) - f(0^+) \quad (\text{I.3})$$

➤ Dérivation d'ordre n

$$TL[f^n(t)] = s^n * F(s) - s^{n-1} * f(0^+) - \dots - s * f^{n-2}(0^+) - f^{n-1}(0^+) \quad (\text{I.4})$$

($n > 0$)

➤ Intégration :

$$TL[\int f(t)] = \frac{F(s)}{s} \quad (\text{I.5})$$

➤ Retard :

$$TL[f(t - \theta)] = e^{-\theta s} F(s) \quad (\text{I.6})$$

➤ Changement d'échelle :

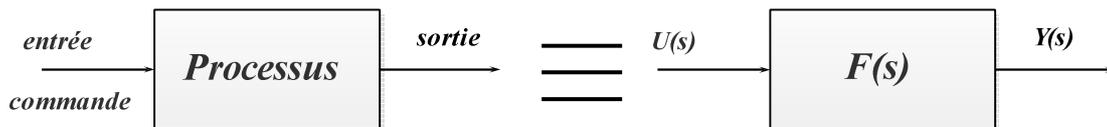
$$TL[f(a * t)] = \frac{1}{a} F\left(\frac{s}{a}\right) \quad (I.7)$$

4. FONCTION DE TRANSFERT :

4.1. Définitions :

Un système physique, ou processus est dit « linéaire » si son évolution est régie par un système d'équations différentielles à coefficients constants.

On note $u(t)$ l'entrée (commande) de ce système et $y(t)$ sa sortie.



Si les conditions initiales sont supposées nulles la transformée de Laplace de l'équation différentielle liant $y(t)$ à $u(t)$ permet d'écrire $Y(s)=F(s).U(s)$, $F(s)$ désignant la fonction de transfert ou transmittance du système qui est une fraction rationnelle en s .

Exemple :

$$a_0 y(t) + a_1 y'(t) + y''(t) = b_0 u(t) + b_1 u'(t) \quad (I.7)$$

$$a_0 Y(s) + a_1 s Y(s) + s^2 Y(s) = b_0 U(s) + b_1 s U(s) \quad (I.8)$$

Soit :

$$Y(s) = \frac{b_0 + b_1 s}{a_0 + a_1 s + s^2} U(s) \quad \text{et} \quad F(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} \quad (I.9)$$

On appelle **pôles** les racines du dénominateur de la fonction de transfert et **zéros** les racines de son numérateur. [4]

4.2. Systèmes en boucle fermée

Les systèmes de régulation opèrent en boucle fermée, la commande est une fonction de la différence entre la consigne et la valeur réelle de la variable à réglée. Ils sont constitués par la mise en cascade d'au moins deux systèmes dynamiques, le procédé et le régulateur.

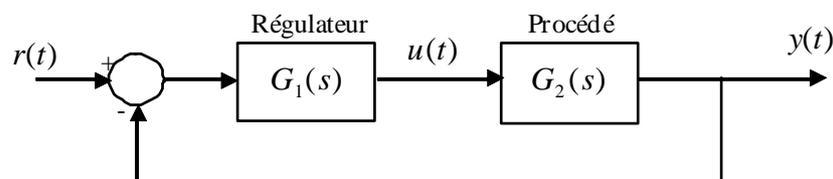


Fig. I.2. Système en boucle fermée avec régulateur

La fonction de transfert du système en boucle fermée est donnée par :

$$G_{BF}(s) = \frac{G_1(s)G_2(s)}{1 + G_1(s)G_2(s)} \quad (\text{I.10})$$

La stabilité du système en boucle fermée sera déterminée par les parties réelles des racines du dénominateur de la fonction de transfert $G_{BF}(s)$.

5. MODELE DU PREMIER ORDRE :

5.1. Mise en équations

Les systèmes du premier ordre sont régis par des équations différentielles du premier degré. Leur fonction de transfert possède donc au maximum un zéro et un pôle. En physique, de tels systèmes sont très nombreux et, en général, ils ne possèdent pas de zéro. L'équation la plus couramment rencontrée est donc du type :

$$T \frac{dy(t)}{dt} + y(t) = Ke(t) \quad (\text{I.11})$$

Les deux constantes T et K sont des nombres réels en général positifs. T est appelée constante de temps du système. K est appelée le gain statique.

Ces systèmes sont encore parfois également systèmes à une seule constante de temps.

La fonction de transfert du système se déduit immédiatement de l'équation différentielle qui régit son fonctionnement en appliquant la transformation de Laplace aux deux membres :

$$G(p) = \frac{Y(s)}{E(s)} = \frac{K}{1 + Ts} \quad (\text{I.12})$$

5.2. Réponse indicielle

On étudie la réponse du système à un échelon unitaire $e(t) = u(t)$. On a donc :

$$E(s) = \frac{1}{s}$$

$$Y(s) = G(s) \cdot \frac{1}{s} = \frac{K}{s(1 + Ts)} \quad (\text{I.13})$$

On calcule facilement $y(t)$ à partir de la table des transformées de Laplace :

$$y(t) = K(1 - e^{-\frac{t}{T}}) \quad (\text{I.14})$$

La constante de temps du système doit être facilement mise en évidence sur le graphique (figure I.3).

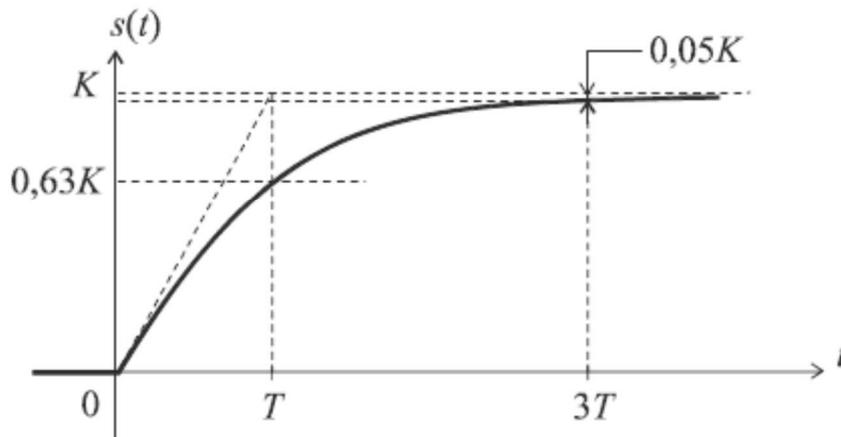


Fig.I.3. Réponse indicielle d'un système de 1^{er} ordre.

On peut définir, à partir de ce graphe, le temps de réponse t_r du système, par le temps au bout duquel la sortie atteint sa valeur asymptotique (on dit aussi de sa valeur à l'infini) à 5 % près. Il est facile de vérifier que ce temps de réponse est de l'ordre de $3T$. [5]

6. MODELE DU DEUXIEME ORDRE

6.1. Mise en équation

Les systèmes du second ordre sont régis par des équations différentielles du second degré. Leur fonction de transfert possède donc au maximum deux zéros et deux pôles. En physique, de tels systèmes sont très nombreux et, en général, ils ne possèdent pas de zéro. L'équation la plus couramment rencontrée est donc du type :

$$\frac{1}{\omega_n^2} \frac{d^2 s(t)}{dt^2} + \frac{2\xi}{\omega_n} \frac{ds(t)}{dt} + s(t) = Ke(t) \quad (\text{I.15})$$

Les trois constantes ω_n , ξ (prononcer *kssi*) et K sont des nombres réels en général positifs. ω_n est appelée pulsation propre du système ; ξ est appelée coefficient ou facteur d'amortissement. K est le gain statique du système.

La fonction de transfert du système se déduit immédiatement de l'équation différentielle qui régit son fonctionnement en appliquant la transformation de Laplace aux deux membres :

$$G(s) = \frac{Y(s)}{E(s)} = \frac{K}{\frac{s^2}{\omega_n^2} + \frac{2\xi s}{\omega_n} + 1} \quad (\text{I.16})$$

6.2. Réponse indicielle

On étudie la réponse du système à un échelon unitaire $e(t) = u(t)$.

On a donc :

$$E(s) = \frac{1}{s}$$

$$Y(p) = \frac{G(s)}{s} = \frac{K}{s\left(\frac{s^2}{\omega_n^2} + \frac{2\xi s}{\omega_n} + 1\right)} \quad (\text{I.17})$$

Pour calculer l'expression de $s(t)$, il suffit d'invoquer la transformée de Laplace inverse à l'aide d'un logiciel de calcul formel comme Mathematica. Trois cas sont à considérer selon le signe du discriminant du polynôme du dénominateur. [5]

La figure I.4 montre l'exemple d'une réponse indicielle pour le cas de $\xi < 1$.

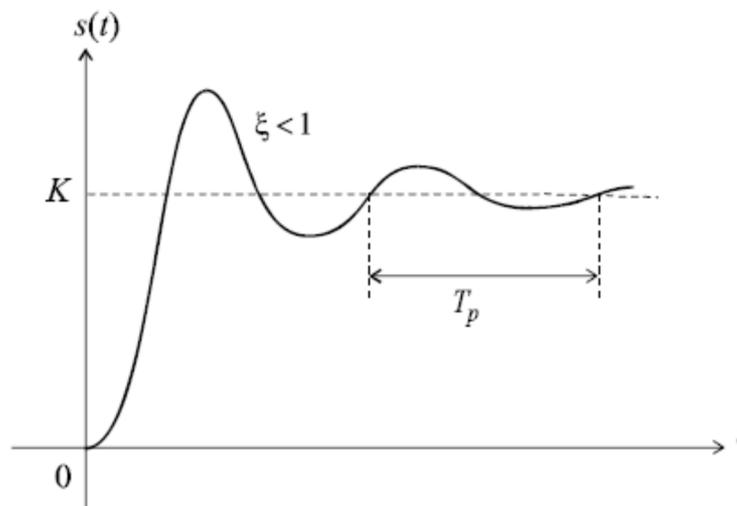


Fig.I.4. Réponse indicielle d'un système du second ordre à coefficient d'amortissement inférieur à 1.

7. PERFORMANCES DES SYSTEMES

Les performances exigées les plus rencontrées en industrie sont la stabilité, la rapidité et la précision

7.1. Stabilité :

C'est la performance essentielle pour un système. En effet un système instable se caractérise soit par des oscillations d'amplitudes plus en plus grandes de la grandeur observée (courbe 1 figure I.5), soit par une croissance irréversible négative ou positive de la grandeur observée (courbe 2) dans les deux cas il ya risque de détérioration physique du système et donc d'insécurité.

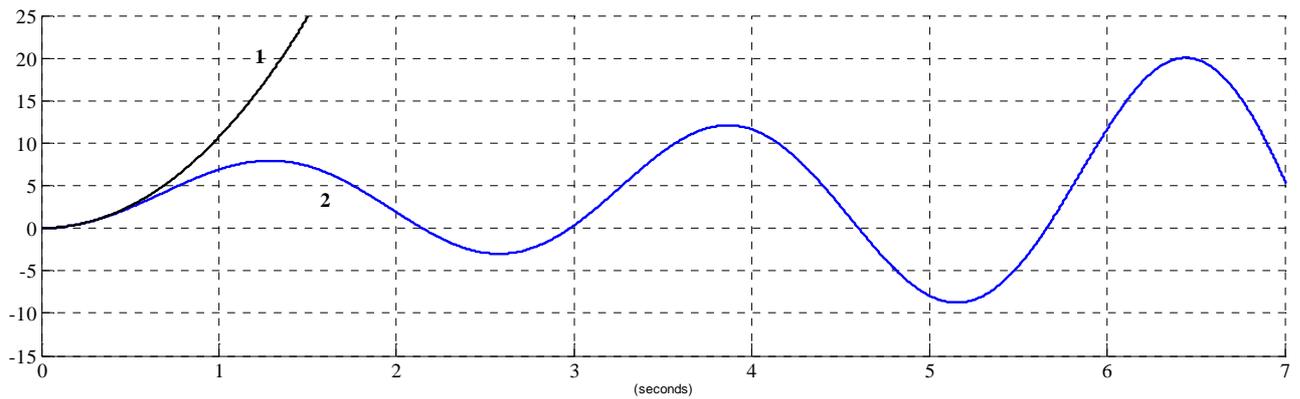


Fig. I.5. Evolution de deux systèmes régulés instables : inacceptable.

Un système est considéré comme stable si, pour une variation d'amplitude finie de la consigne ou d'une perturbation, la mesure de la grandeur à maîtriser se stabilise à une valeur finie. Plus en régime transitoire d'un système soumis à une telle variation est amorti plus il est stable. Le degré de stabilité est alors caractérisé par l'amortissement de ce régime transitoire (figure I.6 et I.7). [6]

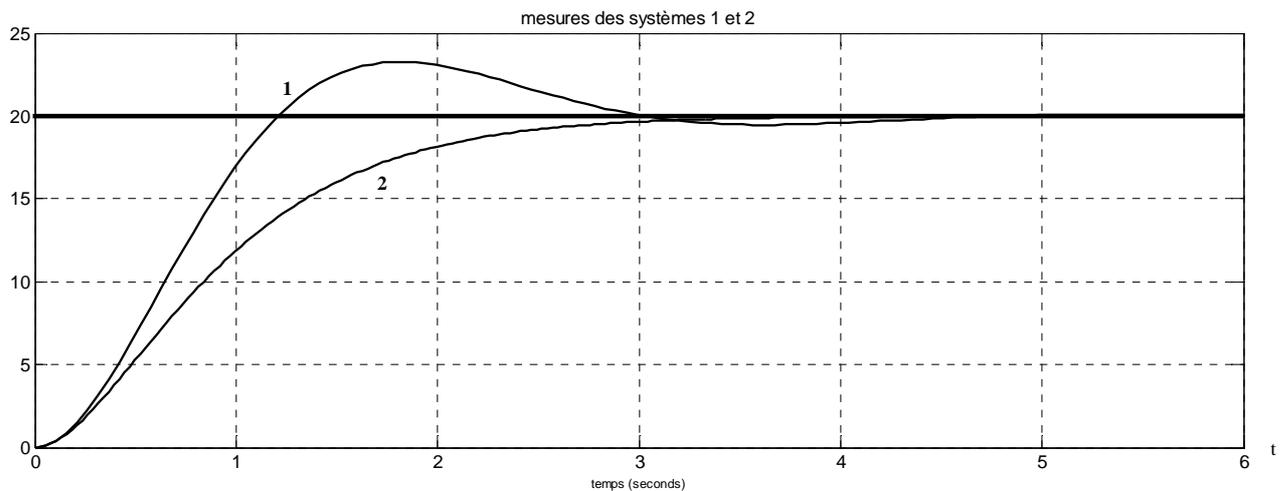


Fig. I.6. Systèmes régulés stables avec amortissement acceptable.

La courbe 2 est plus amortie que la courbe 1 : le système 2 est plus stable que le système 1.

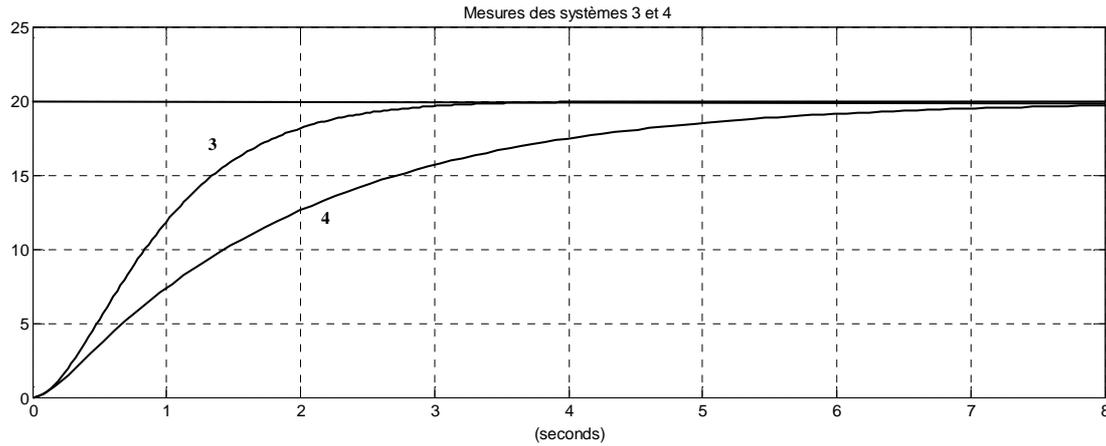


Fig. I.7. Systèmes régulés stables très amortis.

La courbe 4 est très amortie que la courbe 3. Le système 4 est plus stable que le système 3.

Ces systèmes sont plus stables que les systèmes 1 et 2 de la figure I.6.

7.2. Précision :

Il est naturel d'évaluer la précision d'un système en régulé en comparant l'objectif atteint par rapport à celui exigé. La précision d'un système se mesure donc à l'écart entre la consigne demandée et la mesure en régime permanent ; on parle alors de précision statique. Plus l'écart statique est petit, plus le système est précis. L'évaluation de la précision statique s'effectue en réalisant une variation rapide de consigne en amplitude et en mesurant la variation d'amplitude finalement obtenue de la mesure. [6]

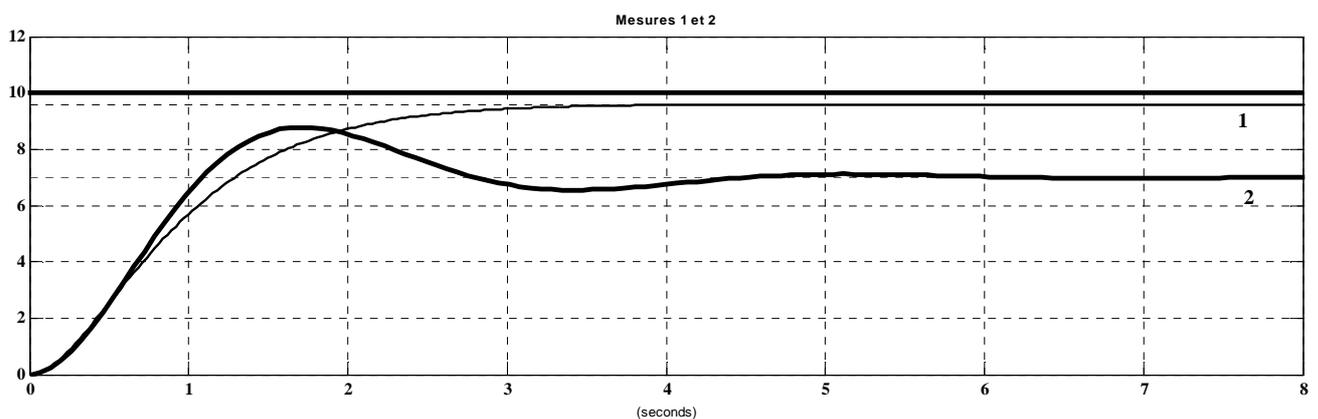


Fig. I.8. Précision statique

7.3. Rapidité :

La rapidité d'un système régulé s'évalue par le temps que met la mesure à entrer dans une zone à $\pm 5\%$ de sa variation finale (soit entre 95% et 105%). Ce temps s'appelle le temps de réponse à 5% (figure I.9). Le système est d'autant plus rapide que le temps de réponse à 5% est court. [6]

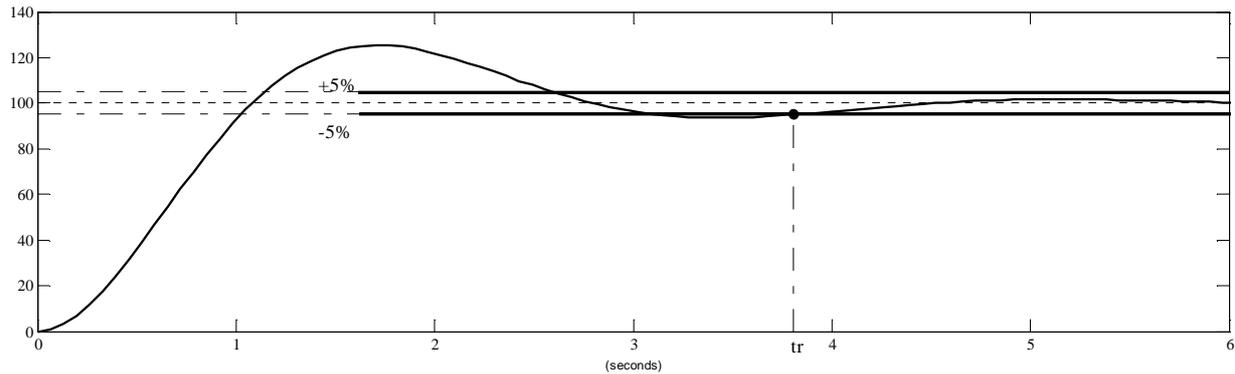


Fig. I.9. Mesure du temps de réponse à 5%

8. SYSTEMES DISCRETS :

Les systèmes discrets sont des systèmes dynamiques dans lesquels une ou plusieurs variables peuvent se changer seulement à des instants de temps discrets. Ces instants de temps sont dénotés par kT ($k = 0, 1, 2, \dots$), à chaque instant kT des mesures physiques et des mémorisations s'effectuent. Les signaux des systèmes discrets doivent être sous forme de mots numériques pour qu'ils puissent être traités par un ordinateur.

Pour introduire un ordinateur numérique ou un microprocesseur dans une boucle de commande-régulation, on utilise le principe illustré dans la figure I.10.

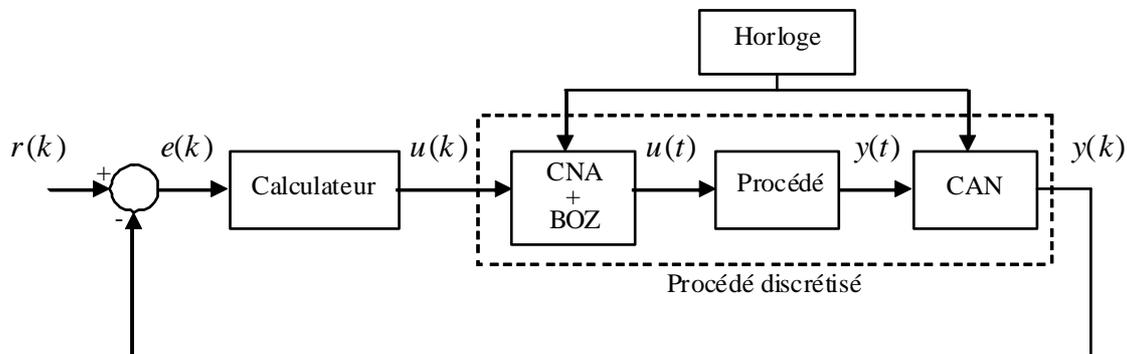


Fig.I.10. Système de régulation numérique

L'ensemble convertisseur N/A – procédé – convertisseur A/N représente le procédé discrétisé dont l'entrée de commande est la séquence $\{u(k)\}$ engendrée par le calculateur, la sortie étant la séquence $\{y(k)\}$ résultant de la conversion analogique/numérique de la sortie du procédé $y(t)$. Ce procédé discrétisé est caractérisé par un modèle dynamique échantillonné qui décrit la relation entre la séquence de nombres $\{u(k)\}$ et la séquence de nombres $\{y(k)\}$. Cette approche offre de nombreux avantages. L'utilisation des microprocesseurs dans les boucles de régulation transforme les modèles de procédés continus en des modèles

échantillonnés de procédés, les régulateurs continus en des algorithmes de régulation numériques munis d'intelligence au niveau de conception. [7]

8.1. Echantillonnage

L'échantillonnage est un remplacement du signal continu par une séquence de valeurs se succédant à intervalle constant (période d'échantillonnage), ces valeurs étant égales au signal continu aux instants d'échantillonnage. L'opération d'échantillonnage est nécessaire lorsque on fait entrer les données dans un calculateur numérique.

Théorème d'échantillonnage : théorème de Shannon

Un signal analogique $y(t)$ ayant une largeur de bande finie limitée à f_{\max} ne peut être reconstitué exactement à partir de ses échantillons $y(kT)$ que si ceux-ci ont été prélevés avec une fréquence d'échantillonnage supérieur ou égale à $2f_{\max}$.

8.2. Quantification

C'est la représentation des amplitudes d'un signal discrétisé par des nombres finis codés en binaire.

8.3. Choix de la fréquence d'échantillonnage pour les systèmes

Le choix de la fréquence d'échantillonnage pour les systèmes automatiques se fait en fonction de la bande passante désirée en boucle fermée. La règle utilisée pour le choix de cette fréquence est la suivante :

$$f_e = (6 \text{ à } 25)f_{BP}^{BF} \quad (\text{I.18})$$

Où f_e est la fréquence d'échantillonnage, et f_{BP}^{BF} est la bande passante du système en boucle fermée.

En appliquant cette règle à un système du premier ordre on trouve :

$$\frac{T_0}{4} < T_e < T_0 \quad (\text{I.19})$$

Où T_e est la période d'échantillonnage et T_0 est la constante de temps du système.

Pour un système du deuxième ordre on trouve :

$$0.25 \leq \omega_0 T_e \leq 1.5 \quad 0.7 \leq \xi \leq 1 \quad (\text{I.20})$$

Où ω_0 est la pulsation propre du système et ξ le coefficient d'amortissement.

8.4. Discrétisation

Le modèle échantillonné s'obtient par la discrétisation de l'équation différentielle décrivant le modèle continu. Cette opération est utilisée pour la simulation sur ordinateur numérique d'un modèle continu.

Considérons à titre d'exemple la discrétisation de l'équation différentielle décrivant un modèle du premier ordre suivante :

$$\frac{dy(t)}{dt} + \frac{1}{T} y(t) = \frac{k}{T} u(t) \quad (\text{I.21})$$

Qui est caractérisée par la fonction de transfert suivante :

$$G(s) = \frac{k}{1 + sT} \quad (\text{I.22})$$

Pour discrétiser on fait l'approximation suivante :

$$\frac{dy(t)}{dt} = \frac{y[(k+1)T_e] - y(kT_e)}{T_e} \quad (\text{I.23})$$

En remplaçant 23 dans 21 on obtient l'équation récurrente suivante :

$$y(k+1) + a_1 y(k) = b_1 u(k) \quad (\text{I.24})$$

Où $a_1 = \frac{T_e}{T} - 1 < 0$, et $b_1 = \frac{k}{T} T_e$.

En introduisant l'opérateur de retard q^{-1} dans la relation I.24 on obtient l'opérateur de transfert échantillonné d'un système du premier ordre :

$$H(q^{-1}) = \frac{y(k)}{u(k)} = \frac{b_1 q^{-1}}{1 + a_1 q^{-1}} \quad (\text{I.25})$$

La fonction de transfert échantillonnée s'obtient en analysant le système dans le domaine fréquentiel, et on trouve qu'elle est équivalente à la relation 25 sauf qu'en remplace l'opérateur de retard q^{-1} par la variable complexe $z = e^{sT_e}$.

$$H(z^{-1}) = \frac{Y(z^{-1})}{U(z^{-1})} = \frac{b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1}} \quad (\text{I.26})$$

Notons que la fonction de transfert en z^{-1} peut s'obtenir directement de l'équation récurrente 28 en utilisant l'opérateur de retard q^{-1} suivi du calcul de $\frac{y(k)}{u(k)}$ et le remplacement

de q^{-1} par z^{-1} . Cette procédure s'applique bien entendu à tous les modèles décrits par des équations récurrentes linéaires quelle que soit leur complexité.

Notons que les fonctions de transferts échantillonnées sont souvent écrites en q^{-1} étant entendu que suivant le contexte la signification de q^{-1} est différente (opération de retard ou variable complexe).

8.5. Formes générales des modèles échantillonnés linéaires

Un modèle échantillonné linéaire est décrit dans le cas général par l'équation récurrente :

$$y(k) = -\sum_{i=1}^n a_i y(k-i) + \sum_{i=1}^m b_i u(k-d-i) \quad (\text{I.27})$$

Où d correspond à un retard pur multiple entier de la période d'échantillonnage. En introduisant l'opérateur de retard dans la relation 27 on aboutit à l'opérateur de transfert échantillonné donné dans la relation suivante :

$$H(q^{-1}) = \frac{y(q^{-1})}{u(q^{-1})} = q^{-d} \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} \quad (\text{I.28})$$

$$A(q^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^n a_i q^{-i} \quad (\text{I.29})$$

$$B(q^{-1}) = \sum_{i=1}^m b_i q^{-i} \quad (\text{I.30})$$

La fonction de transfert échantillonnée caractérisant le système s'obtient alors en remplaçant q^{-1} par z^{-1} :

$$H(z^{-1}) = z^{-d} \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} \quad (\text{I.31})$$

Pour les systèmes continus le gain statique correspond à $s = 0$ (fréquence nulle) dans la fonction de transfert. Dans le cas discret, $s = 0$ correspond à $z = e^{sT_e} \Big|_{s=0} = 1$. Donc le gain statique s'obtient en faisant $z = 1$ dans la fonction de transfert échantillonnée. [8]

8.6. Modèles échantillonnés des procédés avec bloqueur

Dans le paragraphe précédent on s'est intéressé aux modèles échantillonnés correspondant à la discrétisation des entrées et des sorties d'un système continu. Mais dans un système de commande par ordinateur, la commande du procédé n'est pas continue. Elle est constante entre les instants d'échantillonnage (effet du bloqueur d'ordre zéro).

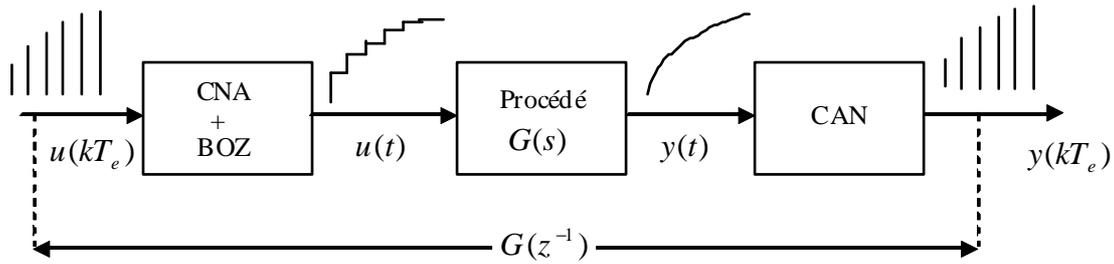


Fig. I.11. Commande d'un procédé par l'intermédiaire d'un convertisseur numérique analogique suivi d'un bloqueur d'ordre zéro.

Il est important de pouvoir relier le modèle échantillonné du procédé discrétisé, qui donne la relation entre la séquence de commande (produite par le régulateur numérique) et la séquence de sortie (obtenue après la conversion analogique numérique), à la fonction de transfert $G(s)$ du procédé continu. Le bloqueur d'ordre zéro introduit une fonction de transfert en cascade avec $G(s)$. [7]

8.7. Bloqueurs

Le blocage des données est un processus qui génère un signal continu dans le temps $u(t)$ à partir d'une séquence discrète $u(kT_e)$. Le signal $u(t)$ dans l'intervalle $kT_e \leq t < (k+1)T_e$ peut être approximé par le polynôme en τ suivant :

$$h(kT_e + \tau) = a_n \tau^n + a_{n-1} \tau^{n-1} + \dots + a_1 \tau + a_0 \quad (\text{I.32})$$

Où $0 \leq \tau < T$ et $k = 0, 1, 2, \dots$. Notons que le signal $h(kT_e)$ doit être égal à $u(kT_e)$, alors :

$$h(kT_e) = u(kT_e) \quad (\text{I.33})$$

Donc la relation I.33 devient :

$$h(kT_e + \tau) = a_n \tau^n + a_{n-1} \tau^{n-1} + \dots + a_1 \tau + u(kT_e) \quad (\text{I.34})$$

Si le circuit de blocage des données est un polynôme extrapolateur d'ordre n , alors le bloqueur est dit d'ordre n . Si $n=1$ le bloqueur est d'ordre 1.

Le plus simple bloqueur de données est obtenue avec $n=0$, on l'appelle bloqueur d'ordre zéro, il correspond à :

$$h(kT_e + \tau) = u(kT_e) \quad (\text{I.35})$$

de la relation 18 on conclut que le bloqueur d'ordre zéro transforme l'impulsion fournie par le convertisseur N/A à l'instant d'échantillonnage en une impulsion rectangulaire de durée T_e .

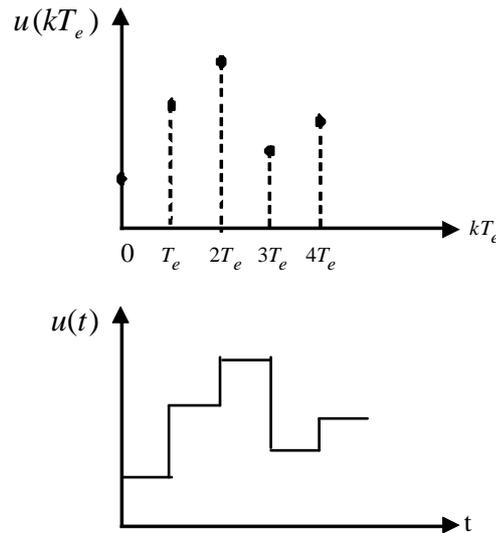


Fig. I.12. Entrée $u(kT_e)$ et sortie $u(t)$ d'un bloqueur d'ordre zéro

Pour un bloqueur d'ordre zéro la commande $u(t)$ est donnée par :

$$u(t) = u(0)(1(t) - 1(t - T_e)) + u(T_e)(1(t - T_e) - 1(t - 2T_e)) + u(2T_e)(1(t - 2T_e) - 1(t - 3T_e)) + \dots$$

Ou sous une forme compacte :

$$u(t) = \sum_{k=0}^{\infty} u(kT_e)(1(t - kT_e) - 1(t - (k + 1)T_e)) \tag{I.36}$$

Selon la transformée de LAPLACE on a :

$$L\{1(t - kT_e)\} = \frac{e^{-kT_e s}}{s} \tag{I.37}$$

La transformée de LAPLACE de la relation 40 sera donc :

$$\begin{aligned} L\{u(t)\} = U(s) &= \frac{1 - e^{-sT_e}}{s} \sum_{k=0}^{\infty} u(kT_e) e^{-kT_e s} \\ &= \frac{1 - e^{-sT_e}}{s} U^*(s) \end{aligned} \tag{I.42}$$

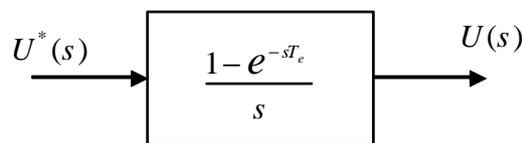


Fig. I.13. Fonction de transfert d'un bloqueur d'ordre zéro

Où $U^*(s)$ est la transformée de LAPLACE discrète de la séquence $\{u(kT_e)\}$. On voit clairement que le bloqueur d'ordre zéro est caractérisé par la fonction de transfert:

$$G_{h0}(s) = \frac{1 - e^{-sT_e}}{s} \quad (\text{I.38})$$

La fonction de transfert globale sera alors :

$$G'(s) = G_{h0}(s)G(s) \quad (\text{I.39})$$

À laquelle va correspondre une fonction de transfert échantillonnée.

Notons que les bloqueurs d'ordre supérieur donnent à leurs sorties des signaux plus précis, mais leur inconvénient est la difficulté de réalisation et l'instabilité qu'ils peuvent introduire au niveau du système en boucle fermée. [8]

9. CONCLUSION :

Dans ce chapitre nous avons présenté les notions générales sur les systèmes asservis, en particulier les systèmes linéaires du premier et du deuxième ordre dont le modèle du moteur à courant continu fait partie, en deuxième lieu nous avons entamé les systèmes discrets pour projeter les mêmes notions déjà données pour les systèmes analogiques.

CHAPITRE II

METHODES D'IDENTIFICATION DES SYSTEMES

1. INTRODUCTION :

Ce chapitre présente les différentes techniques d'identification paramétriques rencontrées dans la littérature afin de privilégier la méthode qui va être utilisée ultérieurement dans l'identification des paramètres des machines à courant continu

L'identification consiste à déterminer les paramètres d'un modèle mathématique, dont la structure est établie selon un critère donné, les paramètres des modèles sont obtenus par la minimisation de l'erreur de prédiction entre le signal de sortie mesuré et le signal estimé suivant un critère d'optimalité par exemple : (moindres carrés, erreur quadratique moyenne, maximum de vraisemblance). [9]

Un modèle doit être construit à partir de données observées. Un système réel est un objet constitué d'éléments de complexité variable,

2. PRINCIPE DE L'IDENTIFICATION DES MODELES DYNAMIQUES DE PROCEDE :

Par définition, identifier un système consiste à obtenir une description du comportement de ce système à partir de données expérimentales et de connaissances disponibles a priori, afin d'en construire un modèle mathématique à comportement dynamique identique. [11]

Afin d'obtenir le fonctionnement désiré, la régulation doit agir en continu sur le procédé. Pour cela il faut observer la grandeur à maîtriser (observation), comparer cette grandeur à celle désirée et déterminer l'action à entreprendre (réflexion) puis agir sur une ou plusieurs grandeurs incidentes du procédé (action). On obtient alors une chaîne de régulation (fig II.1). [5]

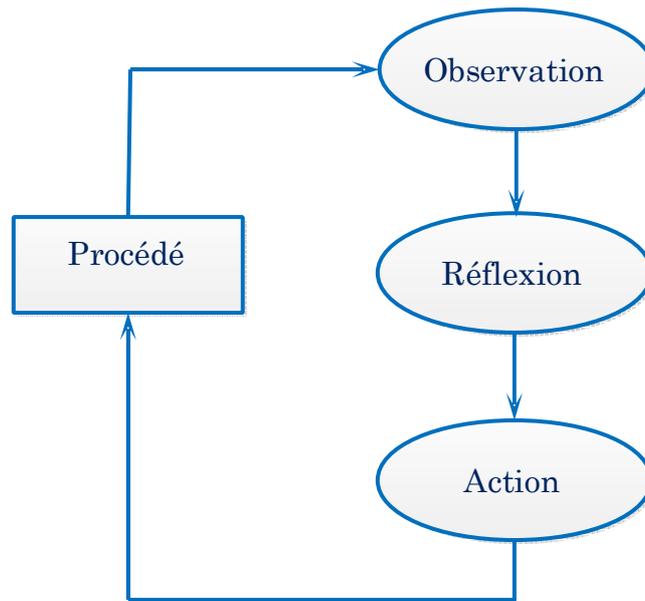


Fig. II.1. Chaîne de régulation

Un modèle a pour but :

- d'accroître la connaissance d'un système physique sous l'aspect interne. Ce modèle sera alors dit de connaissance,
- de représenter le comportement global d'un système physique. Le modèle sera dit de représentation.

Le premier modèle est nécessaire à la construction et au dimensionnement (i.e. détermination des dimensions) d'un système industriel (exemple. Fabrication d'un véhicule, d'une chaudière, d'une unité de production...). Dans ce modèle les coefficients caractérisant la structure de l'objet sont explicités.

La nécessité du modèle de représentation apparaît dès que l'on désire :

- ✓ commander un système dynamique (réaliser une commande optimale ou seulement régler un régulateur à trois actions). On a recours alors à un modèle dit de conduite,
- ✓ surveiller le comportement d'un système afin de déceler les anomalies par rapport à un modèle de référence. [11]

Dans la pratique, l'objectif général de l'identification est la détermination de modèles de conduite afin de simuler, d'analyser ou de commander un système. Pour cela, certains auteurs considèrent que la détermination des modèles de connaissance est une tâche qui intéresse plus les physiciens (ou les biologistes, etc.) que les automaticiens. [12]

Ainsi, nous sommes amenés à mettre en œuvre une méthodologie d'identification directe de ces modèles dynamiques (de commande) qui sont sous deux types :

Identification non paramétrique :

Les méthodes non paramétriques se comportent de façon neutre vis-à-vis des données, se refusant à inclure trop d'à priori sur la véritable nature du signal. Elles consistent à déterminer ce qui aurait été fait dans le cas idéal d'un signal déterministe connu et à bâtir des estimateurs point par point de l'autocorrélation et du spectre.

Identification paramétrique :

Les méthodes paramétriques consistent à ajuster un modèle aux données observées.

Les paramètres des modèles, en nombre faible, caractériseront le signal ; on pourra ainsi injecter des connaissances à priori sur le processus dynamique qui a engendré le signal. [13]

La procédure standard pour réaliser cet ajustement est l'identification paramétrique

Dans notre étude, nous nous intéresserons à l'identification des modèles dynamiques paramétriques échantillonnés qui sont les plus appropriés pour la conception et l'ajustement des systèmes numériques de commande et régulation

Il existe deux principales classes de méthodes paramétriques :

- **Les méthodes paramétriques graphiques ou déterministes**

L'objectif est d'obtenir des modèles paramétriques à partir de modèles non paramétriques, type « réponse en échelon » ou « réponse en fréquence ».

- **Les méthodes paramétriques statistiques (études stochastiques)**

Il s'agit de mettre en place des algorithmes d'estimation automatique des paramètres des modèles échantillonnés des procédés en utilisant un ordinateur numérique. Le traitement des données entrées / sorties peut se faire à l'aide d'algorithmes non récursifs (Traitement en bloc des fichiers de données obtenues sur un horizon de temps) ou récursifs (Traitement pas à pas des données), opérant avec des signaux d'excitation extrêmement faibles. Le second type d'algorithme, présente l'avantage d'être « temps réel » et nécessite moins de ressources mémoire en terme de calculs. [14]

La figure 2 illustre le principe de l'estimation des paramètres des modèles échantillonnés

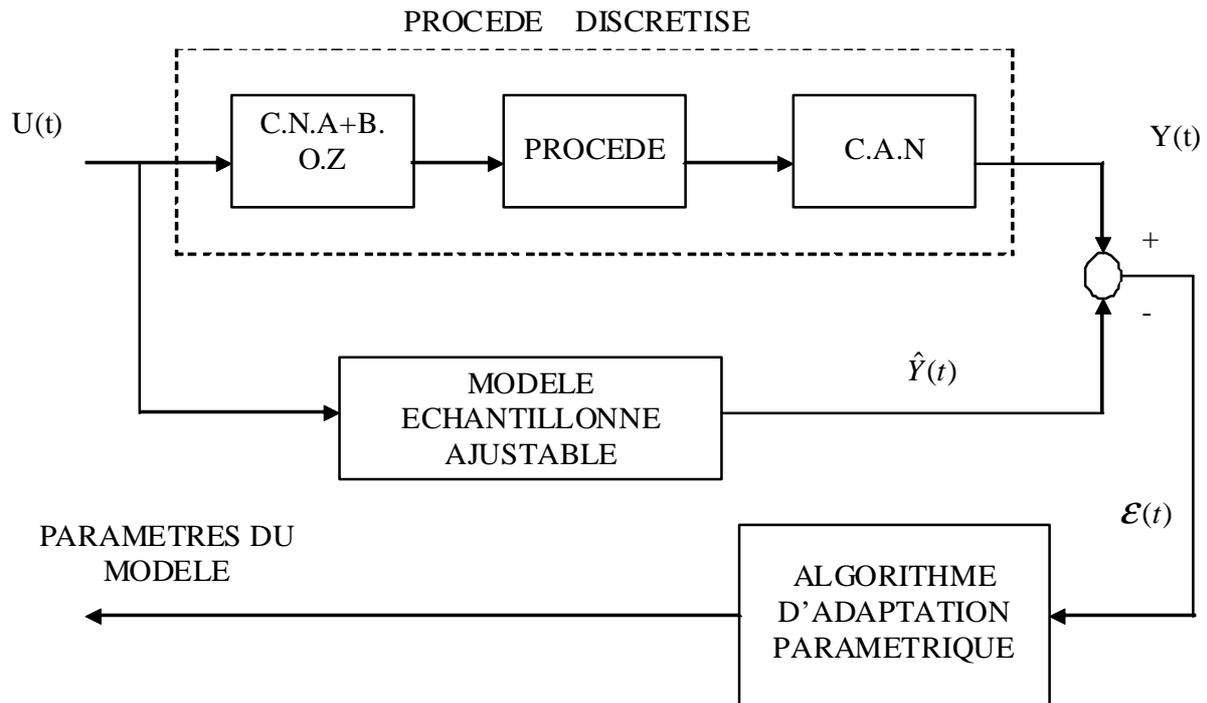


Fig. II.2. Principe de l'estimation des paramètres d'un modèle

L'identification d'un objet va comporter les étapes suivantes :

- exploitation de connaissances à priori, l'établissement de modèles analytiques,
- définition des conditions d'expériences,
- choix d'une structure de modèle, et de signaux d'analyse (étape de caractérisation),
- expérimentation et enregistrement de données,
- application d'algorithmes d'identification,
- vérification du modèle obtenu, et retour éventuel à la première étape. [11]

Les étapes de l'identification sont représentées dans la figure Fig. II.3.

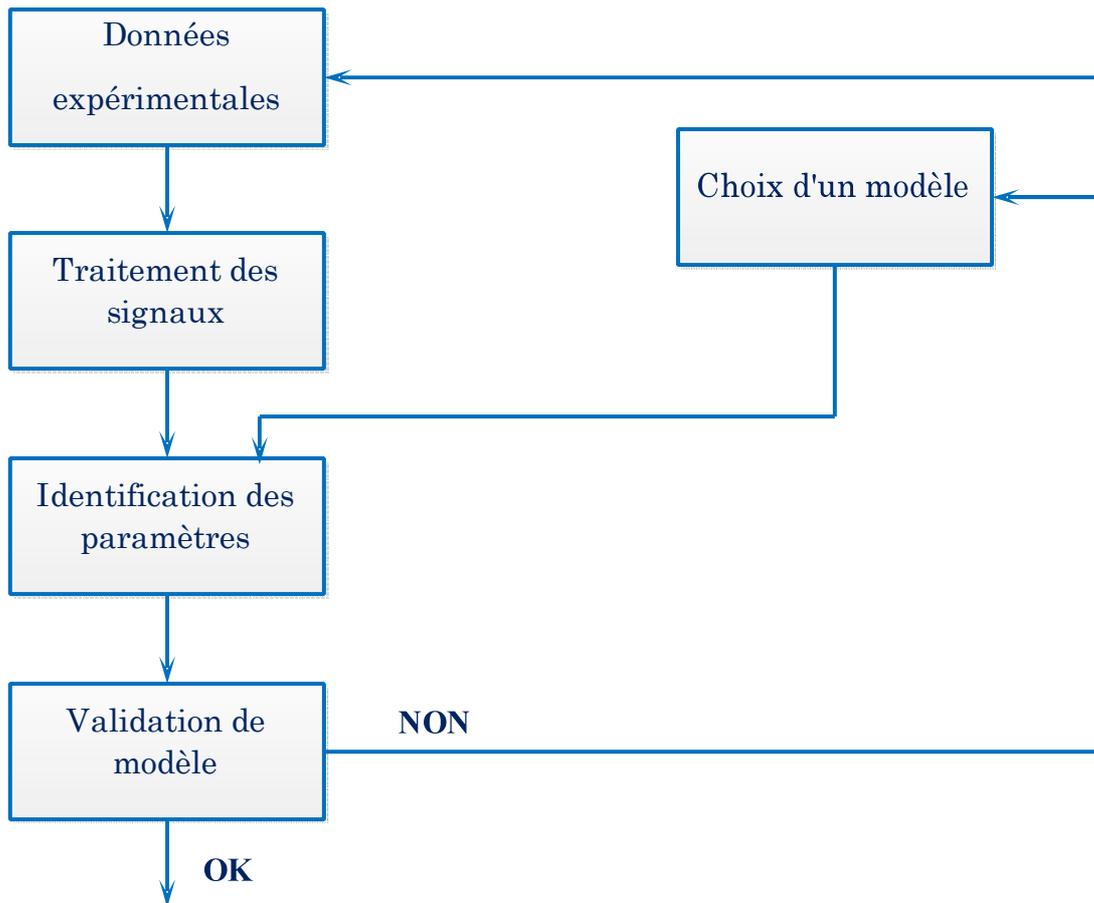


Fig. II.3. Etapes de l'identification des systèmes

3. ALGORITHMES D'IDENTIFICATION RECURSIFS

3.1. Algorithme du gradient :

L'algorithme d'adaptation paramétrique du gradient a comme objectif de minimiser un critère quadratique en terme de l'erreur de prédiction.

Considérons le modèle discrétisé d'un procédé décrit par :

$$y(t+1) = -a_1 y(t) + b_1 u(t) = \theta^T \phi(t) \quad (\text{II.1})$$

où les paramètres a_1 et b_1 sont inconnus et où

$$\theta^T = [a_1, b_1] \quad (\text{II.2})$$

est le vecteur des paramètres et

$$\phi^T(t) = [-y(t), u(t)] \quad (\text{II.3})$$

est le vecteur des mesures ou des observations.

L'objectif est d'identifier (ou plus exactement d'estimer) les valeurs des paramètres a_1 et b_1 .

Le modèle qui sera identifié aura la même structure que le modèle discrétisé du procédé. Pour

identifier a_1 et b_1 , il faudra construire un modèle ajustable de la forme de l'équation (II.1) où a_1 et b_1 seront remplacés par leurs estimations $\hat{a}_1(t)$ et $\hat{b}_1(t)$ qui seront ajustables et pilotés par un algorithme d'adaptation paramétrique. L'effet de cet algorithme devra se concrétiser par une réduction de l'écart entre la sortie réelle et la sortie prédite par ce modèle ajustable.

Le modèle ajustable de prédiction sera donc décrit par :

$$\begin{aligned}\hat{y}^0(t+1) &= \hat{y}(t+1/\hat{\theta}(t)) = -\hat{a}_1(t)y(t) + \hat{b}_1(t)u(t) \\ &= \hat{\theta}^T(t)\phi(t)\end{aligned}\quad (\text{II.4})$$

où $\hat{y}^0(t+1)$ représente la prédiction a priori dépendant de $\hat{a}_1(t)$ et $\hat{b}_1(t)$ qui sont respectivement des estimations de a_1 et b_1 à l'instant t et où

$$\hat{\theta}^T(t) = [\hat{a}_1(t), \hat{b}_1(t)] \quad (\text{II.5})$$

est le vecteur des paramètres estimés.

La sortie du système a posteriori du prédicteur sera donnée par :

$$\begin{aligned}\hat{y}(t+1) &= \hat{y}(t+1/\hat{\theta}(t+1)) = -\hat{a}_1(t+1)y(t) + \hat{b}_1(t+1)u(t) \\ &= \hat{\theta}^T(t+1)\phi(t)\end{aligned}\quad (\text{II.6})$$

On définit une erreur de prédiction a priori

$$\varepsilon^0(t+1) = y(t+1) - \hat{y}^0(t+1) \quad (\text{II.7})$$

et une erreur de prédiction a posteriori

$$\varepsilon(t+1) = y(t+1) - \hat{y}(t+1) \quad (\text{II.8})$$

On cherche un algorithme d'adaptation paramétrique récursif et avec mémoire. La structure d'un tel algorithme est :

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + \Delta\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + f(\hat{\theta}(t), \phi(t), \varepsilon^0(t+1)) \quad (\text{II.9})$$

Le terme de correction $f(\cdot)$ doit dépendre uniquement des informations disponibles à l'instant $t+1$ (dernière mesure $y(t+1)$, paramètres de $\hat{\theta}(t)$ et éventuellement un nombre fini d'informations aux temps $t, t-1, t-2, \dots, t-n$). le terme de correction doit nous permettre de minimiser à chaque pas le critère

$$\min_{\hat{\theta}(t)} J(t+1) = [\varepsilon^0(t+1)]^2 \quad (\text{II.10})$$

La solution s'obtient par la technique du gradient.

En effet, si on représente les courbes iso-critère ($J=\text{const}$) dans le plan des paramètres a_1 et b_1 on obtient des courbes fermés concentriques autour de la valeur minimale du critère qui se réduit au point a_1 et b_1 correspondant aux paramètres du modèle du procédé. Les courbes

iso-critère s'éloignent de plus en plus du minimum au fur et à mesure que la valeur de $J=Const$ augmente. Ce ci est illustré dans la figure 3.

Pour minimiser la valeur du critère, on se déplace dans la direction inverse du gradient de la courbe iso-critère correspondante. Ceci va nous conduire sur une courbe correspondant à $J=const$, de valeur plus petite, tel que c'est indiqué dans la figure 3.

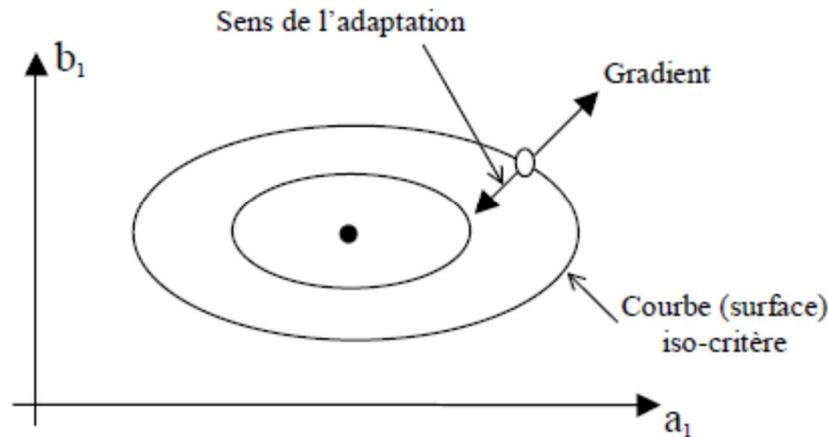


Fig. II.3. Principe de la méthode du gradient

L'algorithme d'adaptation paramétrique correspondant aura la forme :

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) - F \frac{\partial J(t+1)}{\partial \hat{\theta}(t)} \quad (\text{II.11})$$

où $F = \alpha I$ ($\alpha > 0$) est le gain d'adaptation matriciel (I -matrice diagonale unitaire) et de dimension $N \times N$ $\frac{\partial J(t+1)}{\partial \hat{\theta}(t)}$ est le gradient du critère de l'équation 10 par rapport à $\hat{\theta}(t)$.

De l'équation 10, on obtient :

$$\frac{1}{2} \frac{\partial J(t+1)}{\partial \hat{\theta}(t)} = \frac{\partial \varepsilon^0(t+1)}{\partial \hat{\theta}(t)} \varepsilon^0(t+1) \quad (\text{II.12})$$

Mais

$$\varepsilon^0(t+1) = y(t+1) - \hat{y}^0(t+1) = y(t+1) - \hat{\theta}^T(t)\phi(t) \quad (\text{II.13})$$

Et

$$\frac{\partial \varepsilon^0(t+1)}{\partial \hat{\theta}(t)} = -\phi(t) \quad (\text{II.14})$$

Introduisant l'équation 14 dans l'équation 12, l'algorithme d'adaptation paramétrique de l'équation 11 devient :

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F\phi(t)\varepsilon^0(t+1) \quad (\text{II.15})$$

où F est le gain matriciel d'adaptation. Deux choix sont possibles :

- $F = \alpha I$; $\alpha > 0$
- $F > 0$ (matrice définie positive)

Si le gain d'adaptation (respectivement α) est grand, il y a des risques d'instabilité dans l'algorithme d'adaptation paramétrique donné par l'équation 15. On remédie à ce problème d'instabilité en utilisant la même approche du gradient mais en considérant un autre critère :

$$\min_{\hat{\theta}(t+1)} J(t+1) = [\varepsilon(t+1)]^2 \quad (\text{II.16})$$

On obtient alors

$$\frac{1}{2} \frac{\partial J(t+1)}{\partial \hat{\theta}(t+1)} = \frac{\partial \varepsilon(t+1)}{\partial \hat{\theta}(t+1)} \varepsilon(t+1) \quad (\text{II.17})$$

des équations 6 et 8 on obtient

$$\varepsilon(t+1) = y(t+1) - \hat{y}(t+1) = y(t+1) - \hat{\theta}^T(t+1)\phi(t) \quad (\text{II.18})$$

et respectivement

$$\frac{\partial \varepsilon(t+1)}{\partial \hat{\theta}(t+1)} = -\phi(t) \quad (\text{II.19})$$

Introduisant l'équation 19 dans l'équation 17, l'algorithme d'adaptation paramétrique de l'équation 11 devient

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F\phi(t)\varepsilon(t+1) \quad (\text{II.20})$$

Cet algorithme dépend de $\varepsilon(t+1)$ qui est une fonction de $\hat{\theta}(t+1)$. Pour pouvoir mettre en œuvre cet algorithme, il faut exprimer $\varepsilon(t+1)$ en fonction de $\varepsilon^0(t+1)$:

$$\varepsilon(t+1) = f(\hat{\theta}(t), \phi(t), \varepsilon^0(t+1))$$

L'équation 18 peut se réécrire :

$$\varepsilon(t+1) = y(t+1) - \hat{\theta}^T(t)\phi(t) - [\hat{\theta}(t+1) - \hat{\theta}(t)]^T \phi(t) \quad (\text{II.21})$$

Les deux premiers termes du membre droit correspondent à $\varepsilon^0(t+1)$ et de l'équation 20, on a

$$\hat{\theta}(t+1) - \hat{\theta}(t) = F\phi(t)\varepsilon(t+1) \quad (\text{II.22})$$

Ce qui permet d'écrire l'équation 21 sous la forme :

$$\varepsilon(t+1) = \varepsilon^0(t+1) - \phi^T(t)F\phi(t)\varepsilon(t+1) \quad (\text{II.23})$$

d'où on obtient la relation souhaitée entre $\varepsilon(t+1)$ et $\varepsilon^0(t+1)$

$$\varepsilon(t+1) = \frac{\varepsilon^0(t+1)}{1 + \phi^T(t)F\phi(t)} \quad (\text{II.24})$$

et l'algorithme de l'équation 20 devient

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + \frac{F\phi(t)\varepsilon^0(t+1)}{1 + \phi^T(t)F\phi(t)} \quad (\text{II.25})$$

qui est un algorithme stable quel que soit le gain F (positif). La division par $1 + \phi^T(t)F\phi(t)$ introduit une normalisation qui réduit la sensibilité de l'algorithme par rapport à F et $\phi(t)$.

3.2 Algorithme des MCR (Moindres Carrés Récursifs) :

En utilisant l'algorithme du gradient, on minimise à chaque pas $\varepsilon^2(t+1)$ ou plus exactement on se déplace dans la direction de décroissance la plus rapide du critère ; avec un pas dépendant de f. la minimisation de $\varepsilon^2(t+1)$ à chaque pas n'entraîne pas nécessairement la minimisation de :

$$\sum_{i=0}^t \varepsilon^2(i+1)$$

sur un horizon, comme c'est illustré dans la figure (II.4). en effet, dans le voisinage de l'optimum, si le gain n'est pas assez faible, on peut avoir des oscillations autour du minimum. D'autre part, pour avoir une bonne vitesse de convergence au début quand on est loin de l'optimum, il serait souhaitable d'avoir un grand gain d'adaptation. L'algorithme des moindres carrés récursifs offre en fait un tel profil de variation du gain d'adaptation.

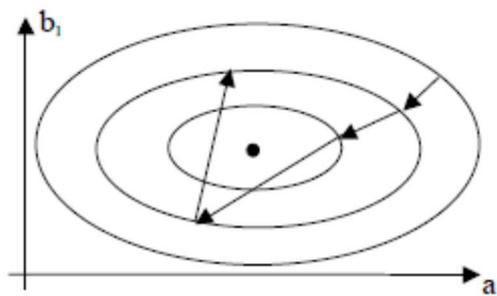


Fig. II.4. Evolution d'un algorithme d'adaptation de type gradient

On considère les mêmes équations pour le procédé, le modèle de prédiction et les erreurs de prédiction utilisées dans l'algorithme du gradient, à savoir les équations 1 à 8.

L'objectif est de trouver un algorithme récursif de la forme de l'équation 9 qui minimise le critère des « moindres carrés » :

$$\min_{\hat{\theta}(t)} J(t) = \sum_{i=1}^t [y(i) - \hat{\theta}^T(t)\phi(i-1)]^2 \quad (\text{II.26})$$

Le terme $\hat{\theta}^T(t)\phi(i-1)$ correspond à :

$$\begin{aligned} \hat{\theta}^T(t)\phi(i-1) &= -\hat{a}_1(t)y(i-1) + \hat{b}_1(t)u(i-1) \\ &= \hat{y}(i / \hat{\theta}(t)) \end{aligned} \quad (\text{II.27})$$

C'est donc la prédiction de la sortie à l'instant i ($i \leq t$) basée sur l'estimation des paramètres à l'instant t obtenue à l'aide de t mesures.

Dans un premier temps, il s'agit d'estimer un paramètre θ à l'instant t pour qu'il minimise la somme des carrés des écarts entre le procédé et le modèle de prédiction sur un horizon de t mesures. la valeur de $\hat{\theta}(t)$ qui minimise le critère 26 s'obtient en cherchant la valeur qui annule $\frac{\partial J(t)}{\partial \hat{\theta}(t)}$:

$$\frac{\partial J(t)}{\partial \hat{\theta}(t)} = -2 \sum_{i=1}^t [y(i) - \hat{\theta}^T(t)\phi(i-1)]\phi(i-1) = 0 \quad (\text{II.28})$$

de l'équation 28, on obtient :

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(t) &= \left[\sum_{i=1}^t \phi(i-1)\phi(i-1)^T \right]^{-1} \sum_{i=1}^t y(i)\phi(i-1) \\ &= F(t) \sum_{i=1}^t y(i)\phi(i-1) \end{aligned} \quad (\text{II.29})$$

Où

$$F(t)^{-1} = \sum_{i=1}^t \phi(i-1)\phi(i-1)^T \quad (\text{II.30})$$

Cet algorithme d'estimation n'est pas récursif. Pour obtenir un algorithme récursif, on considère l'estimation de $\hat{\theta}(t+1)$:

$$\hat{\theta}(t+1) = F(t+1) \sum_{i=1}^{t+1} y(i)\phi(i-1) \quad (\text{II.31})$$

$$F(t+1)^{-1} = \sum_{i=1}^{t+1} \phi(i-1)\phi(i-1)^T = F(t)^{-1} + \phi(t)\phi(t)^T \quad (\text{II.32})$$

Qu'on essaye d'exprimer en fonction de $\hat{\theta}(t)$:

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + \Delta\hat{\theta}(t+1) \quad (\text{II.33})$$

De l'équation 31, on a :

$$\sum_{i=1}^{t+1} y(i)\phi(i-1) = \sum_{i=1}^t y(i)\phi(i-1) + y(t+1)\phi(t) + \phi(t)\phi(t)^T \hat{\theta}(t) - \phi(t)\phi(t)^T \hat{\theta}(t) \quad (\text{II.34})$$

En tenant compte des équations 31 et 29, l'équation 34 peut se réécrire :

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^{t+1} y(i)\phi(i-1) &= F(t+1)^{-1} \hat{\theta}(t+1) \\ &= F(t)^{-1} \hat{\theta}(t) + \phi(t)\phi(t)^T \hat{\theta}(t) + \phi(t)[y(t+1) - \hat{\theta}(t)^T \phi(t)] \end{aligned} \quad (\text{II.35})$$

Mais tenant compte des équations 32, 4 et 7 on obtient :

$$F(t+1)^{-1} \hat{\theta}(t+1) = F(t+1)^{-1} \hat{\theta}(t) + \phi(t)\varepsilon^0(t+1) \quad (\text{II.36})$$

En multipliant à gauche par F(t+1) il résulte :

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F(t+1)\phi(t)\varepsilon^0(t+1) \quad (\text{II.37})$$

L'algorithme d'adaptation de l'équation 37 a une forme récursive similaire à l'algorithme du gradient donné dans l'équation 15 avec la différence que la matrice de gain F(t+1) est maintenant variable dans le temps car elle dépend des mesures (elle corrige automatiquement la direction du gradient et la longueur du pas). Il reste à donner une formule récursive pour F(t+1) à partir de la formule récursive pour F(t+1)⁻¹ donnée dans l'équation 32. Ceci s'obtient en utilisant le lemme « d'inversion matricielle » (donnée ci-dessous sous une forme simplifiée) :

Lemme : soit F une matrice régulière de dimension (n×n) et ϕ un vecteur de dimension n, alors :

$$(F^{-1} + \phi\phi^T)^{-1} = F - \frac{F\phi\phi^T F}{1 + \phi^T F \phi} \quad (\text{II.38})$$

On obtient alors des équations 32 et 38 :

$$F(t+1) = F(t) - \frac{F(t)\phi(t)\phi(t)^T F(t)}{1 + \phi(t)^T F(t)\phi(t)} \quad (\text{II.39})$$

et en regroupant les différentes équations nous obtenons ainsi l'algorithme d'adaptation paramétrique (A. A .P.) des moindres carrés récurrents (M .C. R) :

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F(t+1)\phi(t)\varepsilon^0(t+1) \quad (\text{II.40})$$

$$F(t+1) = F(t) - \frac{F(t)\phi(t)\phi(t)^T F(t)}{1 + \phi(t)^T F(t)\phi(t)} \quad (\text{II.41})$$

$$\varepsilon^0(t+1) = y(t+1) - \hat{\theta}(t)^T \phi(t) \quad (\text{II.42})$$

Une forme équivalente de cet algorithme s'obtient en introduisant l'expression de F(t+1) donnée par l'équation 41 dans l'équation 40. On obtient alors :

$$\begin{aligned} [\hat{\theta}(t+1) - \hat{\theta}(t)] &= F(t+1)\phi(t)\varepsilon^0(t+1) \\ &= F(t)\phi(t) \frac{\varepsilon^0(t+1)}{1 + \phi(t)^T F(t)\phi(t)} \end{aligned} \quad (\text{II.43})$$

Mais d'après les équations 7 et 8 on a :

$$\begin{aligned} \varepsilon(t+1) &= y(t+1) - \hat{\theta}(t+1)^T \phi(t) \\ &= y(t+1) - \hat{\theta}(t)^T \phi(t) - [\hat{\theta}(t+1) - \hat{\theta}(t)]^T \phi(t) \\ &= \varepsilon^0(t+1) - \phi(t)^T F(t)\phi(t) \frac{\varepsilon^0(t+1)}{1 + \phi(t)^T F(t)\phi(t)} \\ &= \frac{\varepsilon^0(t+1)}{1 + \phi(t)^T F(t)\phi(t)} \end{aligned} \quad (\text{II.44})$$

qui exprime la relation entre l'erreur de prédiction « a posteriori » et l'erreur de prédiction « a priori ». en utilisant cette relation dans l'équation 43 on obtient une forme équivalente de l'algorithme d'adaptation paramétrique des moindres carrés récurrents :

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F(t)\phi(t)\varepsilon(t+1) \quad (\text{II.45})$$

$$F(t+1)^{-1} = F(t)^{-1} + \phi(t)\phi(t)^T \quad (\text{II.46})$$

$$F(t+1) = F(t) - \frac{F(t)\phi(t)\phi(t)^T F(t)}{1 + \phi(t)^T F(t)\phi(t)} \quad (\text{II.47})$$

$$\varepsilon(t+1) = \frac{y(t+1) - \hat{\theta}(t)^T \phi(t)}{1 + \phi(t)^T F(t) \phi(t)} \quad (\text{II.48})$$

L'algorithme des moindres carrés que nous avons présenté jusqu'ici pour $\hat{\theta}(t)$ et $\phi(t)$ de dimension 2 se généralise pour n'importe quelle dimension résultant de la description des systèmes discrets de la forme :

$$y(t) = \frac{q^{-d} B(q^{-1})}{A(q^{-1})} u(t) \quad (\text{II.49})$$

Où

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_n q^{-n} \quad (\text{II.50})$$

$$B(q^{-1}) = b_1 q^{-1} + \dots + b_m q^{-m} \quad (\text{II.51})$$

qui s'écrit encore sous la forme :

$$y(t+1) = -\sum_{i=1}^n a_i y(t+1-i) + \sum_{i=1}^m b_i u(t-d-i+1) = \theta^T \phi(t) \quad (\text{II.52})$$

Où

$$\theta^T = [a_1 \dots a_n, b_1 \dots b_m] \quad (\text{II.53})$$

$$\phi(t)^T = [-y(t) \dots -y(t-n+1), u(t-d) \dots u(t-d-m+1)] \quad (\text{II.54})$$

Le prédicateur ajustable « a priori » est donné dans le cas général par :

$$\begin{aligned} \hat{y}^0(t+1) &= -\sum_{i=1}^n \hat{a}_i(t) y(t+1-i) + \sum_{i=1}^m \hat{b}_i(t) u(t-d-i+1) \\ &= \hat{\theta}(t)^T \phi(t) \end{aligned} \quad (\text{II.55})$$

$$\hat{\theta}(t)^T = [\hat{a}_1(t) \dots \hat{a}_n(t), \hat{b}_1(t) \dots \hat{b}_m(t)] \quad (\text{II.56})$$

Et pour l'estimation de $\hat{\theta}(t)$ on utilise l'algorithme donné dans les équations 45 à 48 avec la dimension appropriée pour $\hat{\theta}(t), \phi(t)$ et $F(t)$

Remarque :

L'algorithme des moindres carrés récursifs est un algorithme à gain d'adaptation décroissant. Ceci se voit très clairement si nous considérons l'estimation d'un seul paramètre. Dans ce cas $F(t)$ et $\phi(t)$ sont des scalaires et l'équation 47 devient :

$$F(t+1) = \frac{F(t)}{1 + \phi(t)^2 F(t)} \leq F(t)$$

L'algorithme des moindres carrés récursifs donne en fait de moins en moins de poids aux nouvelles erreurs de prédiction donc aux nouvelles mesures.

En conséquence ce type de variation du gain d'adaptation ne conviendra pas pour l'estimation des paramètres variables dans le temps.

4. CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons donné un aperçu général sur les méthodes d'identification paramétrique des systèmes. Nous avons concentré sur la méthode la plus adaptée à l'identification des systèmes tels que les moteurs à courant continu. Les deux algorithmes qui sont utilisés dans le cadre de notre travail seront les moindres carrés récursifs et l'algorithme de gradient.

CHAPITRE III

SIMULATION ET EVALUATION

1. INTRODUCTION :

Beaucoup d'algorithmes d'adaptation ont été développés pour concevoir une commande adaptative. Le *Least mean square (LMS)*, le *recursive least squares (RLS)* et leurs nombreuses variantes sont parmi les méthodes les plus largement étudiées. Ces algorithmes ont été grandement utilisés et appliqués à la résolution des problèmes tels que l'identification des systèmes

Pour atteindre le but assigné par la présente étude, qui est l'identification de la fonction de transfert d'un moteur à courant continu, il est indispensable de déterminer les paramètres définissant le moteur.

2. DETERMINATION DES PARAMETRES DEFINISSANT LE MOTEUR

Actuellement, la machine à courant continu voit son domaine d'application se restreindre en raison des avancées très significatives des machines à courant alternatif associées à leurs électroniques de commande. [15]

L'avantage principal, qui a fait le succès du moteur à courant continu, est la facilité de la commande de sa vitesse. [16]

Le moteur à courant continu, avec excitation séparée est le moteur de base des asservissements de position. Dans le cas de cette dernière, les circuits de l'inducteur et de l'induit sont indépendants du point de vue électrique. On parle aussi de machine à excitation séparée, à flux constant ou à excitation constante. [17]

Les moteurs à courant continu sont excités par deux champs indépendants. Pour cela, on distingue deux types de moteurs à courant continu :

- Les moteurs commandés par la tension d'induit à flux constant.
- Les moteurs commandés par le flux à courant d'induit constant.

Comme exemple, les moteurs à courant continu utilisés dans l'instrumentation utilisent un aimant permanent comme source d'un champ magnétique constant (excitation), et le signal de commande est alors appliqué à l'induit (commande par la tension d'induit).

Pour notre application, nous allons considérer le moteur à courant continu commandé par l'induit représenté dans la figure 1.

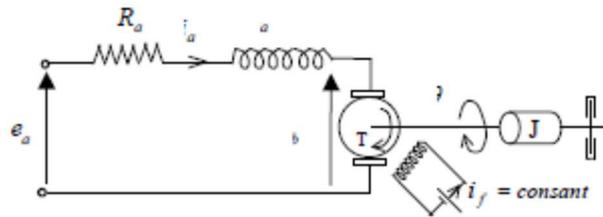


Fig. III.1. Représentation du moteur à courant continu

R_a : Résistance d'induit, ohms

L_a : Inductance d'induit, henrys ;

i_a : Courant d'induit, ampères ;

i_f : Courant du champ d'excitation, ampères ;

e_a : Tension de contrôle appliquée aux bornes de l'induit, volts ;

e_b : f.e.m induite, volts ;

θ : Déplacement angulaire de l'axe du moteur, radians ;

T : Couple délivré par le moteur, newton-mètre ;

J : Moment d'inertie équivalent entre le moteur et la charge relative à l'axe du moteur, Ib.ft.

f : Coefficient de frottement équivalent entre le moteur et la charge relative à l'axe du moteur, N.m/rad/sec.

Le couple T délivré par le moteur est proportionnel au produit du courant d'induit et au flux d'excitation Ψ .

$$\Psi = K_f i_f \quad (\text{III.1})$$

Où K_f est une constante. Le couple T peut donc être écrit sous la forme :

$$T = K_f i_f \cdot K_1 \cdot i_a \quad (\text{III.2})$$

Où K_1 est une constante.

Dans ce type de moteurs, le courant de champ i_f est maintenu constant, et pour un courant de champ constant, le flux devient constant, et par conséquent le couple devient proportionnel au courant d'induit :

$$T = K \cdot i_a \quad (\text{III.3})$$

Où K est dite constante du couple moteur. Quand le rotor tourne, une tension proportionnelle au produit du flux et la vitesse angulaire est induite au niveau de l'induit. Pour un flux constant, la tension induite e_b est donc proportionnelle à la vitesse angulaire $\frac{d\theta}{dt}$:

$$e_b = K_b \frac{d\theta}{dt} \quad (\text{III.4})$$

Où K_b est la constante de la f.e.m induite.

La vitesse de ce type de moteurs est contrôlée par la tension appliquée aux bornes de l'induite e_a .

L'équation différentielle du circuit d'induit est donnée par :

$$L_a \frac{di_a}{dt} + R_a i_a + e_b = e_a \quad (\text{III.5})$$

Le courant i_a produit un couple qui sera appliqué à une inertie et un frottement, donc :

$$J \frac{d^2\theta}{dt^2} + f \frac{d\theta}{dt} = T = K \cdot i_a \quad (\text{III.6})$$

Supposons que les conditions initiales sont nulles, et prenons la transformée de Laplace des équations 4, 5 et 6 :

$$K_b s \theta(s) = E_b(s) \quad (\text{III.7})$$

$$(L_a s + R_a) I_a(s) + E_b(s) = E_a(s) \quad (\text{III.8})$$

$$(J s^2 + f s) \theta(s) = T(s) = K I_a(s) \quad (\text{III.9})$$

Prenons $E_a(s)$ comme entrée et $\theta(s)$ comme sortie, on peut à partir des équations 7, 8 et 9 construire le diagramme de blocks correspondant à ce moteur comme le montre sur la figure II.2.

La f.e.m induite (e_b) est prise comme un signal de réaction qui est proportionnel à la vitesse du moteur.

La fonction de transfert du système est alors donnée par :

$$\frac{\theta(s)}{E_a(s)} = \frac{K}{s[L_a J s^2 + (L_a f + R_a J)s + R_a f + K K_b]} \quad (\text{III.10})$$

L'inductance L_a dans le circuit d'induit est généralement faible et peut être négligée. Si on la néglige, l'équation 10 devient :

$$\frac{\theta(s)}{E_a(s)} = \frac{K_m}{s(T_m s + 1)} \quad (\text{III.11})$$

Où : $K_m = \frac{K}{R_a f + K K_b}$ gain du moteur

$T_m = \frac{R_a J}{R_a f + K K_b}$ Constante de temps du moteur

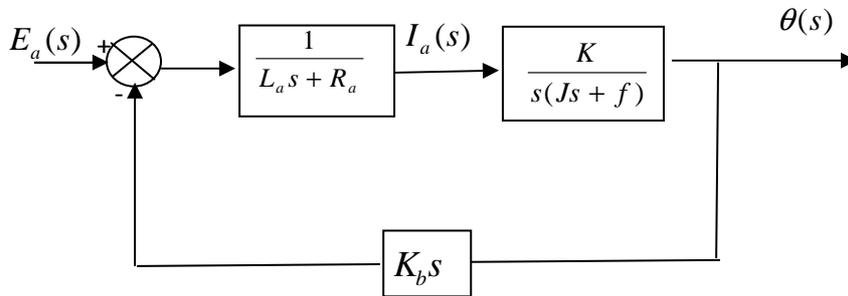


Fig. III.2. Schéma bloc du moteur à courant continu

Donc le système dont on veut identifier les paramètres est régi par le modèle suivant :

$$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{\alpha(s)}{U(s)} = \frac{K_m}{s(T_m s + 1)} \quad (\text{III.12})$$

Où :

$U(s)$: entrée du système

$Y(s) = \theta(s)$: sortie du système

$G(s)$: Fonction de transfert continue du moteur à courant continu

On a : $G(s) = \frac{K_m}{s(T_m s + 1)} \Rightarrow g(t) = L^{-1}\{G(s)\}$

Où L^{-1} est l'opérateur de la transformée inverse de Laplace, et $g(t)$ la réponse impulsionnelle du moteur. Alors, on obtient

$$g(t) = K_m - K_m \cdot e^{-\frac{t}{T_m}} \quad (\text{III.13})$$

La discrétisation de la relation 13 nous donne

$$g(KT) = K_m - K_m \cdot e^{-\frac{KT}{T_m}} \quad (\text{III.14})$$

Prenant la transformée en Z de la relation 14

$$G(z) = Z\{g(KT)\} = \sum_{k=0}^{\infty} g(kt) \cdot Z^{-k} \quad (\text{III.15})$$

On obtient alors la fonction de transfert discrète du moteur à courant continu suivante

$$G(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} = K_m \frac{z \left(1 - e^{-\frac{T}{T_m}}\right)}{(z-1) \left(z - e^{-\frac{T}{T_m}}\right)} \quad (\text{III.16})$$

De la relation 16, on obtient le modèle discrétisé suivant

$$y(t+2) = \left(1 + e^{-\frac{T}{T_m}}\right) y(t+1) - e^{-\frac{T}{T_m}} y(t) + K_m \left(1 - e^{-\frac{T}{T_m}}\right) u(t+1) \quad (\text{III.17})$$

Posons :

$$a_1 = -\left(1 + e^{-\frac{T}{T_m}}\right)$$

$$b_1 = e^{-\frac{T}{T_m}}$$

$$c_1 = K_m \left(1 + e^{-\frac{T}{T_m}}\right)$$

Alors, l'équation 17 devient

$$\begin{aligned} y(t+1) &= -a_1 y(t) - b_1 y(t-1) + c_1 u(t) \\ &= \theta^T \phi(t) \end{aligned} \quad (\text{III.18})$$

Où :

$$\theta^T = [a_1 \ b_1 \ c_1]$$

$$\phi^T(t) = [-y(t) \quad -y(t-1) \quad u(t)]$$

Le modèle de prédiction proposé prendra alors la forme suivante :

$$\begin{aligned}\hat{y}(t+1) &= -\hat{a}_1(t)y(t) - \hat{b}_1(t)y(t-1) + \hat{c}_1(t)u(t) & \text{(III.19)} \\ &= \hat{\theta}^T(t)\phi(t)\end{aligned}$$

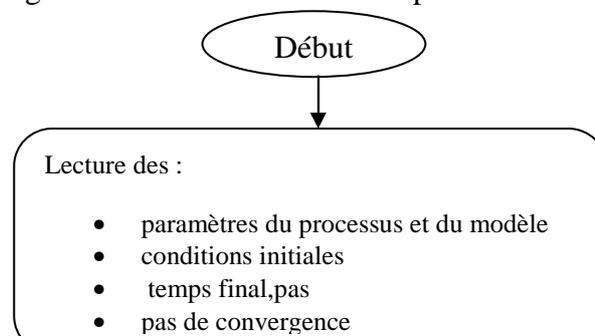
Où

$$\begin{aligned}\hat{\theta}^T(t) &= [\hat{a}_1(t)\hat{b}_1(t)\hat{c}_1(t)] \\ \phi^T(t) &= [-y(t) \quad -y(t-1) \quad u(t)]\end{aligned}$$

Supposons pour la simulation que les paramètres du moteur à identifier sont $a_1 = 0.5$, $b_1 = 0.45$, $c_1 = 0.8$

3. METHODE DU GRADIENT

L'organigramme de la figure 3 montre l'identification par la méthode du gradient.



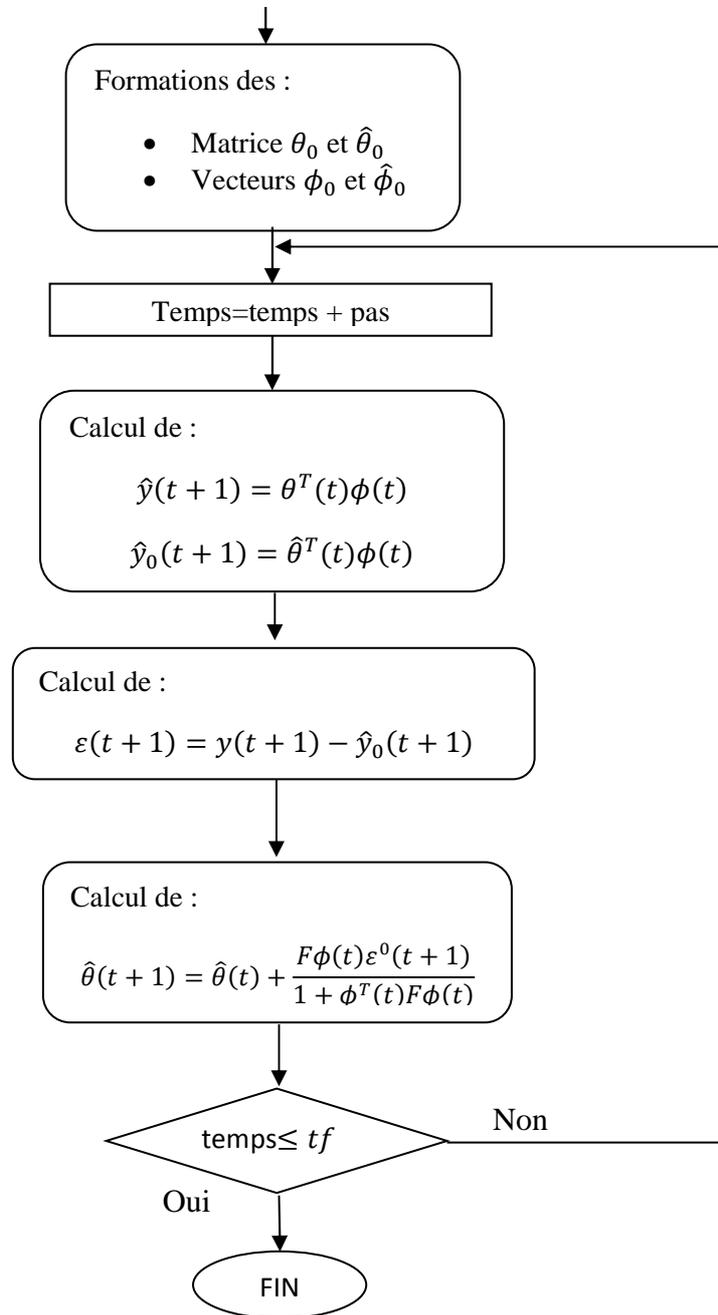


Fig. III.3. Organigramme de l'algorithme du gradient

Les résultats de l'identification sont montrés par les courbes suivantes avec un pas $F=0.01$ et une entrée :

$$u(t) = \sin(0.1*t) + \sin(0.2*t) + \sin(0.3*t) + \sin(0.4*t) + \sin(t) + \sin(2*t) + \sin(3*t) + \sin(4*t);$$

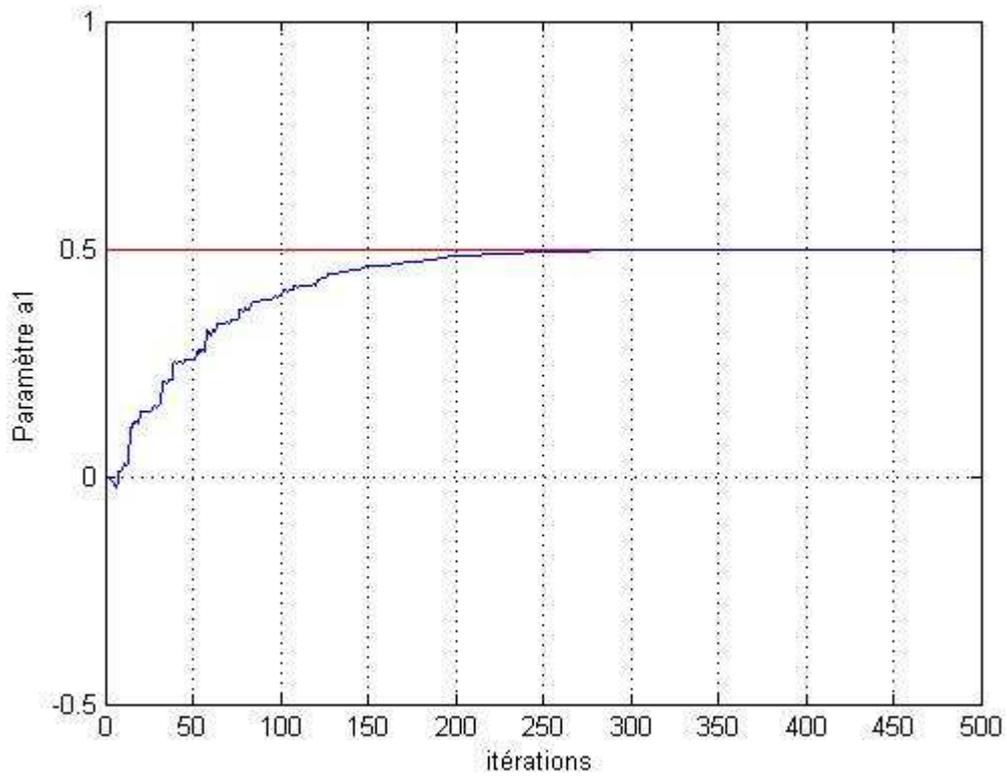


Fig III.4 Evolution de paramètre réel a_1 et la valeur estimée de a_1

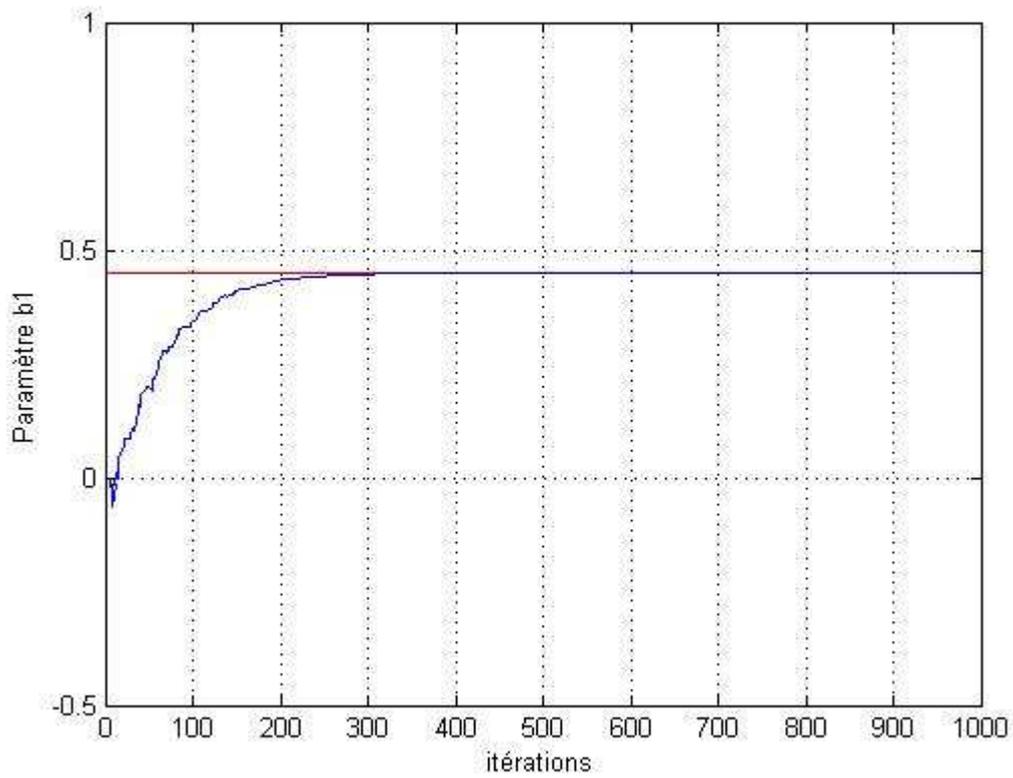


Fig III.5 Evolution de paramètre réel b_1 et la valeur estimée de b_1

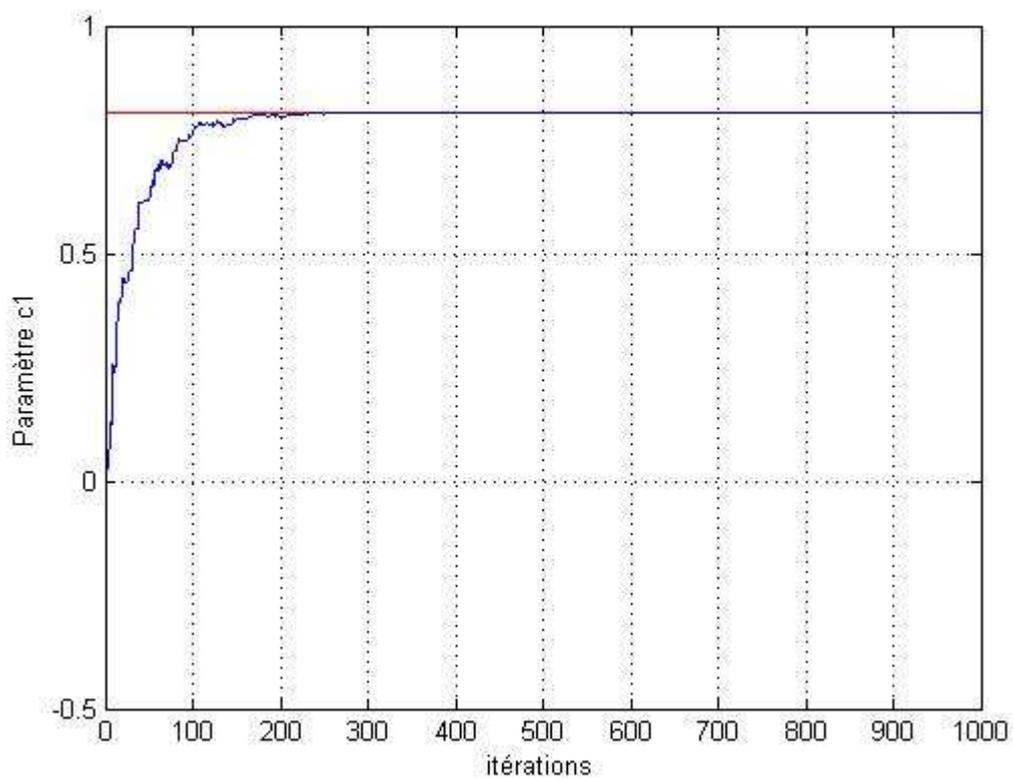


Fig III.6 Evolution de paramètre réel c_1 et la valeur estimée de c_1

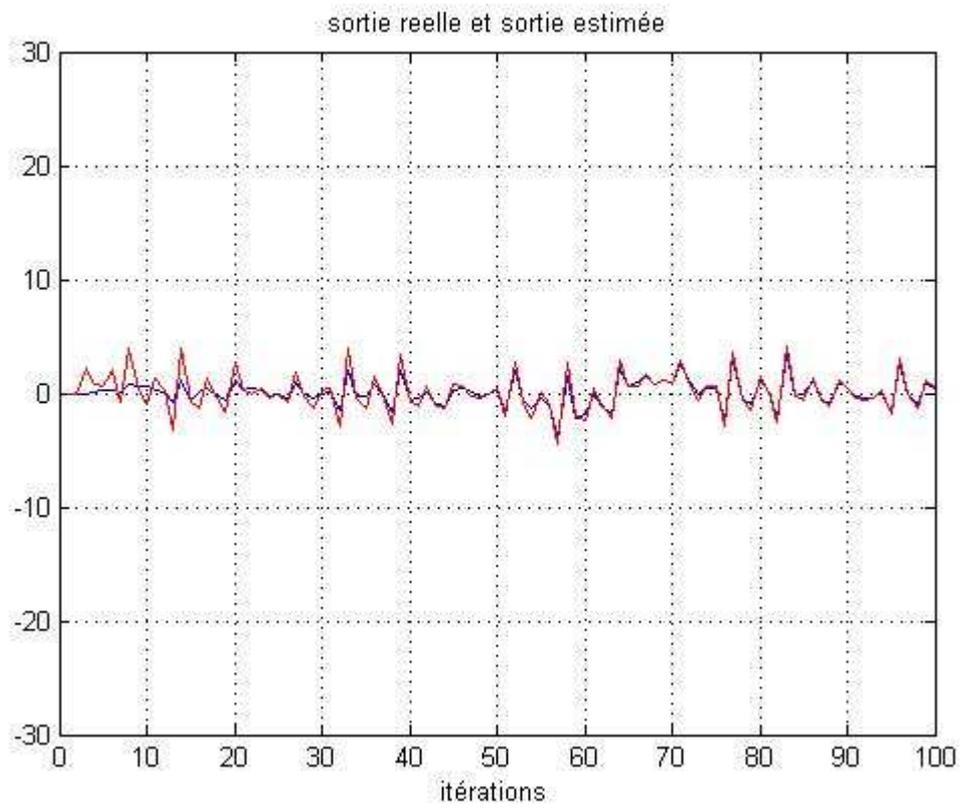


Fig III.7 Evolution de la sortie réelle et la sortie estimée

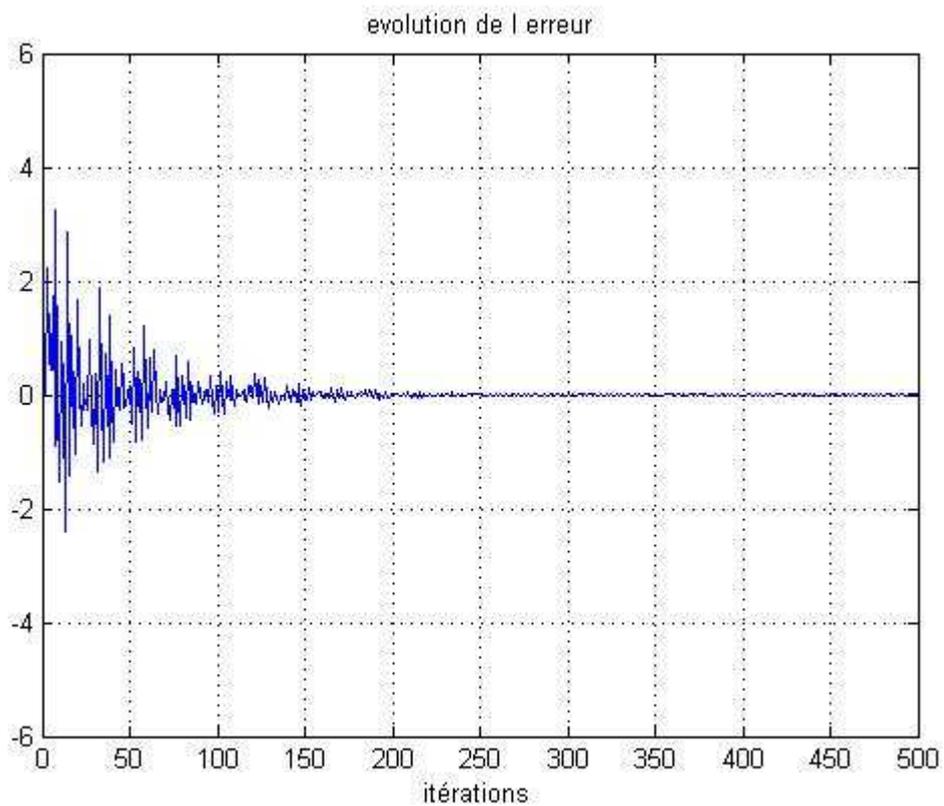


Fig III.8 Evolution de l'erreur

Avec une autre entrée tel que :

$$u(t) = \sin(0.1*t) + \sin(0.2*t) + \sin(0.3*t) + \sin(0.4*t) + 3*\sin(t)$$

nous obtenons les résultats représentés par les courbes suivantes

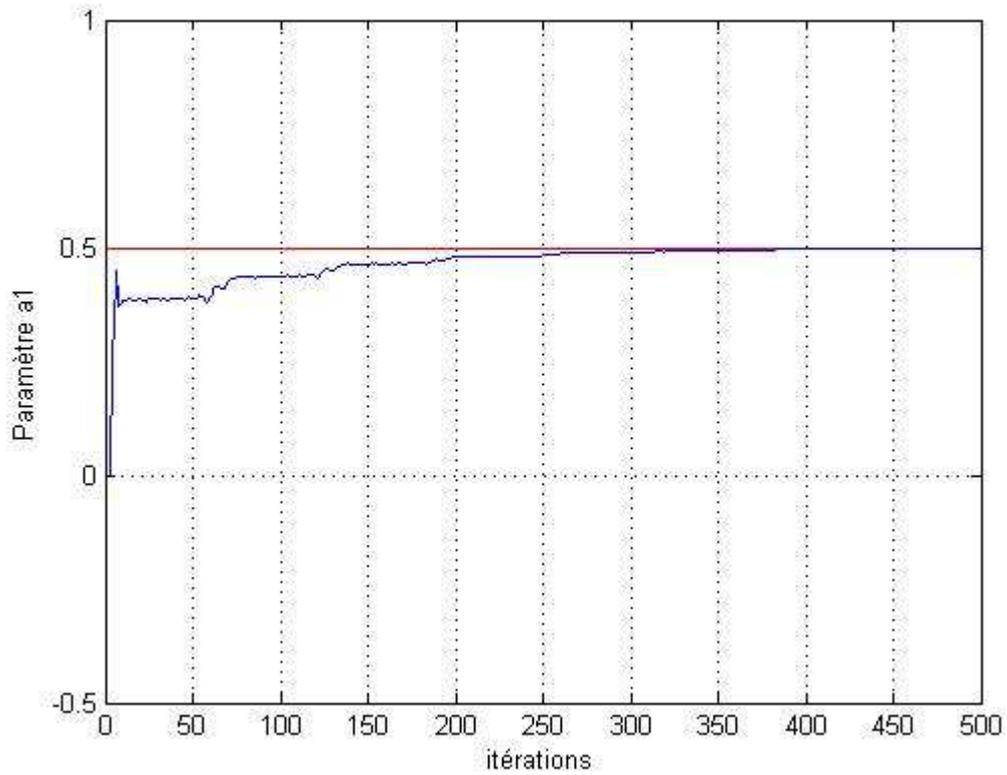


Fig III.9 Evolution de paramètre réel a_1 et la valeur estimée de a_1

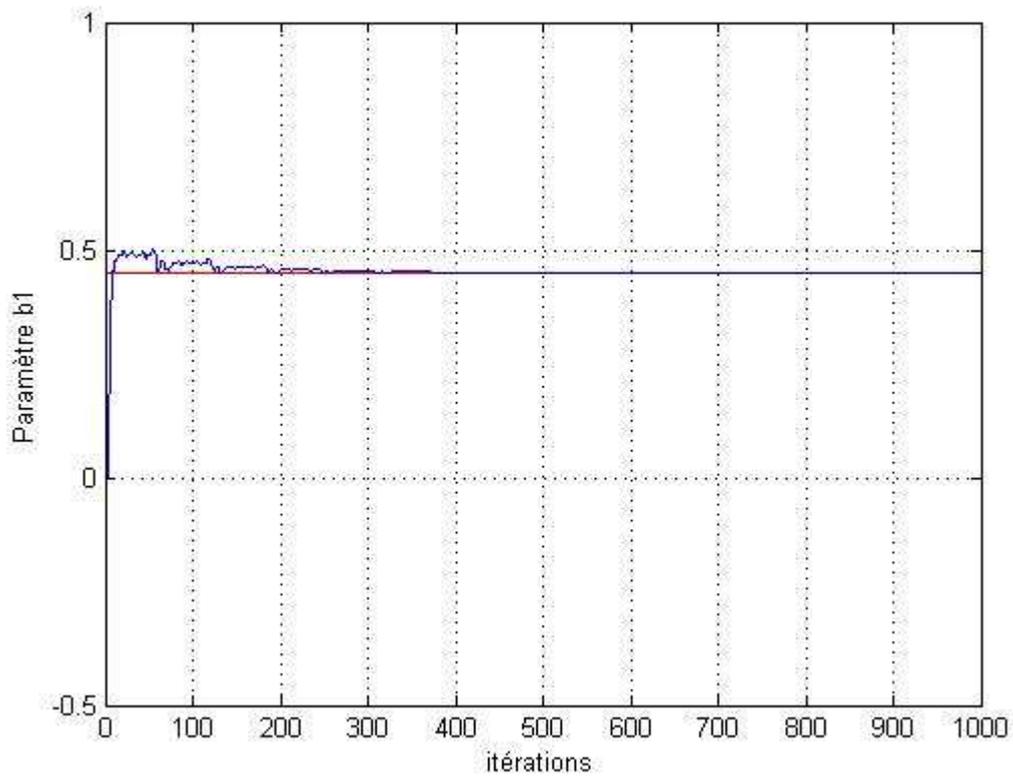


Fig III.10 Evolution de paramètre réel b_1 et la valeur estimée de b_1

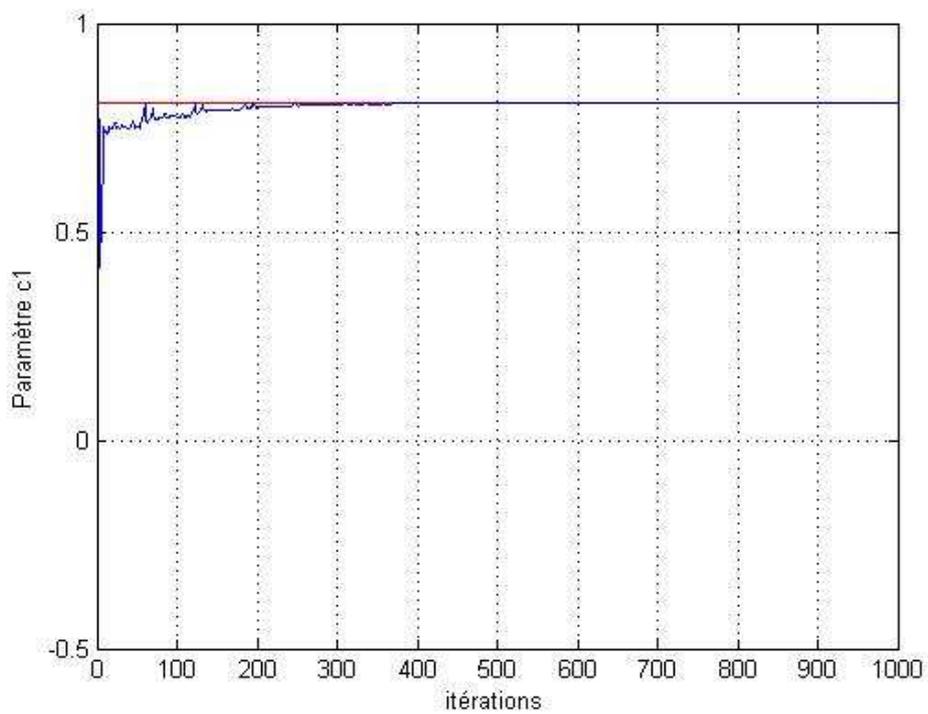


Fig III.11 Evolution de paramètre réel c_1 et la valeur estimée de c_1

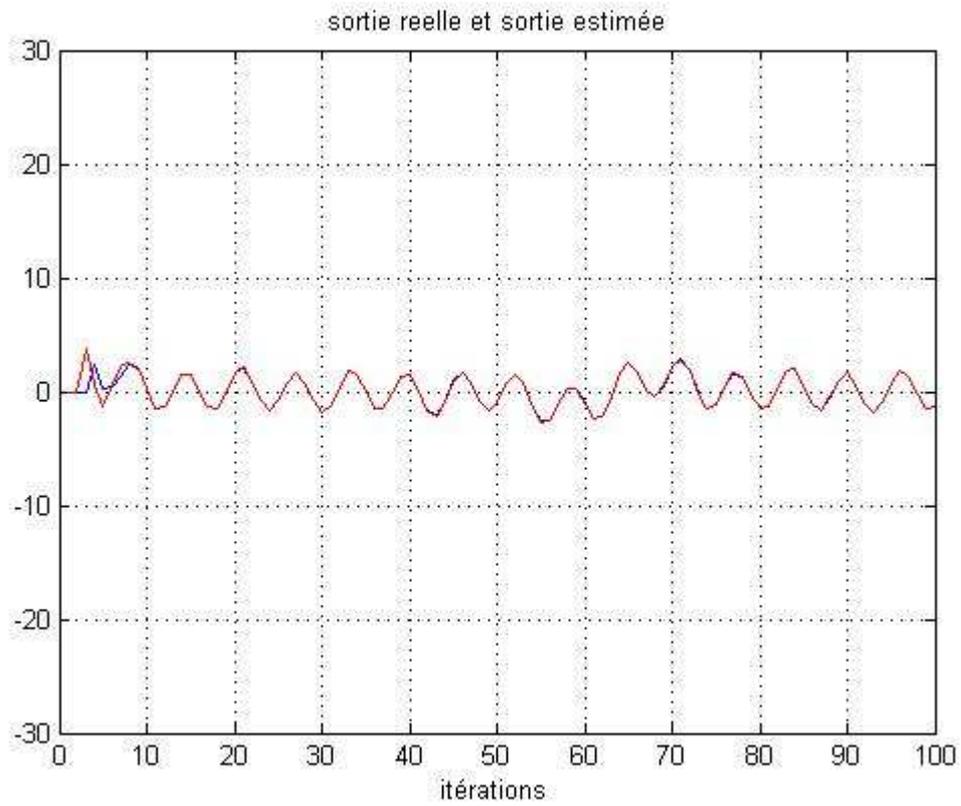


Fig III.12 Evolution de la sortie réelle et la sortie estimée

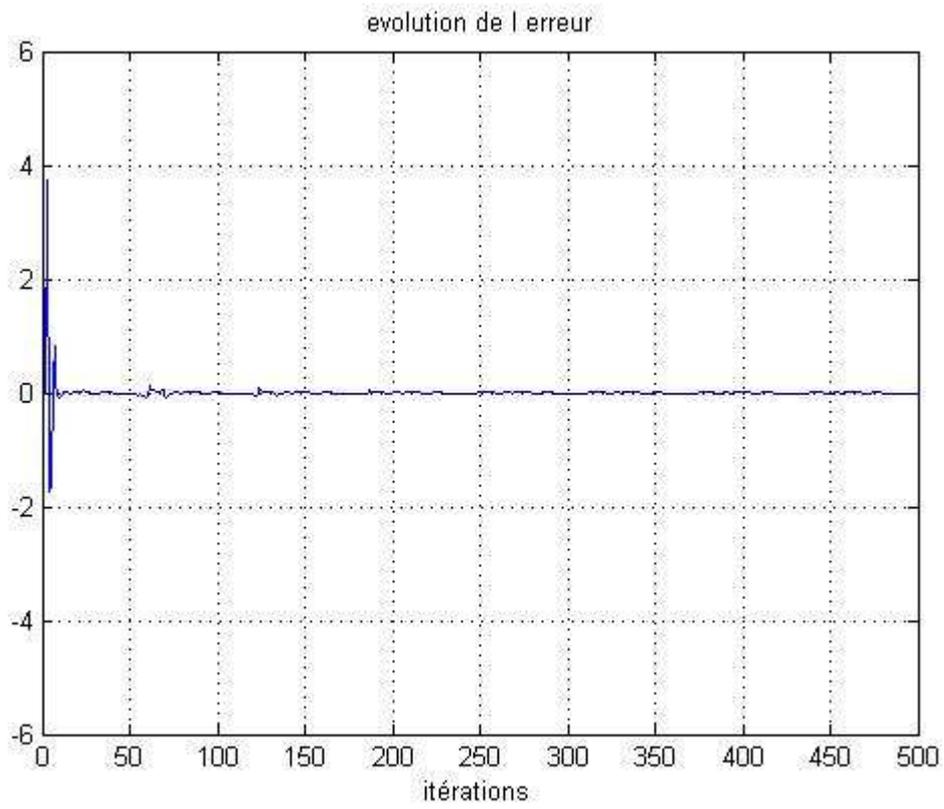


Fig III.13 Evolution de de l'erreur

4. METHODE DES MOINDRES CARREES

L'organigramme de la figure 4 montre l'identification par la méthode des moindres carrés.

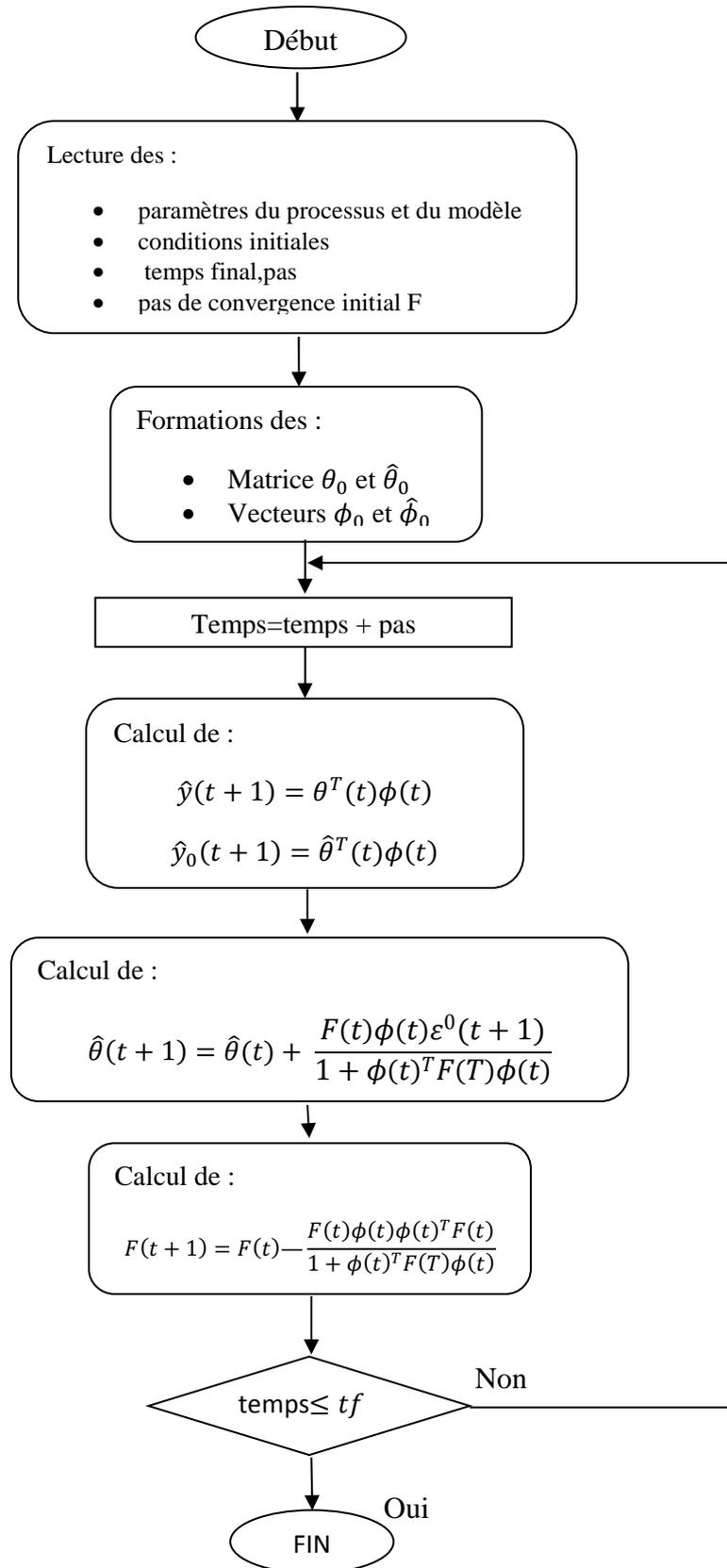


Fig. III.14. Organigramme de l'algorithme des moindres carrés récursif

Les résultats de l'identification sont montrés par les courbes suivantes, avec un pas initial $F=0.01$ et une entrée :

$$u(t)=\sin(0.1*t)+\sin(0.2*t)+\sin(0.3*t)+\sin(0.4*t)+\sin(t)+\sin(2*t)+\sin(3*t)+\sin(4*t);$$

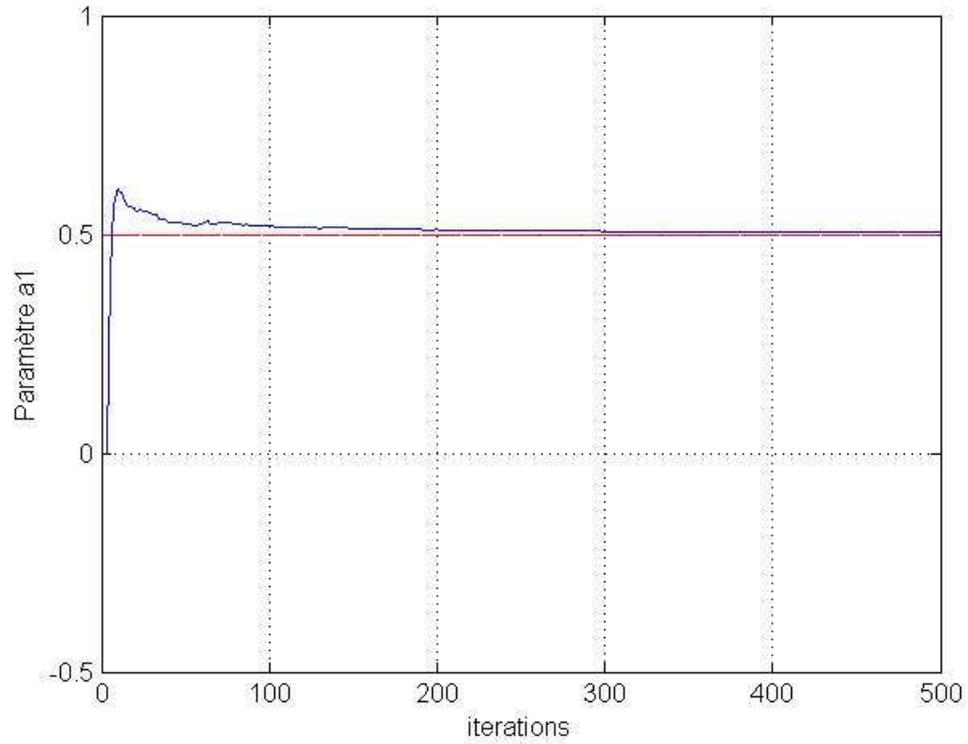


Fig III.15 Evolution de paramètre réelle a_1 et la valeur estimée de a_1

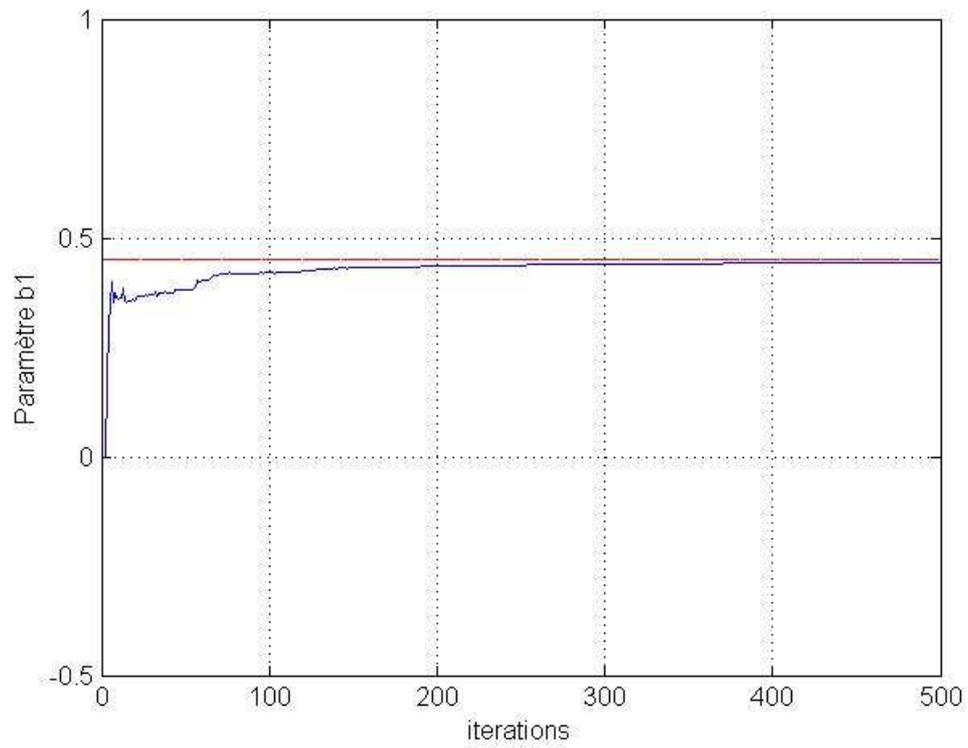


Fig III.16 Evolution de paramètre réelle b_1 et la valeur estimée de b_1

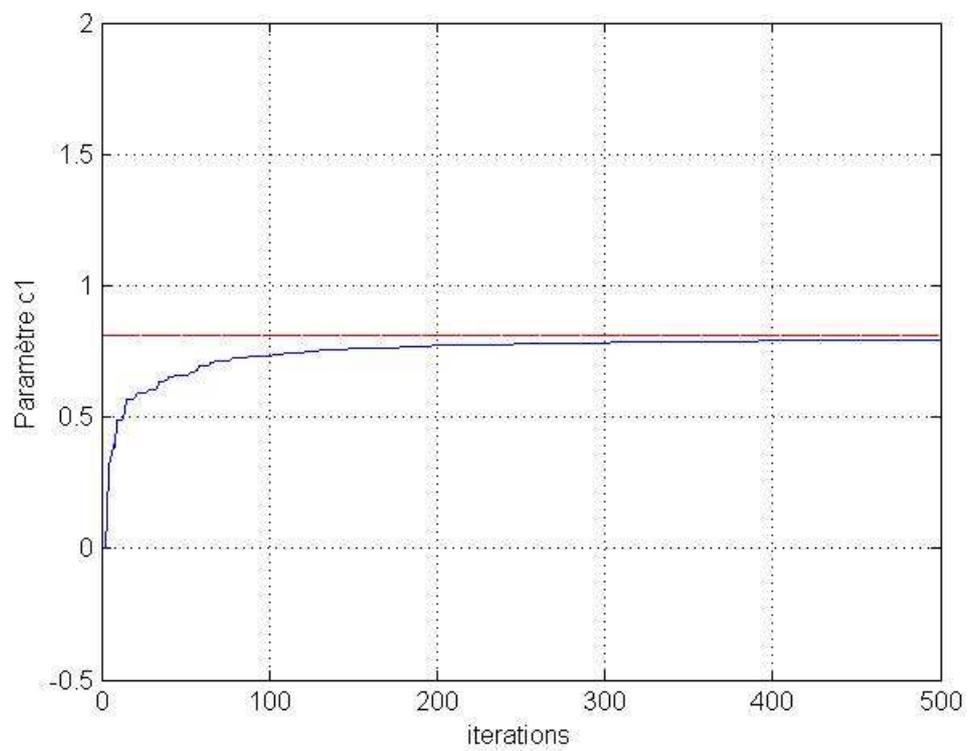


Fig III.17 Evolution de paramètre réelle c_1 et la valeur estimée de c_1

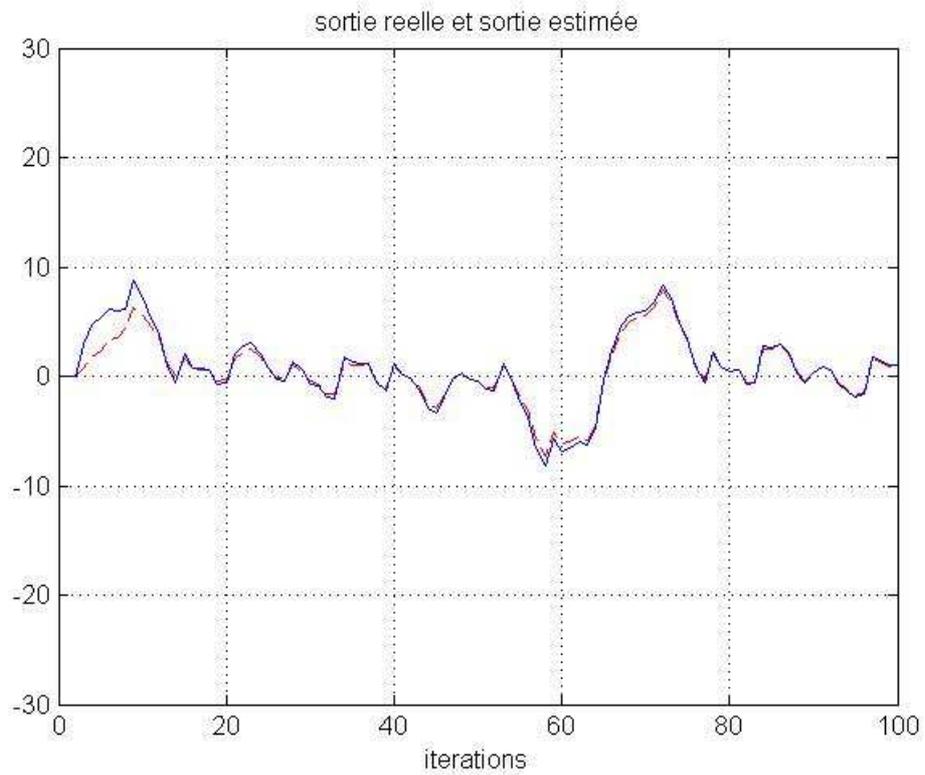


Fig III.18 Evolution de la sortie réelle et la sortie estimée

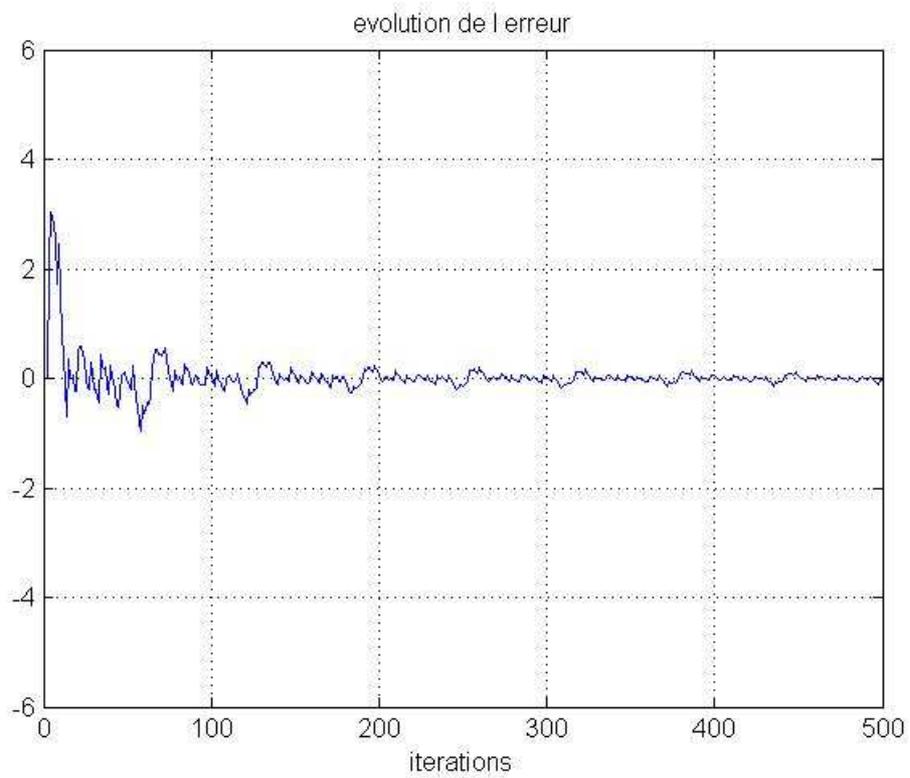


Fig III.19 Evolution de de l'erreur

avec une autre entrée tel que :

$$u(t) = \sin(0.1*t) + \sin(0.2*t) + \sin(0.3*t) + \sin(0.4*t) + 3*\sin(t)$$

nous obtenons les résultats représentés par les courbes suivantes :

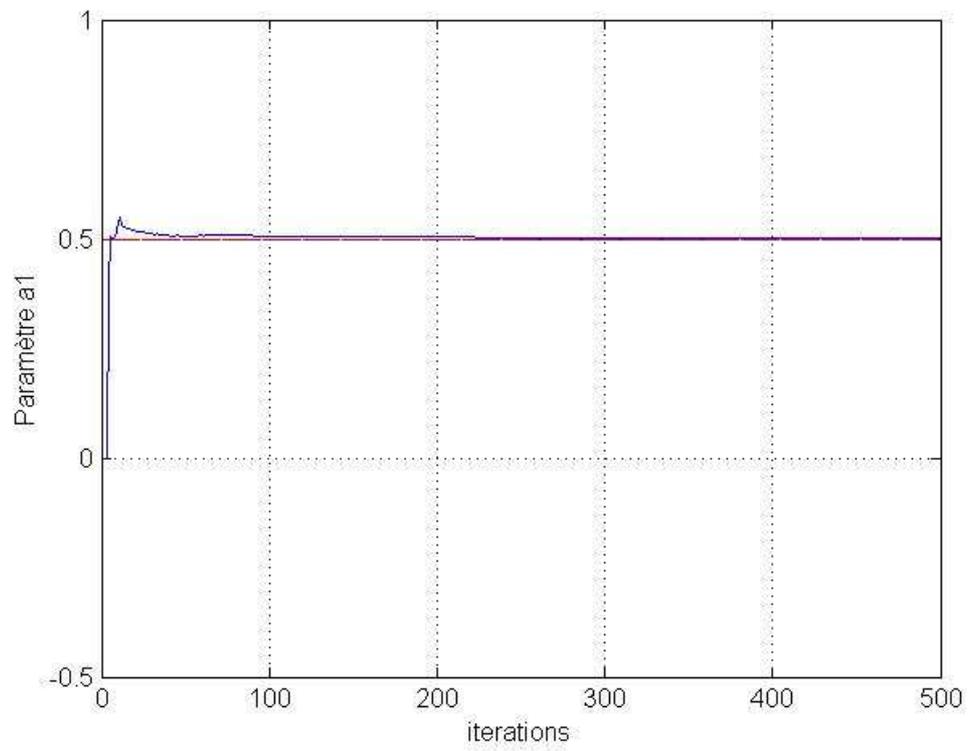


Fig III.20 Evolution de paramètre réel a_1 et la valeur estimée de a_1

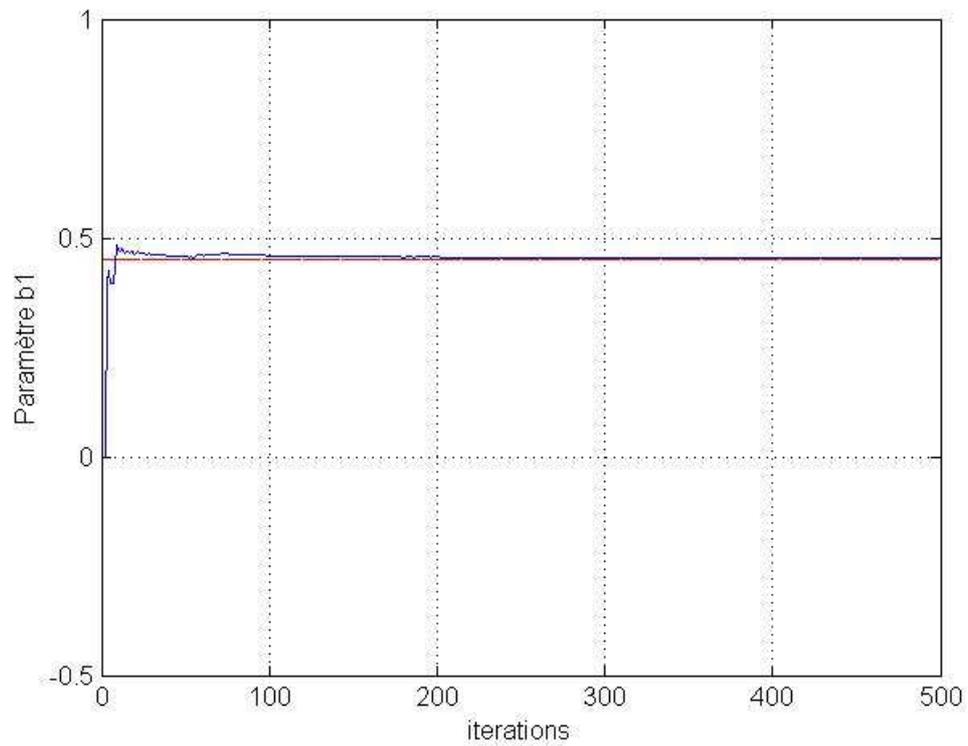


Fig III.21 Evolution de paramètre réel b_1 et la valeur estimée de b_1

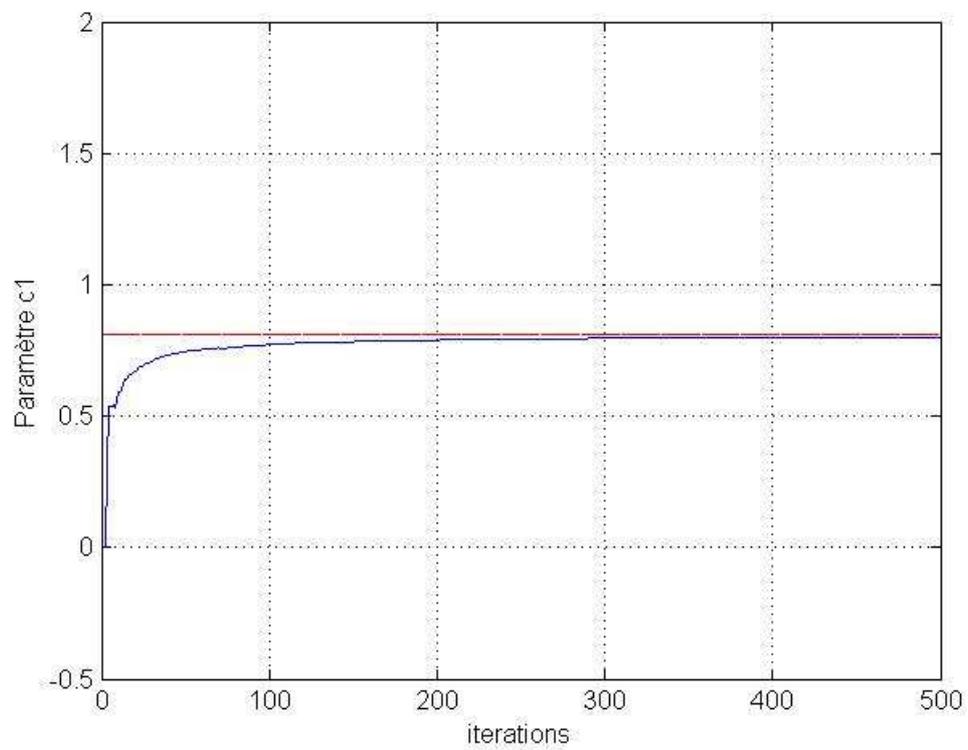


Fig III.22 évolution de paramètre réel c_1 et la valeur estimée de c_1

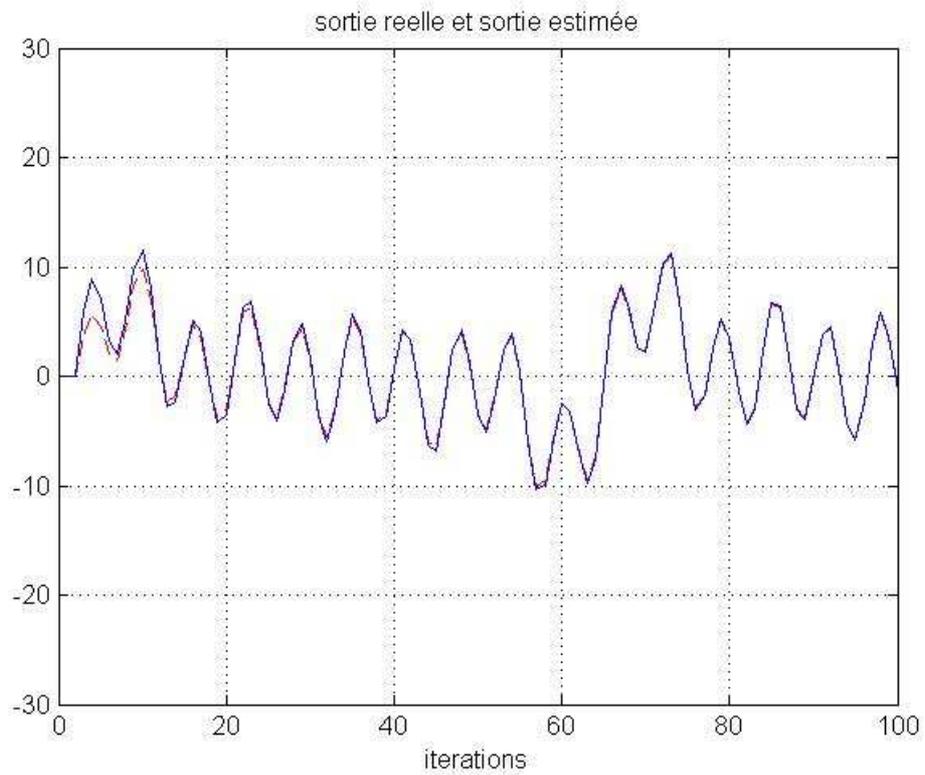


Fig III.23 Evolution de la sortie réelle et la sortie estimée

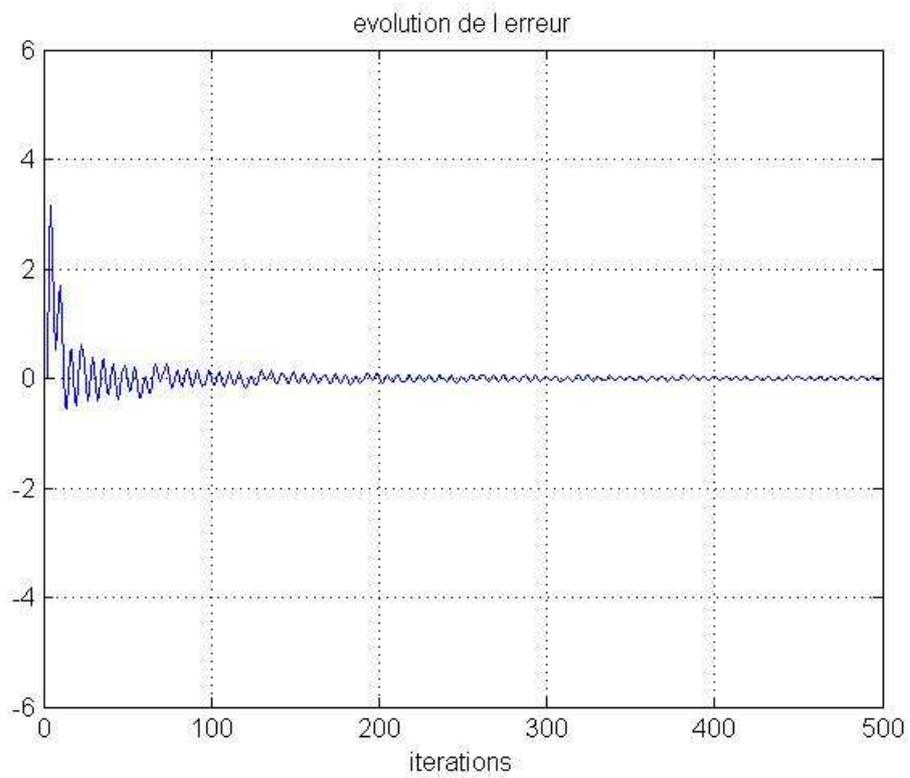


Fig III.24 Evolution de de l'erreur

5. INTERPRETATION DES RESULTATS

5.1 Algorithme de gradient

Les paramètres a1 et b1 et c1 :

On remarque que la valeur estimée de a1 converge de 0 vers la valeur réelle de a1 et elle l'atteint à 250 itérations pour les deux entrées

On remarque que la valeur estimée de b1 converge de 0 vers la valeur réelle de b1 et elle l'atteint à 300 itérations pour la première entrée 200 pour la deuxième entrée

On remarque que la valeur estimée de c1 converge de 0 vers la valeur réelle de c1 et elle l'atteint à 250 itérations pour les deux entrées

Sortie réelle et estimée :

On distingue que les deux graphes des sortie réelle et estimées sont décalés en premier temps l mais on remarque qu'ils ont le même comportement, avec l'évolution de temps les deux graphes se rapproche jusque ce qu'ils deviennent identique à 60 itération pour la première entrée et à 20 itérations pour la deuxième entrée.

Evolution de l'erreur :

On voit que l'erreur est importante dans un premier temps puis elle diminue jusqu'à ce qu'elle tend vers 0 à 150 itérations pour la première entrée et à 50 itérations pour la deuxième entrée

5.2 Algorithme des moindres carrés récursifs

Les paramètres a1 et b1 et c1 :

On remarque que la valeur estimée de a1 converge de 0 elle dépasse la valeur réelle de a1 puis elle se stabilise à itérations 300 pour la première entrée et 220 itérations pour la deuxième entrée

On remarque que la valeur estimée de b1 converge de 0 vers la valeur réelle de b1 elle l'atteint à 380 itérations pour la première entrée et 200 itérations pour la deuxième entrée

On remarque que la valeur estimée de c1 se converge de 0 vers la valeur réelle de c1 elle l'atteint à 400 itérations pour les deux entrées et 280 itérations pour la deuxième entrée

Sortie réelle et estimée :

On distingue que les deux graphes des sortie réelle et estimée sont décalé en premier temps l mais on remarque qu'ils ont le même comportement, avec l'évolution de temps les deux

graphs se rapproche jusqu'à ce qu'ils deviennent identique à 30 itérations pour la première entrée et à 20 itérations pour la deuxième entrée

Evolution de l'erreur :

On voit que l'erreur est importante en premier temps puis elle diminue jusqu'à ce qu'elle s'annule à 300 itérations pour la première entrée et 200 itérations pour la deuxième entrée

6. COMPARAISON :

L'algorithme de gradient LMS présente une bonne poursuite des données avec une erreur très minime. La rapidité de convergence est assurée avec le bon pas choisi. La difficulté de l'algorithme LMS réside dans le choix du pas d'adaptation qui est dépendant du signal d'entrée.

L'algorithme des moindres carrés récursifs *RLS* est un algorithme d'une complexité plus grande que le *LMS*, cependant il fournit une convergence plus rapide, une erreur asymptotique plus faible et est peu sensible aux variations des valeurs propres du système.

On peut résumer la comparaison des deux méthodes dans le tableau suivant

Gradient	Moindres carrés récursifs
Converge, rapide, stable, simple, robuste	Converge, très rapide, stable, robuste, une très bonne poursuite, calcul complexe et long.

7. CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons appliqué les deux algorithmes d'identification paramétrique (RLS et LMS) sur la fonction de transfert d'une machine à courant continu à excitation indépendante.

Nous avons constaté que l'algorithme des moindres carrés récursif donne des résultats meilleurs que l'algorithme de gradient mais il est plus complexe et nécessite plus de calcul.

CONCLUSION GENERALE

A travers ce travail, nous avons présenté et étudié l'identification paramétrique par la méthode du gradient et la méthode des moindres carrés. Comme procédé, nous avons choisi un moteur à courant continu.

L'identification paramétrique des machines électriques, particulièrement la machine à courant continu, constitue un axe de recherche fructueux et très important en vue de sa simulation, sa commande et son diagnostic.

Ce travail a été pour nous, le premier pas vers un monde nouveau et complexe, mais très intéressant. L'identification est un sujet aussi vaste que varié ; il exige des connaissances sur le procédé à identifier et sur des concepts théoriques tels que les méthodes d'identification.

Notre recherche bibliographique dans le domaine de l'identification des systèmes, nous a permis d'enrichir nos connaissances mais surtout d'acquérir une base théorique dans ce domaine.

Comme perspectives à ce travail, on prévoit :

- ✓ Etudier l'identification dans un environnement bruité.
- ✓ Identifier des systèmes non linéaires.
- ✓ Appliquer les techniques intelligentes à l'identification.

RESUME

L'objectif assigné à ce travail est la mise en œuvre de deux algorithmes utilisés pour l'identification paramétrique de la machine à courant continu à excitation indépendante à partir de la fonction de transfert de cette dernière qui s'avèrent simples et classiques ces algorithmes sont moindres carrés récurrents (RLS) et l'algorithme de gradient (LMS). En utilisant ces algorithmes sous un programme MATLAB pour obtenir des résultats satisfaisants suivis d'une comparaison entre ces algorithmes d'adaptation paramétrique qui se basent sur l'estimation des paramètres. Notre travail est basé sur la différence entre les paramètres réelle et estimés qui doit être plus proche de zéro.

Mots clés :

Machine à courant continu – identification – algorithmes d'adaptations paramétriques – RLS - LMS

Abstract :

The objective set for this work is the implementation of two algorithms used for the parametric identification of the continuous flow machine with separate excitation from the transfert function of this later which seamse classic and simple these algorithms are recursive least square (RLS) and the Least mean square (LMS). Using these algorithms in a MATLAB program to achieve satisfactory result followed by a comparison between these algorithms parametric adaptation that are based on parameter estimation. Our work is based on the difference between actual and estimated parameters that needs to bec loser to zero

Key words :

DC machine – identification – parametric algorithms adaptation – RLS - LMS

BIBLIOGRAPHIE

- [1] K. Ogata. "Automatic Control Engineering", Prentice Hall, fifth edition, 2010.
- [2] H.Egon, M.Marie et P.Porée, Traitement du signal et automatique Tome I, HERMANN, Editeurs des sciences et des arts, 2000.
- [3] M. Rivoire et Jean-louis Ferrier, Cours d'automatique. Tome II, Asservissement Régulation Commande analogique, Edition EYROLLES, PARIS 1996.
- [4] C.SUEUR, P.VANHEEGHE, P.BORNE, Automatique des systèmes continus, Editions TECHNIP, 1997.
- [5] Y. Granjon, AUTOMATIQUE Systèmes linéaires, non linéaires, à temps continu, à temps discret, représentation d'état Cours et exercices corrigés, DUNOD, 2010.
- [6] P. Prouvost, Automatique Contrôle et Régulation, DUNOD, 2010.
- [7] Ioan Doré Landau, Identification et commandes des systèmes, HERMES, Paris 1988.
- [8] J.J. DI STEFANO, A. STUBBERUD et I.J. WILLIAMS, Systèmes asservis cours et problèmes série Schaum, Edition française MICHAEL LOENBERG, PARIS 1990.
- [9] A. Maddi, A. Guessoum, D. Berkani, O. Belkina. "Etude de la méthode des moindres carrée récursive et application au signal de parole", 3rd International Conférence, TUNISIA, 2005.
- [10] Gonzalo Cabodevila, Identification des systèmes, support de cours, École Nationale Supérieure de Mécanique et des Microtechniques, Besançon, FRANCE
- [11] Amine, HADJ ABDELKADER, Identification des Systèmes Linéaires. Université ABOU BEKR BELKAÏD Tlemcen, 2007.
- [12] P.Borne, J.P.Richard, Analyse et régulation des processus industriels, Editions TECHNIP, Paris 1993.
- [13] GACEM Salah Eddine, IDENTIFICATION DES SYSTEMES NON LINEAIRES PAR RESEAUX DE NEURONES, Mémoire présenté en vue de l'obtention Du diplôme de Magister, Université Mohamed Khider – Biskra 2015.
- [14] S. COLONGES, Examen général d'ingénieur C.N.A.M. en automatisme industriel, Laboratoire d'automatique Centre de Paris, 2002.
- [15] M.Marty, D.Dixneuf, D.Garcia Gilabert. " Principes d'électrotechnique cours et exercices corrigés ", Dunod, Paris, 2010
- [16] P,Mayé " Aide-mémoire d'électrotechnique ", Dunod, Paris, 2006
- [17] P.Brenders, L Douchet, M Sauzeix , " Electrotechnique PSI ", BRÉAL, 2004

