

Identification de la machine à courant continu en boucle fermée par erreur de sortie

Imene BAZINE B.AMEUR^{1,2}, Jean Claude TRIGEASSOU¹, Thierry POINOT¹ et Khaled JELASSI²

¹ Ecole supérieure d'ingénieurs de Poitiers, Laboratoire d'Automatique et d'Informatique Industrielle de Poitiers LAII_ESIP

² Ecole nationale d'ingénieurs de Tunis, Laboratoire des Systèmes Electriques LSE-ENIT

imene.bazine@gmail.com , Jean-Claude.Trigeassou@esip.univ-poitiers.fr, thierry.poinot@univ-poitiers.fr, jelassi_2000@yahoo.com

Résumé __ Dans cette communication, on présente une méthodologie d'identification de la machine à courant continu en boucle fermée par approche indirecte. Cette approche est basée, dans une première étape, sur l'identification du correcteur équivalent par une technique de moindres carrés surparamétrisés. Par ailleurs un test de caractérisation de l'ordre de surparamétrisation est proposé. Dans une seconde étape, on réalise l'identification des paramètres de système sans biais par une technique à erreur de sortie. La procédure d'identification en boucle fermée a été étudiée en simulation numérique dans plusieurs situations de bruit.

Mots clés __ estimation paramétrique, méthodes à erreur de sortie, identification en boucle fermée, machine à courant continu, systèmes continus, moindres carrés surparamétrisés.

I. INTRODUCTION

Cette communication traite des algorithmes d'identification paramétrique dans un contexte de surveillance du processus, en comparant les procédures d'identification en boucle ouverte et en boucle fermée.

Dans le contexte de la surveillance des systèmes, il est fréquent de devoir identifier le système en boucle fermée.

Par ailleurs, l'identification doit être effectuée en boucle fermée lorsque le système est instable en boucle ouverte.

De nombreux travaux ont déjà été réalisés en identification ; dans le contexte de l'identification et la commande, on peut par exemple citer les travaux de Landau, Anderson, De Bruyne et Ljung [9], [13], [14] où différents algorithmes d'identification utilisables en boucles ouverte et fermée sont proposés.

Fondamentalement, l'identification en boucle fermée pose un problème de biais en raison des perturbations stochastiques, que l'on retrouve sur la commande u via la

boucle de contre réaction et le correcteur. Ainsi l'identification directe (à partir de u et y , en procédant comme en boucle ouverte), réalisée sans considérer la loi de commande, fournit des estimations asymptotiquement biaisées.

Aussi, afin d'identifier sans biais la machine à courant continu (MCC) fonctionnant en boucle fermée, nous proposons une méthodologie générale d'identification basée sur la prise en compte du correcteur.

Fondamentalement, on utilise un algorithme d'identification à erreur de sortie [5], [7], [15], dont la procédure de minimisation quadratique est réalisée par programmation non linéaire.

Nous proposons d'étendre le champ de cette méthodologie à la boucle fermée en identifiant préalablement un correcteur équivalent à l'aide d'une technique de surparamétrisation afin d'éviter la connaissance a priori de la structure et des paramètres du correcteur.

Nous exposons dans la troisième section de cette communication le principe de l'identification directe à erreur de sortie et le problème du biais occasionné par la boucle fermée. Dans la quatrième section, nous définissons le principe de l'identification indirecte en boucle fermée de la machine à courant continu en mettant l'accent sur l'identification du correcteur équivalent par une méthode de surparamétrisation. Enfin, nous concluons par un bilan des résultats obtenus en simulation numérique.

II. IDENTIFICATION DE LA MACHINE A COURANT CONTINU

A. Problématique de l'identification pour le diagnostic des machines électriques

On s'intéresse à l'identification des machines électriques à courant continu et surtout à courant alternatif.

Dans un contexte de diagnostic par estimation paramétrique, il a été démontré que l'on peut détecter, localiser et quantifier les défauts stator et rotor d'une machine asynchrone par estimation paramétrique [18]. Cependant, cette procédure d'identification nécessite une

excitation riche, apte à sensibiliser les modes électriques concernées.

Or lorsque ces machines fonctionnent en régulation, c'est-à-dire en rejection de perturbations de couple résistant, l'entrée de consigne de vitesse est constante, donc non excitante.

Le couple résistant perturbe cependant le fonctionnement de la machine et plus particulièrement le courant d'induit. Le couple constitue donc une excitation relativement riche, mais implicite. Par ailleurs, le fonctionnement de la machine est nécessairement asservi, avec deux boucles, de courant et de vitesse. Lors d'une perturbation de couple, le courant varie et dans une moindre mesure, la vitesse. Comme la consigne de vitesse est constante, la commande en courant de la machine dépend majoritairement des variations du courant. Comme le courant est bruité, la commande en courant est donc fortement corrélée avec le bruit du courant. Or on sait que dans un tel cas, l'estimation paramétrique est biaisée [11].

Une solution consiste à identifier le modèle du courant en tenant compte explicitement de la corrélation apportée par le correcteur. Malheureusement, le correcteur n'est pas unique, mais constitué de deux correcteurs, pour les boucles de courant et de vitesse. Alors, une solution est de déterminer un seul correcteur équivalent, dont les entrées sont la consigne de la vitesse et les mesures du courant et de la vitesse. Comme la structure équivalente est le plus souvent complexe est mal connue, ce correcteur équivalent est estimé par une technique de moindres carrés surparamétrisés [3], et une structure minimale est obtenue grâce à un test de moments [4].

Afin de valider cette procédure relativement complexe, on va commencer par la tester dans cette communication sur la machine à courant continu, avec deux boucles, de courant et de vitesse. Ultérieurement, le cas de la machine asynchrone pourra être abordé.

B. Modélisation de la machine à courant continu

Les équations traduisant le comportement physique de la machine (MCC) sont gérées par les relations suivantes :

$$\begin{cases} u = e + L \cdot \frac{\partial i}{\partial t} + R \cdot i \\ C_{em} = K \cdot i = J \cdot \frac{\partial w}{\partial t} + f \cdot w + C_r \\ e = K \cdot w \end{cases}$$

e : force électromotrice
 i : courant induit v
 w : vitesse de rotation
 C_{em} : couple électromagnétique
 K : constante de couple
 f : coefficient de frottement
 C_r : couple résistant
 L : inductance de l'induit
 R : résistance de l'induit
 J : moment d'inertie

Les équations d'état du moteur (MCC) montrent que les modes électriques et mécaniques sont couplés, il est possible d'effectuer un découplage des modes en faisant une

compensation statique de la fem. On rend ainsi la commande de courant et de la vitesse indépendante l'une de l'autre.

Contrairement à la commande en tension, la commande en courant distingue les deux sous systèmes électrique et mécanique. La constante de temps mécanique est très largement supérieure à la constante de temps électrique. On distingue deux modes, le mode électrique (mode rapide) et le mode mécanique (mode lent). Au contrôle de vitesse se superpose un contrôle de courant induit. Un algorithme de régulation est élaboré pour chaque mode [17].

Compte tenu des remarques énoncées, nous avons choisi un type de commande par boucle imbriquée, où le mode mécanique et le mode électrique seront traités séparément. Le schéma de principe est le suivant.

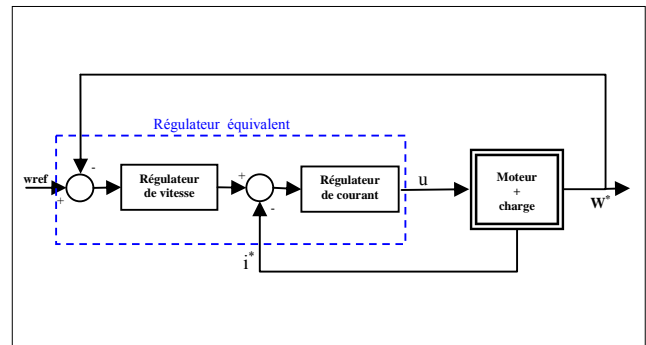


Figure 1 : Structure de la régulation : Commande en courant

III. IDENTIFICATION DIRECTE EN BOUCLE FERMEE

A. Introduction

L'identification directe de la machine à courant continu sans prise en compte explicite de la loi de commande utilise les données u et i^* comme avec une véritable boucle ouverte. (Figure 2)

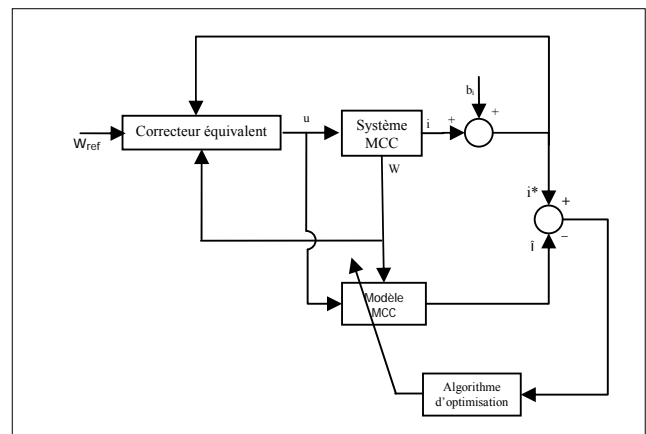


Figure 2 : Principe de l'identification directe en boucle fermée dans le cas de la machine à courant continu

Pour identifier notre système, nous avons choisi la classe des méthodes à erreur de sortie. Nous expliquerons par la

suite les raisons de ce choix ainsi que le principe de l'identification selon la technique à erreur de sortie.

Le modèle utilisé est géré par l'équation suivante :

$$u = K.w + L.\frac{di}{dt} + R.i$$

Où u et w sont les grandeurs d'entrées de ce modèle, w étant la vitesse mesurée sur le système réel.

B. Identification paramétrique

Deux grandes classes de méthodes d'identification de modèles paramétriques à temps continu sont utilisables [7], [8], [13]:

- Les méthodes à erreur d'équation qui reposent sur la mise en forme linéaire du modèle par rapport au vecteur paramètres θ . Cependant dans le cas des systèmes continus, ces méthodes présentent de nombreux défauts, en particulier vis-à-vis du biais asymptotique causé par les bruits de mesure.
- Les méthodes à erreur de sortie du type méthode du modèle ne font aucune hypothèse sur la linéarité du modèle et fournissent une estimation non biaisée en boucle ouverte. Cette méthode nous semble donc mieux adaptée à l'identification des systèmes continus.

Les méthodes d'identification à erreur de sortie reposent sur la minimisation d'un critère quadratique par optimisation non linéaire. On définit alors l'erreur d'estimation (résidu) notée $\varepsilon(t)$ entre la sortie réelle $i^*(t)$ et la sortie simulée $\hat{i}(t)$:

$$\varepsilon(t) = i^*(t) - \hat{i}(u, \theta) \quad (1)$$

Avec :

$i^*(t) = i(t) + b(t)$: mesure de la sortie exacte $i(t)$, perturbée par un bruit.

$t = k.T_e$ (T_e : période d'échantillonnage).

$\theta = [L \quad R \quad K]^T$: Vecteur des paramètres à estimer.

La valeur optimale de θ est obtenue par minimisation du critère quadratique suivant :

$$J = \sum_{k=1}^K \varepsilon_k^2 = \sum_{k=1}^K (i_k^* - \hat{i}_k(u_k, \hat{\theta}))^2 \quad (2)$$

La minimisation de ce critère s'effectue par l'algorithme de Marquardt qui offre un bon compromis entre robustesse et rapidité de convergence [5], [7], [15]. Ainsi, le vecteur paramètre $\hat{\theta}$ est réactualisé de la manière suivante :

$$\bar{\theta}_{i+1} = \bar{\theta}_i - \{J''_{\theta\theta} + \lambda.I\}^{-1} . J'_{\theta} \Big|_{\bar{\theta}=\bar{\theta}_i} \quad (3)$$

Avec:

$$J'_{\theta} = -2. \sum_{k=1}^K \bar{\varepsilon}_k . \bar{\sigma}_{k,\theta} \quad \text{: Le gradient} \quad (4)$$

$$J''_{\theta\theta} \approx 2. \sum_{k=1}^K \bar{\sigma}_{k,\theta} . \bar{\sigma}_{k,\theta}^T \quad \text{: Le Hessian} \quad (5)$$

$\lambda > 0$: paramètre de réglage

$$\bar{\sigma}_{k,\theta} = \frac{\partial \hat{i}_k}{\partial \theta_i} \quad \text{: Fonctions de sensibilité paramétrique.}$$

C. Problème du biais avec l'identification directe

Conformément à la figure 2, la commande u dépend de i^* , (qui elle même dépend de bruit). Aussi la commande est corrélée avec le bruit de sortie. Sachant que les fonctions de sensibilité sont calculées à partir de la commande, on peut en déduire que l'estimation des paramètres de système est biaisée.

Une analyse du biais asymptotique [11] montre que si b_k est un bruit blanc, à cause du retard inhérent à la boucle fermée numérique, les fonctions de sensibilité ne sont pas corrélées avec le bruit blanc, soit : $E\{\sigma_{k,\theta}, b_k\} = 0$

Par contre, si b_k est un bruit corrélé, un biais apparaît dont la valeur dépend du processus générateur de ce bruit.

Ce résultat fondamental sera illustré par les simulations numériques effectuées dans la section V.

IV. IDENTIFICATION INDIRECTE EN BOUCLE FERMÉE

A. Introduction

Nous proposons une méthodologie générale pour l'identification en boucle fermée à partir d'une technique à erreur de sortie, applicable en discret et en continu ainsi qu'en non linéaire. [10], [16].

Nous étudions dans cette communication l'identification indirecte en boucle fermée appliquée à une machine à courant continu.

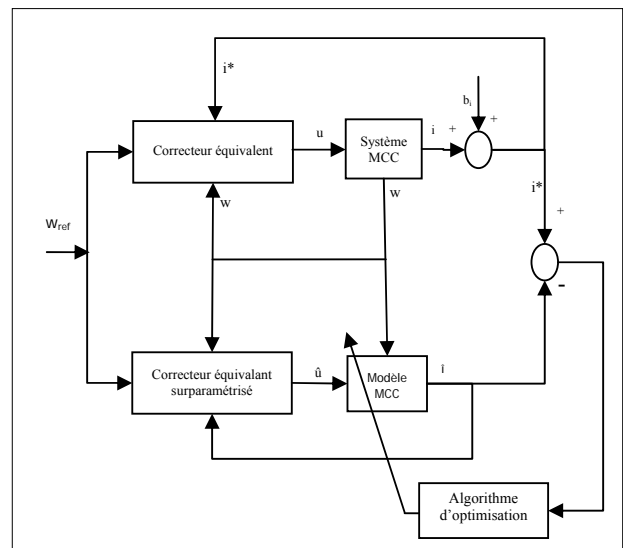


Figure 3 : Principe de l'identification indirecte en boucle fermée dans le cas de la machine à courant continu

La technique d'identification indirecte repose sur la connaissance du correcteur. Cette hypothèse crée une véritable contrainte inadaptée à la réalité industrielle. Nous allons montrer que l'on peut s'affranchir de cette contrainte

en identifiant le correcteur équivalent par une technique de surparamétrisation [3], [11], [16]

B. Identification du correcteur équivalent

La principale contrainte imposée par l'identification indirecte est l'indispensable connaissance du correcteur. Le problème en commande industrielle est qu'il n'y a pas de régulateur réellement implanté qui corresponde parfaitement à l'expression théorique de celui-ci.

La solution que nous proposons consiste à identifier dans une première étape le correcteur à l'aide d'un modèle surparamétrisé [3], [11]

B.1 Méthodologie

Connaissant la commande, la consigne, le courant bruité et la vitesse notées respectivement u , w_{ref} , i^* et w (figure 3), on se retrouve devant une identification sans perturbation, donc parfaitement déterministe, pour laquelle on peut appliquer la méthode des moindres carrés ordinaires qui dans ce cas particulier n'induit pas un biais asymptotique [3].

Si la structure du correcteur est parfaitement connue, soit par exemple

$$C(z^{-1}) = \frac{r_{0w} + r_{1w}z^{-1} + \dots + r_{mw}z^{-m}}{1 + s_1z^{-1} + \dots + s_mz^{-m}} (w_{ref} - w^*) - \frac{r_{0i} + r_{1i}z^{-1} + \dots + r_{ni}z^{-n}}{1 + s_1z^{-1} + \dots + s_mz^{-m}} i^*$$

Alors l'estimation des moindres carrés est :

$$\hat{\theta}_{MC} = \left[\sum_1^K \varphi_k \varphi_k^T \right]^{-1} \sum_1^K \varphi_k u_k \quad (6)$$

Et $\hat{\theta}_{MC} = \theta_{exact}$

Avec :

$$\hat{\theta}_{MC} = [\hat{s}_1 \dots \hat{s}_m \hat{r}_{0w} \hat{r}_{1w} \dots \hat{r}_{mw} \hat{r}_{0i} \hat{r}_{1i} \dots \hat{r}_{ni}]^T$$

Et

$$\varphi_k = [-\hat{u}_{k-1} \dots -\hat{u}_{k-m} \ e_k \ e_{k-1} \dots \ e_{k-n} \ -i_k \ -i_{k-1} \dots \ -i_{k-n}]^T \quad (7)$$

Avec :

$$e = w_{ref} - w$$

Par contre, si la structure exacte est inconnue on s'affranchit de cette connaissance structurelle, en utilisant le principe de surparamétrisation [3], [11].

On choisira alors $C_s(z^{-1})$ de telle sorte que :

$$\begin{cases} \text{degré} [R_{sw}(z^{-1})] > \text{degré} [R_w(z^{-1})] \\ \text{degré} [R_{si}(z^{-1})] > \text{degré} [R_i(z^{-1})] \\ \text{degré} [S_s(z^{-1})] > \text{degré} [S(z^{-1})] \end{cases}$$

On va donc utiliser un modèle surparamétrisé de complexité supérieure à celle du vrai correcteur, afin de minimiser l'erreur de modélisation. Il faut pour cela disposer d'un test significatif permettant de caractériser cette erreur de modélisation.

On obtient donc :

$$\hat{\theta}_S = \left[\sum_1^K \varphi_{sk} \varphi_{sk}^T \right]^{-1} \sum_1^K \varphi_{sk} u_k \quad (8)$$

A partir de $\hat{\theta}_S$, on a plusieurs possibilités : soit on détermine une structure minimale, soit on utilise directement le modèle surparamétrisé, ce qui en pratique correspond à une solution simple et robuste vis-à-vis d'éventuelles erreurs de modélisation.

B.2 Etude de la surparamétrisation

a) Introduction

Considérons le correcteur équivalent estimé surparamétrisé

$$C(z^{-1}) = \frac{r_{0w} + r_{1w}z^{-1} + \dots + r_{sw}z^{-s}}{1 + s_1z^{-1} + \dots + s_sz^{-s}} (w_{ref} - w^*) - \frac{r_{0i} + r_{1i}z^{-1} + \dots + r_{si}z^{-s}}{1 + s_1z^{-1} + \dots + s_sz^{-s}} i^*$$

Où S est le degré de la surparamétrisation.

On écrira $\hat{u}_k = \varphi_{Sk}^T \hat{\theta}_S$ où

$$\begin{cases} \varphi_{sk} = [-\hat{u}_{k-1} \dots -\hat{u}_{k-s} e_k e_{k-1} \dots e_{k-s} -i_k -i_{k-1} \dots -i_{k-s}]^T \\ \hat{\theta}_S = [\hat{s}_1 \dots \hat{s}_s \ \hat{r}_{0w} \ \hat{r}_{1w} \dots \hat{r}_{sw} \ \hat{r}_{0i} \ \hat{r}_{1i} \dots \hat{r}_{si}]^T \end{cases} \quad (9)$$

La relation 8 fournit la valeur optimale de $\hat{\theta}_S$ lorsque le degré de la surparamétrisation est suffisamment élevé. Pour décider que ce degré est correct, nous allons utiliser un test de caractérisation, basé sur des invariants de modélisation. Ces invariants sont les moments discrets [2], [4].

b) Les moments discrets

Définition : Soit une séquence $\{h_k\}$ de somme finie sur $[0, +\infty[$. Alors en développant $H(z)$ en série de Taylor au voisinage de $z^{-1}=1$, on obtient :

$$Z\{h_k\} = H(z) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(z^{-1} - 1)^n}{n!} C_n(h_k) \quad (10)$$

Où

$$C_n(h_k) = \sum_{k=n}^{\infty} A_k^n h_k \quad \text{avec} \quad A_k^n = \frac{k!}{(k-n)!} \quad (11)$$

$C_n(h_k)$ est le moment discret d'ordre n de $\{h_k\}$.

Les moments possèdent la propriété de caractériser la réponse impulsionnelle du système. De plus, en vertu du théorème d'unicité, cette caractérisation est complète et les moments constituent des invariants du système, permettant de caractériser l'erreur de modélisation.

Application du théorème d'unicité:

Considérons deux fonctions de transfert $H_1(z)$ et $H_2(z)$, de réponses impulsionnelles respectives h_1 et h_2 . Supposons que les moments de ces deux fonctions de transfert sont tous

égaux, malgré des représentations paramétriques différentes. Alors d'après le théorème des fonctions de la variable complexe et le théorème d'unicité [4] nous pouvons affirmer que ces deux fonctions de transfert sont égales. Les moments discrets sont indépendants de la paramétrisation du système.

Conséquence du théorème d'Unicité : si une structure surparamétrisée englobe la structure exacte, alors tous ses moments sont égaux à ceux du vrai système. Ne connaissant pas les moments exacts, il suffit pratiquement de tester des structures surparamétrisées de complexité croissante. Lorsque les moments ou invariants deviennent stationnaires, c'est que la structure considérée englobe de manière certaine celle du vrai système.

B.3 Relations linéaires entre moments discrets et paramètres du correcteur

Ces relations sont tirées de [2].

La série $\sum_{n=0}^{\infty} \frac{u^n}{n!} C_n(c_k)$ est entièrement définie dans son domaine de convergence. Par ailleurs, les moments discrets C_n sont parfaitement définis dans le cas d'un système stable. Soient les polynômes $\beta(u)$ et $\alpha(u)$ correspondant respectivement au numérateur et au dénominateur du correcteur $C(z)$ obtenus en remplaçant la variable $(z^{-1}-1)$ par la variable u et en développant les expressions en série de Taylor selon la forme précédente.

Soit

$$\left\{ \begin{array}{l} \beta(u) = \sum_{n=0}^M \frac{u^n}{n!} \beta_n \\ \alpha(u) = \sum_{n=0}^N \frac{u^n}{n!} \alpha_n \end{array} \right. \quad \text{Où} \quad \left\{ \begin{array}{l} \beta_n = \sum_{k=0}^M A_k^n \cdot r_k \\ \alpha_n = \sum_{k=0}^N A_k^n \cdot s_k \end{array} \right. \quad (11)$$

Lorsque le correcteur possède une double intégration (à cause des correcteurs PI en cascade), les moments discrets $C_n(c_k)$ sont obtenus à partir de l'égalité suivante :

$$C(u) = \frac{\sum_{n=0}^M \frac{u^n}{n!} \beta_n}{\sum_{n=0}^N \frac{u^n}{n!} \alpha_n} = \frac{1}{u^2} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{u^n}{n!} C_n(c_k) \quad (12)$$

$$\text{avec} \quad C(z^{-1}) = \frac{r_0 + r_1 z^{-1} + \dots + r_s z^{-m}}{1 + s_1 z^{-1} + \dots + s_s z^{-n}}$$

Les moments C_n sont obtenus successivement à partir des relations récurrentes suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} C_0 = \beta_0 / \alpha_2 \\ C_1 = (\beta_1 - \alpha_3 C_0) / \alpha_2 \\ C_2 = 2(\beta_2 - \alpha_3 C_1 - \alpha_4 C_0) / \alpha_2 \\ C_3 = 3(2\beta_3 - \alpha_3 C_2 - 2\alpha_4 C_1) / \alpha_2 \end{array} \right.$$

B.4 Simulations numériques

Afin de valider la méthodologie précédente, on a réalisé des simulations numériques avec un régulateur de courant de type PI et un régulateur de vitesse de type PI.

$$\begin{aligned} C_w(z^{-1}) &= \frac{R(z^{-1})}{S(z^{-1})} = \frac{r_{0w} + r_{1w} z^{-1}}{1 + s_{1w} z^{-1}} \\ C_i(z^{-1}) &= \frac{R(z^{-1})}{S(z^{-1})} = \frac{r_{0i} + r_{1i} z^{-1}}{1 + s_{1i} z^{-1}} \\ \left\{ \begin{array}{l} s_{1w} = -1, \quad r_{0w} = 0.1939, \quad r_{1w} = -0.1938 \\ s_{1i} = -1, \quad r_{0i} = 0.4405, \quad r_{1i} = -0.4167 \end{array} \right. \end{aligned}$$

L'expression théorique du correcteur équivalent à une action double intégrale, elle est de la forme :

$$C(z^{-1}) = \underbrace{\frac{r_{0w} + r_{1w} z^{-1} + r_{2w} z^{-2}}{1 + s_{1w} z^{-1} + s_{2w} z^{-2}}}_{C_w} (w_{ref} - w) - \underbrace{\frac{r_{0i} + r_{1i} z^{-1} + r_{2i} z^{-2}}{1 + s_{1i} z^{-1} + s_{2i} z^{-2}}}_{C_i} i^*$$

Ayant les valeurs suivantes :

$$\begin{aligned} r_{0w} &= 0.0203, \quad r_{1w} = -0.0374, \quad r_{2w} = 0.0171 \\ r_{0i} &= 0.2786, \quad r_{1i} = -0.5143, \quad r_{2i} = 0.2357 \\ s_{1w} &= -2, \quad s_{2w} = 1 \end{aligned}$$

Différents correcteurs surparamétrisés (S=1,2,3) ont été identifiés (Tableau 1). Pour chacun d'eux on a calculé les moments discrets correspondants (Tableau 2 et 3).

Modèles	1 ^{er} ordre	2 ^{ème} ordre	3 ^{ème} ordre
\hat{r}_{0w}	2e-002	0.0203	2e-002
\hat{r}_{1w}	-1.7e-002	-0.0374	-2.4e-002
\hat{r}_{2w}	*	0.0171	-7.8e-003
\hat{r}_{3w}	*	*	1.1e-002
\hat{r}_{0i}	2.6e-001	0.2786	2.8e-001
\hat{r}_{1i}	-2.6e-001	-0.5143	-3.3e-001
\hat{r}_{2i}	*	0.2357	-1.1e-001
\hat{r}_{3i}	*	*	1.6e-001
\hat{s}_1	-1	-2	-1.33342
\hat{s}_2	*	1	-3.33e-001
\hat{s}_3	*	*	6.66e-001

Tableau 1 : Structure des correcteurs surparamétrisés

Les deux tableaux suivants présentent les moments discrets calculés pour chaque modèle identifié.

Modèles estimés	Moment ordre 0	Moment ordre 1	Moment ordre 2	Moment ordre 3
Valeurs théoriques de C_w	-1.4e-006	3.1e-003	-3.4e-002	0
Structure ordre 1	3.2e-003	-1.7e-002	0	0
Structure ordre 2	-1.4e-006	3.1e-003	-3.4e-002	0
Structure ordre 3	-1.4e-006	3.1e-003	-3.4e-002	4.7e-008

Tableau 2 : les moments discrets des correcteurs surparamétrisés C_w

Modèles estimés	Moment ordre 0	Moment ordre 1	Moment ordre 2	Moment ordre 3
Valeurs théoriques de C_i	5.5e-017	4.3e-002	-4.7e-001	0
Structure ordre 1	5.9e-003	-2.6e-001	0	0
Structure ordre 2	5.5e-017	4.3e-002	-4.7e-001	0
Structure ordre 3	5.5e-017	4.3e-002	-4.7e-001	-1.2e-006

Tableau 3 : les moments discrets des correcteurs surparamétrisés C_i

On vérifie que les moments du modèle d'ordre 1 sont différents de ceux de $C(z^{-1})$.

On constate de plus que les moments ne varient plus pour les modèles d'ordre supérieur à 1.

En appliquant le test précédent, on peut donc dire que les structures de complexité supérieure ou égale à deux donnent satisfaction, et peuvent se substituer au correcteur équivalent exact.

C. Identification indirecte de la machine à courant continu par erreur de sortie

Lorsque le correcteur équivalent $C(z^{-1})$ est connu (dans notre cas par identification surparamétrisée), on peut envisager l'identification de la machine à courant continu dans une deuxième étape. Référons nous au schéma de la figure 3 : dans ce cas, l'excitation \hat{u} du modèle continu est obtenue par simulation du correcteur $C(z^{-1})$, à partir de la réponse $\{w_{ref\ k}\}$, de la mesure $\{w\}$ et de la sortie prédite $\{\hat{i}_k\}$.

On peut alors estimer les paramètres $\hat{\theta}$ du modèle continu MCC par erreur de sortie et P.N.L : il faut pour cela calculer les fonctions de sensibilité $\sigma_{\hat{i}_k}$.

On présente dans ce qui suit l'étude des fonctions de sensibilité de la machine à courant continu piloté par un correcteur équivalent à temps discret $C(z^{-1})$.

Soit la représentation d'état continue du modèle linéaire équivalent $\hat{H}(s)$:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A(\hat{\theta})\hat{x} + B(\hat{\theta})v(t) \\ \hat{y}(t) = C(\hat{\theta})^T \hat{x} + D(\hat{\theta})v(t) \end{cases} \quad (13)$$

Avec :

$$\begin{aligned} \hat{y}(t) &= \hat{x}(t) = \hat{i}(t) \\ v(t) &= [\hat{u}(t) \quad w(t)]^T \end{aligned}$$

Où $\hat{u}(t)$ est la commande prédite du système. (Figure 3)

On notera que A, B, C, D sont relatifs à $\hat{H}(s)$

$$\text{Définissons } \sigma_{y,\theta_i} = \frac{\partial \hat{y}_\theta}{\partial \theta_i} \quad \text{et} \quad \sigma_{x,\theta_i} = \frac{\partial \hat{x}_\theta}{\partial \theta_i}$$

Alors on obtient les fonctions de sensibilité à partir du système différentiel :

$$\begin{cases} \dot{\sigma}_{x,\theta_i} = A(\hat{\theta})\sigma_{x,\theta_i} + \frac{\partial A(\hat{\theta})}{\partial \theta_i} \hat{x} + \frac{\partial B(\hat{\theta})}{\partial \theta_i} v(t) + B(\hat{\theta}) \frac{\partial v_k}{\partial \theta_i} \\ \sigma_{y,\theta_i} = C(\hat{\theta})^T \sigma_{x,\theta_i} + \frac{\partial C(\hat{\theta})^T}{\partial \theta_i} \hat{x} + \frac{\partial D(\hat{\theta})}{\partial \theta_i} v(t) + D(\hat{\theta}) \frac{\partial v_k}{\partial \theta_i} \end{cases}$$

Avec :

$$\hat{u}(t) = u_k \quad \text{Pour tout } t \in [kT_e, (k+1)T_e[$$

Et $\frac{\partial \hat{u}_k}{\partial \theta_i} = \sigma_{\hat{u}_k}$ lui-même obtenu à partir de l'équation aux

différences :

$$\frac{\partial \hat{u}_k}{\partial \theta_i} + s_1 \frac{\partial \hat{u}_{k-1}}{\partial \theta_i} + \dots = -r_{0i} \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial \theta_i} - r_{1i} \frac{\partial \hat{y}_{k-1}}{\partial \theta_i} + \dots$$

Soit

$$\sigma_{\hat{u}_k} + s_1 \sigma_{\hat{u}_{k-1}} + \dots = -r_{0i} \sigma_{y_k, \theta_i} - r_{1i} \sigma_{y_{k-1}, \theta_i} + \dots \quad (14)$$

Il est important de remarquer que la sortie \hat{i} et la commande \hat{u} sont effectivement simulées à partir de l'excitation $\{w_{ref}\}$, de $\{w\}$, de $C_s(z^{-1})$ et du modèle continu : \hat{u} et \hat{i} étant totalement décorrélés de b (le bruit), l'estimation obtenue est donc non biaisée. Ceci est illustré par les simulations numériques réalisées dans la section 5.

La différence essentielle par rapport à une approche indirecte 'générale' [1], [6] réside dans le calcul des fonctions de sensibilité, non seulement pour \hat{i} , mais aussi pour \hat{u} . Remarquons enfin que cette méthodologie ne requiert pas d'hypothèse de linéarité : le système ou/et le correcteur peuvent donc être non linéaires [11].

Remarquons enfin que LANDAU [14] a proposé une famille de méthodes à erreur de sortie en boucle fermée, appelée CLOE, basée sur l'identification indirecte. Dans son principe l'algorithme proposé est analogue à celui de LANDAU ; il est néanmoins important de remarquer des différences essentielles dans la formulation de l'estimation.

Les algorithmes de LANDAU sont du type à erreur de sortie en formulation récursive, alors que notre approche est essentiellement hors ligne. Les algorithmes CLOE nécessitent la connaissance exacte du correcteur, alors que nous nous en affranchissons grâce à la surparamétrisation. Enfin, notre approche s'étend sans difficulté aux systèmes non linéaires.

V. EXEMPLE D'APPLICATION

Afin d'illustrer les possibilités des techniques d'identification proposées, nous allons les tester sur une machine à courant continu ayant les paramètres suivants :

$$\begin{cases} L = 1.2857e - 003H \\ R = 7.1428e - 001\Omega \\ K = 1.8400e - 001N.m / A \\ f = 0.0080N.m.s / rad \\ J = 0.0107N.m.s^2 / rad \end{cases}$$

Les simulations ont été réalisées dans le cadre de la régulation avec une consigne w_{ref} constante et un couple résistant variable, seule excitation implicite. Nous nous sommes placés dans des conditions de bruit telles que $S/B=20$.

Le bruit de sortie est généré par le modèle A.R : $b_k + c_1b_{k-1} = v_k$ où v_k est un bruit blanc et $-1 < c_1 < 0$

Trois situations ont été étudiées :

- $c_1=0$, alors b_k correspond à un bruit blanc
- $c_1=-0.5$, alors b_k correspond à un bruit moyennement corrélé
- $c_1=-0.95$, alors b_k correspond à un bruit fortement corrélé

Les simulations de Monte Carlo ont été réalisées sur 100 réalisations, chaque réalisation comportant 5000 couples de données.

Le correcteur équivalent associé a été décrit dans la section IV.

Les algorithmes directs et les algorithmes indirects avec correcteur équivalent exact et surparamétrisé sont comparés grâce à cette simulation stochastique. Les résultats sont présentés dans les tableaux (4,5 et 6)

Remarque :

- I.D : Identification Directe
- I.I.C.E : Identification Indirecte, Correcteur équivalent exact.
- I.I.C.S : Identification Indirecte, Correcteur équivalent Surparamétrisé

Nous présentons dans les tableaux suivants la moyenne de chaque paramètre identifié avec une marge d'erreur égale à ± 3 fois l'écart type (de la distribution de Monte Carlo).

Valeurs exactes	I.D	I.I.C.R	I.I.C.S
L = 1.2857e-003	1.2708e-003 $\pm 1.3387e-004$	1.2883e-003 $\pm 1.9644e-004$	1.3106e-003 $\pm 3.0131e-004$
R = 7.1428e-001	7.1449e-001 $\pm 3.0162e-003$	7.1446e-001 $\pm 6.9020e-003$	7.1479e-001 $\pm 8.1977e-003$
K = 1.8400e-001	1.8409e-001 $\pm 2.1418e-003$	1.8377e-001 $\pm 2.2759e-003$	1.8391e-001 $\pm 2.3318e-003$

Tableau 4 : Identification en présence d'un bruit blanc

Valeurs exactes	I.D	I.I.C.E	I.I.C.S
L = 1.2857e-003	1.4521e-003 $\pm 2.0663e-004$	1.3078e-003 $\pm 3.7699e-004$	1.3102e-003 $\pm 4.8875e-004$
R = 7.1428e-001	7.1499e-001 $\pm 3.3388e-003$	7.1439e-001 $\pm 7.1374e-003$	7.1429e-001 $\pm 7.4361e-003$
K = 1.8400e-001	1.8407e-001 $\pm 2.3390e-003$	1.8343e-001 $\pm 1.9462e-003$	1.8346e-001 $\pm 2.2031e-003$

Tableau 5 : Identification en présence d'un bruit corrélé $c_1 = -0.5$

Valeurs exactes	I.D	I.I.C.E	I.I.C.S
L = 1.2857e-003	1.6285e-003 $\pm 1.7523e-004$	1.2982e-003 $\pm 2.4333e-004$	1.3227e-003 $\pm 3.8978e-004$
R = 7.1428e-001	7.1078e-001 $\pm 3.7462e-003$	7.1453e-001 $\pm 8.5603e-003$	7.1421e-001 $\pm 5.4173e-003$
K = 1.8400e-001	1.8419e-001 $\pm 2.6255e-003$	1.8332e-001 $\pm 2.3123e-003$	1.8342e-001 $\pm 2.1146e-003$

Tableau 6 : Identification en présence d'un bruit corrélé $c_1 = -0.95$

On vérifie tout d'abord que la technique directe ID est non biaisée en bruit blanc de sortie ; il en est bien sûr de même pour IICE et IICS. Par contre, un biais apparaît pour ID dès que le bruit est corrélé ($c_1 = -0,5$) ; il augmente considérablement avec la corrélation de ce bruit ($c_1 = -0,95$). Remarquons qu'il se manifeste principalement sur L et partiellement sur R.

On vérifie alors que les deux méthodes indirectes fournissent une estimation non biaisée quelle que soit la corrélation du bruit de sortie. Remarquons enfin que même si le correcteur ne possède pas la bonne structure (méthode IICS), les résultats restent cependant tout à fait comparables avec ce que l'on obtient avec le correcteur exact (méthode IICE).

On peut aussi vérifier que la variance sur l'estimation de L est légèrement supérieure avec un correcteur surparamétrisé : on peut considérer qu'il s'agit du "prix à payer" lorsqu'il n'est pas possible de revenir à la structure exacte du correcteur. Remarquons aussi qu'en pratique, cette structure exacte n'a pas de sens car l'algorithme implanté par le spécialiste du temps réel est le plus souvent différent de celui proposé par le concepteur.

VI. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Une méthode d'identification non biaisée en boucle fermée par approche indirecte adaptée à la machine à courant continu a été proposée. Son principal intérêt réside dans la non connaissance a priori du correcteur. La procédure d'identification par surparamétrisation semble bien adaptée à une situation industrielle : non connaissance des paramètres et de la structure vraie du correcteur. Par ailleurs cette technique d'identification n'utilise qu'une excitation implicite due aux variations du couple

Cette méthodologie semble bien adaptée à l'estimation paramétrique des machines électriques. Dans le cas des machines à courant alternatif, la structure bouclée est indispensable au fonctionnement du système, et l'excitation est constituée par les variations de couple dans un contexte de surveillance.

Fondamentalement, l'identification directe pose des problèmes en raison des perturbations stochastiques que l'on retrouve sur la variable de commande via la boucle de régulation, ce qui rend l'estimation asymptotiquement biaisée.

Par ailleurs, la commande réalisée est de type cascade avec plusieurs correcteurs : dans ce cas, la technique de surparamétrisation nous semble un moyen permettant de contourner cette difficulté. Notre travail futur va donc consister à adapter la méthodologie proposée dans cette communication au problème concret de l'identification en boucle fermée de la machine asynchrone.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] P.M.J VAN DEN HOF and R.J.P SCHRAMA, 'Identification and control-closed loop issues'. Automatica, Volume 31, pages 1751-1770, 1995
- [2] J.C TRIGEASSOU, 'Contribution à l'extension de la méthode des moments en automatique. Application à l'identification des systèmes linéaires'. Thèse de Doctorat en Sciences Physiques, Poitiers 1987 France.
- [3] T POINOT, 'Contribution à l'identification des systèmes : par la méthode de surparamétrisation ; en traitement des eaux'. Thèse de Doctorat en Automatique, Poitiers 1996 France.
- [4] J.C TRIGEASSOU, 'La méthode des moments en automatique'. Conférence Internationale Francophone d'Automatique, pages 705-711, Lille France 2000.
- [5] J.C TRIGEASSOU, T POINOT and S MOREAU, "A methodology for estimation of physical parameters". IMACS 2000, 16th IMACS World

Congress on scientific Computation, Applied Mathematics and Simulation, Lausanne 2000, Suisse.

[6] P.M.J VAN DEN HOF and R.A.D CALLAFON, 'Multivariable closed-loop identification : from indirect identification to dual_youla parametrization data'. Selected Topcis in Identification, Modelling and Control, Delft University Press, 9, 1996.

[7] J RICHALET, A RAULT and R POULIQUEN, 'Identification des processus par la méthode du modèle' GORDON and BREACH 1971

[8] J RICHALET, 'Pratique de l'identification'. Hermès 1991.

[9] F DE BRUYNE, B.D.O ANDERSON, M GEVERS, and N LINARD, 'On closed-loop identification with a tailor-made parametrization', In proceedings of the American Control Conference, pages 2821-2827, Philadelphia, Pennsylvania, 1998.

[10] O GROSPEAUD, J.C TRIGEASSOU and N MAAMRI, 'Unbiased identification of a non linear continuous system in closed-loop'. International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics, 2000.

[11] O GROSPEAUD. 'Contribution à l'identification en boucle fermée par erreur de sortie'. Thèse de Doctorat en Automatique, Poitiers 2000 France.

[12] O GROSPEAUD and J.C TRIGEASSOU 'Identification en boucle fermée par méthode d'erreur de sortie', Journées Doctorales d'Automatique de Nancy, 1999.

[13] L. LJUNG 'System identification, theory for the user', Prentice-Hall 1987.

[14] I.D LANDAU 'Identification et commande des systèmes' Hermès 1987.

[15] I BAZINE B.AMEUR, S BAZINE, K. JELASSI, J.C TRIGEASSOU and T POINOT, 'Identification of stator fault parameters in induction machine using the Output-Error Technique'. The second international conference ACIDCA-ICMI Tozeur - Tunisia, November 5-7, 2005

[16] I BAZINE B.AMEUR, S BAZINE, J.C TRIGEASSOU, T POINOT and K. JELASSI, 'Identification non biaisée en boucle fermée par erreur de sortie'. 4^{ème} Conférence Internationale JTEA 2006, 12-14 Mai 2006, Tunisie.

[17] C CHIAPPA, 'Définition et mise en œuvre d'une structure de commande numérique d'actionneur électrique : Application à la motorisation d'un robot mobile'. Thèse de Doctorat en Automatique et informatique industrielle, Toulouse 1989

[18] S BACHIR, 'Contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique', thèse de doctorat en automatique, Poitiers, 2002