



HAL
open science

Identification dynamique d'une classe des systèmes non linéaires par modes glissants

Ahmed-Rédha Meghnous, Minh Tu Pham, Xuefang Lin-Shi

► **To cite this version:**

Ahmed-Rédha Meghnous, Minh Tu Pham, Xuefang Lin-Shi. Identification dynamique d'une classe des systèmes non linéaires par modes glissants. JIME, Apr 2011, Douai, France. pp.CD. hal-00619019

HAL Id: hal-00619019

<https://hal.science/hal-00619019v1>

Submitted on 5 Oct 2011

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Identification dynamique d'une classe de systèmes non linéaires par modes glissants

Ahmed-Rédha MEGHNOUS¹, Minh Tu PHAM¹, Xuefang LIN-SHI¹

¹Laboratoire Ampère, UMR CNRS 5005,

Université de Lyon, INSA-Lyon,

Bâtiment St-Exupéry, 25 Avenue Jean Capelle,

F-69621 Villeurbanne Cedex, France

(ahmed-redha.meghnous, minh-tu.pham, xuefang.shi)@insa-lyon.fr

http://www.ampere-lyon.fr

Résumé— Dans ce papier, une méthode d'identification dynamique pour des systèmes non linéaires linéairement paramétrés est développée. La technique proposée repose sur l'utilisation d'un observateur d'état étendu aux paramètres combinée à une technique des moindres carrés et une approche par variable instrumentale. L'étude de l'effet du bruit sur l'identification montre la consistance et la robustesse de la technique. L'application en expérimentation sur une machine synchrone à aimants permanents confirme les résultats obtenus par simulation.

Mots-clés— identification non linéaire, observateur étendu, modes glissants, variable instrumentale, moindres carrés, machine synchrone.

I. INTRODUCTION

Le problème d'identification paramétrique des systèmes non linéaires a été traité depuis plusieurs années et beaucoup de travaux ont été réalisés dans ce champ de recherche. De nombreuses techniques ont vu le jour ces dernières décennies mais peu d'entre elles présentent des études en terme de robustesse vis-à-vis des bruits de mesures. Parmi les techniques d'identification non linéaire les plus répandues on peut citer notamment celles qui exploitent les observateurs d'état étendus aux paramètres [1], [2], [23]. Dans le contexte des systèmes non linéaires, l'apparition de la théorie des structures variables a permis le développement des méthodes intéressantes et robustes reposant sur les observateurs par modes glissants [7], [8], [10], [12], [20]. Dans [10], les auteurs utilisent un observateur super twisting par modes glissants dans le but d'estimer la dérivée de l'état. Cette dérivée est utilisée par la suite pour l'identification en résolvant un système d'équations. Cependant, une telle technique nécessite un nombre identique de paramètres inconnus et d'équations. Dans [8], les paramètres nominaux sont considérés comme connus. L'erreur d'estimation paramétrique est ensuite calculée par une technique exploitant à la fois des propriétés des modes glissants et de l'algorithme des moindres carrés (MC). Les paramètres à identifier sont finalement obtenus en additionnant l'erreur d'estimation aux paramètres nominaux supposés bien connus. Dans le même esprit, une approche d'estimation directe des paramètres a été proposée par [7]. Cette dernière technique est élaborée à partir d'un observateur par modes glissants et destinée à l'identification de paramètres variants dans le temps. Pour minimiser l'effet du bruit, les auteurs utilisent un préfiltrage des données

mesurées.

La contribution principale de ce papier est le développement d'une nouvelle méthode combinant trois techniques d'identification. Une première technique assure le calcul de l'erreur d'estimation grâce à un observateur par modes glissants [8]. La variable instrumentale issue d'un modèle auxiliaire est utilisée par une seconde technique dont l'objectif est d'éliminer l'effet des bruits de mesures sur l'identification. La troisième technique consiste à concevoir une loi d'adaptation paramétrique à partir d'un observateur par modes glissants [7]. L'association de ces trois techniques donne un algorithme d'identification robuste vis-à-vis des bruits de mesures. Une validation expérimentale sur un banc d'essai donne une idée sur l'efficacité de cette approche.

Le présent article est organisé comme suit : La section 2 positionne le problème et résume les principales étapes de la procédure d'identification proposée. La preuve de convergence de l'algorithme est donnée dans la même section. La section suivante est dédiée au problème des bruits de mesures et présente une solution utilisant une méthode à variable instrumentale. La section 4 est consacrée à l'application de la technique en simulation sur une machine synchrone à aimants permanents. Dans la même section, une validation expérimentale de la méthode sur un banc d'essai est effectuée.

II. ALGORITHME D'IDENTIFICATION

Considérons la classe des systèmes non linéaires suivante :

$$\dot{x} = \Phi^T(t, x, u)\theta + F(t, x) \quad (1)$$

avec $x \in \mathbb{R}^n$ le vecteur d'état mesuré, $u \in \mathbb{R}^m$ vecteur de commande et $\theta \in \mathbb{R}^p$ est le vecteur des paramètres inconnus et invariants. On considère les hypothèses suivantes :

- i) x , u et Φ sont continus et bornés.
- ii) x est observable.

Φ est la matrice de régression de dimension $(n \times p)$ et $F(t, x)$ est un vecteur contenant les termes qui ne dépendent pas de θ . Dans l'objectif d'identifier le vecteur θ , un observateur adaptatif étendu aux paramètres est élaboré à l'aide de la théorie des structures variables. Pour la synthèse d'un tel observateur, nous considérons l'observateur par modes glissants suivant [10] :

$$\dot{\hat{x}} = \Phi^T(t, x, u)\hat{\theta} + F(t, x) + K \text{sign}(x - \hat{x}) \quad (2)$$

où \hat{x} est le vecteur d'état estimé, $\hat{\theta}$ est l'estimé de θ et $K = \text{diag}\{K_1, \dots, K_i, \dots, K_n\}$ est une matrice de gain diagonale de dimension $n \times n$ à déterminer. On définit $\tilde{\theta} = \theta - \hat{\theta}$ comme l'erreur sur les paramètres. En utilisant (1) et (2), l'erreur d'estimation $\tilde{x} = x - \hat{x}$ est donnée par :

$$\dot{\tilde{x}} = \Phi^T(t, x, u)\tilde{\theta} - K \text{sign}(x - \hat{x}) \quad (3)$$

Théorème 1 : Considérons le système (1). En prenant en compte les hypothèses i) et ii), si la condition suivante est satisfaite

$$|K_i| > \left| \max_i \sum_j (\Phi_{i,j}^T(t, x, u)\tilde{\theta}) \right| \quad (4)$$

avec $\Phi_{i,j}$ les éléments de la matrice Φ alors l'erreur d'observation converge vers un voisinage de zéro dans un temps fini.

Preuve 1 : Considérons la fonction de Lyapunov suivante

$$V_x = \frac{1}{2} \tilde{x}^T \tilde{x} \quad (5)$$

La dérivée de (5) et (3) conduisent à

$$\dot{V}_x = \tilde{x}^T \dot{\tilde{x}} = \tilde{x}^T \Phi^T(t, x, u)\tilde{\theta} - \tilde{x}^T K \text{sign}(\tilde{x}) \quad (6)$$

\dot{V}_x est définie négative si les gains K_i , $i = 1, \dots, n$ sont choisis suffisamment grands tels que :

$$|K_i| > \left| \max_j (\Phi_{i,j}^T(t, x, u)\tilde{\theta}) \right| \quad (7)$$

Un régime glissant se produit sur la surface $\tilde{x} = 0$. [21], [26], [25].

Si le *théorème 1* est satisfait (3) peut être écrite comme :

$$0 = \Phi^T(t, x, u)\tilde{\theta} - K \text{sign}(x - \hat{x}) \quad (8)$$

ou d'une autre façon

$$\Phi^T(t, x, u)\tilde{\theta} = K \text{sign}(x - \hat{x}) \quad (9)$$

ou encore

$$\Phi(t, x, u)\Phi^T(t, x, u)\tilde{\theta} = \Phi(t, x, u)K \text{sign}(x - \hat{x}) \quad (10)$$

la valeur moyenne de (10) est alors donnée par

$$\frac{\tilde{\theta}}{t} \int_0^t \Phi(\sigma)\Phi^T(\sigma)d\sigma = \frac{1}{t} \int_0^t \Phi(\sigma)K \text{sign}(\tilde{x}(\sigma))d\sigma \quad t > 0 \quad (11)$$

L'équation (11) suggère l'estimateur de l'erreur paramétrique suivant

$$\hat{\tilde{\theta}} = \left[\int_0^t \Phi(\sigma)\Phi^T(\sigma)d\sigma \right]^{-1} \left[\int_0^t \Phi(\sigma)K \text{sign}(\tilde{x}(\sigma))d\sigma \right] \quad (12)$$

où $\hat{\tilde{\theta}}$ est une estimation de $\tilde{\theta}$. Considérons à présent la matrice carrée non singulière $\Gamma(t)$. On sait que :

$$\Gamma(t)\Gamma^{-1}(t) = I \quad (13)$$

où I est la matrice identité. Par dérivation de (13), nous obtenons l'équation suivante

$$\Gamma^{-1}(t)\dot{\Gamma}(t) + \dot{\Gamma}^{-1}(t)\Gamma(t) = 0 \quad (14)$$

On définit $\Gamma(t) = \left[\int_0^t \Phi(\sigma)\Phi^T(\sigma)d\sigma \right]^{-1}$. La dérivée de (12) par rapport au temps donne l'expression suivante :

$$\dot{\hat{\tilde{\theta}}} = \dot{\Gamma}(t)\Gamma^{-1}(t)\hat{\tilde{\theta}} + \Gamma(t)\Phi(t)K \text{sign}(\tilde{x}) \quad (15)$$

En utilisant la définition de $\Gamma(t)$ et (14), la dynamique d'évolution de $\Gamma(t)$ est donnée par :

$$\dot{\Gamma}(t) = -\Gamma(t)\Phi(t)\Phi^T(t)\Gamma(t) \quad (16)$$

Les équations (14) et (16) permettent d'écrire l'expression dynamique pour calculer $\hat{\tilde{\theta}}$ comme :

$$\dot{\hat{\tilde{\theta}}} = \Gamma(t)\Phi(t) \left[K \text{sign}(\tilde{x}) - \Phi^T(t)\hat{\tilde{\theta}} \right] \quad (17)$$

Dans [10], la convergence de l'erreur d'estimation paramétrique définie par (17) et (16) est assurée par un choix adéquat de Γ dans le cas d'absence de bruits de mesures ou dans le cas où le bruit additif sur les sorties noté ϵ est décorrélé avec Φ . La présence d'un bruit corrélé avec Φ engendre alors un biais sur l'estimateur dû à l'utilisation de la technique des moindres carrés. Plus de détails sur l'effet du bruit sur l'identification sont donnés dans la section suivante.

Jusqu'à présent, seule l'erreur d'estimation paramétrique $\tilde{\theta}$ a été calculée. Comme le suggère [10], les paramètres $\hat{\theta}$ peuvent être obtenus à partir de la connaissance *a priori* des valeurs nominales notées θ_{nom} et dans ce cas, il vient :

$$\hat{\theta} \approx \theta_{nom} + \tilde{\theta} \quad (18)$$

Par la suite, cette hypothèse n'est pas prise en compte. Un observateur par modes glissants sera construit pour identifier les paramètres [7].

D'après (10), il s'avère que si l'entrée d'excitation est persistante, $\tilde{\theta}$ peut être calculé par :

$$\tilde{\theta} = [\Phi(t)\Phi^T(t)]^{-1} \Phi(t)K \text{sign}(\tilde{x}) \quad (19)$$

Preuve 2 : Considérons la fonction de Lyapunov $V_\theta = \frac{1}{2} \tilde{\theta}^T \tilde{\theta}$ et sa dérivée :

$$\dot{V}_\theta = \tilde{\theta}^T \dot{\tilde{\theta}} \quad (20)$$

Comme θ est un vecteur de paramètres invariant, $\dot{\tilde{\theta}} = -\dot{\hat{\theta}}$. Donc, (20) devient :

$$\dot{V}_\theta = -\tilde{\theta}^T \dot{\hat{\theta}} \quad (21)$$

Une loi adaptative d'estimation paramétrique possible est donnée par

$$\dot{\hat{\theta}} = K_\theta \text{sign}(\tilde{\theta}) \quad (22)$$

où K_θ est une matrice de gain diagonale avec des éléments positifs. Il est clair que \dot{V} est définie négative pour $\tilde{\theta} \neq 0$, donc le vecteur de l'erreur d'estimation paramétrique $\tilde{\theta}$ converge asymptotiquement vers zéro dans un temps fini. En effet, les paramètres estimés $\hat{\theta}$ convergent asymptotiquement vers leurs vraies valeurs θ dans un temps fini.

III. VARIABLE INSTRUMENTALE

La méthode proposée dans cet article utilise la théorie des structures variables et le principe des moindres carrés pour l'estimation des paramètres. Il est bien connu que l'estimateur au sens des moindres carrés est biaisé en présence de bruit en raison de la corrélation de celui-ci avec les signaux mesurés. Plusieurs solutions ont été proposées au cours des dernières années comme la méthode des moindres carrés généralisés [14] ou encore la méthode de la variable instrumentale (VI) [9]. La technique VI consiste à éliminer l'effet du bruit sur l'identification en introduisant une matrice de régression totalement décorrelée avec le bruit [22]. Historiquement, ce genre de technique a été développé pour les systèmes linéaires discrets mais récemment l'approche VI a été étendue au domaine d'identification des systèmes linéaires continus en boucle fermée et ouverte. Dans notre cas, la technique nommée SRIVC (Simplified Refined Instrumental Variable Continuous-time) proposée par [3] basée sur la génération d'une matrice instrumentale décorrelée avec le bruit à l'aide d'un modèle auxiliaire s'avère la plus adéquate [6]. Considérons la classe des systèmes non linéaires (23) avec un bruit borné et non mesurable $\epsilon(t)$

$$\dot{x} = \Phi^T(t, x, u)\theta + F(t, x) + \epsilon(t) \quad (23)$$

En appliquant la procédure précédente sur (23), on obtient

$$\hat{\theta} = \Gamma(t) \left[\int_0^t \Phi(\sigma)(K \text{sign}(\tilde{x}(\sigma)) - \epsilon(\sigma))d\sigma \right] \quad (24)$$

En d'autres termes

$$\hat{\theta} = \Gamma(t) \int_0^t \Phi(\sigma)K \text{sign}(\tilde{x}(\sigma))d\sigma - \Gamma(t) \int_0^t \Phi(\sigma)\epsilon(\sigma)d\sigma \quad (25)$$

L'effet du bruit correspond dans l'équation ci-dessus au second terme. Les auteurs de [8] montrent que les conditions de convergence sont

$$\|t\Gamma(t)\|_\infty \text{ est bornée} \quad (26)$$

et

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \left\| \frac{1}{t} \int_0^t \Phi(\sigma)\epsilon(\sigma)d\sigma \right\|_\infty = 0 \quad (27)$$

On peut considérer l'équation (26) comme une condition de persistance qui implique la non singularité de la matrice $\Gamma(t)$. Un choix judicieux des conditions initiales de (16) permet de remédier à ce problème. Si une matrice admet une borne supérieure alors son inverse admet une borne inférieure et sachant que $\Gamma^{-1}(t) = \int_0^t \Phi(\sigma)\Phi^T(\sigma)d\sigma$, la dernière condition est réellement définie par

$$\liminf_{t \rightarrow \infty} \left\| \frac{1}{t} \int_0^t \Phi(\sigma)\Phi^T(\sigma)d\sigma \right\|_\infty > 0 \quad (28)$$

La deuxième condition (27) exprime la dépendance entre le bruit $\epsilon(t)$ et la matrice d'observation Φ . Si le bruit est corrélé avec Φ la condition (27) n'est pas satisfaite et l'estimation paramétrique sera biaisée. Le remplacement de Φ par une autre matrice non corrélée avec le bruit est une solution intéressante pour ce problème. En fait, c'est le cas de la matrice instrumentale (MI). Cette matrice

peut être déterminée par un modèle auxiliaire non bruité (indépendant du système réel) de la manière suivante :

$$\dot{x}_{IV}(t) = \Phi_{IV}^T(t, x_{IV}, u)\theta_{IV} + F(t, x) \quad (29)$$

où x_{IV} est le vecteur d'état du modèle auxiliaire, Φ_{IV} est la matrice instrumentale construite à partir du modèle auxiliaire et θ_{IV} est un vecteur contenant les paramètres du modèle. Les éléments du vecteur θ_{IV} peuvent être obtenus par deux manières. La première consiste à calculer ces paramètres par une simple technique comme les moindres carrés ordinaires (MCO). Dans ce cas, le vecteur θ_{IV} sera constant. Une autre manière nécessite l'actualisation du vecteur θ_{IV} par les paramètres identifiés $\hat{\theta}$ à chaque itération. Notre choix s'est porté sur la seconde manière. En introduisant la matrice Φ_{IV} dans (24), cette dernière devient

$$\hat{\theta} = \Gamma(t) \left[\int_0^t \Phi_{IV}(\sigma)(K \text{sign}(\tilde{x}(\sigma)) - \epsilon(\sigma))d\sigma \right] \quad (30)$$

et

$$\hat{\theta} = \Gamma(t) \int_0^t \Phi_{IV}(\sigma)K \text{sign}(\tilde{x}(\sigma))d\sigma - \Gamma(t) \int_0^t \Phi_{IV}(\sigma)\epsilon(\sigma)d\sigma \quad (31)$$

Comme le bruit ϵ est décorrelé avec Φ_{IV} , les termes qui dépendent de ϵ dans (31) vont disparaître quand t tend vers ∞ . L'équation (14) mène alors à l'estimateur paramétrique avec variable instrumentale suivant :

$$\hat{\theta} = \Gamma(t)\Phi_{IV}(t) \left[K \text{sign}(\tilde{x}) - \Phi^T(t)\hat{\theta} \right] \quad (32)$$

Pour résumer nos propos, la technique proposée s'appuie sur l'algorithme suivant :

- Synthèse de l'observateur par modes glissants (2).
- Initialisation du modèle auxiliaire par des paramètres connus *a priori* θ_{nom} .
- Construction de la matrice instrumentale Φ_{IV} à l'aide du modèle auxiliaire (figure 1).
- Calcul de l'erreur d'estimation paramétrique $\tilde{\theta}$ en utilisant (32).
- Estimation des paramètres du système par (22).

La figure 1 illustre le schéma de principe.

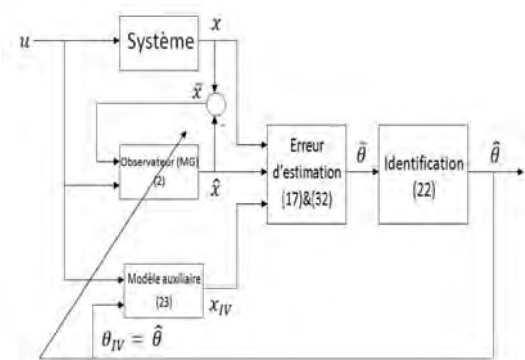


Fig. 1. Schéma de principe

IV. EXEMPLE : IDENTIFICATION D'UNE MACHINE SYNCHRONE

A. Modélisation

Le modèle dynamique triphasé de la machine synchrone à aimants permanents (MSAP) est non linéaire en l'état et en les paramètres. Pour passer outre cette difficulté, un modèle simplifié a été établi dans un repère diphasé noté dq grâce à la transformation de Park. Son principal avantage est la linéarisation par rapport aux paramètres dynamiques. Un tel avantage permet l'application de la méthode développée dans ce papier. Par ailleurs, le modèle utilisé n'a aucune dépendance par rapport à la position angulaire de la machine ce qui n'est pas le cas dans le repère triphasé où l'inductance statorique dépend fortement de la position angulaire [4], [13]. En prenant en compte les mêmes hypothèses de modélisation que [5], le modèle de la machine dans le repère de Park est le suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = -\theta_1 x_1 + p x_3 x_2 + \theta_2 V_d \\ \dot{x}_2 = -\theta_1 x_2 - p x_3 x_1 - p \theta_3 x_3 + \theta_2 V_q \\ \dot{x}_3 = p \theta_4 x_2 - \theta_5 x_3 - \frac{C_r}{J} \end{cases} \quad (33)$$

avec $x^T = [I_d \ I_q \ \Omega_r]$, $u^T = [V_d \ V_q]$

$$\text{où } \theta = \begin{bmatrix} \frac{R_s}{L} & \frac{1}{L} & \frac{\varphi_f}{L} & \frac{\varphi_f}{J} & \frac{f}{J} \end{bmatrix}^T$$

R_s : résistance statorique

L : inductance statorique

φ_f : flux magnétique

J : moment d'inertie

f : coefficient des frottements visqueux

I_d , I_q et Ω_r sont respectivement le courant direct, le courant en quadrature et la vitesse mécanique de la machine. V_d et V_q sont les deux tensions d'entrée. C_r est le couple de charge supposé nul dans ce qui suit. p est le nombre de paires de pôles.

A partir de (33), on a :

$$\Phi^T(t, x, u) = \begin{pmatrix} -x_1 & V_d & 0 & 0 & 0 \\ -x_2 & V_q & -p x_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & p x_2 & -x_3 \end{pmatrix} \quad (34)$$

$$F(x, t) = \begin{pmatrix} p x_3 x_2 \\ -p x_3 x_1 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (35)$$

et la matrice Φ_{IV} est définie comme suit :

$$\Phi_{IV}^T(t, x_{IV}, u) = \begin{pmatrix} -x_{1_{IV}} & V_d & 0 & 0 & 0 \\ -x_{2_{IV}} & V_q & -p x_{3_{IV}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & p x_{2_{IV}} & -x_{3_{IV}} \end{pmatrix} \quad (36)$$

B. Entrée d'excitation

L'entrée d'excitation est une notion très importante dans le domaine de l'identification et les résultats obtenus dépendent de la nature de ce signal d'entrée. Un tel signal doit être suffisamment riche en fréquences afin d'exciter toutes les dynamiques du système. Un mauvais choix

de l'entrée excitante peut provoquer une perte de rang de la matrice d'observations Φ . Une planification optimale des trajectoires permet de résoudre ce problème [18]. Dans le présent article, cette notion d'optimalité n'est pas évoquée et on se limite au respect de la condition du rang de Φ . D'un point de vue théorique, l'utilisation d'un bruit blanc pour exciter le système est le choix idéal. Malheureusement, ce type de signal n'est pas réalisable en pratique à cause de son spectre fréquentiel infini. Dans ce cas, le meilleur choix de substitution consiste en un signal binaire pseudo aléatoire (SBPA) qui possède des propriétés proches de celles du bruit blanc. Il peut être utilisé avec des faibles amplitudes pour les systèmes qui ne supportent pas une forte sollicitation [15], [17].

C. Simulation

Des résultats d'identification par la méthode proposée sont obtenus par la simulation du modèle de la machine sous le logiciel MATLAB. L'algorithme d'estimation composé de (3), (4), (22) et (32) est implémenté. Des signaux d'excitation de type SBPA sont appliqués sur les entrées du modèle avec 10% de l'amplitude nominale. Nous commençons par une identification sans bruit additif. Ensuite, ce dernier est ajouté aux sorties du modèle (environ 20% de l'amplitude nominale des sorties) et l'identification est faite sans introduire la variable instrumentale. Finalement, la matrice instrumentale Φ_{IV} est utilisée en identification avec la présence du bruit. Les valeurs des vrais paramètres à identifier sont :

$$\begin{aligned} R_s &= 4.65 \ \Omega \\ L &= 0.0147 \ H \\ \varphi_f &= 0.16 \ Wb \\ J &= 0.00032 \ Kg.m^2 \\ f &= 0.0141 \ N/((rad/s)) \end{aligned}$$

Ces valeurs sont utilisées comme référence pour évaluer la qualité de l'identification. Les figures 2 à 6 montrent l'évolution des paramètres dynamiques.

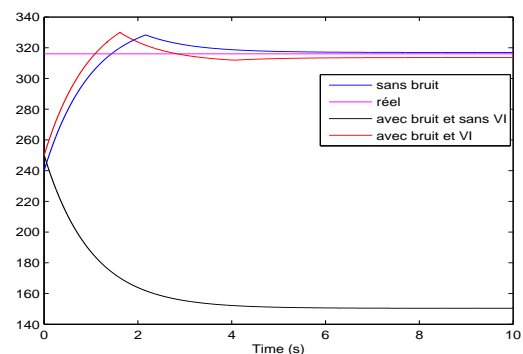


Fig. 2. Paramètre $\frac{R_s}{L}$

Le tableau I présente les valeurs numériques des paramètres identifiés.

Remarquons que :

- Les valeurs des paramètres estimés en présence de bruit et sans utiliser la matrice instrumentale Φ_{IV} sont éloignées des valeurs estimées sans présence de bruit.

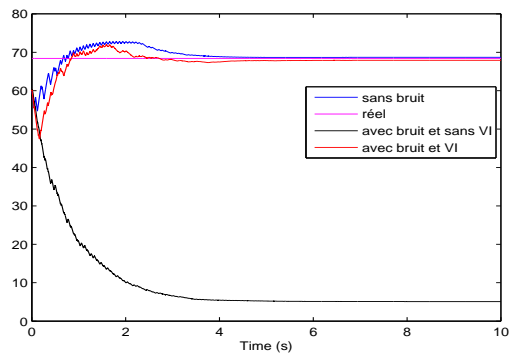


Fig. 3. Paramètre $\frac{1}{L}$

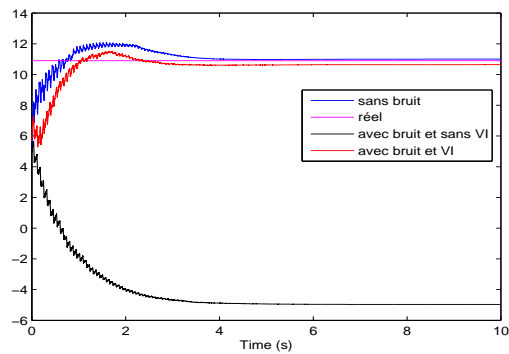


Fig. 4. Paramètre $\frac{\varphi_f}{L}$

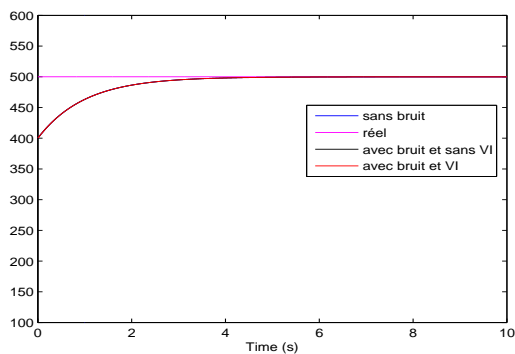


Fig. 5. Paramètre $\frac{\varphi_f}{J}$

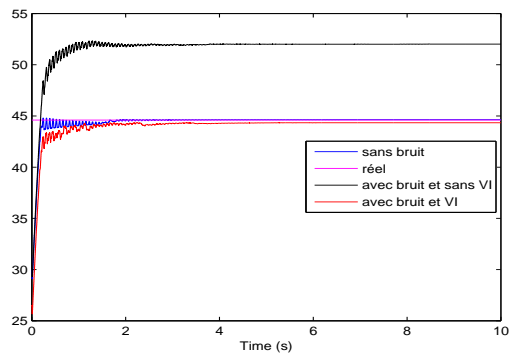


Fig. 6. Paramètre $\frac{f}{J}$

TABLE I
RÉSULTATS DE SIMULATION

Paramètres (unités SI)	Sans bruit (unités SI)	Bruit sans VI (unités SI)	Bruit + VI (unités SI)	Valeurs réelles (unités SI)
$\frac{R_s}{L}$	317	150	314	316
$\frac{1}{L}$	68.7	5	67.9	68.4
$\frac{\varphi_f}{L}$	11	-5	10.6	10.9
$\frac{\varphi_f}{J}$	500	500	500	500
$\frac{f}{J}$	44.65	52	44.2	44.6

rement, la technique est robuste vis-à-vis des bruits de mesure.

- La vitesse de convergence peut être améliorée par l'ajustement du gain K_θ (différent du gain K de l'observateur (2)) présent dans l'équation (19). Un choix adéquat de ce gain permet d'accélérer le processus d'identification des paramètres reliés aux dynamiques lentes et d'équilibrer la vitesse de convergence entre les différents paramètres. Un gain décroissant peut par exemple être un choix judicieux. En pratique, il est préférable de garder un gain minimum pour ne pas annuler l'effet d'adaptation. Pour ces raisons, nous avons choisi un gain qui décroît exponentiellement donné par :

$$\dot{K}_\theta = -\lambda K_\theta \quad (37)$$

où $\lambda > 0$ est un paramètre de réglage de la vitesse de convergence.

Ce gain décroissant peut être assimilé à un facteur d'oubli classique.

D. Banc d'essai

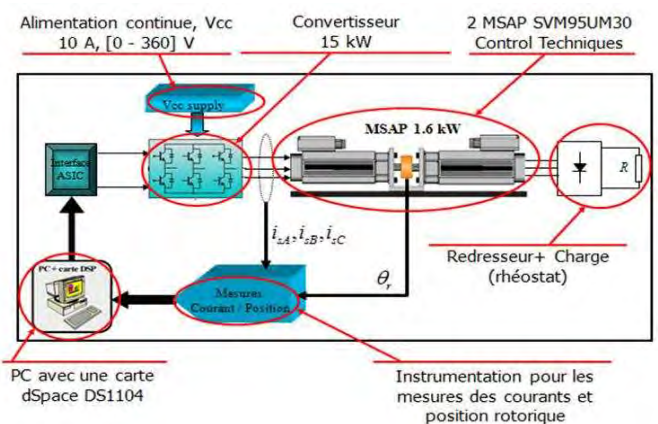


Fig. 7. Banc d'essai

- Dans le cas où la matrice Φ_{IV} est utilisée, les paramètres estimés convergent vers les valeurs réelles même avec une amplitude importante de bruit. Clai-

Afin de vérifier les résultats obtenus précédemment, des essais expérimentaux ont été réalisés sur un banc d'essai. Le banc est composé de deux machines synchrones dont

l'une d'entre elles joue le rôle d'une charge ajustable. Des capteurs de courant et de position sont utilisés pour mesurer les différentes grandeurs physiques. Une carte Dspace assure l'interfaçage entre l'unité de contrôle et les différents organes du banc.

Les entrées d'excitations employées pour l'expérimentation sont des signaux SBPA avec des amplitudes à 10% des valeurs nominales des entrées utilisées pour un fonctionnement nominal. Généralement, une forte sollicitation comme celle provoquée par le signal SPBA n'est pas souhaitable. Pour cette raison, les signaux d'entrée sont utilisés à faible amplitude pour éviter une éventuelle détérioration du matériel. La figure 7 présente le schéma de principe du banc.

E. Résultats expérimentaux

Les figures 8 à 10 montrent l'évolution des différents signaux de la machine avec une excitation de type SBPA.

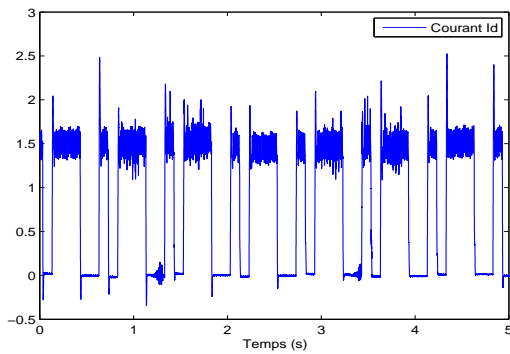


Fig. 8. Courant I_d

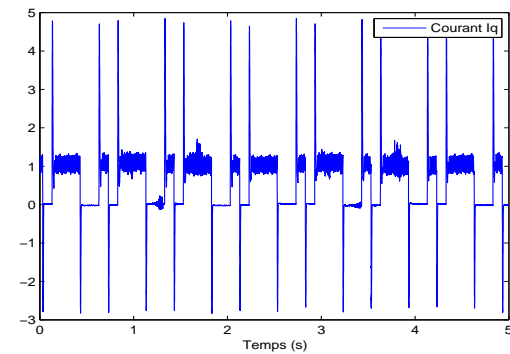


Fig. 9. Courant I_q

Les figures 11 à 15 illustrent l'évolution des paramètres identifiés avec et sans l'utilisation de la variable instrumentale VI. Le tableau II présente les valeurs numériques des paramètres identifiés.

Le tableau II montre que lorsque la variable instrumentale n'est pas utilisée l'identification du paramètre physique $\frac{f}{J}$ (constante de temps) conduit à une valeur négative aberrante. Pour vérifier les résultats de l'identification avec la variable instrumentale, nous effectuons une validation expérimentale.

Remarque 1 : Dans le cas où le bruit est ajouté et la variable instrumentale n'est pas utilisée, une différence de

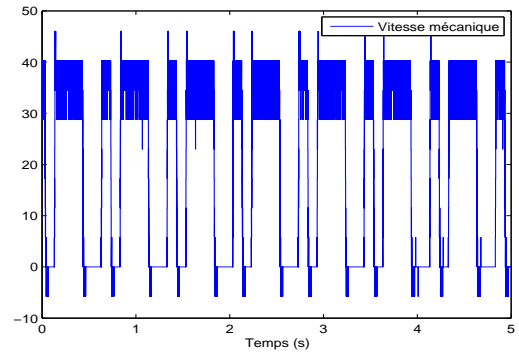


Fig. 10. Vitesse mécanique

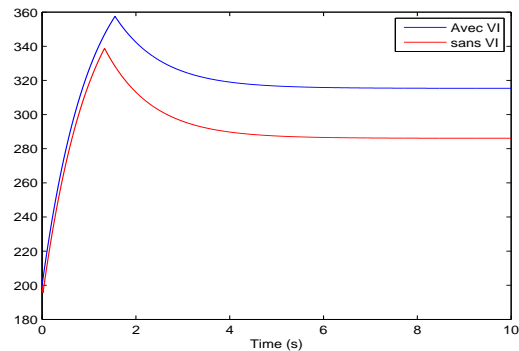


Fig. 11. Paramètre $\frac{R_s}{L}$

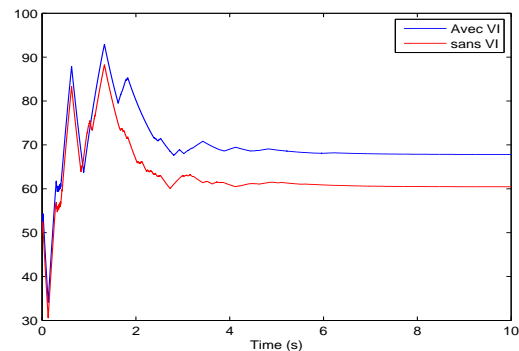


Fig. 12. Paramètre $\frac{1}{L}$

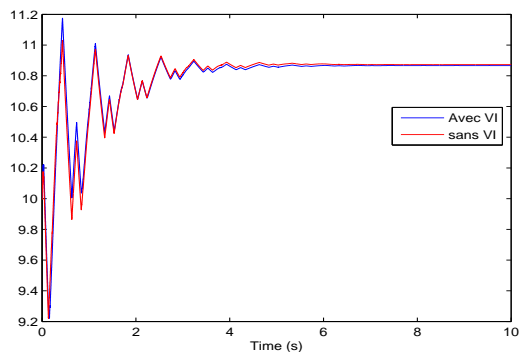
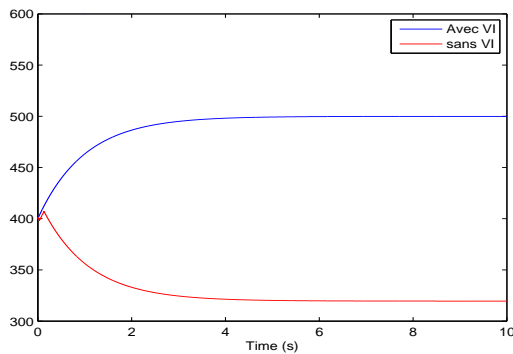
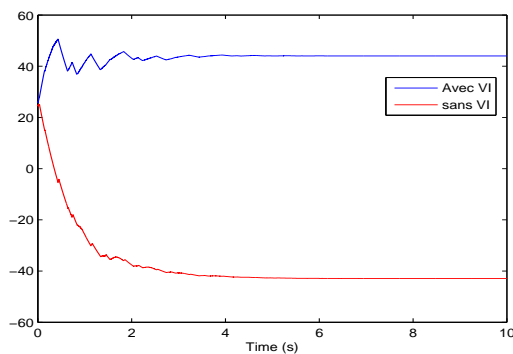


Fig. 13. Paramètre $\frac{\varphi_f}{L}$

comportement en régime transitoire est remarquée entre les paramètres identifiés en simulation et ceux identifiés en

Fig. 14. Paramètre $\frac{\varphi_f}{J}$ Fig. 15. Paramètre $\frac{f}{J}$ TABLE II
RÉSULTATS D'EXPÉRIMENTATION

Paramètres (unités SI)	Sans VI (unités SI)	Avec VI (unités SI)
$\frac{R_s}{L}$	286	316
$\frac{1}{L}$	60	68
$\frac{\varphi_f}{L}$	10.8	10.8
$\frac{\varphi_f}{J}$	320	500
$\frac{f}{J}$	-43	44

expérimentation (les paramètres $\frac{\Phi}{L}$, $\frac{\Phi}{J}$ et $\frac{f}{J}$). Une explication à ce phénomène tient au fait que le bruit présent en pratique et celui qui est utilisé en simulation sont différents.

F. Validation des résultats

La procédure de validation consiste à comparer les signaux issus de l'expérimentation avec des signaux obtenus par la simulation du modèle en utilisant les paramètres identifiés. Dans un premier temps, une validation directe est réalisée en utilisant les signaux d'entrée qui ont servi pour l'identification (SBPA). Ensuite, d'autres types d'entrée sont appliqués (échelon dans notre cas) pour réaliser une validation croisée. Cette dernière permet

de s'assurer que les valeurs des paramètres identifiés ne dépendent pas du type d'entrée injectée. Les figures 16 et 17 montrent la comparaison entre les signaux expérimentaux et simulés du courant en quadrature I_q avec respectivement une entrée SBPA (validation directe) et un échelon (validation croisée). Le comportement du modèle identifié traduit assez fidèlement le comportement du système réel dans les deux cas.

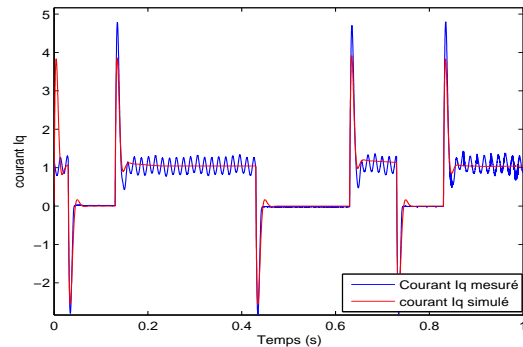


Fig. 16. Validation directe

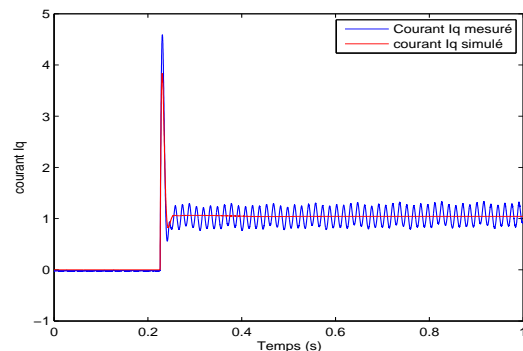


Fig. 17. Validation croisée

V. CONCLUSION

Dans cet article, une technique d'identification qui utilise les modes glissants et une méthode à base de variable instrumentale a été proposée. L'association de ces deux techniques donne la possibilité d'identifier des systèmes non linéaires avec une structure linéaire par rapport aux paramètres dynamiques. La combinaison des modes glissants et de la variable instrumentale permet d'assurer la robustesse de l'algorithme d'identification dans le cas où l'environnement est bruité. Une application sur la machine synchrone indique que cette méthode permet d'identifier les paramètres électriques et mécaniques simultanément. Des résultats d'expérimentation et de validation montrent l'efficacité de la technique sur un processus réel.

RÉFÉRENCES

- [1] D. Vošmik, Z. Sutnar et Z. Peroutka. Application of Extended Kalman Filter for parameter identification of electric drives. *International Conference on Applied Electronics (AE)*, vol. 1, pp. 1-4, Pilsen, Rép Tchèque, 2010.
- [2] S. Hadj Said, F. Mimouni, F. M'Sahli et M. Farza. High gain observer based on-line rotor and stator resistances estimation for IMs. *IEEE International Conference on Control Applications (CCA)*, vol. 1, pp. 1927-1932, Yokohama, Japan, 2010.

- [3] P.C. Young, H. Garnier et M. Gilson. Simple Refined IV Methods of Closed-Loop System Identification. IFAC Symposium on System Identification, SYSID, Saint-Malo, France, 2009.
- [4] M. Dehghani, M. Karrari, W. Rosehart et O. P. Malik. Synchronous machine model parameters estimation by a time-domain identification method. *International Journal Of Electrical Power and Energie Systems*, vol. 26, pp. 211-217, 2008.
- [5] A. Zentai et T. Daboczi. Offline parameter estimation of permanent magnet synchronous machines by mean of LS optimization. *System Integration, 2008 IEEE/SICE International Symposium on*, vol. 1, pp. 36-41, 2008.
- [6] H. Garnier, M. Gilson, P.C. Young, E. Huselstein. An optimal IV technique for identifying continuous-time transfer function model of multiple input systems. *Control Engineering Practice*, vol. 15(4), pp. 471-486, 2007.
- [7] G. Kenné, T. Ahmed-Ali, F. Lamnabhi-Lagarrigue et A. Arzandé. Time varying parameter identification of a class of non-linear systems with application to online rotor resistance estimation of induction motors. *Industrial Electronics, 2006 IEEE International Symposium on*, vol. 1, pp. 301-306, 2006.
- [8] J. Davila, L. Fridman et A. Poznyak. Observation and identification of mechanical systems via second order sliding modes. Proceedings of the 2006 International Workshop on Variable Structure Systems, Alghero, Italie, 2006.
- [9] M. Gilson, H. Garnier, P.C. Young et P. Van den Hof. A refined IV method of closed-loop system identification. IFAC Symposium on System Identification, SYSID, Newcastle, Australie, 2006.
- [10] A. Poznyak, Y. Shtessel, L. Fridman, J. Davila et J. Escobar. Identification of parameters in dynamic systems via sliding-mode techniques. *advances in Variable Structure*, vol. 4, pp. 313-347, 2006.
- [11] C. Young. The refined Instrumental variable method : Unified estimation of discrete and continuous-time transfer function models. Journée Identification et Modélisation Expérimentale, JIME'2006, Poitiers, France, 16 et 17 novembre 2006.
- [12] T. Ahmed-Ali, F. Floret et F. Lamnabhi-Lagarrigue. Robust identification and control with time-varying parameter perturbation. *Journal of Mathematical and Computer Modelling of Dynamical Systems*, vol. 10, pp. 201-216, 2004.
- [13] S. Moreau, R. Kahoul et J.P. Louis. Parameters estimation of permanent magnet synchronous machine without adding extra-signal as input excitation. *Industrial Electronics, 2004 IEEE International Symposium on*, vol. 1, pp. 371-376, 2004.
- [14] S. Van Huffel. *Total least squares and errors-in-variables modeling*. Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [15] I.D. Landau et A. Besançon-Voda. *Identification des systèmes*. Hermes Sciences, 2001.
- [16] V. Utkin. *Sliding mode control in electromechanical systems*. Taylor & Francis, 1999.
- [17] J. Swevers, C. Ganseman, D. B. Tukel, J. De Schutter et H. Van Brussel. Optimal robot excitation and identification. *IEEE transactions on robotics and automation*, vol. 13, pp. 730-739, 1997.
- [18] E. Walter et L. Pronzato. *Identification of Parametric Models from Experimental Data*. Springer, 1997.
- [19] K. M. El-Naggar. Estimation of synchronous machine parameters using new discrete time-filtering algorithm. *Electric Power Systems Research*, vol. 39, pp. 123-128, 1996.
- [20] J. Xu et H. Hashimoto. Parameter Identification Methodologies Based On Variable Structure Control. *International Journal of Control*, vol. 57, pp. 1207-1220, 1993.
- [21] J. J. Slotine et W. Li. *Applied nonlinear control*. Prentice Hall, New Jersey, 1991.
- [22] T. Soderstrom et P. Stoica. *System identification*. Prentice Hall, 1989.
- [23] T. Iwasaki et T. Kataoka. Application of an extended Kalman filter to parameter identification of an induction motor. *Industry Applications Society Annual Meeting, Conference Record of the 1989 IEEE*, vol. 1, pp. 248-253, San Diego, Ca, 1989.
- [24] L. X. Le et W. J. Wilson. Synchronous machine parameter identification : a time domain approach. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 2, no 2, pp. 241-248, 1988.
- [25] V.I. Utkin. Principles of identification using sliding regimes. *Sov Phys Dokl*, vol. 26, pp. 271-272, 1981.
- [26] V.I. Utkin. Variable structure systems with sliding modes. *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 22, pp. 212-222, 1977.