



Estimation du Courant des Convertisseurs DC/DC Fonctionnant en Modes de Conduction Continue et Discontinue par Apprentissage Automatique

Gerardo BECERRA¹, Fredy RUIZ², Diego PATINO³, Minh T. PHAM⁴, Xuefang LIN-SHI⁴

¹ Univ. Bordeaux, ESTIA-Institute of Technology, EstiaR, F-64210 Bidart, France
gerardo.becerra@estia.fr

² Politecnico di Milano, Piazza Leonardo da Vinci, 32, Milano, 20133, Italie.
fredy.ruiz@polimi.it

³ Pontificia Universidad Javeriana, Cra 7 No. 40 - 62, Bogotá, Colombie.
patino-d@javeriana.edu.co

⁴ INSA Lyon, Université Claude Bernard Lyon 1, École Centrale de Lyon, CNRS, Ampère,
UMR5005, 69621 Villeurbanne, France.
minh-tu.pham@insa-lyon.fr, xuefang.shi@insa-lyon.fr

Mots-clés : *Observateur, apprentissage automatique, convertisseurs de puissance DC-DC, modes de fonctionnement continu et discontinu*

1 Introduction

Pour des convertisseurs de puissance DC/DC à commutation, la connaissance précise des courants et des tensions est une exigence importante pour atteindre des performances élevées dans les tâches de contrôle et de surveillance. Dans ce contexte, la précision de la mesure du courant est cruciale, et des circuits de détection spéciaux sont nécessaires [1]. Le principal inconvénient de cette approche est la nécessité d'inclure des circuits complexes pour mesurer, filtrer et adapter le courant. Une approche alternative consiste à estimer les courants à l'aide d'observateurs. La plupart des observateurs décrits dans la littérature pour l'estimation du courant sont basés sur des modèles moyens pour les convertisseurs de puissance fonctionnant en mode de conduction continue (CCM). Cependant, dans certaines conditions, ces convertisseurs peuvent fonctionner en mode de conduction discontinue (DCM). En DCM, la dynamique sous-jacente devient complexe, rendant inutile l'application d'observateurs basés sur le modèle moyen. Nous abordons le problème de l'estimation du courant dans les convertisseurs fonctionnant en CCM et DCM en utilisant une méthode d'apprentissage automatique pour obtenir directement des estimations en temps discret du courant moyen de l'inductance en utilisant des données mesurées au lieu d'identifier un modèle mathématique pour le système, puis calculer les estimations en fonction d'un tel modèle.

2 Filtrage Optimal pour l'Estimation d'État de Systèmes Inconnus

Considérons le système non linéaire en temps discret (1) où $\mathbf{x}_k = [x_{1,k}, \dots, x_{n,k}]^\top \in \mathbb{R}^{n_x}$ correspond à l'état, $\mathbf{d}_k \in \mathbb{R}^{n_d}$ et $\mathbf{u}_k \in \mathbb{R}^{n_u}$ à l'entrée contrôlée et non contrôlée, $\mathbf{y}_k \in \mathbb{R}^{n_y}$ à la sortie et w_k au bruit.

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{d}_k, w_k), \quad \mathbf{y}_k = \mathbf{G}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{d}_k, w_k) \quad (1)$$

Un estimateur causal pour $v_k = x_{i,k}, i \in [1, \dots, n]$ est une fonction f qui associe les m valeurs mesurées passées de $\{\tilde{\mathbf{d}}, \tilde{\mathbf{y}}, \tilde{\mathbf{u}}\}$ à une estimation $\hat{v}_k$:

$$\hat{v}_k = f(\tilde{\mathbf{d}}_k, \tilde{\mathbf{y}}_k, \tilde{\mathbf{u}}_k, \dots, \tilde{\mathbf{d}}_{k-m+1}, \tilde{\mathbf{y}}_{k-m+1}, \tilde{\mathbf{u}}_{k-m+1}). \quad (2)$$

La structure de l'estimateur correspond à un filtre à réponse impulsionnelle finie non linéaire (NFIR). L'objectif est d'obtenir un filtre avec une petite erreur d'estimation $v_k - \hat{v}_k$. Les conditions du lemme 1 dans [2] garantissent que si la paire $(\mathbf{F}, \mathbf{G})$ est observable (définition 1 dans [2]), un filtre avec une erreur d'estimation bornée existe. Considérons le filtre $\hat{v}_k = f(\tilde{\boldsymbol{\varphi}}_k)$ où le régresseur $\tilde{\boldsymbol{\varphi}}_k = [\tilde{\mathbf{d}}_k^m; \tilde{\mathbf{y}}_k^m; \tilde{\mathbf{u}}_k^m]$ correspond à une concaténation en vecteur colonne des m valeurs les plus récentes $\{\mathbf{d}, \mathbf{y}, \mathbf{u}\}$ mesurées sur le système. Le processus de synthèse de l'estimateur consiste à trouver une approximation $\hat{f}$ du filtre optimal inconnu f^0 en utilisant l'ensemble de données $\mathcal{D} = \{\tilde{\boldsymbol{\varphi}}_j, \tilde{v}_j, j = 1, 2, \dots, N\}$. Supposons que la fonction de filtre f appartient à l'ensemble :

$$\mathcal{F}(\gamma) = \{f \in C^1 : \|f'(\boldsymbol{\varphi})\| \leq \gamma, \forall \boldsymbol{\varphi} \in \Phi\} \quad (3)$$

où f' est le gradient de f et $\Phi \subseteq \mathbb{R}^{(n_d+n_y+n_u)m}$ est le domaine du régresseur. Étant donné un ensemble de N échantillons de $\tilde{v}_j, \tilde{\boldsymbol{\varphi}}_j$, l'ensemble des filtres réalisables (FFS) est défini comme :

$$FFS \doteq \{f \in \mathcal{F}(\gamma) : |\tilde{v}_j - f(\tilde{\boldsymbol{\varphi}}_j)| \leq \varepsilon, j = 1, \dots, N\}. \quad (4)$$

Cet ensemble correspond au plus petit ensemble contenant f^0 , ou de façon équivalente, l'ensemble de tous les systèmes cohérents avec les informations préalables et les données mesurées. Le problème ici consiste à choisir γ et ε de telle manière que l'ensemble FFS ne soit pas vide. Les bornes de pire cas pour l'estimation sont données par :

$$\bar{f}(\tilde{\boldsymbol{\varphi}}_k) = \min_{j=1, \dots, N} (\tilde{v}_j + \varepsilon + \gamma \|\tilde{\boldsymbol{\varphi}}_k - \tilde{\boldsymbol{\varphi}}_j\|) \quad (5a)$$

$$\underline{f}(\tilde{\boldsymbol{\varphi}}_k) = \max_{j=1, \dots, N} (\tilde{v}_j - \varepsilon - \gamma \|\tilde{\boldsymbol{\varphi}}_k - \tilde{\boldsymbol{\varphi}}_j\|) \quad (5b)$$

où γ et ε sont des paramètres appris dans la procédure hors ligne décrite dans [3]. En utilisant les conditions de theoreme 1 dans [4], les valeurs de γ et ε peuvent être correctement choisies. En utilisant ces paramètres, le filtre direct (DF) est défini de la manière suivante :

$$\hat{v}_k = f_c(\tilde{\boldsymbol{\varphi}}_k) \doteq \frac{1}{2} [\bar{f}(\tilde{\boldsymbol{\varphi}}_k) + \underline{f}(\tilde{\boldsymbol{\varphi}}_k)]. \quad (6)$$

3 Exemple d'application : Convertisseur SEPIC

Considérons le convertisseur SEPIC (single-ended primary inductor converter) présenté dans la figure 1. Un signal PWM avec un rapport cyclique contrôlé est utilisé pour piloter l'interrupteur en boucle ouverte. Les variables d'état sont $x_{1,k} = I_{L_1}(k), x_{2,k} = V_{C_1}(k), x_{3,k} = I_{L_2}(k), x_{4,k} = V_{C_2}(k)$. Les paramètres utilisés pour le convertisseur SEPIC dans les tests expérimentaux sont les suivants : $E = 20$ V, $L_1 = 2.3$ mH, $C_1 = 190$ μ F, $L_2 = 330$ μ H, $C_2 = 190$ μ F, $R_{L_1} = 2.134$ Ω , $R_{L_2} = 0.234$ Ω , $R_o = 22$ Ω , $f_{pwm} = 20$ kHz.

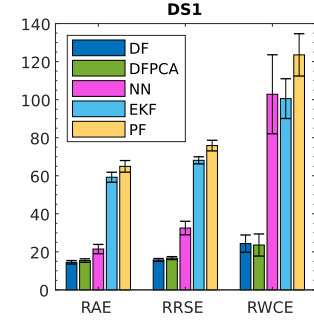
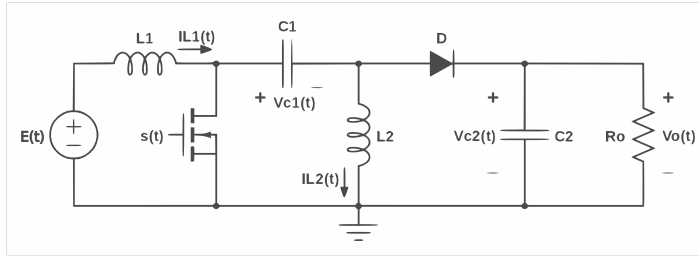


FIG. 1 – Diagramme schématique du convertisseur SEPIC (gauche). Erreur d'estimation pour le filtre direct (DF), le filtre direct avec jeu de données PCA (DFPCA), les réseaux neuronaux (NN), le filtre de Kalman étendu (EKF) et le filtre à particules (PF) (droite).

Nous utilisons l'approche introduite dans la section 2 pour concevoir des filtres directs permettant d'estimer $v_k = x_{1,k}$ à partir de mesures bruitées échantillonnées de la tension d'entrée $u_k = E(k)$, de la tension de sortie $y_k = V_{C_2}(k)$ et de la connaissance du rapport cyclique contrôlé d_k . Un ensemble de données $\mathcal{D}$ est obtenu en appliquant un signal binaire pseudo-aléatoire modulé en amplitude (PRBS) à l'entrée du rapport cyclique du convertisseur SEPIC en boucle ouverte et en mesurant la tension de sortie tout en maintenant une tension d'entrée constante.

3.1 Résultats expérimentaux

Deux implémentations différentes du filtre direct sont comparées. Le filtre direct de base décrit par l'équation (6) est le DF. Le filtre direct avec jeu de données réduit par PCA (DFPCA) met en œuvre le même estimateur, mais en utilisant un jeu de données formé par des régresseurs de dimension réduite, obtenus à l'aide de l'analyse en composantes principales (PCA). Les performances de DF et DFPCA sont comparées par rapport à d'autres approches d'estimation : le filtre de Kalman étendu (EKF), le filtre de particules (PF) et les réseaux neuronaux (NN). Pour les approches basées sur le modèle (EKF, PF), le modèle moyen non linéaire du convertisseur SEPIC en CCM est utilisé.

La figure 1 montre la comparaison des performances de tous les estimateurs implémentés par rapport aux différentes mesures d'erreur. Il est à noter que les estimateurs basés sur les données ont de meilleures performances que ceux basés sur le modèle. Cependant, les performances du NN sont moins bonnes que celles du DF et du DFPCA. En particulier, la mesure RWCE est nettement moins bonne que les autres, ce qui indique la présence de valeurs aberrantes de grande amplitude.

4 Conclusion

Une méthode de conception d'estimateurs sans connaissance exacte du modèle du système a été présentée. Cette approche est utile pour l'estimation dans les convertisseurs de puissance fonctionnant à la fois en CCM et en DCM. Des résultats expérimentaux ont été présentés, montrant que cette approche fournit de bons résultats d'estimation par rapport à d'autres méthodes basées sur un modèle et des données. Les extensions futures de ce travail comprennent la mise en œuvre de l'algorithme du filtre direct sur une plate-forme matérielle embarquée exécutant un système d'exploitation en temps-réel. De plus, il serait intéressant d'analyser la dépendance de la performance d'estimation dans l'espace des paramètres (m, N) pour différentes topologies de convertisseurs où le DCM est présent.

Références

- [1] H. Zhou, C. Tan, and J. Fletcher, “Lossless bi-directional current sense circuit for low-voltage high-current dc/dc converters,” in *IECON 2018 - 44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pp. 1305–1308, 2018.
- [2] C. Novara, F. Ruiz, and M. Milanese, “Direct filtering : A new approach to optimal filter design for nonlinear systems,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 58, no. 1, pp. 86–99, 2013.
- [3] G. Becerra, F. Ruiz, D. Patino, M. T. Pham, and X. Lin-Shi, “Learning-based current estimation for power converters operating in continuous and discontinuous conduction modes,” *Mathematics and Computers in Simulation*, 2023.
- [4] M. Milanese and C. Novara, “Set membership identification of nonlinear systems,” *Automatica*, vol. 40, no. 6, pp. 957–975, 2004.