

Filtrage statistique d'un capteur de position angulaire par filtrage de Kalman : implantation sur microcontrôleur ou sur FPGA à l'aide de bibliothèques jumelles

François AUGER¹, Franck DEBRILLY², Ronald GARZON², René AUBRÉE³, Pierre-Yves BOISBUNON⁴

¹Institut de Recherche en Électrotechnique et Électronique de Nantes-Atlantique,
37 Bd de l'Université, BP 406, 44602 Saint-Nazaire cedex, France

²SKF France, Automotive Development Centre - Sensor Integration,
204 boulevard Charles de Gaulle, 37540 Saint-Cyr-sur-Loire, France

³ICAM, 35 rue du Champ de Manœuvre, 44470 Carquefou, France

⁴ATMEL microcontrollers, System Solutions Group, La Chantrerie, BP 70602, 44306 Nantes cedex 3, France
francois.auger@univ-nantes.fr, franck.debrilly@skf.com, rene.aubree@icam-nantes.fr,
pierre-yves.boisbunon@atmel.com

Résumé – Cet article présente une technique d'amélioration de la mesure de la position angulaire du rotor d'une machine tournante fournie par deux types de capteurs. Les estimateurs bayésiens proposés, basés sur l'utilisation d'un modèle discret du 3^{ème} ordre, sont comparés avec les observateurs de poursuite d'angle classiques. L'implantation de ces filtres sur microcontrôleur ou sur FPGA est facilitée par l'utilisation de bibliothèques jumelles, qui décrivent exactement les mêmes fonctions dans des langages adaptés à ces cibles numériques.

Abstract – This paper presents an algorithm which improves the angular position measurement of a rotor provided by two kind of transducers. The implementation of the proposed estimators on microcontrollers or on FPGAs is made easier thanks to the use of *twin libraries*, in which exactly the same functions are described in two languages (C and VHDL).

1 Introduction

Les techniques classiques d'estimation de la position angulaire du rotor d'une machine tournante [2, 3, 6, 19] ne sont pas bien adaptées aux évolutions récentes de la commande des machines électriques. Parmi ces dernières, on peut citer notamment les techniques de réduction des variations de couple des moteurs BLDC, qui appliquent des stratégies d'alimentation qui diffèrent par secteurs de 30° au lieu des 60° usuels [16, 1], l'apparition de nouveaux encodeurs magnétiques sans contact à faible encombrement [17, 18] et l'implantation des algorithmes de commande sur des circuits programmables de type FPGA [23]. Dans cet article, nous nous appuyons sur la théorie bayésienne de l'estimation pour proposer une méthode d'amélioration de l'estimation de la position angulaire, associant aux mesures fournies par les capteurs un modèle d'évolution de la trajectoire du rotor. Ce modèle ainsi que les deux types de capteurs considérés dans cette étude sont d'abord présentés. Nous exposons ensuite les estimateurs et leur implantation numérique. L'originalité de ce travail réside dans le modèle de trajectoire retenu, dans l'analyse approfondie des estimateurs, conduisant à des résultats qui rendent possible leur implantation sur des cibles numériques à faible coût, et dans les outils de développement employés, qui permettent d'aborder

cette implantation sur des microcontrôleurs ou sur des FPGA avec la même méthodologie.

2 Modèle d'évolution

Le modèle d'évolution retenu est un modèle à temps discret, afin de ne pas ajouter au bruit d'état un bruit de discrétisation difficile à quantifier. Il a été établi sur la base de travaux antérieurs [22, 14], en supposant que les dérivées de la position sont négligeables à partir de l'ordre 4. Une telle hypothèse correspond à des mouvements à accélération constante, adaptée à des évolutions en rampe de la vitesse de rotation, couramment utilisés. Elle conduit alors aux développements limités suivants de la position, de la vitesse et de l'accélération :

$$\theta(t + \tau) \approx \theta(t) + \frac{d\theta}{dt}(t) \tau + \frac{d^2\theta}{dt^2}(t) \frac{\tau^2}{2} + \frac{d^3\theta}{dt^3}(t) \frac{\tau^3}{6} \quad (1)$$

$$\frac{d\theta}{dt}(t + \tau) \approx \frac{d\theta}{dt}(t) + \frac{d^2\theta}{dt^2}(t) \tau + \frac{d^3\theta}{dt^3}(t) \frac{\tau^2}{2} \quad (2)$$

$$\frac{d^2\theta}{dt^2}(t + \tau) \approx \frac{d^2\theta}{dt^2}(t) + \frac{d^3\theta}{dt^3}(t) \tau \quad (3)$$

En posant alors $t = k T_e$, $\tau = T_e$, $x_1[k] = \theta(k T_e)$, $x_2[k] = T_e \frac{d\theta}{dt}(k T_e)$, $x_3[k] = T_e^2 \frac{d^2\theta}{dt^2}(k T_e)$, $v[k] = T_e^3 \frac{d^3\theta}{dt^3}(k T_e)$, T_e étant la période d'échantillonnage du signal de mesure, on ob-

tient alors le modèle d'état

$$X_{[k+1]} = A X_{[k]} + G v_{[k]} \quad (4)$$

$$\text{avec } X_{[k]} = \begin{pmatrix} x_1[k] \\ x_2[k] \\ x_3[k] \end{pmatrix}, A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1/2 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, G = \begin{pmatrix} 1/6 \\ 1/2 \\ 1 \end{pmatrix}$$

où $v_{[k]}$ est considéré comme une variable aléatoire de valeur moyenne nulle et de variance q . Le vecteur d'état comporte trois composantes de même dimension physique, ce qui permet donc de l'associer à un espace métrique. Grâce à ce choix, la matrice de transition A est indépendante de la période d'échantillonnage et conduit à des calculs arithmétiques élémentaires.

3 Capteurs

Ce modèle, à notre connaissance original dans ce contexte d'application, va être utilisé en association avec deux systèmes de mesure très différents :

- une mesure scalaire peu précise, fournie par trois détecteurs à effet Hall placés à 120° les uns des autres, qui permettent de distinguer seulement 6 secteurs différents :

$$y_1[k] = x_1[k] + w[k] = C_1 X[k] + w[k], \quad (5)$$

$$\text{avec } C_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

où $w[k]$ est une variable aléatoire uniformément répartie de valeur moyenne nulle et de variance $r = \Delta\theta^2/12$, avec $\Delta\theta = 360/6 = 60^\circ$.

- une mesure bidimensionnelle, fournie par un encodeur magnétique, qui délivre des valeurs bruitées du cosinus et du sinus de la position réelle :

$$Y_2[k] = \begin{pmatrix} y_{21}[k] \\ y_{22}[k] \end{pmatrix} = \mathcal{H}(X[k]) + W[k], \quad (6)$$

$$\text{avec } \mathcal{H}(X[k]) = \begin{pmatrix} \cos(x_1[k]) \\ \sin(x_1[k]) \end{pmatrix} \text{ et } W[k] = \begin{pmatrix} w_1[k] \\ w_2[k] \end{pmatrix}$$

où $w_1[k]$ et $w_2[k]$ sont des bruits aléatoires indépendants de valeurs moyennes nulles et de même variance r .

4 Algorithmes de filtrage statistique

Le premier capteur fournit une mesure linéaire qui rend l'état observable. Il est donc possible de mettre en œuvre un estimateur linéaire bayésien, par exemple un filtre de Kalman stationnaire [11] :

$$X_p[k+1] = A X_e[k] \quad (7)$$

$$X_e[k+1] = X_p[k+1] + K_1 (y_1[k+1] - C_1 X_p[k+1]) \quad (8)$$

$$\text{avec } X_p[k+1] = \begin{pmatrix} x_{1p}[k+1] & x_{2p}[k+1] & x_{3p}[k+1] \end{pmatrix}^T$$

dont le gain de correction K_1 est obtenu en prenant la valeur finale du gain de Kalman instationnaire,

$$K_1 = \lim_{k \rightarrow +\infty} K_1[k] \quad (9)$$

$$P_p[k+1] = A P_e[k] A^T + G G^T \alpha \quad (10)$$

$$K_1[k+1] = \frac{P_p[k+1] C_1^T}{C_1 P_p[k+1] C_1^T + 1} \quad (11)$$

$$P_e[k+1] = P_p[k+1] - K_1[k+1] C_1 P_p[k+1] \quad (12)$$

qui n'est fonction que du rapport $\alpha = q/r$ des variances des bruits d'état et de mesure [4]. La figure 1 montre l'évolution des caractéristiques du filtre en fonction de α . Lorsque le modèle est meilleur que le capteur ($\alpha = q/r \ll 1$), la position estimée est meilleure que la mesure, donc $p_{e11}/r \ll 1$ et l'estimation n'améliore pas la prédiction ($p_{e11} \approx p_{p11}$). À l'inverse, lorsque le capteur est meilleur que le modèle, l'estimation basée sur une utilisation conjointe d'une mesure et d'un modèle n'apporte aucune amélioration ($p_{e11}/r \approx 1$). Cette figure indique clairement que lorsque α tend vers 0 ou vers l'infini, les coefficients des matrices P_p , P_e et K_1 évoluent suivant des lois de puissance. On peut alors démontrer, en s'aidant pour plus de facilité d'un logiciel de calcul formel libre tel que `Maxima`, que les expressions analytiques approchées du gain de correction K_1 et des matrices-covariance d'estimation et de prédiction sont :

$$\text{Si } \alpha \ll 1, K_1 \approx \frac{1}{1+2\alpha^{1/6}} \begin{pmatrix} 2\alpha^{1/6} \\ 2\alpha^{1/3} \\ \alpha^{1/2} \end{pmatrix},$$

$$P_e \approx P_p \approx \begin{pmatrix} 2\alpha^{1/6} & 2\alpha^{1/3} & \alpha^{1/2} \\ 2\alpha^{1/3} & 3\alpha^{1/2} & 2\alpha^{2/3} \\ \alpha^{1/2} & 2\alpha^{2/3} & 2\alpha^{5/6} \end{pmatrix}$$

$$\text{Si } \alpha \gg 1, K_1 \approx \begin{pmatrix} 1 \\ \sqrt{3} \\ 12 - 6\sqrt{3} \end{pmatrix},$$

$$P_e \approx \begin{pmatrix} 1 & \sqrt{3} & 12 - 6\sqrt{3} \\ \sqrt{3} & \sqrt{3}\alpha/36 & \alpha/6 \\ 12 - 6\sqrt{3} & \alpha/6 & \sqrt{3}\alpha/3 \end{pmatrix}$$

$$P_p \approx \frac{1}{36} \begin{pmatrix} (4\sqrt{3}+7)\alpha & (7\sqrt{3}+12)\alpha & (6\sqrt{3}+12)\alpha \\ (7\sqrt{3}+12)\alpha & (13\sqrt{3}+21)\alpha & (24\sqrt{3}+48)\alpha \\ (6\sqrt{3}+12)\alpha & (24\sqrt{3}+48)\alpha & 12\sqrt{3}\alpha \end{pmatrix}$$

Le deuxième capteur fournit une mesure non-linéaire de l'état. Une solution possible est de mettre en œuvre un filtre de Kalman étendu [11]. En écrivant alors

$$C_2[k] = \frac{\partial \mathcal{H}}{\partial X}(X[k]) = \begin{pmatrix} -\sin(x_1[k]) & 0 & 0 \\ \cos(x_1[k]) & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (13)$$

$$= R[k] H \quad (14)$$

$$\text{avec } R[k] = \begin{pmatrix} \cos(x_1[k]) & -\sin(x_1[k]) \\ \sin(x_1[k]) & \cos(x_1[k]) \end{pmatrix} \quad (15)$$

$$\text{et } H = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (16)$$

On peut montrer, en utilisant les relations classiques [10] $R[k]^{-1} = R[k]^T$ et $(ABC)^{-1} = C^{-1}B^{-1}A^{-1}$, que le gain de correction s'écrit en fonction du gain obtenu dans le cas précédent [13] :

$$\begin{aligned} K_2[k+1] &= P_p[k+1] C_2^T (C_2 P_p[k+1] C_2^T + I_2)^{-1} \\ &= P_p[k+1] H^T R[k]^T (R[k] H P_p[k+1] H^T R[k]^T + I_2)^{-1} R[k] R[k]^T \\ &= P_p[k+1] H^T \left[R[k]^T (R[k] H P_p[k+1] H^T R[k]^T + I_2)^{-1} R[k] \right] R[k]^T \\ &= P_p[k+1] H^T \left[R[k]^{-1} (R[k] H P_p[k+1] H^T R[k]^T + I_2) R[k] \right]^{-1} R[k]^T \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= P_p[k+1]H^T (HP_p[k+1]H^T + I_2)^{-1} R[k]^T \\
&= (0 \quad K_1[k+1]) R[k+1]^T \\
&= K_1[k+1] \begin{pmatrix} -\sin(x_{1p}[k+1]) & \cos(x_{1p}[k+1]) \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

Plus généralement, les matrices de variance-covariance du filtre de Kalman sont invariantes vis à vis d'une multiplication de la matrice d'observation par une matrice orthogonale : si $C_2 = TC_1$, avec $T^{-1} = T^T$ et si $R = rI_m$, alors $K_2[k+1] = K_1[k+1]T^T$ et $P_e[k+1]$ et $P_p[k+1]$ sont inchangés. Le gain de correction finit donc par tendre vers un vecteur qui n'est fonction que de la position prédite $x_{1p}[k+1]$ et de K_1 , dont on peut trouver une expression analytique approchée dans le cas de rapports q/r très faibles ou très grands. À notre connaissance, c'est un des très rares cas où le gain du filtre de Kalman étendu peut être calculé analytiquement sans faire appel à des calculs matriciels trop lourds pour un moyen de calcul limité. Cela ne montre évidemment pas la convergence de cet estimateur, mais cela montre la possibilité de l'implanter sur une cible numérique à faible coût.

De plus, on peut également montrer que le terme de correction s'exprime simplement :

$$K_2[k+1] (Y_2[k+1] - \mathcal{H}(X_p[k+1])) = K_1[k+1] \varepsilon[k+1]$$

avec $\varepsilon[k+1] = \cos(x_{1p}[k+1]) y_{22}[k+1] - \sin(x_{1p}[k+1]) y_{21}[k+1]$

Le signal $\varepsilon[k+1]$ correspond à l'aire algébrique du triangle délimité par l'origine et les deux points de coordonnées (y_{21}, y_{22}) et $(\cos(x_{1p}), \sin(x_{1p}))$. Par rapport à l'équation 8, cela revient donc à remplacer une correction de la prédiction proportionnelle à $y_1[k+1] - x_{1p}[k+1]$ par une correction proportionnelle à $\sin(\theta_m[k+1] - x_{1p}[k+1])$, avec $\theta_m = \text{atan2}(y_{22}, y_{21})$.

5 Évaluation comparative

Pour évaluer leurs performances, les estimateurs proposés peuvent être comparés à un observateur de poursuite d'angle (*angle tracking observer*) [5], couramment utilisé dans ce contexte. Celui-ci est généralement conçu à partir d'un modèle à temps continu du second ordre de l'évolution de la position,

$$\begin{aligned}
\dot{X}(t) &= AX(t) + Gv(t), \text{ avec } X = \begin{pmatrix} \theta \\ \dot{\theta} \end{pmatrix}, A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \\
y_1(t) &= C_1 X(t) + W(t), \text{ avec } C_1^t = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}, G = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}, v = \ddot{\theta}
\end{aligned}$$

L'observabilité de ce modèle permet de mettre en œuvre un observateur linéaire

$$\hat{X}(t) = A\hat{X}(t) + K_{1c} (y_1(t) - C_1 \hat{X}(t)), \text{ avec } K_{1c}^t = (K_a \quad K_b)$$

qui peut s'interpréter comme un processus intégrateur asservi par un régulateur proportionnel intégral (voir Fig. 2). Les coefficients K_a et K_b sont déterminés à partir des performances dynamiques désirées spécifiées par un amortissement ξ et une pulsation caractéristique ω_n : $K_a = \omega_n^2$ et $K_b = 2\xi\omega_n$. La théorie des systèmes linéaires permet de montrer simplement que cet estimateur est biaisé lorsque le mouvement est uniformément accéléré (et qu'un estimateur du troisième ordre construit sur le même principe est évidemment biaisé lorsque la vitesse est parabolique [15]). Pour réaliser une implantation numérique de

cet observateur, une discrétisation à l'aide d'une différence arrière ou d'une transformation bilinéaire est généralement utilisée [18], induisant des erreurs de discrétisation.

Pour une mesure fournie par un résolveur ou un encodeur magnétique, on peut démontrer par un raisonnement identique à celui du paragraphe précédent que le gain du filtre de Kalman-Bucy étendu [11] converge vers $K_{2c} = K_{1c} \begin{pmatrix} -\sin(\hat{\theta}) & \cos(\hat{\theta}) \end{pmatrix}$, ce qui revient à remplacer $y_1 - \hat{\theta}$ par $y_{22} \cos(\hat{\theta}) - y_{21} \sin(\hat{\theta})$ dans l'équation de l'observateur linéaire.

6 Implantation sur des cibles numériques

L'implantation du filtre linéaire nécessite 4 variables de stockage et un traitement à chaque itération de 7 additions et 3 multiplications par des coefficients constants. Celle du filtre de Kalman étendu ne nécessite pour le calcul de $\varepsilon[k+1]$ que deux multiplications supplémentaires entre deux variables et l'obtention de $\cos(x_{1p})$ et $\sin(x_{1p})$ à partir de tables. Le coût algorithmique du premier filtre est donc suffisamment faible pour permettre son implantation sur un microcontrôleur faible coût effectuant déjà une tâche de régulation de vitesse cadencée à 5 kHz. Le coût algorithmique du second est également suffisamment limitée pour permettre son implantation sur un circuit logique programmable de type CPLD ou FPGA [20], cadencé à 350 kHz afin d'offrir la résolution désirée à la vitesse maximale souhaitée.

Pour valider et réaliser ces implantations en virgule fixe, deux bibliothèques jumelles (*twin libraries*) [8, 24, 25] ont été utilisées. Celles-ci regroupent des fonctions élémentaires de traitement du signal codées en langage C et en langage VHDL [7, 21], réalisées exactement de la même manière avec exactement les mêmes passages de paramètres. Ces bibliothèques offrent un environnement de développement d'application original et cohérent permettant :

- la validation fonctionnelle d'une application complexe par une simulation écrite en langage C exécutée sur une station de travail, et la détermination du codage en virgule fixe adapté à chaque variable ;
- l'implantation de cette application sur un microcontrôleur ou sur un DSP, en utilisant un code en langage C très proche de celui utilisé pour la simulation, et/ou sur un circuit programmable, en utilisant une description en VHDL déduite facilement du code utilisé pour la simulation. Il est alors possible de comparer les performances de ces deux types de cibles numériques, dans lesquelles sont implantés des algorithmes identiques ;
- la réutilisation de codes génériques validés dans de nouvelles applications, et la structuration fortement modulaire des applications.

À l'heure actuelle, ces bibliothèques jumelles regroupent les opérateurs arithmétiques élémentaires sur des nombres signés et non signés, des opérateurs de traitement du signal (filtre RIF, RII, FFT) et d'automatique (régulateurs PID, RST). La figure 3 montre le schéma d'implantation des estimateurs proposés. Pour l'implantation en VHDL, l'étape de correction est réalisée de manière efficace en cherchant les sous-expressions com-

munes des représentations canoniques signées des trois coefficients k_1 , k_2 et k_3 , afin de diminuer le nombre d'additions [9, 12].

7 Conclusion

Cet article a permis de montrer clairement la possibilité d'utiliser les outils classiques de la théorie bayésienne de l'estimation pour résoudre des problèmes pratiques. Il a également permis de montrer le lien entre les algorithmes d'estimation à temps discret et les observateurs à temps continu, généralement utilisés. Après une analyse approfondie des algorithmes proposés, permettant de réduire de manière importante leur coût de calcul, leur implémentation sur des microcontrôleurs ou sur des FPGAs est réalisée à l'aide de bibliothèques jumelles. Des éléments permettant de reproduire et d'approfondir les résultats présentés ici sont disponibles sur simple demande envoyée au premier auteur.

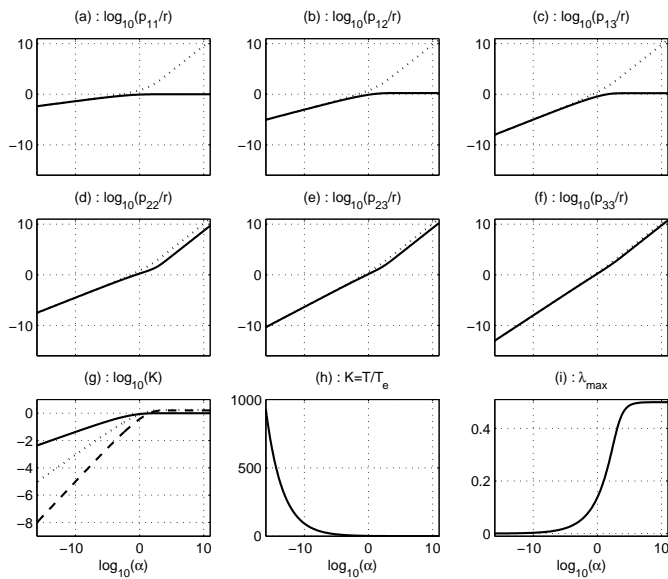


FIGURE 1 – Caractéristiques du filtre de Kalman stationnaire adapté au premier capteur. Sur les figures a à f, les coefficients de la matrice de variance-covariance d'erreur d'estimation sont en trait plein, et ceux de la matrice de variance-covariance d'erreur de prédiction sont en pointillés. Sur la figure g, K_{11} est en trait plein, K_{12} est en traits pointillés et K_{13} en traits mixtes. Les figures h et i correspondent respectivement à la constante de temps la plus lente et à la fréquence d'oscillation normalisée la plus rapide de cet estimateur.

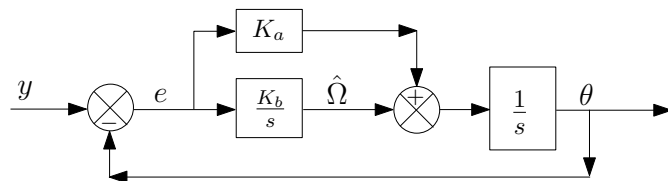


FIGURE 2 – Diagramme fonctionnel d'un observateur de poursuite d'angle.

Références

[1] G. d'Angelo, G. Moselli (ST MicroElectronics), "Improve Hall sensor rotor-position measurements", *AutomotiveDesignLine web site*, 2007.
[2] L. Bascetta, G. Magnani, P. Rocco, "Velocity Estimation : Assessing the Performance of Non-Model-Based Techniques", *IEEE Trans. on CST*, Vol. 17, No. 2, pp 424-433, march 2009.
[3] M.F. Benkhoris, M. Ait-Ahmed, "Discrete speed estimation from a position encoder for motor drives", *IEE Conf. on power electronics and variable speed drives*, pp 283-287, 1996.

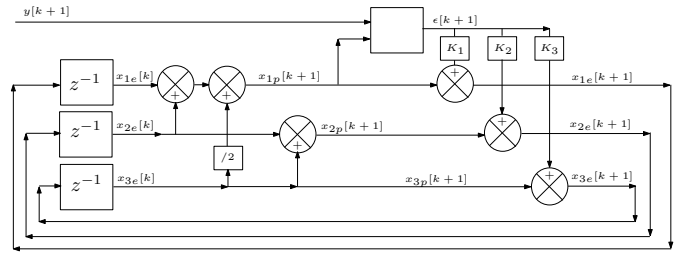


FIGURE 3 – Schéma d'implémentation de l'estimateur proposé.

[4] S. Bittanti, M. Savaresi, "On the parametrization and design of an extended Kalman filter frequency tracker", *IEEE Trans. on Automatic Control*, Vol 45, No 9, pp 1718-1724, sept. 2000.
[5] K. Bouallaga, L. Idkhajine, A. Prata, E. Monmasson, "Demodulation methods on fully FPGA-based system for resolver signals treatment", *IEEE European Conf. on Power Electronics and Appl.*, pp 1-6, Sept. 2007.
[6] R.H. Brown, S.C. Schneider, M.G. Mulligan, "Analysis of algorithms for velocity estimation from discrete position versus time data", *IEEE Trans on Industrial Electronics*, Vol 39, No 1, pp 11-19, Feb. 1992.
[7] P.P. Chu, "FPGA prototyping by VHDL examples", Wiley, 2008.
[8] L. Dawei, "Design of open-source joint C and VHDL libraries for signal processing and automatic control applications (Part I)", mémoire de Master Recherche SEGE, Nantes, 2007.
[9] A. Dempster, M. McLeod, "Use of minimum-adder multiplier blocks in FIR digital filters", *IEEE Trans. on Circuits and Systems II*, Vol 42, pp 569-577, 1995.
[10] G.H. Golub, C.F. Van Loan, "Matrix Computation", John Hopkins University Press, Baltimore, 1984.
[11] M. Grewal, A.P. Andrews, "Kalman theory, theory and practice using MATLAB (3rd edition)", Wiley, 2008.
[12] J.H. Han, I.C. Park, "FIR filter synthesis considering multiple adder graphs for a coefficient", *IEEE Trans. on computer-aided Design of integrated circuits and systems*, Vol 27, No 5, pp 958-962, mai 2008.
[13] L. Harnefors, "Speed Estimation from Noisy Resolver Signals", *Proc. Sixth Int. Conf. on Power Electronics and Variable Speed Drives*, pp 279-282, Sept. 1996.
[14] M. Hilaret, F. Auger, "Speed and Position Estimation from an absolute position encoder", *proc Electrimecs '99*, pp II-217-222, sept. 1999.
[15] R. Hoseinnezhad, P. Harding, "A novel hybrid angle tracking observer for resolver to digital conversion", *Proc. 44th IEEE CDC+ECC*, pp 7020-7025, déc. 2005.
[16] W. Kun, R. Junjun, T. Fanghua, Z. Zhongchao, "A Novel PWM Scheme to Eliminate the Diode Freewheeling In the Inactive Phase in BLDC Motor", *Proc. 35th Annual IEEE Power Electronics Specialists Conference*, pp 2282-2286, 2004.
[17] B. Lequesne, T. Schroeder, "High-accuracy magnetic position encoder concept", *IEEE Trans. on Industry Applications*, Vol 35, No 3, pp 568 - 576, mai-juin 1999.
[18] Q. Lin, T. Li, Z. Zhou, S. Wang, H. Guo, "Application of the Magnetic Encoder in Actuator Servo System", *Proc IEEE Int. Conf. on Mechatronics and Automation (ICMA 2007)*, pp 3031 - 3035, 2007.
[19] R.D. Lorenz, K.W. Van Patten, "High-resolution velocity estimation for all-digital, AC servo drives", *IEEE Trans. on Industry Applications*, Vol 27, No 4, pp 701 - 705, juillet-août 1991.
[20] U. Meyer-Baese, "Digital signal processing with Field Programmable Gate Arrays (2nd edition)", Springer, 2004.
[21] V. A. Pedroni, "Circuit design with VHDL", MIT Press, 2004.
[22] J. Tan, N. Kyriakopoulos, "Implementation of a tracking Kalman Filter on a Digital Signal Processor", *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, Vol 35, No 1, pp 126-134, 1988.
[23] H. Tanaka, K. Ohnishi, H. Nishi, "An Approach to Velocity Estimation Using FPGA", *Proc. 33rd IEEE Industrial Electronics Society Conference (IECON)*, Taipei (Taiwan), pp 2349-2354, nov. 2007.
[24] T. Zeng, "Design of open-source joint C and VHDL libraries for signal processing and automatic control applications (Part II)", mémoire de Master Recherche SEGE, Nantes, 2008.
[25] T. Zeng, S. Xue, F. Auger, "Design of open-source joint C and VHDL twin program module libraries for digital signal processing", *Proc. IEEE Int. Conf. Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMT-MA'09)*, 11-12 avril 2009, Zhangjiajie, China.