

# Observateurs à Mémoire Finie pour les Systèmes à Commutations : Application à la détection de défauts

Abdelfettah HOCINE, Didier MAQUIN, José RAGOT

Centre de Recherche en Automatique de Nancy  
Institut National Polytechnique de Lorraine  
2, Avenue de la Forêt de Haye - 54 516 Vandoeuvre les Nancy Cedex, France

{ahocine, dmaquin, jragot}@ensem.inpl-nancy.fr

*Résumé*— Dans cet article, nous développons une méthode pour la détection de défauts affectant un système dynamique et l'estimation d'entrées inconnues dans le cas d'un système représenté par plusieurs modèles (système non linéaire, système à commutations ...) où chaque modèle est associé à un régime de fonctionnement particulier et où on doit déterminer le modèle actif. Cette méthode est basée sur l'utilisation des Observateurs à Mémoire Finie et le calcul de probabilités d'activation de modèles dans le but d'identifier le mode de fonctionnement du système et d'estimer l'entrée inconnue ; il s'appuie également sur la connaissance d'information a priori sur les commutations entre les différents modes de fonctionnement, représentées par une chaîne de Markov. L'algorithme proposé appartient à la classe des algorithmes supervisés dans le sens où les défauts à détecter sont a priori répertoriés et modélisés. Dans un premier temps, la méthode est utilisée pour la détection de défauts dans le cas d'un système linéaire caractérisé par un modèle de bon fonctionnement et plusieurs modèles de défaut. Ensuite, elle est appliquée pour la détection de défauts dans le cas d'un système linéaire avec entrée inconnue. On procède alors simultanément à la détection de défauts et à l'estimation de l'entrée inconnue ; une comparaison avec la méthode GPB est effectuée dans le but de montrer les avantages de la méthode proposée.

*Mots-clés*— Diagnostic, système à commutation, multimodèles, OMF, entrée inconnue, estimation d'état.

## I. INTRODUCTION

C'est une évidence de constater que la commande des systèmes devient de plus en plus complexe ; cela est dû à la nature des systèmes, mais aussi à la volonté de contrôler tous les paramètres et perturbations affectant le système. Dans cette dynamique s'est développée la discipline de la sûreté de fonctionnement et, plus particulièrement, l'une de ses composantes connue sous l'acronyme anglo-saxon FDI (Fault Detection and Isolation)[11]. Les techniques de FDI sont généralement basées sur l'estimation de l'état de fonctionnement du système et l'analyse de cet état vis-à-vis d'états de référence. En pratique, il est souvent plus simple de générer une estimation de la sortie du système. A partir de cette estimation, on calcule un résidu, différence entre la sortie mesurée et la sortie estimée, qui a la propriété d'être sensible aux défauts. L'estimation d'état ou de sortie du système est à la base des méthodes de FDI. L'approche GPB1 (Generalized Pseudo-Bayesian approach of first order) [2] est un outil adapté pour la détection

de défauts qui se base elle aussi sur un calcul de résidus. Dans la réalité, un système peut souvent être représenté par un ou plusieurs modèles de bon fonctionnement, mais également par un ensemble de modèles décrivant les situations de défaut de capteurs, d'actionneurs ou de dommages sur ces composants. Ainsi, le fonctionnement global du système peut être décrit par un ensemble de modèles que l'on peut quelquefois réunir dans une structure multimodèles. Durant ces dernières années, l'approche par multimodèles s'est popularisée et a été largement utilisée pour l'estimation [1][2][3][7], la commande [9] ainsi que pour la modélisation [5] ; elle est également à la base de la méthode GPB. L'approche GPB a été appliquée avec succès dans le domaine du suivi de trajectoire d'une cible où le comportement du système est sujet à des changements fréquents [1][2]. Elle s'appuie sur l'utilisation d'un banc de filtres disposés en parallèle, chaque filtre étant calé sur un modèle local associé à un comportement particulier du processus réel. De l'évaluation des résidus des filtres, on peut détecter le modèle actif et donc détecter les défauts si ceux-ci sont représentés par des modèles appropriés. La méthode GPB s'appuie essentiellement sur le filtre de Kalman et les lois de probabilité d'activation des modèles. Dans ce travail, nous avons remplacé le filtre de Kalman par un Observateur à Mémoire Finie (OMF) [8][10] qui présente des caractéristiques intéressantes du fait que l'estimation à l'instant  $k$  est indépendante de celle de l'instant  $k - 1$  et d'une influence moindre des bruits sur l'estimation d'état par rapport au filtre de Kalman.

Dans le deuxième paragraphe, nous présentons l'élaboration de l'observateur à mémoire finie. Dans le troisième paragraphe, nous utilisons l'OMF pour l'estimation d'entrées inconnues. Le quatrième paragraphe permet d'énoncer une méthode originale qui permet d'utiliser l'OMF, dans le cadre d'un système à commutations, dans le but de détecter les changements de régime. Dans la cinquième partie, l'OMF à entrées inconnues est utilisé, dans le cadre des systèmes à commutation, pour simultanément détecter les changements de régimes et estimer les entrées inconnues. Finalement, on conclut sur l'utilisation des OMF pour les systèmes à commutation et sur les techniques proposées.

## II. L'OBSERVATEUR À MÉMOIRE FINIE

L'observateur à mémoire finie, comme son nom l'indique, utilise uniquement les mesures dans un intervalle de temps fini appelé horizon. On considère le système discret, invariant dans le temps, suivant :

$$\begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + Gw_k \\ y_k = Cx_k + v_k \end{cases} \quad (1)$$

où  $x_k$  est le vecteur d'état à l'instant  $k$ ,  $A$  est la matrice d'évolution d'état,  $u_k$  est le vecteur de commande à l'instant  $k$ ,  $B$  est la matrice des gains de l'entrée,  $C$  est la matrice des gains de la sortie,  $v_k$  et  $w_k$  sont respectivement le bruit d'état et le bruit de mesure et  $y_k$  est la sortie du système à l'instant  $k$ . En l'absence de bruits, le système s'écrit :

$$\begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + Bu_k \\ y_k = Cx_k \end{cases} \quad (2)$$

En écrivant les équations d'observation sur l'horizon  $[k-m, k]$  de taille  $m+1$ , on peut, de manière très classique, établir l'équation suivante :

$$Y_k = P_m x_{k-m} + B_m U_k + G_m W_k + V_k \quad (3)$$

avec :

$$Z_k = [z_{k-m}^T \ z_{k-m+1}^T \ \dots \ z_k^T]^T, \quad Z \in \{Y, U, W, V\} \quad (4)$$

$$P_m = [C^T \ (CA)^T \ \dots \ (CA^m)^T]^T \quad (5)$$

$$B_m = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ CB & 0 & \ddots & \ddots & 0 \\ CAB & CB & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ CA^{m-1}B & CA^{m-2}B & \dots & CB & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$G_m = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ CG & 0 & \ddots & \ddots & 0 \\ CAG & CG & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ CA^{m-1}G & CA^{m-2}G & \dots & CG & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

Posons  $\hat{Y}_k = P_m \hat{x}_{k-m} + B_m U_k$ . L'estimation  $\hat{x}_{k-m}$  de l'état, à l'instant  $k-m$  (premier instant de la fenêtre d'observation), peut être obtenue aisément à l'aide de la méthode des moindres carrés, en minimisant le critère  $J_k = (\hat{Y}_k - Y_k)^2$  par rapport à l'inconnue  $\hat{x}_{k-m}$ . On obtient :

$$\hat{x}_{k-m} = (P_m^T P_m)^{-1} P_m^T (Y_k - B_m U_k) \quad (8)$$

L'estimation de l'état à l'instant terminal  $k$  de la fenêtre d'observation s'obtient en intégrant le système (2) :

$$\hat{x}_k = A^m \hat{x}_{k-m} + T_m U_k \quad (9)$$

avec

$$T_m = [(A^{m-1}B)^T \ (A^{m-2}B)^T \ \dots \ B^T \ 0]^T \quad (10)$$

## III. L'OBSERVATEUR À MÉMOIRE FINIE AVEC ENTRÉE INCONNUE

L'observateur à mémoire finie peut être utilisé en présence d'une entrée inconnue en considérant cette dernière comme un état du système. Le système considéré est le suivant :

$$\begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + Ed_k + Gw_k \\ y_k = Cx_k + v_k \end{cases} \quad (11)$$

où  $d_k$  est l'entrée inconnue à l'instant  $k$  et  $E$  la matrice des gains de l'entrée inconnue. Dans toute la suite de l'exposé, on posera l'hypothèse suivante :

$$d_{k+1} = d_k + \delta_k \quad (12)$$

où  $\delta_k$  est un bruit aléatoire.

On peut alors écrire un système augmenté de la manière suivante :

$$\begin{cases} x'_{k+1} = A_a x'_k + B_a u_k + G_a w'_k \\ y_k = C_a x'_k + v_k \end{cases} \quad (13)$$

avec

$$x'_k = [x_k^T \ d_k^T]^T, \quad w'_k = [w_k^T \ \delta_k^T]^T$$

$$A_a = \begin{bmatrix} A & E \\ 0 & I \end{bmatrix}, \quad B_a = \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$C_a = [C \ 0] \quad \text{et} \quad G_a = \begin{bmatrix} G & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}$$

L'estimation de l'état augmenté  $\hat{x}'_{k-m}$  peut être effectuée comme dans le cas précédent ; on obtient :

$$\hat{x}'_{k-m} = (P_{m,a}^T P_{m,a})^{-1} P_{m,a}^T (Y_k - B_{m,a} U_k) \quad (14)$$

où les matrices  $P_{m,a}$  et  $B_{m,a}$  sont construites comme les matrices  $P_m$  et  $B_m$  des équations (5) et (6) en remplaçant les matrices  $A$ ,  $B$  et  $C$  respectivement par  $A_a$ ,  $B_a$  et  $C_a$ .

Comme précédemment, on déduit de (14) l'expression de l'estimation de l'état augmenté à l'instant  $k$  :

$$\hat{x}'_k = A_a^m \hat{x}'_{k-m} + T_{m,a} U_k \quad (15)$$

avec

$$T_{m,a} = [(A_a^{m-1} B_a)^T \ (A_a^{m-2} B_a)^T \ \dots \ B_a^T \ 0]^T \quad (16)$$

Cette formulation permet donc l'obtention simultanée d'une estimation de l'état du système et de l'entrée inconnue.

**Exemple :** On considère le système à entrée inconnue suivant :

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= \begin{bmatrix} 0,45 & 0 \\ 0 & 0,4 \end{bmatrix} x_{k+1} + \begin{bmatrix} 0,1815 \\ 1,7902 \end{bmatrix} u_k \\ &+ \begin{bmatrix} 0,0129 \\ -1,2504 \end{bmatrix} d_k + \begin{bmatrix} 1 \\ 10 \end{bmatrix} w_k \\ y_k &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x_k + v_k \end{aligned}$$

Dans un premier temps, nous considérons une entrée inconnue constante ( $\delta_k$  est centré) qui intervient dans un

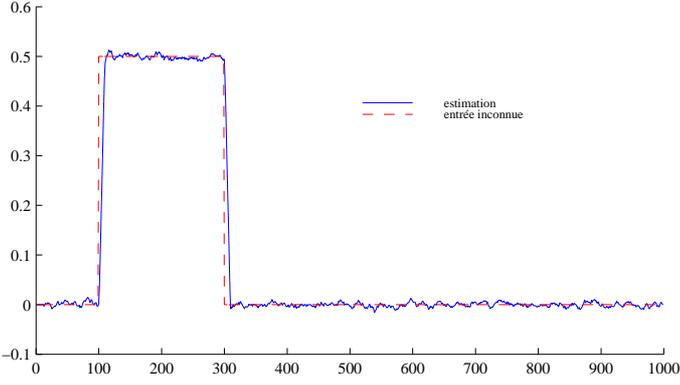


Fig. 1. Entrée inconnue constante estimée avec bruit

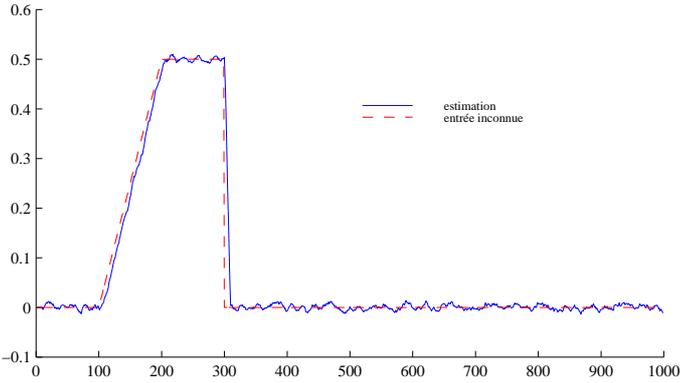


Fig. 2. Entrée inconnue variable estimée avec bruit

intervalle de temps spécifié. Nous considérons ensuite une entrée inconnue en forme de rampe ( $\delta_k$  de valeur moyenne non nulle).

L'examen de la figure 1 permet de constater une bonne estimation de l'entrée inconnue avec, cependant, un certain décalage dû à l'horizon d'observation de l'OMF choisi ici égal à 11 ( $m = 10$ ). La figure 2 présente des résultats analogues dans le cas où l'entrée inconnue évolue selon une rampe.

#### IV. OMF POUR SYSTÈME À COMMUTATIONS

Dans ce paragraphe, nous considérons un système représenté par un ensemble de modèle  $M_i, i = 1, \dots, r$ ; chaque modèle représentant un comportement du système. L'objectif est de détecter, à chaque instant, le modèle qui approche le mieux le comportement du système et de simultanément estimer d'état du système. On suppose que les transitions d'un modèle à l'autre sont décrites par un processus Markovien régi par la matrice  $\Pi$  de transition de Markov donnée par :

$$\Pi = \begin{bmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{r1} & \cdots & p_{rr} \end{bmatrix}$$

où  $p_{ij}$  est la probabilité de transition conditionnelle de passage du modèle  $M_i(k)$  vers le modèle  $M_j(k)$ ; on note  $\mu_k^j$  la probabilité que le  $j^{\text{ème}}$  modèle soit actif à l'instant  $k$ .

#### A. Développement de la méthode

Considérons le  $j^{\text{ème}}$  modèle :

$$M_j : \begin{cases} x_{k+1} = A_j x_k + B_j u_k + G_j w_k \\ y_k = C_j x_k + v_k \end{cases} \quad (17)$$

L'estimation d'état de ce modèle peut être effectuée à l'aide d'un OMF selon la méthode décrite à la section II. On obtient ainsi :

$$\hat{x}_{k-m}^j = (P_{j,m}^T P_{j,m})^{-1} P_{j,m}^T (Y_k - B_{j,m} U_k) \quad (18)$$

et

$$\hat{x}_k^j = A_j^m \hat{x}_{k-m}^j + T_{j,m} U_k \quad (19)$$

Les matrices  $P_{j,m}$ ,  $B_{j,m}$  et  $T_{j,m}$  sont construites en utilisant les définitions (5), (6) et (10) en remplaçant les matrices  $A$ ,  $B$  et  $C$  par les matrices  $A_j$ ,  $B_j$  et  $C_j$  décrivant le  $j^{\text{ème}}$  modèle.

L'estimation de l'état  $\hat{x}_k$  du système à commutations est alors calculée comme une somme pondérée des états des différents modèles :

$$\hat{x}_k = \sum_{j=1}^r \hat{x}_k^j \mu_k^j \quad (20)$$

En nous inspirant des travaux de Bar-Shalom *et al.*[2], la probabilité que le système fonctionne selon le  $j^{\text{ème}}$  modèle à l'instant  $k$  est calculée de la manière suivante :

$$\mu_k^j = P\{M_j(k)|Y_k\} \quad (21)$$

Définissons alors  $\tilde{Y}_{k-1}$ , le vecteur des observations effectuées sur l'horizon  $[k-m, k-1]$ ; on a :

$$Y_k = \begin{bmatrix} \tilde{Y}_{k-1}^T & y_k^T \end{bmatrix} \quad (22)$$

L'équation (21) peut alors s'écrire :

$$\mu_k^j = P\{M_j(k)|\tilde{Y}_{k-1}, y_k\} \quad (23)$$

puis, en utilisant la formule de Bayes :

$$\mu_k^j = \frac{p[y_k|M_j(k), \tilde{Y}_{k-1}] P\{M_j(k)|\tilde{Y}_{k-1}\}}{\sum_{l=1}^r p[y_k|M_l(k), \tilde{Y}_{k-1}] P\{M_l(k)|\tilde{Y}_{k-1}\}} \quad (24)$$

Afin d'alléger les notations, posons :

$$L_i(k) = p[y_k|M_i(k), \tilde{Y}_{k-1}] \quad (25)$$

Développons également la probabilité d'activation du modèle  $j$  à l'instant  $k$ , conditionnellement au modèle actif à l'instant  $k-1$  :

$$P\{M_j(k)|\tilde{Y}_{k-1}\} = \sum_{i=1}^r P\{M_j(k)|M_i(k-1), \tilde{Y}_{k-1}\} P\{M_i(k-1)|\tilde{Y}_{k-1}\} \quad (26)$$

De manière à élaborer une récurrence sur le calcul des  $\mu_k^j$ , on effectue l'approximation suivante :

$$P\{M_i(k-1)|\tilde{Y}_{k-1}\} \approx P\{M_i(k-1)|Y_{k-1}\} = \mu_{k-1}^i \quad (27)$$

Cela revient à considérer que l'information apportée par le premier vecteur d'observation  $y_{k-m-1}$  du vecteur  $Y_{k-1}$  défini sur l'horizon  $[k-m-1, k-1]$  n'est pas très importante et peut être négligée (cela dépend évidemment de l'horizon choisi). Dans ce cas, en considérant les équations (24) à (27) et en remarquant que, par définition,  $P\{M_j(k)|M_i(k-1), \tilde{Y}_k\} = p_{ij}$ , on obtient alors la récurrence suivante sur la probabilité que le système opère selon le modèle  $j$  à l'instant  $k$  :

$$\mu_k^j = \frac{L_j(k) \sum_{i=1}^r p_{ij} \mu_{k-1}^i}{\sum_{l=1}^r L_l(k) \sum_{i=1}^r p_{il} \mu_{k-1}^i} \quad (28)$$

### B. Modèles des défauts

Un défaut d'actionneur peut être modélisé par la modification d'une colonne de la matrice de commande  $B$ . Ainsi, un défaut du  $i^{eme}$  actionneur est pris en compte en écrivant le système sous la forme :

$$x_{k+1} = Ax_k + (B + \Delta B_i) u_k + w_k$$

où  $\Delta B_i$  est une matrice de même dimension que  $B$  et dont toutes les colonnes sont nulles sauf la  $i^{eme}$  qui caractérise le défaut sur le  $i^{eme}$  actionneur.

De la même manière, on peut décrire un défaut de capteur par :

$$y_k = (C + \Delta C_i) x_k + v_k$$

où  $\Delta C_i$  est une matrice de même dimension que  $C$  et dont toutes les lignes sont nulles sauf la  $i^{eme}$  qui caractérise le défaut sur le  $i^{eme}$  capteur.

### C. Application

Pour l'application de la méthode proposée, on considère un modèle de fonctionnement normal  $(A_1, B_1, C_1)$ , un modèle de défaut d'actionneur  $(A_2, B_2, C_2)$  et un modèle de défaut de capteurs  $(A_3, B_3, C_3)$ , les différentes matrices étant définies par :

$$A_i = \begin{bmatrix} 0.45 & 0 \\ 0 & 0.4 \end{bmatrix}, i = 1 \dots 3$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} 0.1815 & 1.7902 \end{bmatrix}^T, C_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} 1.1815 & 1.7902 \end{bmatrix}^T, C_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B_3 = \begin{bmatrix} 0.1815 & 1.7902 \end{bmatrix}^T, C_3 = \begin{bmatrix} 1.5 & 0 \\ 0 & 1.5 \end{bmatrix}$$

Pour tester la méthode, le scénario suivant a été établi : initialement le système est en bon fonctionnement, puis à l'instant 100, survient un défaut sur l'actionneur, à l'instant 500, le système revient au mode de bon fonctionnement et, à l'instant 800, un défaut sur les capteurs est introduit.

Les résultats sont présentés aux figures 3, 4 et 5 où l'on constate clairement les changements de régime; la probabilité d'activation des modèles, dans leur zones de fonctionnement respectives, fluctue autour de un et donc une détection du défaut est réalisée. On remarque que les résultats de la méthode proposée sont meilleurs que

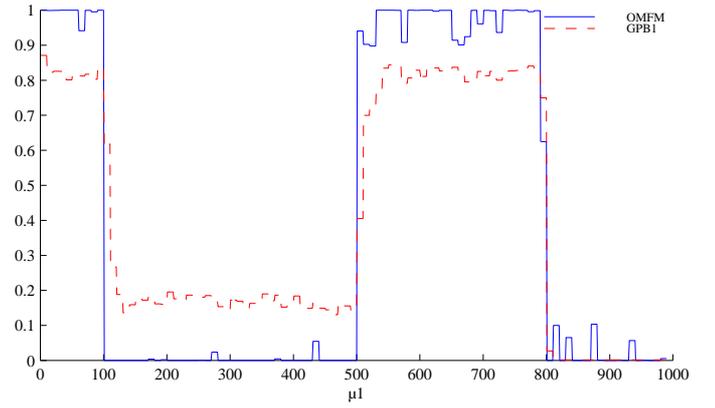


Fig. 3. Probabilité d'activation du modèle 1

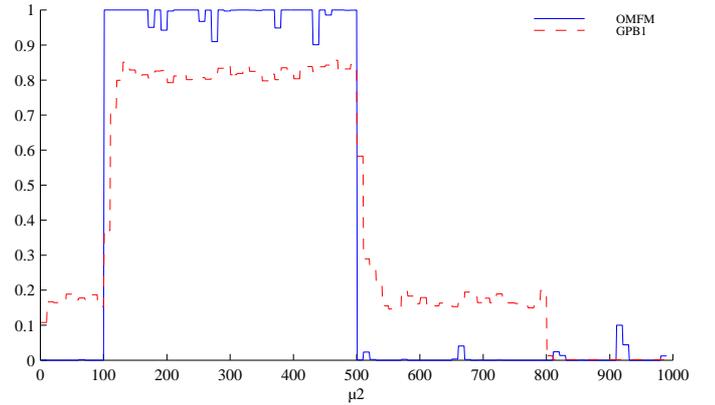


Fig. 4. Probabilité d'activation du modèle 2

ceux de la méthode GPB1. Cela est dû à la sensibilité de cette dernière au bruit sur les états du système. On conclut donc que l'utilisation d'un observateur à mémoire finie, pour la détection de défaut dans le cadre de système à commutations, donne de bon résultats qui sont moins sensibles au bruit que la méthode GPB classique.

## V. EXTENSION DE LA MÉTHODE POUR LES SYSTÈMES À ENTRÉE INCONNUE

Nous allons appliquer la méthode proposée à la section précédente au cas des systèmes à entrée inconnue. Pour cela, l'observateur à mémoire finie de la deuxième section est remplacé par un observateur à mémoire finie avec entrée inconnue (cf. la troisième section).

Le  $j^{eme}$  modèle s'écrit sous la forme :

$$M_j \begin{cases} x_{k+1} = A_j x_k + B_j u_k + E d_k + G w_k \\ y_k = C_j x_k + v_k \end{cases}$$

où  $d_k$  est l'entrée inconnue à l'instant  $k$  et où  $E$  est la matrice des gains de l'entrée inconnue.

En utilisant un modèle augmenté, comme indiqué à la section III, pour chaque modèle  $M_j$ , on peut estimer l'état et le vecteur d'entrée inconnue. L'estimation de l'état global est ensuite obtenue en suivant la démarche exposée au paragraphe IV.A.

**Exemple :** On considère les mêmes modèles de fonctionnement normal, de défaut d'actionneur et de défauts de

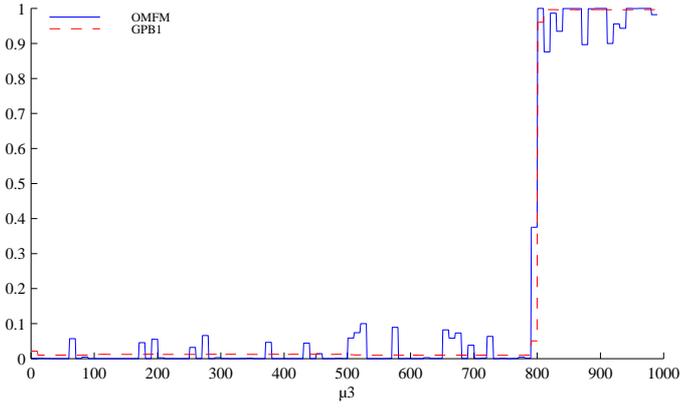


Fig. 5. Probabilité d'activation du modèle 3

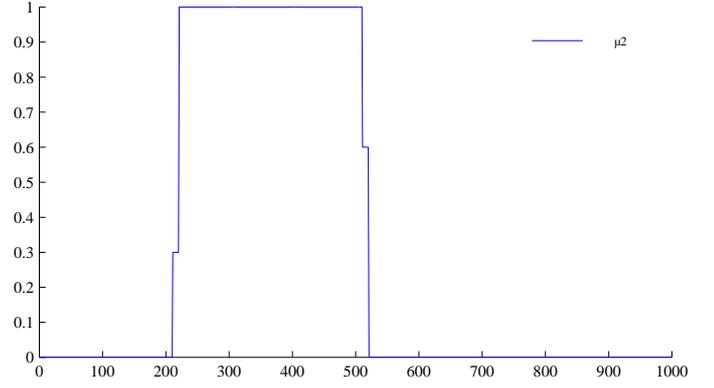


Fig. 7. Probabilité d'activation du modèle 2 en présence de bruit

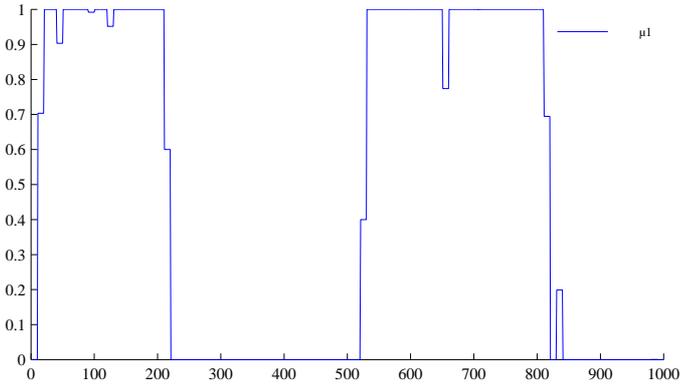


Fig. 6. Probabilité d'activation du modèle 1 en présence de bruit

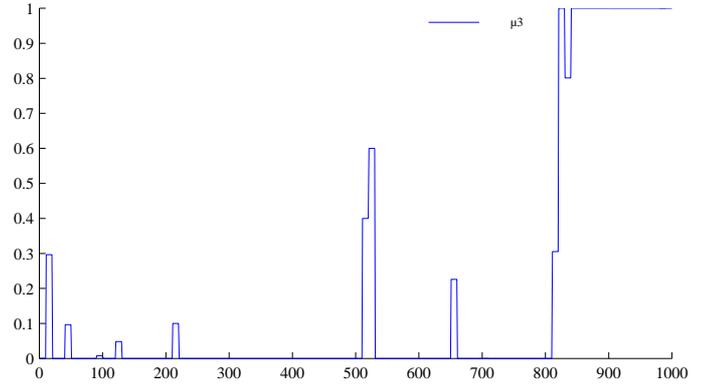


Fig. 8. Probabilité d'activation du modèle 3 en présence de bruit

capteurs que précédemment perturbés par l'entrée inconnue  $d_k$  avec :

$$E = [ 0.0129 \quad -1.2504 ]^T$$

Pour tester la méthode, le scénario suivant a été établi : initialement le système est en bon fonctionnement, à l'instant 100 intervient une entrée inconnue d'amplitude constante, puis à l'instant 200, survient un défaut sur l'actionneur, à l'instant 300, l'entrée inconnue devient nulle, à l'instant 500, le système revient au mode de bon fonctionnement et, à l'instant 800, un défaut capteur est introduit.

Les résultats des figures 6 à 8, en présence de bruit, permettant de constater clairement les changements d'un régime à l'autre ce qui permet donc la détection des défauts. La figure 9 montre l'estimation de l'entrée inconnue en l'absence de bruit. En présence de bruit, cette estimation est représentée à la figure 10. On peut affirmer que l'utilisation d'un observateur à mémoire finie avec entrée inconnue pour la détection de défaut et l'estimation de l'entrée inconnue, dans le cadre de système à commutations, donne de bons résultats malgré la présence de bruit.

## VI. CONCLUSION

Dans ce travail, nous avons tout d'abord rappelé la structure d'un observateur à mémoire finie. Nous l'avons ensuite appliqué avec succès à l'estimation d'entrées inconnues. Ce type d'observateur a été utilisé dans le cadre d'un système à commutations pour lequel on doit également détecter les

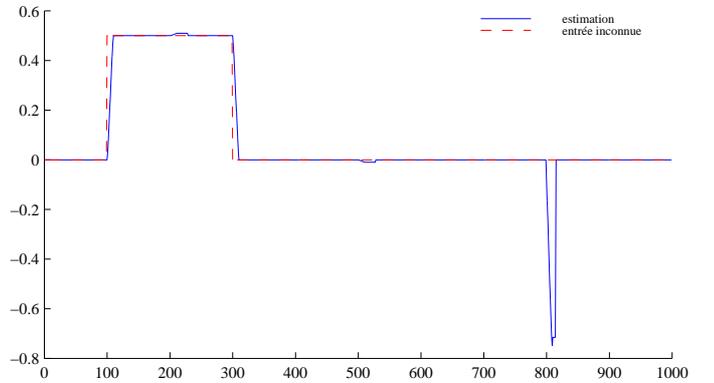


Fig. 9. Estimation de l'entrée inconnue en l'absence de bruit

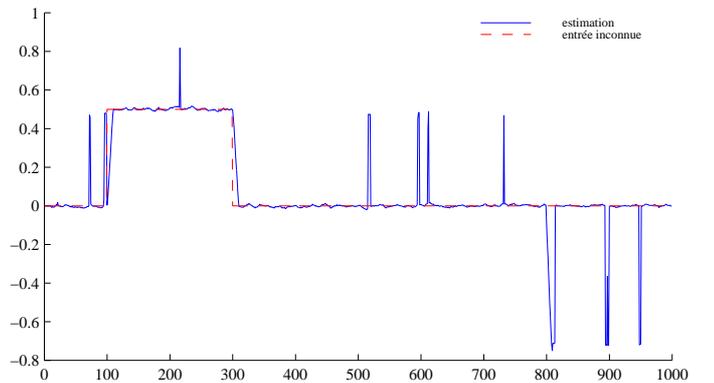


Fig. 10. Estimation de l'entrée inconnue en présence de bruit

instants de commutation entre modèles. La comparaison des résultats obtenus avec ceux de la méthode GPB1 a ensuite été effectuée sur un exemple. L'utilisation d'un observateur à mémoire finie, qui ne s'appuie que sur des sorties mesurées, contrairement à la méthode GPB1 qui utilise des estimations, donne de meilleurs résultats, principalement en présence de bruits.

Finalement, la méthode proposée a été étendue au cas de systèmes soumis à des entrées inconnues. Dans cette situation, la détection des instants de commutation s'effectue simultanément à l'estimation de l'entrée inconnue.

#### RÉFÉRENCES

- [1] Y. Bar-Shalom, K.C. Chang and Blom H.A, « Tracking a manoeuvring target using input estimation versus interacting multiple model algorithm. » *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-25 (2), pp. 296-300, 1989.
- [2] Y. Bar-Shalom, *Multitarget-multisensor tracking : advanced applications*. Artech House, 1990.
- [3] Y. Bar-Shalom and X. Li, *Estimation and tracking : principles, technique and software*. Artech House, 1993.
- [4] Z. Ding and L. A. Hong , « Distributed IMM fusion algorithm for multi-platform tracking. » *Signal Processing*, 64, p. 167-176, 1998.
- [5] K. Gasso, G. Mourot and J. Ragot, « Structure identification in multiple model representation : elimination and merging of local models. *Proceedings of the 40th Conference on Decision and Control*, Orlando, 2001.
- [6] P.D. Hanlon and P.S.Maybeck, « Characterization of Kalman filter residuals in the presence of mismodeling. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 36 (1), pp. 114-131, 2000.
- [7] P.D. Hanlon and P.S.Maybeck, « Interrelationship of Single-Filter and Multiple-Model Adaptive Algorithms. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 34 (3), pp. 934-946, 1998.
- [8] F. Kratz, S.Bousghiri, G. Mourot, « A Finite Memory Observer Approach to the Design of Fault Detection Algorithms, » *Proceeding of the American Control Conference*, Baltimore, Maryland, pp. 3574-3576, 1994.
- [9] R. Murray-Smith, T.A. Johansen, *Multiple Model Approaches to Modelling and Control*. Taylor and Francis, UK, 1997.
- [10] W. Nuninger, F. Kratz, J. Ragot, « Finite Memory Generalised State Observer Approach For Failure Detection in Dynamic Systems, » *Proceeding of the 37th IEEE Conference on Decision and Control*, Tampa, Florida USA, pp. 581-585, 1998.
- [11] R. Patton, P.M. Frank and R. Clark , *Fault diagnosis in dynamic systems*. Prentice Hall, 1989.
- [12] Y. Zhang and J.Jiang, « Interacting Active Fault-Tolerant Control Using IMM Approach. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 37 (4), pp. 1221-1235, 2001.