

Conception d'un observateur flou à entrées inconnues

Design of an unknown input fuzzy observer

Abdelkader Akhenak, Mohammed Chadli, José Ragot, Didier Maquin¹

¹ Institut National Polytechnique de Lorraine

Centre de Recherche en Automatique de Nancy. INPL CNRS UMR 7039.

2, Avenue de la forêt de Haye. 54516 Vandoeuvre, France.

Résumé :

Dans cet article, nous proposons une méthode d'estimation d'état d'un système non linéaire représenté par un modèle flou soumis à l'influence d'entrées inconnues. L'objectif est d'estimer simultanément l'état et les entrées inconnues. Pour cela, on propose la synthèse d'un observateur flou basée sur l'élimination de ces entrées inconnues. On montre comment déterminer les gains de l'observateur, qui sont solutions d'un ensemble d'inégalités linéaires matricielles (LMI) devant être résolues sous contraintes égalité. Nous proposons ensuite une méthode originale pour l'estimation des entrées inconnues. Un exemple académique illustre les performances de l'observateur flou proposé.

Mots-clés :

Système non linéaire à entrées inconnues, Modèle flou de Takagi-Sugeno, Observateur flou, Estimation d'état et d'entrées inconnues, Stabilité asymptotique, Placement de pôles, Inégalités linéaires matricielles (LMI).

Abstract:

In this paper, we consider a nonlinear system represented by a fuzzy model, where a part of its inputs is unknown. Our objective is to estimate the state variables of this system as well as the unknown inputs (that simultaneously influence the states and the outputs of the system). For that, we propose the synthesis of a fuzzy observer based on the elimination of these unknown inputs. It is shown how to determine the gains of the local observers, these gains being solutions of a set of linear matrix inequalities (LMI). An academic example illustrates the performances of the proposed unknown input fuzzy observer.

Keywords:

Nonlinear system with unknown inputs, fuzzy model, fuzzy observer, state estimation, asymptotic stability, poles assignment, linear matrix inequality (LMI).

1 Introduction

Un processus physique est souvent soumis à des perturbations qui ont comme origine des bruits dûs à l'environnement du processus, des incertitudes de mesures, des défauts de capteurs ou d'actionneurs ; ces perturbations ont des effets néfastes sur le comportement normal du processus et leur estimation peut servir à concevoir un système de com-

mande capable d'en minimiser les effets. Les perturbations sont appelées entrées inconnues lorsqu'elles affectent l'entrée du processus et leur présence peut rendre difficile l'estimation de l'état du système.

Plusieurs travaux ont été réalisés concernant l'estimation de l'état et de la sortie en présence d'entrées inconnues [1] ; ils peuvent être regroupés en deux catégories. La première suppose la connaissance a priori d'informations sur ces entrées non mesurables ; en particulier, Johnson [9] propose une approche polynomiale et Meditch [13] suggère d'approcher les entrées inconnues par la réponse d'un système dynamique connu. La deuxième catégorie procède soit par estimation de l'entrée inconnue, soit par son élimination complète des équations du système.

Certaines techniques ne nécessitent pas l'élimination des entrées inconnues. Wang [17] propose la conception d'un observateur capable de reconstruire entièrement l'état d'un système linéaire en présence d'entrées inconnues ; Kobayashi [10] et Lyubchik [12] utilisent une méthode d'inversion de modèle pour l'estimation d'état.

Parmi les techniques qui permettent l'élimination des entrées inconnues, celle de Kudva [11] s'intéresse, dans le cas des systèmes linéaires, aux conditions d'existence de l'observateur d'un système à entrées inconnues en se basant sur la technique d'inverse généralisée de matrice. Guan a procédé à l'élimination des entrées inconnues des équations d'état d'un système linéaire continu [7]. Beaucoup d'autres variantes existent, mais la grande majorité d'entre elles ont été développées pour des systèmes linéaires.

Plusieurs travaux ont été développés pour concevoir des observateurs à action proportionnelle et

intégrale, d'ordre plein ou réduit, pour des systèmes singuliers soumis à l'influence des entrées inconnues [22] [23] [24] [26].

Zhang et Guay [21] ont utilisé un contrôleur adaptatif, en utilisant les réseaux de neurones artificiels, pour une classe de systèmes dynamiques non linéaires de second ordre présentant des entrées inconnues.

Cependant, les systèmes physiques réels sont souvent non linéaires. Comme il est délicat de synthétiser un observateur pour un système non linéaire, nous avons préféré représenter ces systèmes par des modèles flous de type Takagi-Sugeno. Le comportement global d'un système est appréhendé par un ensemble de modèles locaux (linéaires ou affines), chaque modèle local caractérisant le comportement du système dans une zone de fonctionnement particulière. Les modèles locaux sont ensuite agrégés au moyen d'un mécanisme d'interpolation.

La motivation de cette approche découle du fait qu'il est souvent difficile de concevoir un modèle qui tient compte de toute la complexité du système étudié. En 1985, Takagi et Sugeno [15], ont présenté un modèle flou constitué d'un ensemble de règles "si prémisse alors conséquence", tel que la conséquence d'une règle est un modèle local affine ; le modèle global s'obtient par la somme des modèles locaux pondérés par des fonctions d'activation associées à chaque modèle local. Un modèle flou peut être obtenu par identification [9], par linéarisation autour de divers points de fonctionnement ou par transformation polytopique convexe [16].

La technique que nous proposons dans cet article consiste à associer à chaque modèle local un observateur local. L'observateur global (observateur flou) est la somme des observateurs locaux pondérés par les fonctions d'appartenance associées aux modèles locaux [14]. Notre contribution réside dans la construction de cet observateur flou qui s'affranchit de la présence d'entrées inconnues. La stabilité de l'observateur est assurée par la recherche d'une matrice de Lyapunov appropriée.

Dans le passé, nous avons proposé plusieurs conceptions d'observateurs flous (ou multiobservateurs) pour une classe de systèmes non linéaires présentant des entrées inconnues [1] [2]. Dans cet article, nous allons montrer comment concevoir un observateur

flou quand les entrées inconnues agissent simultanément sur les états et les sorties du système. Parmi les récents travaux qui ont été réalisés dans ce domaine, citons par exemple, ceux de Hengyuan [27] qui a considéré le problème de conception d'observateur pour une classe de systèmes à retard en tenant compte des incertitudes de paramètres.

Cet article est organisé comme suit : dans la section 2, nous présentons la méthode de conception d'un observateur flou. La section 3 est consacrée à la prise en compte de contraintes de performances en utilisant une méthode de placement de pôles. Dans la section 4, la méthode d'estimation d'entrées inconnues est développée. Enfin, dans la section 5, un exemple académique illustre la conception proposée.

2 Observateur flou pour un système à entrées inconnues

Cette section explicite la construction de l'observateur flou. Ce dernier résulte de l'agrégation des observateurs locaux et sa structure est particulièrement appropriée à l'étude de la stabilité et de la convergence vers zéro de l'erreur d'estimation. Les aspects numériques de détermination des gains des observateurs locaux seront également abordés.

2.1 Principe de la reconstruction

Considérons le modèle flou suivant (avec M modèles locaux) dépendant des entrées inconnues :

$$\begin{cases} \dot{x} = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) (A_i x + B_i u + R_i \bar{u} + D_i) \\ y = Cx + F\bar{u} \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{avec : } \begin{cases} \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) = 1 \\ 0 \leq \mu_i(\xi) \leq 1 \forall i = \{1, \dots, M\} \end{cases}$$

où $x \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur d'état, $u \in \mathbb{R}^m$ est le vecteur d'entrées connues, $\bar{u} \in \mathbb{R}^p$ le vecteur d'entrées inconnues et $y \in \mathbb{R}^q$ est le vecteur de mesure.

Pour le $i^{\text{ème}}$ modèle local, $A_i \in \mathbb{R}^{n \times n}$ représente la matrice d'état, $B_i \in \mathbb{R}^{n \times m}$ est la matrice d'entrée, $R_i \in \mathbb{R}^{n \times p}$ et $F \in \mathbb{R}^{q \times p}$ sont les matrices d'influence des entrées inconnues et $D_i \in \mathbb{R}^n$

est une matrice dépendant de point du fonctionnement. Enfin, $C \in \mathbb{R}^{q \times n}$ est la matrice de sortie et ξ représente le vecteur de décision dépendant de l'entrée connue et/ou des variables d'état mesurables. La valeur de $\mu_i(\xi)$ détermine le degré d'activation des modèles locaux. La procédure permettant d'obtenir cette structure et d'estimer ses paramètres n'est pas développée ici ; indiquons simplement que l'on peut utiliser des techniques d'estimation paramétrique [6] ou des techniques de linéarisation [8].

L'observateur flou du système (1) que nous proposons à la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{z} = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) (N_i z + G_{i1} u + G_{i2} + L_i y) \\ \hat{x} = z - E y \end{cases} \quad (2)$$

$N_i \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $G_{i1} \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $L_i \in \mathbb{R}^{n \times q}$ sont les gains des observateurs locaux, $G_{i2} \in \mathbb{R}^n$ sont des vecteurs constants et $E \in \mathbb{R}^{n \times q}$ est une matrice de transformation. Ces matrices ou ces vecteurs doivent être déterminés pour assurer la convergence asymptotique de \hat{x} vers l'état réel x .

L'erreur d'estimation est définie par :

$$\tilde{x} = x - \hat{x} \quad (3)$$

En utilisant l'équation (2), l'erreur d'estimation d'état s'écrit :

$$\tilde{x} = (I + EC)x - z + EF\bar{u}$$

La dynamique de cette erreur s'explique :

$$\dot{\tilde{x}} = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) \left[P(A_i x + B_i u + R_i \bar{u} + D_i) - N_i z - G_{i1} u - G_{i2} - L_i y \right] + EF\dot{\bar{u}} \quad (4)$$

avec :

$$P = I + EC \quad (5)$$

En remplaçant y par son expression donnée par l'équation (1), la dynamique de l'erreur s'écrit :

$$\dot{\tilde{x}} = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) \left[-N_i \hat{x} + (PA_i - K_i C)x + (PB_i - G_{i1})u + (PD_i - G_{i2}) + (PR_i - K_i F)\bar{u} \right] + EF\dot{\bar{u}} \quad (6)$$

Posons $K_i = N_i E + L_i$, alors $\dot{\tilde{x}}$ devient :

$$\dot{\tilde{x}} = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) \left[N_i \tilde{x} + (PA_i - K_i C - N_i)x + (PB_i - G_{i1})u + (PD_i - G_{i2}) + (PR_i - K_i F)\bar{u} \right] + EF\dot{\bar{u}} \quad (7)$$

Si les conditions (8) sont satisfaites [19] [25] :

$$\begin{cases} P = I + EC \\ N_i = PA_i - K_i C \\ PR_i = K_i F \\ G_{i1} = PB_i \\ G_{i2} = PD_i \\ EF = 0 \\ \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) N_i \text{ est stable} \end{cases} \quad (8)$$

l'erreur d'estimation d'état tend asymptotiquement vers zéro et l'équation (4) se réduit à :

$$\dot{\tilde{x}} = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) N_i \tilde{x} \quad (9)$$

Il est important de noter que la stabilité des matrices $N_i \forall i \in \{1, \dots, M\}$ ne garantit pas forcément la stabilité de la matrice $\sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) N_i$. Ce point est traité dans le paragraphe suivant.

2.2 Convergence de l'observateur flou

Dans cette partie, les conditions suffisantes de la convergence asymptotique globale de l'erreur d'estimation d'état sont établies.

Théorème 2.1 : *L'erreur d'estimation d'état entre le modèle flou à entrées inconnues (1) et l'observateur flou (2) converge asymptotiquement vers zéro, si toutes les paires (A_i, C) sont observables, la matrice F est plein rang colonne et si les conditions suivantes sont vérifiées $\forall i \in \{1, \dots, M\}$:*

$$N_i^T X + X N_i < 0 \quad (10a)$$

$$N_i = PA_i - K_i C \quad (10b)$$

$$P = I + EC \quad (10c)$$

$$PR_i = K_i F \quad (10d)$$

$$EF = 0 \quad (10e)$$

$$L_i = K_i - N_i E \quad (10f)$$

$$G_{i1} = PB_i \quad (10g)$$

$$G_{i2} = PD_i \quad (10h)$$

où $X \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est une matrice symétrique définie positive.

Le système d'équation (10) est composé de l'inégalité bilinéaire matricielle (10a), qui doit être résolue en tenant compte des contraintes linéaires (10b) à (10e). Notons que les équations (10f), (10g) et (10h) servent uniquement pour le calcul des gains L_i , G_{i1} et G_{i2} une fois les matrices K_i et N_i déterminées. Afin de résoudre ce problème à l'aide des outils numériques LMI, l'inégalité (10a) doit être linéarisée. La technique choisie est basée sur des changements de variables appropriés.

2.3 Méthode de résolution

L'examen des différentes contraintes montre que (10e) détermine complètement la matrice E de l'observateur. En notant $F^{(-)}$ l'inverse généralisée de F , on a :

$$E = I - FF^{(-)} \quad (11)$$

On en déduit ensuite la valeur de la matrice P à l'aide de (10c). On procède alors au changement de variable suivant :

$$W_i = XK_iF \quad (12)$$

La contrainte (10d) peut alors être réécrite sous la forme ($\forall i \in \{1, \dots, M\}$) :

$$XPR_i = XK_i \quad (13)$$

Il suffit ensuite de résoudre l'inégalité matricielle (10a) dans laquelle on a remplacé la matrice N_i par sa valeur issue de (10b), sous la contrainte égalité (12).

$$\begin{cases} (PA_i)^T X + X(PA_i) - C^T W_i^T - W_i C < 0 \\ XPR_i = W_i F \end{cases} \quad (14)$$

Ce système étant linéaire par rapport aux inconnues X et W_i , des outils classiques LMI peuvent être utilisés pour cette résolution. Les autres matrices définissant l'observateur flou proposé peuvent être déduites de la connaissance de X et W_i .

$$\begin{cases} G_{i1} = PB_i \\ G_{i2} = PD_i \\ K_i = X^{-1}W_i \\ N_i = PA_i - K_i C \\ L_i = K_i - N_i E \end{cases} \quad (15)$$

3 Placement de pôles

Dans cette partie, on examine comment améliorer les performances de l'observateur notamment en ce qui concerne la vitesse de convergence vers zéro de l'erreur d'estimation d'état. Pour estimer correctement les variables d'état du modèle flou, la dynamique de l'observateur flou est choisie de telle manière quelle soit sensiblement plus rapide que celle du modèle flou.

Définition 3.1 : L'observateur flou à entrées inconnues (2) est dit localement observable si les paires (PA_i, C) sont observables, $\forall i \in \{1, \dots, M\}$ [14].

Pour assurer une certaine dynamique de convergence de l'erreur d'estimation d'état, on définit dans le plan complexe, la région $S(\alpha, \beta)$, intersection entre un cercle, de centre $(0, 0)$ et de rayon β , et du demi-plan gauche limité par une droite d'abscisse égale à $(-\alpha)$ où α est une constante positive. Le placement des pôles de l'observateur flou dans la région $S(\alpha, \beta)$ est formulé en terme de LMI par le théorème suivant :

Théorème 3.1 [14] : Les valeurs propres de la matrice $\sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) N_i$ appartiennent à la région $S(\alpha, \beta)$, s'il existe une matrice X symétrique et définie positive telles que $\forall i \in \{1, \dots, M\}$:

$$\begin{pmatrix} -\beta X & N_i^T X \\ X N_i & -\beta X \end{pmatrix} < 0 \quad (16)$$

$$N_i^T X + X N_i + 2\alpha X < 0$$

4 Estimation des entrées inconnues

Plusieurs travaux ont été réalisés pour l'estimation des entrées inconnues dans le cadre des systèmes dynamiques linéaires [19] [20]. Edwards et al (2000)

ont proposé deux méthodes, en utilisant des observateurs à mode glissant, pour détecter et reconstruire les défauts de capteurs [18]. Liu et Peng ont présenté, en utilisant un observateur de Luenberger, l'estimation des états inconnus d'un système dynamique linéaire soumis à des perturbations. L'algorithme d'estimation de ces perturbations est basé sur l'inverse de la dynamique du système [28].

Nous avons démontré précédemment que la convergence de l'observateur (2) est garantie si les conditions (10) sont vérifiées et les paires (PA_i, C) sont observables. En régime permanent, l'erreur d'estimation d'état tend vers zéro ; en remplaçant x par \hat{x} et \bar{u} par $\hat{\bar{u}}$ dans l'équation (1) nous obtenons :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) (A_i \hat{x} + B_i u + R_i \hat{\bar{u}} + D_i) \\ y = C \hat{x} + F \hat{\bar{u}} \end{cases} \quad (17)$$

Une estimation de l'entrée inconnue est obtenue comme suit :

$$\hat{\bar{u}} = (W^T W)^{-1} W^T \begin{bmatrix} \dot{\hat{x}} - \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) (A_i \hat{x} + B_i u + D_i) \\ y - C \hat{x} \end{bmatrix} \quad (18)$$

avec :

$$W = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) R_i \\ F \end{pmatrix} \quad (19)$$

W doit être de plein rang colonne.

5 Exemple de simulation

Considérons le modèle flou suivant, composé de deux modèles locaux et comportant deux sorties et trois états.

$$\begin{cases} \dot{x} = \sum_{i=1}^2 \mu_i(\xi) (A_i x + B_i u + R_i \bar{u}) \\ y = Cx + F\bar{u} + \nu \end{cases} \quad (20)$$

Dans cet exemple, le vecteur des variables de décision est le vecteur des entrées connues u . ν est un bruit centré de variance égale à 0,01. Les valeurs numériques des matrices A_i , B_i , R_i , C et F sont les suivantes :

$$A_1 = \begin{bmatrix} -2 & 1 & 1 \\ 1 & -3 & 0 \\ 2 & 1 & -6 \end{bmatrix} \quad A_2 = \begin{bmatrix} -3 & 2 & 2 \\ 5 & -8 & 0 \\ 0.5 & 0.5 & -4 \end{bmatrix}$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ -0.5 \\ -0.5 \end{bmatrix} \quad B_2 = \begin{bmatrix} -0.5 \\ 1 \\ -0.25 \end{bmatrix} \quad F = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$R_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad R_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0.5 \\ -2 \end{bmatrix} \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

La résolution de l'inégalité (13) sous les contraintes (12) à l'aide d'un outil de résolution LMI conduit aux matrices de l'observateur flou :

$$E = \begin{bmatrix} -0.117 & 0.117 \\ -0.671 & 0.671 \\ -0.559 & 0.559 \end{bmatrix}$$

$$G_{11} = \begin{bmatrix} 1.058 \\ -0.164 \\ -0.220 \end{bmatrix}, \quad L_1 = \begin{bmatrix} 1.122 & -0.004 \\ 0.613 & -0.942 \\ -1.459 & 3.019 \end{bmatrix}$$

$$G_{12} = \begin{bmatrix} -0.617 \\ 0.328 \\ -0.809 \end{bmatrix}, \quad L_2 = \begin{bmatrix} 3.487 & -2.545 \\ -1.208 & 1.373 \\ 3.960 & -6.24 \end{bmatrix}$$

Le système (20) a été simulé en choisissant, pour l'entrée inconnue, deux créneaux filtrés se déclenchant aux instants 5s et 20s, de durées 2s et 14s et d'amplitudes respectives égales 1.5 et 1.2.

La figure (1) présente l'évolution de l'entrée connue u , la figure (2) montre l'évolution de l'entrée inconnue \bar{u} . La figure (3) montre l'entrée inconnue et son estimation par l'observateur flou. On constate que les deux tracés sont superposés sauf au voisinage de l'origine ; cela est dû au choix des valeurs initiales de l'observateur qui sont $x_0 = [1.5 \ 0 \ 0]^T$ et $\hat{x}_0 = [0.1 \ 0.1 \ 0.1]^T$.

Les figures (4), (5) et (6) montrent l'erreur d'estimation d'état entre les états du modèle flou et leurs estimés par l'observateur flou.

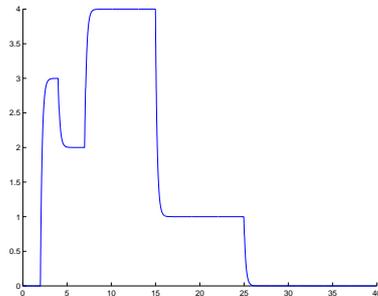


Figure 1 – Entrée connue u

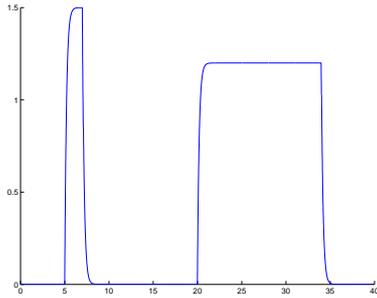


Figure 2 – Entrée inconnue \bar{u}

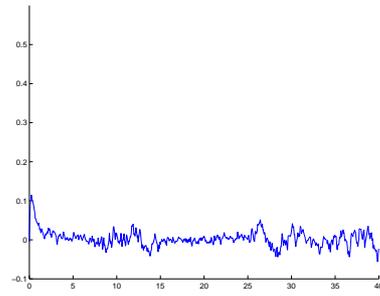


Figure 6 – $(x_3 - \hat{x}_3)$

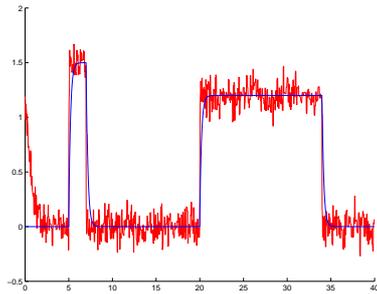


Figure 3 – \bar{u} et \hat{u}

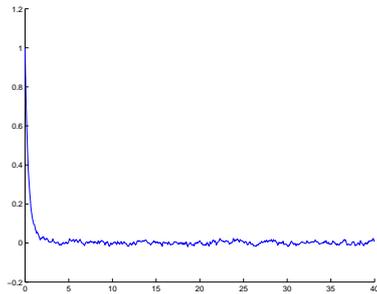


Figure 4 – $(x_1 - \hat{x}_1)$

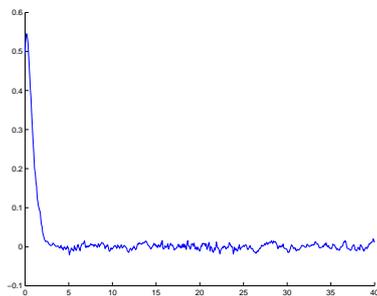


Figure 5 – $(x_2 - \hat{x}_2)$

6 Conclusion

A partir d'une représentation floue d'un système non linéaire, on a montré comment concevoir un ob-

servateur flou utilisant le principe de l'interpolation d'observateurs locaux ; de plus, on a considéré le cas où certaines entrées du système sont inconnues. Le calcul des gains de l'observateur flou est alors ramené à un calcul de gains des observateurs locaux ; la stabilité de l'ensemble nécessite cependant la prise en compte de contraintes de couplage entre ces observateurs locaux, ce qui conduit à la résolution d'un problème de type LMI. Sous réserve d'existence de matrices appropriées, nous avons montré que la reconstruction du vecteur d'état et de l'entrée inconnue du modèle flou est possible. Les résultats de simulation montrent que les estimations des vecteurs d'état et d'entrée inconnue sont très satisfaisantes en dépit de la présence du bruit sur les sortie de système.

Références

- [1] A. Akhenak, M. Chadli, D. Maquin and J. Ragot, *Sliding mode multiple observer for fault detection and isolation*, 42th IEEE Conference on Decision and Control, Hawaii, vol. 1, pp. 953-958, December 9-12, 2003.
- [2] A. Akhenak, M. Chadli, D. Maquin and J. Ragot, *State estimation via multiple observer with unknown inputs : Application to the three tank system*, 5th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, Safe-process'2003, Washington, D.C., USA, June 9-11, 2003.
- [3] S. Boyd, L. El Ghaoui, E. Feron and V. Balakrishnan, *Linear Matrix Inequalities in System and Control Theory*, Philadelphia : SIAM, 1994.
- [4] M. Chadli, D. Maquin, J. Ragot, *Output stabilization in multiple model approach*, IEEE Control Conference Application CCA'02, September 2002.
- [5] J. Chen and H. Zhang, *Robust detection of faulty actuators via unknown input observers*, Int. J. Systems Sci., 22 (10), MIT, October, 1980.
- [6] K. Gasso, G. Mourot and J. Ragot, *Structure identification in multiple model representation : elimination and merging of local models*, IEEE Conference

- on Decision and Control, Orlando, USA, December 2001.
- [7] Y. Guan, and M. Saif, *A novel approach to the design of unknown input observers*, IEEE Trans. on Automatic Control, 36 (5), pp. 632-635, 1991.
- [8] T. A. Johansen, R. Shorten and R. Murray-Smith, *On the interpretation and identification of dynamic Takagi-Sugeno fuzzy models*, IEEE Trans. on Fuzzy Systems, 8 (3), pp. 297-313, 2000.
- [9] C. D. Johnson, *Observers for linear systems with unknown and inaccessible inputs*, Int. J. Control, vol. 21, pp. 825-831, 1975.
- [10] N. Kobayashi and T. Nakamizo, *An observer design for linear systems with unknown inputs*, Int. J. Control, vol. 35, pp. 605-619, 1982.
- [11] P. Kudva, N. Viswanadham and A. Ramakrishna, *Observers for linear systems with unknown inputs*, IEEE Trans. on Automatic Control, AC-25, pp. 113-115, 1980.
- [12] L. M. Lyubchik and Y. T. Kostenko, *The output control of multivariable systems with unmeasurable arbitrary disturbances - The inverse model approach*, ECC'93, pp. 1160-1165, June 28-July 1, Groningen, The Netherlands, 1993.
- [13] J. S. Meditch and G. H. Hostetter, *Observers for systems with unknown and inaccessible inputs*, Int. J. Control, vol. 19, pp. 637-640, 1971.
- [14] R. J. Patton and J. Chen, *Observer-based fault detection and isolation robustness and applications*, Control Engineering Practice, vol. 5, pp. 671-682, 1997.
- [15] M. Takagi and M. Sugeno, *Fuzzy identification of systems and its application to modelling and control*, IEEE Trans. on Systems Man and Cybernetics-part C, 15 (1), pp. 116-132, 1985.
- [16] K. Tanaka, T. Ikeda, O. Wang, *Fuzzy regulator and fuzzy observer : relaxed stability conditions and LMI based design*, IEEE Trans. on Fuzzy Systems, 6 (2), pp. 250-256, 1998.
- [17] S. H. Wang, E. J. Davison and P. Dorato, *Observing the states of systems with unmeasurable disturbances*, IEEE Trans. on Automatic Control, AC-20, pp. 716-717, 1975.
- [18] C. Edwards and S. K. Spurgeon, *Sliding mode observers for fault detection and isolation*, Automatica, 36 (4), pp. 541-553, 2000.
- [19] D. Maquin, B. Gaddouna, and J. Ragot, *Estimation Of Unknown Inputs In Linear Systems*, American Control Conference, pp. 1195-1197, June 29-July 1 1994.
- [20] A. Stotsky, I. Kolmanovsky, *Simple unknown input estimation techniques for automotive applications*, American Control Conference, pp. 3312-3317, 25-27 June 2001.
- [21] T. Zhang and M. Guay, *Adaptive control for a class of second-order nonlinear systems with unknown input nonlinearities*, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Part B, 33 (1), pp. 143-149, Feb. 2003.
- [22] D. Koenig and S. Mammar, *Design of Proportional-Integral Observer for Unknown Input Descriptor Systems*, IEEE Trans. on Automatic Control, 47 (12), pp. 2057-2062, 2002.
- [23] M. Darouach, M. Zasadzinski and S. J. Xu, *Full-order observers for linear systems with unknown inputs*, IEEE Trans. on Automatic Control, vol. 39, pp. 606 - 609, 1994.
- [24] M. Hou and P. C. Muller, *Observer design for descriptor systems*, IEEE Trans. on Automatic Control, vol. 44, pp. 164-169, 1999.
- [25] B. Gaddouna, *Contribution au diagnostic des systèmes linéaires invariants à entrées inconnues. Application à un processus hydraulique*, Thèse de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 1995.
- [26] S. F. Lin and A. P. Wang, *Unknown input observers for singular systems designed by eigenstructure assignment*, Journal of the Franklin Institute, pp. 43-61, 2003.
- [27] S. Xu, J. Lu, S. Zhou and C. Yang, *Design of observer for a class of discrete-time uncertain nonlinear systems with time delay*, Journal of the Franklin Institute, pp. 295-308, 2004.
- [28] C. S. Liu and H. Peng, *Inverse-dynamics based state and disturbance observers for linear time-invariant systems*, Journal of Dynamic System, Measurement, and Control, vol. 124, 375-381, 2002.