

Conception d'observateurs robustes pour des systèmes non linéaires incertains : une stratégie multimodèle

Rodolfo Orjuela, Benoît Marx, José Ragot et Didier Maquin

Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN)
Nancy-Université, CNRS

CIFA 2008 3–5 septembre, Bucarest, Roumanie



Nancy-Université
INPL

Objectif

Estimation de l'état d'un système non linéaire comportant des incertitudes de modélisation

Objectif

Estimation de l'état d'un système non linéaire comportant des incertitudes de modélisation

Difficultés

- ▶ Prise en compte de la complexité du système dans un large domaine de fonctionnement
- ▶ Synthèse délicate d'observateurs basée sur un modèle non linéaire

Objectif

Estimation de l'état d'un système non linéaire comportant des incertitudes de modélisation

Difficultés

- ▶ Prise en compte de la complexité du système dans un large domaine de fonctionnement
- ▶ Synthèse délicate d'observateurs basée sur un modèle non linéaire

Stratégie proposée

- ▶ Représentation multimodèle du système
- ▶ Conception d'un observateur robuste basée sur cette représentation
- ▶ Extension de certains résultats de l'automatique linéaire

- 1 Approche multimodèle
 - Principes de l'approche multimodèle
 - Multimodèle découplé
- 2 Estimation d'état
 - Notations
 - Structure de l'observateur
 - Synthèse de l'observateur
- 3 Exemple
- 4 Conclusions

- 1 Approche multimodèle
 - Principes de l'approche multimodèle
 - Multimodèle découplé

- 2 Estimation d'état
 - Notations
 - Structure de l'observateur
 - Synthèse de l'observateur

- 3 Exemple

- 4 Conclusions

- 1 Approche multimodèle
 - Principes de l'approche multimodèle
 - Multimodèle découplé

- 2 Estimation d'état
 - Notations
 - Structure de l'observateur
 - Synthèse de l'observateur

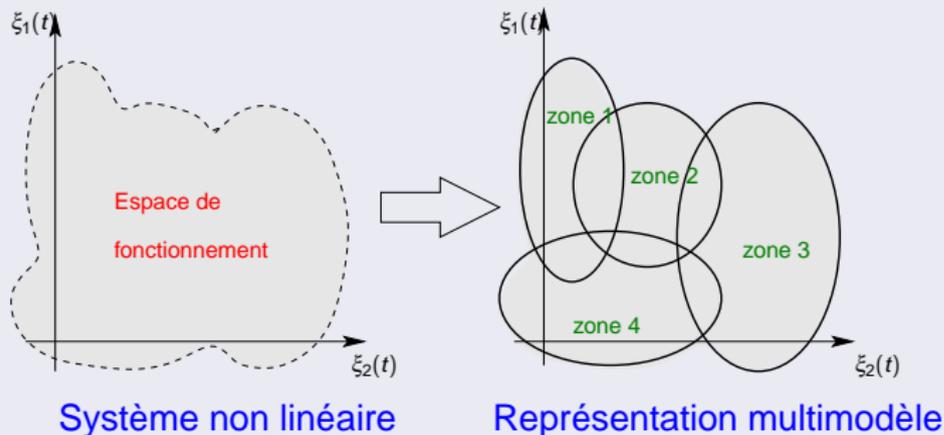
- 3 Exemple

- 4 Conclusions

- 1 Approche multimodèle
 - Principes de l'approche multimodèle
 - Multimodèle découplé
- 2 Estimation d'état
 - Notations
 - Structure de l'observateur
 - Synthèse de l'observateur
- 3 Exemple
- 4 Conclusions

Approche multimodèle

- ▶ Décomposition de l'espace de fonctionnement en zones de fonctionnement
- ▶ Un sous-modèle caractérise le système dans chaque zone de fonctionnement
- ▶ Le comportement du système est approché par l'agrégation des sous-modèles à l'aide d'une fonction de pondération



Intérêts de l'approche multimodèle

- ▶ Épargne la recherche d'un modèle unique complexe
- ▶ Outil adapté à la modélisation des systèmes complexes (i.e. modélisation type boîte noire)
- ▶ Analyse spécifique de la non-linéarité du système n'est pas nécessaire
- ▶ Extension possible des outils théoriques LTI aux systèmes non linéaires

Intérêts de l'approche multimodèle

- ▶ Épargne la recherche d'un modèle unique complexe
- ▶ Outil adapté à la modélisation des systèmes complexes (i.e. modélisation type boîte noire)
- ▶ Analyse spécifique de la non-linéarité du système n'est pas nécessaire
- ▶ Extension possible des outils théoriques LTI aux systèmes non linéaires

Structures des multimodèles

Structure classique

Multimodèle de Takagi-Sugeno

- ▶ Un vecteur d'état commun à tous les sous-modèles
- ▶ Même dimension des sous-modèles

Structure proposée

Multimodèle découplé

- ▶ Un vecteur d'état différent pour chaque sous-modèle
- ▶ Les dimensions des sous-modèles peuvent être différentes

Intérêts de l'approche multimodèle

- ▶ Épargne la recherche d'un modèle unique complexe
- ▶ Outil adapté à la modélisation des systèmes complexes (i.e. modélisation type boîte noire)
- ▶ Analyse spécifique de la non-linéarité du système n'est pas nécessaire
- ▶ Extension possible des outils théoriques LTI aux systèmes non linéaires

Structures des multimodèles

Structure classique

Multimodèle de Takagi-Sugeno

- ▶ Un vecteur d'état commun à tous les sous-modèles
- ▶ Même dimension des sous-modèles

Structure proposée

Multimodèle découplé

- ▶ Un vecteur d'état différent pour chaque sous-modèle
- ▶ Les dimensions des sous-modèles peuvent être différentes

Intérêts de l'approche multimodèle

- ▶ Épargne la recherche d'un modèle unique complexe
- ▶ Outil adapté à la modélisation des systèmes complexes (i.e. modélisation type boîte noire)
- ▶ Analyse spécifique de la non-linéarité du système n'est pas nécessaire
- ▶ Extension possible des outils théoriques LTI aux systèmes non linéaires

Structures des multimodèles

Structure classique

Multimodèle de Takagi-Sugeno

- ▶ Un vecteur d'état commun à tous les sous-modèles
- ▶ Même dimension des sous-modèles

Structure proposée

Multimodèle découplé

- ▶ Un vecteur d'état différent pour chaque sous-modèle
- ▶ Les dimensions des sous-modèles peuvent être différentes

Intérêts de l'approche multimodèle

- ▶ Épargne la recherche d'un modèle unique complexe
- ▶ Outil adapté à la modélisation des systèmes complexes (i.e. modélisation type boîte noire)
- ▶ Analyse spécifique de la non-linéarité du système n'est pas nécessaire
- ▶ Extension possible des outils théoriques LTI aux systèmes non linéaires

Structures des multimodèles

Structure classique

Multimodèle de Takagi-Sugeno

- ▶ Un vecteur d'état commun à tous les sous-modèles
- ▶ Même dimension des sous-modèles

Structure proposée

Multimodèle découplé

- ▶ Un vecteur d'état différent pour chaque sous-modèle
- ▶ Les dimensions des sous-modèles peuvent être différentes

Multimodèle découplé : multimodèle avec vecteurs d'état locaux

$$\dot{x}_i(t) = (A_i + \Delta A_i(t))x_i(t) + B_i u(t) + D_i w(t)$$

$$y_i(t) = C_i x_i(t)$$

$$y(t) = \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(t)) y_i(t) + W w(t)$$

- Mécanisme d'interpolation : $\sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(t)) = 1$ et $0 \leq \mu_i(\xi(t)) \leq 1, \forall t, \forall i \in \{1, \dots, L\}$
- Incertitudes bornées en norme :
 $\Delta A_i(t) = M_i F_i(t) N_i$ où $F_i^T(t) F_i(t) \leq I, \forall t$ $F_i(t)$ est un terme inconnu

Multimodèle découplé : multimodèle avec vecteurs d'état locaux

$$\dot{x}_i(t) = (A_i + \Delta A_i(t))x_i(t) + B_i u(t) + D_i w(t)$$

$$y_i(t) = C_i x_i(t)$$

$$y(t) = \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(t)) y_i(t) + W w(t)$$

- Mécanisme d'interpolation : $\sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(t)) = 1$ et $0 \leq \mu_i(\xi(t)) \leq 1, \forall t, \forall i \in \{1, \dots, L\}$
- Incertitudes bornées en norme :
 $\Delta A_i(t) = M_i F_i(t) N_i$ où $F_i^T(t) F_i(t) \leq I, \forall t$ $F_i(t)$ est un terme inconnu
 - ▶ La sortie du multimodèle est la somme pondérée des sorties locales

Multimodèle **découplé** : multimodèle avec **vecteurs d'état locaux**

$$\dot{x}_i(t) = (A_i + \Delta A_i(t))x_i(t) + B_i u(t) + D_i w(t)$$

$$y_i(t) = C_i x_i(t)$$

$$y(t) = \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(t)) y_i(t) + W w(t)$$

- Mécanisme d'interpolation : $\sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(t)) = 1$ et $0 \leq \mu_i(\xi(t)) \leq 1, \forall t, \forall i \in \{1, \dots, L\}$
- Incertitudes bornées en norme :

$$\Delta A_i(t) = M_i F_i(t) N_i \text{ où } F_i^T(t) F_i(t) \leq I, \forall t \text{ } F_i(t) \text{ est un terme inconnu}$$

- ▶ La sortie du multimodèle est la somme pondérée des sorties locales
- ▶ **Les dimensions des sous-modèles peuvent être différentes**

Multimodèle découplé : multimodèle avec vecteurs d'état locaux

$$\dot{x}_i(t) = (A_i + \Delta A_i(t))x_i(t) + B_i u(t) + D_i w(t)$$

$$y_i(t) = C_i x_i(t)$$

$$y(t) = \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(t)) y_i(t) + W w(t)$$

- Mécanisme d'interpolation : $\sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(t)) = 1$ et $0 \leq \mu_i(\xi(t)) \leq 1, \forall t, \forall i \in \{1, \dots, L\}$
- Incertitudes bornées en norme :

$$\Delta A_i(t) = M_i F_i(t) N_i \text{ où } F_i^T(t) F_i(t) \leq I, \forall t \text{ } F_i(t) \text{ est un terme inconnu}$$

- ▶ La sortie du multimodèle est la somme pondérée des sorties locales
- ▶ **Les dimensions des sous-modèles peuvent être différentes**
- ▶ Les sorties $y_i(t)$ sont des "signaux artificiels de modélisation"

Multimodèle découplé : multimodèle avec vecteurs d'état locaux

$$\dot{x}_i(t) = (A_i + \Delta A_i(t))x_i(t) + B_i u(t) + D_i w(t)$$

$$y_i(t) = C_i x_i(t)$$

$$y(t) = \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(t)) y_i(t) + W w(t) \quad \text{Perturbation}$$

- Mécanisme d'interpolation : $\sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(t)) = 1$ et $0 \leq \mu_i(\xi(t)) \leq 1, \forall t, \forall i \in \{1, \dots, L\}$
- Incertitudes bornées en norme :

$$\Delta A_i(t) = M_i F_i(t) N_i \text{ où } F_i^T(t) F_i(t) \leq I, \forall t \quad F_i(t) \text{ est un terme inconnu}$$

- ▶ La sortie du multimodèle est la somme pondérée des sorties locales
- ▶ **Les dimensions des sous-modèles peuvent être différentes**
- ▶ Les sorties $y_i(t)$ sont des "signaux artificiels de modélisation"

Estimation d'état

Forme augmentée du multimodèle

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= (\tilde{A} + \Delta\tilde{A}(t))x(t) + \tilde{B}u(t) + \tilde{D}w(t) \\ y(t) &= \tilde{C}(t)x(t) + Ww(t) \quad x \in \mathbb{R}^n, n = \sum_{i=1}^L n_i.\end{aligned}$$

Notations

$$\begin{aligned}x(t) &= [x_1^T(t) \cdots x_i^T(t) \cdots x_L^T(t)]^T & \tilde{A} &= \text{diag}\{A_1 \cdots A_i \cdots A_L\} \\ \tilde{B} &= [B_1^T \cdots B_i^T \cdots B_L^T]^T & \tilde{D} &= [D_1^T \cdots D_i^T \cdots D_L^T]^T \\ \tilde{C}(t) &= \sum_{i=1}^L \mu_i(t) \tilde{C}_i & \tilde{C}_i &= [0 \cdots C_i \cdots 0]\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta\tilde{A}(t) &= \tilde{M}\tilde{F}(t)\tilde{N} & \tilde{M} &= \text{diag}\{M_1 \cdots M_i \cdots M_L\} \\ \tilde{N} &= \text{diag}\{N_1 \cdots N_i \cdots N_L\} & \tilde{F}(t) &= \text{diag}\{F_1(t) \cdots F_i(t) \cdots F_L(t)\}\end{aligned}$$

Forme augmentée du multimodèle

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= (\tilde{A} + \Delta\tilde{A}(t))x(t) + \tilde{B}u(t) + \tilde{D}w(t) \\ y(t) &= \tilde{C}(t)x(t) + Ww(t) \quad x \in \mathbb{R}^n, n = \sum_{i=1}^L n_i.\end{aligned}$$

Notations

$$\begin{aligned}x(t) &= [x_1^T(t) \cdots x_i^T(t) \cdots x_L^T(t)]^T & \tilde{A} &= \text{diag}\{A_1 \cdots A_i \cdots A_L\} \\ \tilde{B} &= [B_1^T \cdots B_i^T \cdots B_L^T]^T & \tilde{D} &= [D_1^T \cdots D_i^T \cdots D_L^T]^T \\ \tilde{C}(t) &= \sum_{i=1}^L \mu_i(t) \tilde{C}_i & \tilde{C}_i &= [0 \cdots C_i \cdots 0]\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta\tilde{A}(t) &= \tilde{M}\tilde{F}(t)\tilde{N} & \tilde{M} &= \text{diag}\{M_1 \cdots M_i \cdots M_L\} \\ \tilde{N} &= \text{diag}\{N_1 \cdots N_i \cdots N_L\} & \tilde{F}(t) &= \text{diag}\{F_1(t) \cdots F_i(t) \cdots F_L(t)\}\end{aligned}$$

Forme augmentée du multimodèle

$$\dot{x}(t) = (\tilde{A} + \Delta\tilde{A}(t))x(t) + \tilde{B}u(t) + \tilde{D}w(t)$$

$$y(t) = \tilde{C}(t)x(t) + Ww(t) \quad x \in \mathbb{R}^n, n = \sum_{i=1}^L n_i .$$

Forme non linéaire

Notations

$$x(t) = [x_1^T(t) \cdots x_i^T(t) \cdots x_L^T(t)]^T$$

$$\tilde{A} = \text{diag}\{A_1 \cdots A_i \cdots A_L\}$$

$$\tilde{B} = [B_1^T \cdots B_i^T \cdots B_L^T]^T$$

$$\tilde{D} = [D_1^T \cdots D_i^T \cdots D_L^T]^T$$

$$\tilde{C}(t) = \sum_{i=1}^L \mu_i(t) \tilde{C}_i$$

$$\tilde{C}_i = [0 \cdots C_i \cdots 0]$$

$$\Delta\tilde{A}(t) = \tilde{M}\tilde{F}(t)\tilde{N}$$

$$\tilde{M} = \text{diag}\{M_1 \cdots M_i \cdots M_L\}$$

$$\tilde{N} = \text{diag}\{N_1 \cdots N_i \cdots N_L\}$$

$$\tilde{F}(t) = \text{diag}\{F_1(t) \cdots F_i(t) \cdots F_L(t)\}$$

Extension de l'observateur de Luenberger

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}}(t) &= \tilde{A}\hat{x}(t) + \tilde{B}u(t) + K(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) &= \tilde{C}(t)\hat{x}(t)\end{aligned}$$

Dynamique de l'erreur d'estimation

$$\begin{aligned}e(t) &= x(t) - \hat{x}(t) \\ \dot{e}_a(t) &= A_o(t)e_a(t) + \Phi\bar{w}(t)\end{aligned}$$

où

$$\begin{aligned}e_a(t) &= [e^T(t) \quad x^T(t)]^T & \bar{w}(t) &= [w^T(t) \quad u^T(t)]^T \\ A_o(t) &= \begin{bmatrix} \tilde{A} - K\tilde{C}(t) & \Delta\tilde{A}(t) \\ 0 & \tilde{A} + \Delta\tilde{A}(t) \end{bmatrix} & \Phi &= \begin{bmatrix} \tilde{D} - KW & 0 \\ \tilde{D} & \tilde{B} \end{bmatrix}\end{aligned}$$

- ▶ Trouver un K garantissant la reconstruction de l'état avec une certaine précision
- ▶ Les effets de $\bar{w}(t)$ sur $e(t)$ doivent être minimisés

Performances de l'observateur

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0 \quad \text{pour} \quad \bar{w}(t) = 0$$

$$\|z(t)\|_2^2 \leq \gamma^2 \|\bar{w}(t)\|_2^2 \quad \text{pour} \quad \bar{w}(t) \neq 0 \text{ et } z(0) = 0$$

- ▶ $z(t)$ est un *signal objectif de minimisation* : $z(t) = [Y \quad 0] e_a(t)$
- ▶ γ niveau d'atténuation à minimiser

Hypothèses pour la synthèse

- 1 Le multimodèle est stable pour des incertitudes $\Delta \tilde{A}(t)$ admissibles
- 2 L'entrée et la perturbation sont des signaux à énergie bornée, soit $\|u(t)\|_2^2 < \infty$ et $\|w(t)\|_2^2 < \infty$

Théorème 1

Il existe un observateur, garantissant les performances robustes, s'il existe deux matrices symétriques et définies positives P_1 et P_2 , une matrice G et deux scalaires positifs $\bar{\gamma}$ et τ tels que :

$$\min \bar{\gamma} \quad \text{sous les contraintes}$$

$$\begin{bmatrix} \Pi_i & 0 & \Psi & 0 & P_1 \tilde{M} \\ 0 & \Gamma & P_2 \tilde{D} & P_2 \tilde{B} & P_2 \tilde{M} \\ \Psi^T & \tilde{D}^T P_2 & -\bar{\gamma} I & 0 & 0 \\ 0 & \tilde{B}^T P_2 & 0 & -\bar{\gamma} I & 0 \\ \tilde{M}^T P_1 & \tilde{M}^T P_2 & 0 & 0 & -\tau I \end{bmatrix} < 0, \quad i = 1 \dots L,$$

$$\begin{aligned} \text{où} \quad \Pi_i &= P_1 \tilde{A} + \tilde{A}^T P_1 - G \tilde{C}_i - \tilde{C}_i^T G^T + Y^T Y, \\ \Gamma &= P_2 \tilde{A} + \tilde{A}^T P_2 + \tau \tilde{N}^T \tilde{N}, \\ \Psi &= P_1 \tilde{D} - G W. \end{aligned}$$

Le gain de l'observateur est donné par $K = P_1^{-1} G$ et le niveau d'atténuation par $\gamma = \sqrt{\bar{\gamma}}$.

Éléments de preuve

- 1 On cherche à garantir $\|z(t)\|_2^2 \leq \gamma^2 \|\bar{w}(t)\|_2^2$ par

$$\dot{V}(t) < -z^T(t)z(t) + \gamma^2 \bar{w}^T(t)\bar{w}(t)$$

- 2 Fonction de Lyapunov $V(t)$:

$$V(t) = e^T(t)P_1 e(t) + x^T(t)P_2 x(t)$$

- 3 Dissocier les paramètres nominaux des paramètres incertains afin de s'affranchir des termes inconnus $\tilde{F}(t)$. Sous l'hypothèse $\tilde{F}(t)^T \tilde{F}(t) \leq I$, utiliser la majoration

$$X\tilde{F}(t)Y + Y^T \tilde{F}^T(t)X^T \leq XQ^{-1}X^T + Y^T QY$$

- 4 Utiliser les propriétés de somme convexe des fonctions poids

$$\sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(t)) = 1 \quad \text{et} \quad 0 \leq \mu_i(\xi(t)) \leq 1, \forall t, \forall i \in \{1, \dots, L\}$$

- 5 Voir les actes du congrès pour la preuve complète

Commentaires

- ▶ Toutes les incertitudes des sous-modèles sont considérées simultanément (conservatisme!!)
- ▶ Idée : introduire une pondération afin de négliger les incertitudes de certains sous-modèles

$$\Delta A_i(t) = \mu_j(t) M_i F_i(t) N_i$$

Commentaires

- ▶ Toutes les incertitudes des sous-modèles sont considérées simultanément (conservatisme!!)
- ▶ Idée : introduire une pondération afin de négliger les incertitudes de certains sous-modèles

$$\Delta A_i(t) = \mu_i(t) M_i F_i(t) N_i$$

Nouvelle forme augmentée du multimodèle

- ▶ La structure du multimodèle reste inchangée
- ▶ L'expression de $\Delta \tilde{A}(t)$ devient :

$$\Delta \tilde{A}(t) = \sum_{i=1}^L \mu_i(t) \Delta \tilde{A}_i(t)$$

où

$$\Delta \tilde{A}_i = \tilde{M}_i F_i(t) \tilde{N}_i \quad \text{avec} \quad F_i^T(t) F_i(t) \leq I, \forall t$$

$$\tilde{M}_i = [0 \quad \dots \quad M_i^T \quad \dots \quad 0]^T \quad \tilde{N}_i = [0 \quad \dots \quad N_i \quad \dots \quad 0]$$

Théorème 2

Il existe un observateur, garantissant les performances robustes, s'il existe deux matrices symétriques et définies positives P_1 et P_2 , une matrice G et des scalaires positifs $\bar{\gamma}$ et τ_i tels que :

$$\min \bar{\gamma} \quad \text{sous les contraintes}$$

$$\begin{bmatrix} \Pi_i & 0 & \Psi & 0 & P_1 \tilde{M}_i \\ 0 & \Gamma_i & P_2 \tilde{D} & P_2 \tilde{B} & P_2 \tilde{M}_i \\ \Psi^T & \tilde{D}^T P_2 & -\bar{\gamma} I & 0 & 0 \\ 0 & \tilde{B}^T P_2 & 0 & -\bar{\gamma} I & 0 \\ \tilde{M}_i^T P_1 & \tilde{M}_i^T P_2 & 0 & 0 & -\tau_i I \end{bmatrix} < 0, \quad i = 1 \dots L$$

où

$$\begin{aligned} \Pi_i &= P_1 \tilde{A} + \tilde{A}^T P_1 - G \tilde{C}_i - \tilde{C}_i^T G^T + Y^T Y \\ \Gamma_i &= P_2 \tilde{A} + \tilde{A}^T P_2 + \tau_i \tilde{N}_i^T \tilde{N}_i \\ \Psi &= P_1 \tilde{D} - G W \end{aligned}$$

Le gain de l'observateur est donné par $K = P_1^{-1} G$ et le niveau d'atténuation par $\gamma = \sqrt{\bar{\gamma}}$.

Exemple

Objectif

Estimer l'état d'un système incertain décrit par un multimodèle découplé

Paramètres du multimodèle

$$A_1 = \begin{bmatrix} -0.5 & 0.2 \\ -0.4 & -0.3 \end{bmatrix}$$

$$B_1 = [0.6 \quad 0.7]^T$$

$$D_1 = \begin{bmatrix} -0.1 & 0.1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

$$C_1 = \begin{bmatrix} -0.4 & -0.5 \\ 0.3 & 0.4 \end{bmatrix}$$

$$M_1 = [0.1 \quad 0.3]^T$$

$$N_1 = [0.1 \quad 0.2]$$

$$W = \begin{bmatrix} 0 & -0.2 \\ 0 & 0.2 \end{bmatrix}$$

$$\Delta A_i = M_i F_i(t) N_i$$

$$A_2 = \begin{bmatrix} -0.5 & -0.4 & -0.3 \\ 0.3 & -0.5 & -0.8 \\ 0.6 & 0.7 & -0.4 \end{bmatrix}$$

$$B_2 = [0.9 \quad -0.7 \quad -0.5]^T$$

$$D_2 = \begin{bmatrix} 0.1 & -0.2 & 0.1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

$$C_2 = \begin{bmatrix} -0.5 & -0.4 & -0.2 \\ 0.2 & -0.3 & -0.4 \end{bmatrix}$$

$$M_2 = [0.3 \quad 0.4 \quad 0.3]^T$$

$$N_2 = [0.2 \quad 0.3 \quad 0.2]$$

$$Y = I_{(5 \times 5)}$$

$F_i(t)$ sont inconnus

Exemple

En présence des incertitudes, les gains des transferts de $u(t)$ vers les deux sorties varient dans les intervalles

- ▶ Pour le premier sous-modèle $G_1^1 = [-0.71 \ -0.90]$ et $G_1^2 = [0.54 \ 0.69]$
- ▶ Pour le deuxième sous-modèle $G_2^1 = [-0.79 \ -0.92]$ et $G_2^2 = [0.44 \ 0.54]$

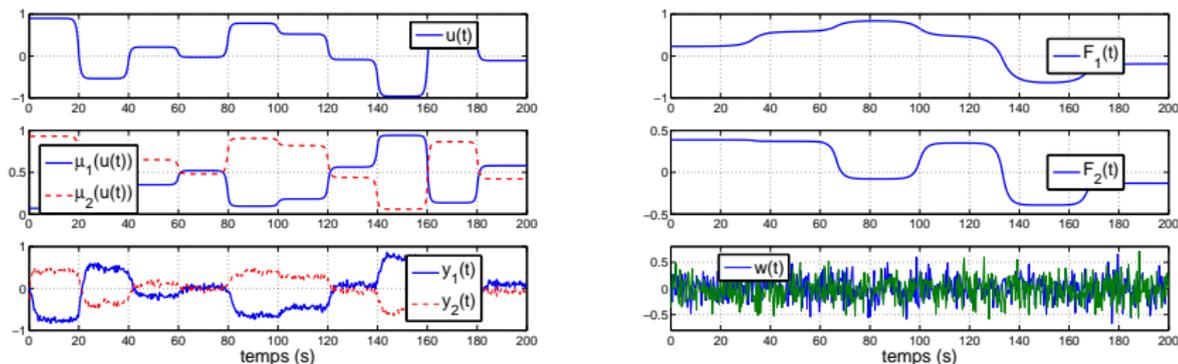


Figure: Entrée, fonctions poids et sorties (à gauche) ; incertitudes et perturbations (à droite)

Deux observateurs sont synthétisés

$$K_1 = \begin{bmatrix} -0.3767 & -0.4175 & -0.3363 & -0.2755 & -0.0926 \\ 0.2858 & 0.4872 & 0.3794 & -0.4696 & -0.5641 \end{bmatrix}^T,$$

$$K_2 = \begin{bmatrix} -0.1373 & 0.0470 & -1.2490 & -0.8389 & 0.5428 \\ 1.4030 & 2.1372 & -0.1058 & -2.7017 & -0.9316 \end{bmatrix}^T.$$

- 1 Le gain K_1 satisfait aux conditions du théorème 1 avec $\gamma = 0.8227$.
- 2 Le gain K_2 satisfait aux conditions du théorème 2 avec $\gamma = 0.6707$.

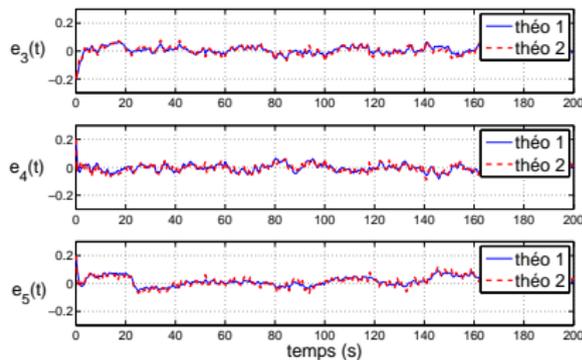
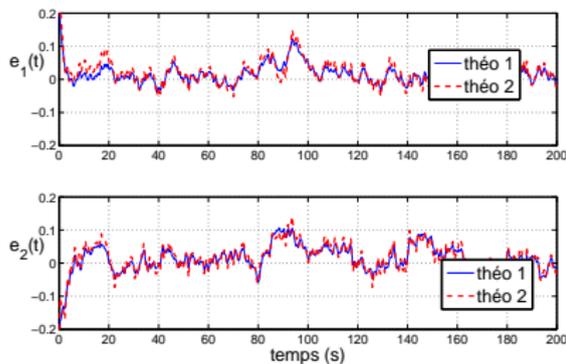


Figure: Erreurs d'estimation

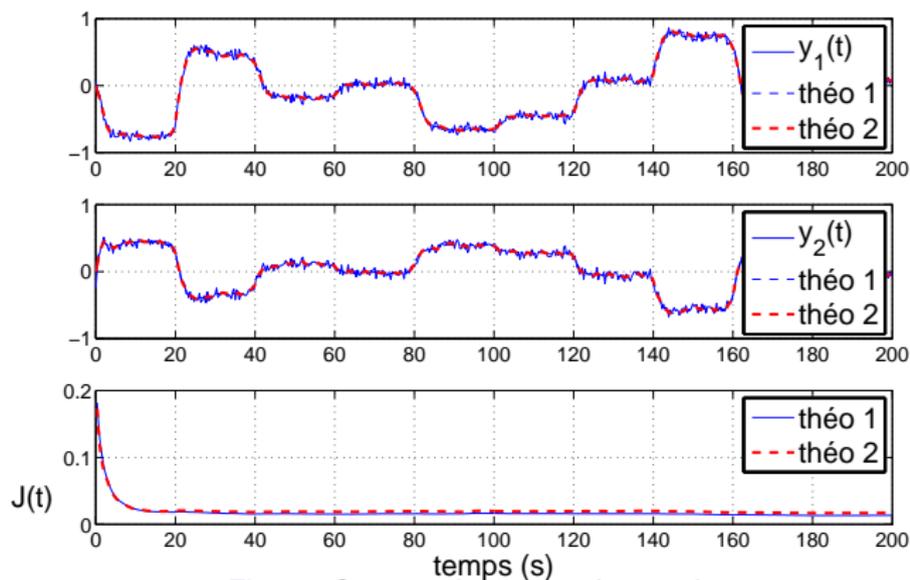


Figure: Comparaison entre les sorties

Conclusions

- ▶ Utilisation d'un multimodèle découplé pour l'estimation d'état
- ▶ Ce multimodèle permet de prendre en compte les changements structurels du système, les dimensions des sous-modèles pouvant être différentes
- ▶ Conditions LMI pour la synthèse d'observateurs robustes

Perspectives

- ▶ Etude du conservatisme de la solution
- ▶ Application à la surveillance ou à la commande de systèmes

Merci!