

Synthèse d'un multiobservateur robuste pour multimodèle incertain à entrées inconnues

Abdelkader Akhenak[†], Mohammed Chadli[‡], José Ragot[†]
Didier Maquin[†]

[†]Institut National Polytechnique de Lorraine
Centre de Recherche en Automatique de Nancy
UMR 7039 CNRS – UHP – INPL

[‡]Université de Picardie Jules Verne
Centre de Robotique, d'Electrotechnique et d'Automatique

Conférence Internationale Francophone d'Automatique
30-31 mai et 1^{er} juin 2006 – Bordeaux

- Elaboration d'outils pour la surveillance des systèmes
- Approche classique reposant sur l'utilisation de modèles
- Comparaison des comportements prédit et observé
- Estimation d'état de systèmes non linéaires incertains
- Prise en compte d'entrées inconnues

- Elaboration d'outils pour la surveillance des systèmes
- Approche classique reposant sur l'utilisation de modèles
- Comparaison des comportements prédit et observé
- Estimation d'état de systèmes non linéaires incertains
- Prise en compte d'entrées inconnues

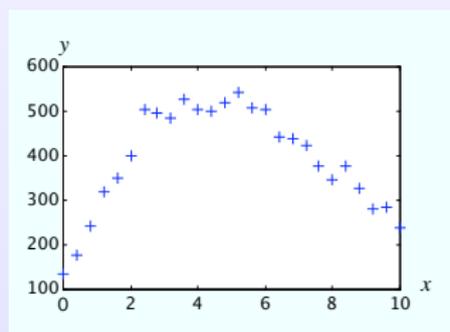
- Elaboration d'outils pour la surveillance des systèmes
- Approche classique reposant sur l'utilisation de modèles
- Comparaison des comportements prédit et observé
- Estimation d'état de systèmes non linéaires incertains
- Prise en compte d'entrées inconnues

- Elaboration d'outils pour la surveillance des systèmes
- Approche classique reposant sur l'utilisation de modèles
- Comparaison des comportements prédit et observé
- Estimation d'état de systèmes non linéaires incertains
- Prise en compte d'entrées inconnues

- Elaboration d'outils pour la surveillance des systèmes
- Approche classique reposant sur l'utilisation de modèles
- Comparaison des comportements prédit et observé
- Estimation d'état de systèmes non linéaires incertains
- Prise en compte d'entrées inconnues

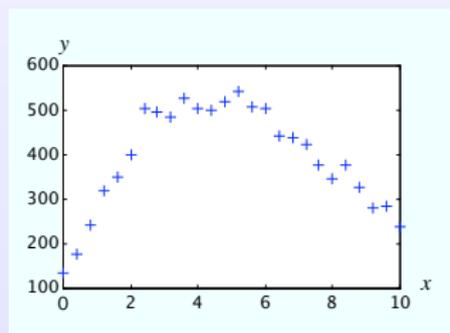
Rappel sur la notion de multi-modèle

Cas statique

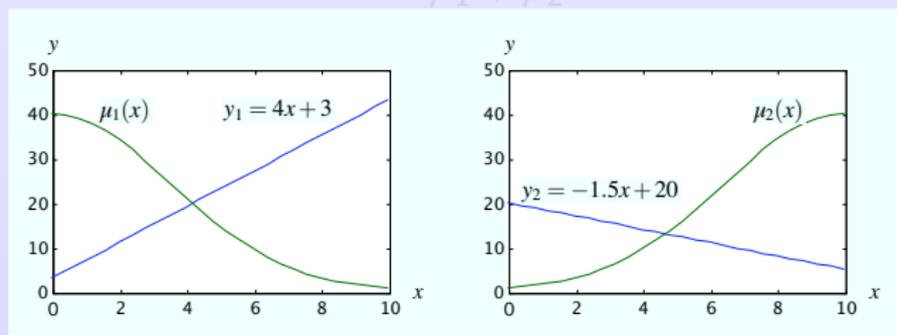


Rappel sur la notion de multi-modèle

Cas statique

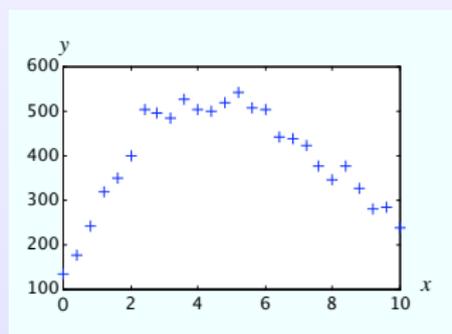


$$y = \frac{\mu_1 y_1 + \mu_2 y_2}{\mu_1 + \mu_2}$$

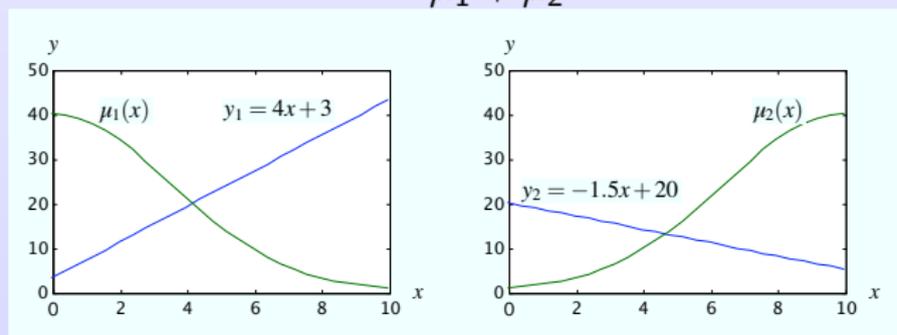


Rappel sur la notion de multi-modèle

Cas statique

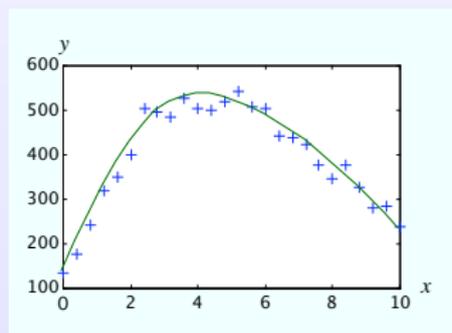


$$y = \frac{\mu_1 y_1 + \mu_2 y_2}{\mu_1 + \mu_2}$$

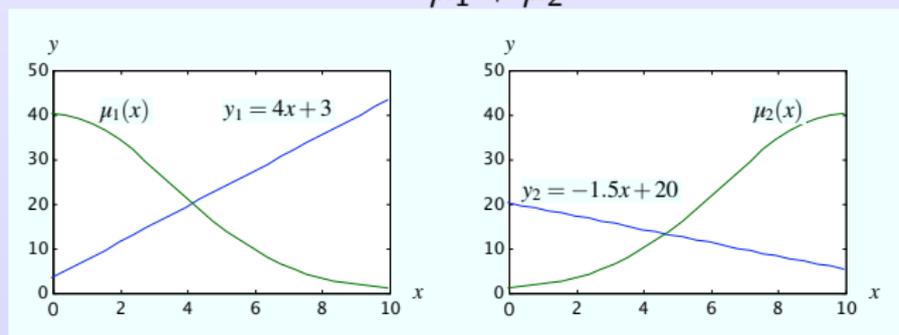


Rappel sur la notion de multi-modèle

Cas statique



$$y = \frac{\mu_1 y_1 + \mu_2 y_2}{\mu_1 + \mu_2}$$



Cas dynamique – Modèle à états locaux découplés

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = A_i x_i(t) + B_i u(t) \\ y_i(t) = C_i x_i(t) \end{cases}, \quad i = 1, \dots, M$$

$$y(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) y_i(t)$$

$$\text{avec } \begin{cases} \xi(t) = \{u(t), x_i(t), y_i(t)\} \\ 0 \leq \mu_i(\xi(t)) \leq 1 \\ \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) = 1 \end{cases}$$

Cas dynamique – Modèle à états locaux découplés

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = A_i x_i(t) + B_i u(t) \\ y_i(t) = C_i x_i(t) \end{cases}, \quad i = 1, \dots, M$$

$$y(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) y_i(t)$$

$$\text{avec } \begin{cases} \xi(t) = \{u(t), x_i(t), y_i(t)\} \\ 0 \leq \mu_i(\xi(t)) \leq 1 \\ \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) = 1 \end{cases}$$

Cas dynamique – Modèle à états locaux découplés

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = A_i x_i(t) + B_i u(t) \\ y_i(t) = C_i x_i(t) \end{cases}, \quad i = 1, \dots, M$$

$$y(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) y_i(t)$$

avec $\begin{cases} \xi(t) = \{u(t), x_i(t), y_i(t)\} \\ 0 \leq \mu_i(\xi(t)) \leq 1 \\ \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) = 1 \end{cases}$

Cas dynamique – Modèle à états locaux découplés

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = A_i x_i(t) + B_i u(t) \\ y_i(t) = C_i x_i(t) \end{cases}, \quad i = 1, \dots, M$$

$$y(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) y_i(t)$$

$$\text{avec } \begin{cases} \xi(t) = \{u(t), x_i(t), y_i(t)\} \\ 0 \leq \mu_i(\xi(t)) \leq 1 \\ \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) = 1 \end{cases}$$

Cas dynamique – Modèle à état unique

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t))(A_i x(t) + B_i u(t)) \\ y(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) C_i x(t) \end{array} \right.$$

$$\text{avec } \left\{ \begin{array}{l} \xi(t) = \{u(t), x(t)\} \\ 0 \leq \mu_i(\xi(t)) \leq 1 \\ \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) = 1 \end{array} \right.$$

⇒ Modèle flou de Takagi-Sugeno

Cas dynamique – Modèle à état unique

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t))(A_i x(t) + B_i u(t)) \\ y(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) C_i x(t) \end{array} \right.$$

$$\text{avec } \left\{ \begin{array}{l} \xi(t) = \{u(t), x(t)\} \\ 0 \leq \mu_i(\xi(t)) \leq 1 \\ \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) = 1 \end{array} \right.$$

⇒ Modèle flou de Takagi-Sugeno

Cas dynamique – Modèle à état unique

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t))(A_i x(t) + B_i u(t)) \\ y(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) C_i x(t) \end{array} \right.$$

$$\text{avec } \left\{ \begin{array}{l} \xi(t) = \{u(t), x(t)\} \\ 0 \leq \mu_i(\xi(t)) \leq 1 \\ \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) = 1 \end{array} \right.$$

⇒ Modèle flou de Takagi-Sugeno

Cas dynamique – Modèle à état unique

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t))(A_i x(t) + B_i u(t)) \\ y(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) C_i x(t) \end{array} \right.$$

$$\text{avec } \left\{ \begin{array}{l} \xi(t) = \{u(t), x(t)\} \\ 0 \leq \mu_i(\xi(t)) \leq 1 \\ \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) = 1 \end{array} \right.$$

⇒ Modèle flou de Takagi-Sugeno

- Propriété d'*approximateur universel*
- Capacité à transposer des résultats “classiques” (cas linéaire) aux systèmes non linéaires
- \Rightarrow Estimation d'état, observateur, bancs d'observateurs, ...
- Absence d'analyse spécifique de la nature des non-linéarités

- Propriété d'*approximateur universel*
- Capacité à transposer des résultats “classiques” (cas linéaire) aux systèmes non linéaires
- ⇒ Estimation d'état, observateur, bancs d'observateurs, ...
- Absence d'analyse spécifique de la nature des non-linéarités

- Propriété d'*approximateur universel*
- Capacité à transposer des résultats “classiques” (cas linéaire) aux systèmes non linéaires
- \Rightarrow Estimation d'état, observateur, bancs d'observateurs, ...
- Absence d'analyse spécifique de la nature des non-linéarités

- Propriété d'*approximateur universel*
- Capacité à transposer des résultats “classiques” (cas linéaire) aux systèmes non linéaires
- \Rightarrow Estimation d'état, observateur, bancs d'observateurs, ...
- Absence d'analyse spécifique de la nature des non-linéarités

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) \left((A_i + \Delta A_i(t)) x(t) + B_i u(t) + R_i \bar{u}(t) + d_i \right) \\ y(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) C_i x(t) \end{cases}$$

Entrées inconnues

$$\|\bar{u}(t)\| < \rho$$

Incertitudes de modèle

$$\|\Delta A_i(t)\| < \delta_i$$

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) \left((A_i + \Delta A_i(t)) x(t) + B_i u(t) + R_i \bar{u}(t) + d_i \right) \\ y(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) C_i x(t) \end{cases}$$

Entrées inconnues

$$\|\bar{u}(t)\| < \rho$$

Incertitudes de modèle

$$\|\Delta A_i(t)\| < \delta_i$$

Multiobservateur à mode glissant

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) \left(A_i \hat{x} + B_i u + d_i + G_i (y - C \hat{x}) + \nu_i + \alpha_i \right) \\ \hat{y} = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) C_i \hat{x} \end{cases}$$

Détermination des gains G_i et des termes ν_i (compensation de l'effet des entrées inconnues) et α_i (compensation de l'effet des incertitudes de modèle)

Multiobservateur à mode glissant

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) \left(A_i \hat{x} + B_i u + d_i + G_i (y - C \hat{x}) + \nu_i + \alpha_i \right) \\ \hat{y} = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) C_i \hat{x} \end{cases}$$

Détermination des gains G_i et des termes ν_i (compensation de l'effet des entrées inconnues) et α_i (compensation de l'effet des incertitudes de modèle)

Erreur d'estimation d'état

$$e = x - \hat{x}$$

Dynamique de l'erreur

$$\dot{e} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi) \mu_j(\xi) \left(\bar{A}_{ij} e + \Delta A_i x + R_i \bar{u} - \nu_i - \alpha_i \right)$$

$$\text{avec } \bar{A}_{ij} = A_i - G_i C_j$$

Erreur d'estimation de sortie

$$r = y - \hat{y} = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) C_i (x - \hat{x}) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) C_i e$$

Erreur d'estimation d'état

$$e = x - \hat{x}$$

Dynamique de l'erreur

$$\dot{e} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi) \mu_j(\xi) \left(\bar{A}_{ij} e + \Delta A_i x + R_i \bar{u} - \nu_i - \alpha_i \right)$$

$$\text{avec } \bar{A}_{ij} = A_i - G_i C_j$$

Erreur d'estimation de sortie

$$r = y - \hat{y} = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) C_i (x - \hat{x}) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) C_i e$$

Erreur d'estimation d'état

$$e = x - \hat{x}$$

Dynamique de l'erreur

$$\dot{e} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi) \mu_j(\xi) \left(\bar{A}_{ij} e + \Delta A_i x + R_i \bar{u} - \nu_i - \alpha_i \right)$$

$$\text{avec } \bar{A}_{ij} = A_i - G_i C_j$$

Erreur d'estimation de sortie

$$r = y - \hat{y} = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) C_i (x - \hat{x}) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi) C_i e$$

Conditions de stabilité asymptotique de l'observateur

Fonction de Lyapunov quadratique

$$V(e) = e^T P e$$

Dérivée de la fonction de Lyapunov

$$\dot{V} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi) \mu_j(\xi) \left(e^T (\bar{A}_{ij}^T P + P \bar{A}_{ij}) e + x^T \Delta A_i^T P e + e^T P \Delta A_i x - 2\alpha_i^T P e + 2e^T P R_i \bar{u} - 2e^T P v_i \right)$$

Lemme

$$X^T Y + Y^T X \leq \beta X^T X + \beta^{-1} Y^T Y, \quad \text{avec } \beta > 0$$

Conditions de stabilité asymptotique de l'observateur

Fonction de Lyapunov quadratique

$$V(e) = e^T P e$$

Dérivée de la fonction de Lyapunov

$$\dot{V} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi) \mu_j(\xi) \left(e^T (\bar{A}_{ij}^T P + P \bar{A}_{ij}) e + x^T \Delta A_i^T P e + e^T P \Delta A_i x - 2\alpha_i^T P e + 2e^T P R_i \bar{u} - 2e^T P \nu_i \right)$$

Lemme

$$X^T Y + Y^T X \leq \beta X^T X + \beta^{-1} Y^T Y, \quad \text{avec } \beta > 0$$

Conditions de stabilité asymptotique de l'observateur

Fonction de Lyapunov quadratique

$$V(e) = e^T P e$$

Dérivée de la fonction de Lyapunov

$$\dot{V} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi) \mu_j(\xi) \left(e^T (\bar{A}_{ij}^T P + P \bar{A}_{ij}) e + x^T \Delta A_i^T P e + e^T P \Delta A_i x - 2\alpha_i^T P e + 2e^T P R_i \bar{u} - 2e^T P \nu_i \right)$$

Lemme

$$X^T Y + Y^T X \leq \beta X^T X + \beta^{-1} Y^T Y, \quad \text{avec } \beta > 0$$

Conditions de stabilité asymptotique de l'observateur

Fonction de Lyapunov quadratique

$$V(e) = e^T P e$$

Dérivée de la fonction de Lyapunov

$$\dot{V} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi) \mu_j(\xi) \left(e^T (\bar{A}_{ij}^T P + P \bar{A}_{ij}) e + x^T \Delta A_i^T P e + e^T P \Delta A_i x - 2\alpha_i^T P e + 2e^T P R_i \bar{u} - 2e^T P \nu_i \right)$$

Lemme

$$X^T Y + Y^T X \leq \beta X^T X + \beta^{-1} Y^T Y, \quad \text{avec } \beta > 0$$

Conditions de stabilité asymptotique de l'observateur

Dérivée de la fonction de Lyapunov

$$\dot{V} \leq \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi) \mu_j(\xi) \left(e^T (\bar{A}_{ij}^T P + P \bar{A}_{ij}) e + \beta_1 x^T \Delta A_i^T \Delta A_i x + \beta_1^{-1} e^T P^2 e - 2\alpha_i^T P e + 2e^T P R_i \bar{u} - 2e^T P \nu_i \right)$$

Simplification

$$\beta_1 x^T \Delta A_i^T \Delta A_i x \leq \beta_1 \delta_i^2 (\hat{x} + e)^T (\hat{x} + e)$$

$$\beta_1 x^T \Delta A_i^T \Delta A_i x \leq \beta_1 \delta_i^2 (\hat{x}^T \hat{x} + e^T e) + \beta_1 \delta_i^2 (\hat{x}^T e + e^T \hat{x})$$

etc ...

Conditions de stabilité asymptotique de l'observateur

Dérivée de la fonction de Lyapunov

$$\dot{V} \leq \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi) \mu_j(\xi) \left(e^T (\bar{A}_{ij}^T P + P \bar{A}_{ij}) e + \beta_1 x^T \Delta A_i^T \Delta A_i x + \beta_1^{-1} e^T P^2 e - 2\alpha_i^T P e + 2e^T P R_i \bar{u} - 2e^T P \nu_i \right)$$

Simplification

$$\beta_1 x^T \Delta A_i^T \Delta A_i x \leq \beta_1 \delta_i^2 (\hat{x} + e)^T (\hat{x} + e)$$

$$\beta_1 x^T \Delta A_i^T \Delta A_i x \leq \beta_1 \delta_i^2 (\hat{x}^T \hat{x} + e^T e) + \beta_1 \delta_i^2 (\hat{x}^T e + e^T \hat{x})$$

etc ...

Conditions de stabilité asymptotique de l'observateur

Dérivée de la fonction de Lyapunov

$$\dot{V} \leq \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi) \mu_j(\xi) \left(e^T (\bar{A}_{ij}^T P + P \bar{A}_{ij}) e + \beta_1 x^T \Delta A_i^T \Delta A_i x + \beta_1^{-1} e^T P^2 e - 2\alpha_i^T P e + 2e^T P R_i \bar{u} - 2e^T P \nu_i \right)$$

Simplification

$$\beta_1 x^T \Delta A_i^T \Delta A_i x \leq \beta_1 \delta_i^2 (\hat{x} + e)^T (\hat{x} + e)$$

$$\beta_1 x^T \Delta A_i^T \Delta A_i x \leq \beta_1 \delta_i^2 (\hat{x}^T \hat{x} + e^T e) + \beta_1 \delta_i^2 (\hat{x}^T e + e^T \hat{x})$$

etc ...

Dérivée de la fonction de Lyapunov

$$\dot{V} \leq \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi) \mu_j(\xi) \left(e^T (\bar{A}_{ij}^T P + P \bar{A}_{ij} + \beta_1^{-1} P^2 + \beta_4 \delta_i^2 I) e \right. \\ \left. \beta_1 (1 + \beta_2) \delta_i^2 \hat{x}^T \hat{x} - 2\alpha_i^T P e + 2e^T P R_i \bar{u} - 2e^T P \nu_i \right)$$

$$\text{avec } \beta_4 = \beta_1 (1 + \beta_2^{-1})$$

On cherche à annuler les termes en rouge par un choix adéquat des fonctions α_i et ν_i

Dérivée de la fonction de Lyapunov

$$\dot{V} \leq \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi) \mu_j(\xi) \left(e^T (\bar{A}_{ij}^T P + P \bar{A}_{ij} + \beta_1^{-1} P^2 + \beta_4 \delta_i^2 I) e \right. \\ \left. \beta_1 (1 + \beta_2) \delta_i^2 \hat{x}^T \hat{x} - 2\alpha_i^T P e + 2e^T P R_i \bar{u} - 2e^T P \nu_i \right)$$

$$\text{avec } \beta_4 = \beta_1 (1 + \beta_2^{-1})$$

On cherche à annuler les termes en **rouge** par un choix adéquat des fonctions α_i et ν_i

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Si } r \neq 0 \\ \text{Si } r = 0 \end{array} \right. \left\{ \begin{array}{l} \nu_i = \rho^2 \beta_3^{-1} \frac{\|PR_i\|^2}{2r^T r} P^{-1} \sum_{j=1}^M \mu_j(\xi) C_j^T r \\ \alpha_i = \beta_1 (1 + \beta_2) \delta_i^2 \frac{\hat{x}^T \hat{x}}{2r^T r} P^{-1} \sum_{j=1}^M \mu_j(\xi) C_j^T r \\ \nu_i = 0 \\ \alpha_i = 0 \end{array} \right.$$

$$r = y - \hat{y}$$

β_1 , β_2 et β_3 sont des paramètres de réglage

Conditions de stabilité asymptotique de l'observateur

Dérivée de la fonction de Lyapunov

$$\dot{V} \leq \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi) \mu_j(\xi) \left(e^T (\bar{A}_{ij}^T P + P \bar{A}_{ij} + \beta_1^{-1} P^2 + \beta_4 \delta_i^2 I + \beta_3 I) e \right)$$

Stabilité asymptotique

$$(A_i - G_i C_j)^T P + P(A_i - G_i C_j) + \beta_1^{-1} P^2 + \beta_4 \delta_i^2 I + \beta_3 I < 0$$

Inégalités matricielles non linéaires en P et G_i

Résolution

Changement de variable $W_i = P G_i$
Utilisation du complément de Schur

Conditions de stabilité asymptotique de l'observateur

Dérivée de la fonction de Lyapunov

$$\dot{V} \leq \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi) \mu_j(\xi) \left(e^T (\bar{A}_{ij}^T P + P \bar{A}_{ij} + \beta_1^{-1} P^2 + \beta_4 \delta_i^2 I + \beta_3 I) e \right)$$

Stabilité asymptotique

$$(A_i - G_i C_j)^T P + P(A_i - G_i C_j) + \beta_1^{-1} P^2 + \beta_4 \delta_i^2 I + \beta_3 I < 0$$

Inégalités matricielles non linéaires en P et G_i

Résolution

Changement de variable $W_i = P G_i$
Utilisation du complément de Schur

Dérivée de la fonction de Lyapunov

$$\dot{V} \leq \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi) \mu_j(\xi) \left(e^T (\bar{A}_{ij}^T P + P \bar{A}_{ij} + \beta_1^{-1} P^2 + \beta_4 \delta_i^2 I + \beta_3 I) e \right)$$

Stabilité asymptotique

$$(A_i - G_i C_j)^T P + P(A_i - G_i C_j) + \beta_1^{-1} P^2 + \beta_4 \delta_i^2 I + \beta_3 I < 0$$

Inégalités matricielles non linéaires en P et G_i

Résolution

Changement de variable $W_i = P G_i$
Utilisation du complément de Schur

Stabilité asymptotique

$$(A_i - G_i C_j)^T P + P(A_i - G_i C_j) + \beta_1^{-1} P^2 + \beta_4 \delta_i^2 I + \beta_3 I < 0$$

Contraintes LMI

$$\begin{pmatrix} A_i^T P + P A_i - C_j^T W_i^T - W_i C_j + (\beta_4 \delta_i^2 + \beta_3) I & P \\ P & -\beta_1 I \end{pmatrix} < 0$$

$$\text{avec } \beta_4 = \beta_1(1 + \beta_2^{-1})$$

Système linéaire en les inconnues P , W_i , β_1 , β_3 et β_4

Stabilité asymptotique

$$(A_i - G_i C_j)^T P + P(A_i - G_i C_j) + \beta_1^{-1} P^2 + \beta_4 \delta_i^2 I + \beta_3 I < 0$$

Contraintes LMI

$$\begin{pmatrix} A_i^T P + P A_i - C_j^T W_i^T - W_i C_j + (\beta_4 \delta_i^2 + \beta_3) I & P \\ & P \\ & & -\beta_1 I \end{pmatrix} < 0$$

$$\text{avec } \beta_4 = \beta_1(1 + \beta_2^{-1})$$

Système linéaire en les inconnues P , W_i , β_1 , β_3 et β_4

Exemple élémentaire

$$\begin{cases} \dot{x} = \sum_{i=1}^2 \mu_i(u) \left((A_i + \Delta A_i)x + B_i u + R_i \bar{u} \right) \\ y = \sum_{i=1}^2 \mu_i(u) C_i x \end{cases}$$

$$A_1 = \begin{pmatrix} -2 & 1 & 1 \\ 1 & -3 & 0 \\ 2 & 1 & -6 \end{pmatrix}$$

$$A_2 = \begin{pmatrix} -3 & 2 & 2 \\ 5 & -8 & 0 \\ 0.5 & 0.5 & -4 \end{pmatrix}$$

$$B_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0.5 \\ 0.5 \end{pmatrix}$$

$$B_2 = \begin{pmatrix} 0.5 \\ 1 \\ 0.25 \end{pmatrix}$$

$$R_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$R_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0.5 \\ 2 \end{pmatrix}$$

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

$$C_2 = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

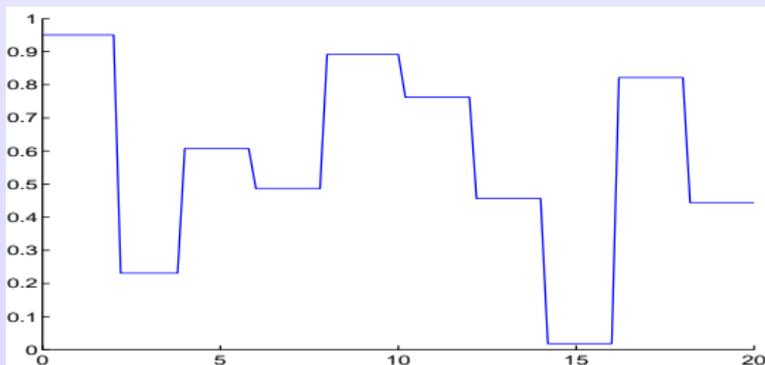
Exemple élémentaire

Incertitudes

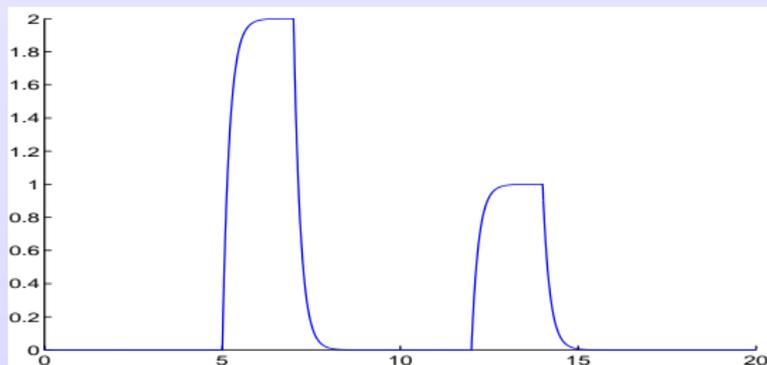
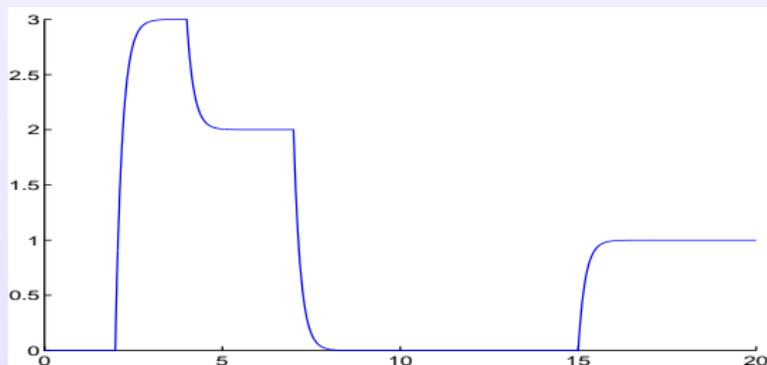
$$\Delta A_{i,(j,k)}(t) = \theta A_{i,(j,k)} \eta(t) \quad j, k \in \{1, 3\} \text{ et } i \in \{1, 2\}$$

avec $\theta = 0.2$

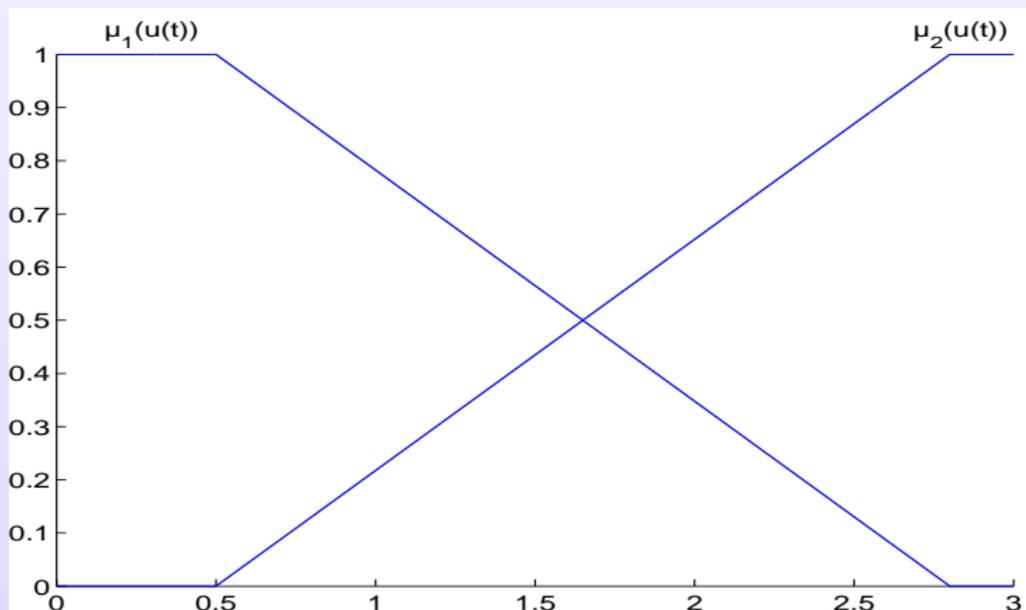
La fonction $\eta(t)$ est une fonction constante par morceaux dont l'amplitude est uniformément distribuée sur l'intervalle $[0 \ 1]$

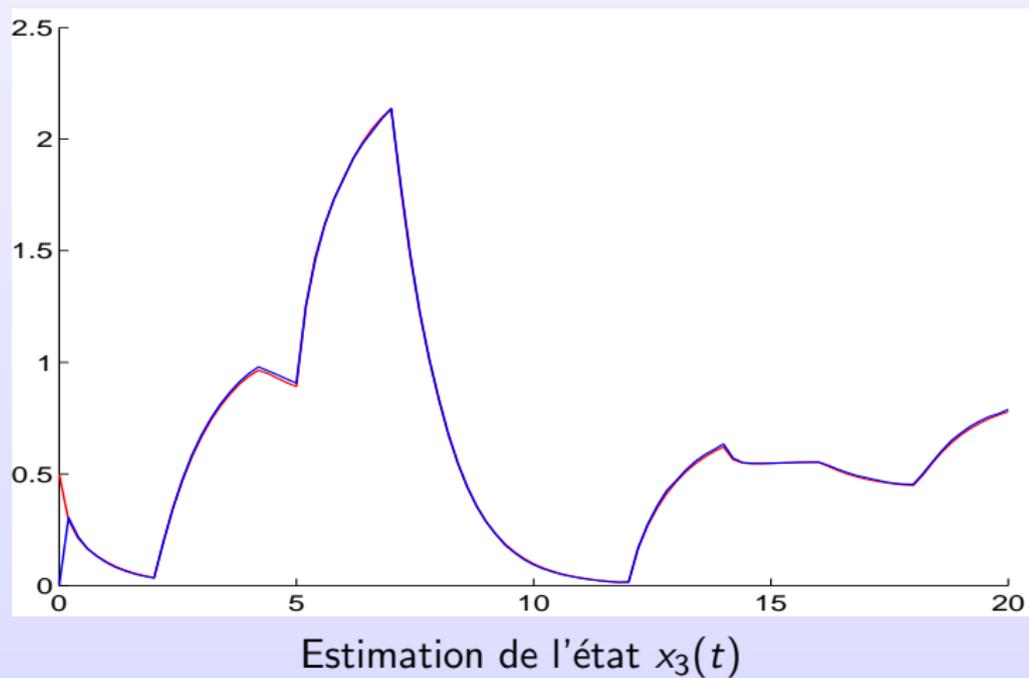


Signaux d'entrée



Fonctions d'activation





- Intérêt de la représentation multimodèle des systèmes NL
- Capacité à transposer des résultats “classiques” (cas linéaire) aux systèmes non linéaires
- Portée générale de la méthode proposée liée au pouvoir de représentation des multimodèles
- Absence d’analyse spécifique de la nature de la non-linéarité
- Utilisation de l’estimation d’état robuste aux incertitudes paramétriques et en présence d’entrées inconnues à des fins de détection et localisation de défauts

- Intérêt de la représentation multimodèle des systèmes NL
- Capacité à transposer des résultats “classiques” (cas linéaire) aux systèmes non linéaires
- Portée générale de la méthode proposée liée au pouvoir de représentation des multimodèles
- Absence d'analyse spécifique de la nature de la non-linéarité
- Utilisation de l'estimation d'état robuste aux incertitudes paramétriques et en présence d'entrées inconnues à des fins de détection et localisation de défauts

- Intérêt de la représentation multimodèle des systèmes NL
- Capacité à transposer des résultats “classiques” (cas linéaire) aux systèmes non linéaires
- Portée générale de la méthode proposée liée au pouvoir de représentation des multimodèles
- Absence d'analyse spécifique de la nature de la non-linéarité
- Utilisation de l'estimation d'état robuste aux incertitudes paramétriques et en présence d'entrées inconnues à des fins de détection et localisation de défauts

- Intérêt de la représentation multimodèle des systèmes NL
- Capacité à transposer des résultats “classiques” (cas linéaire) aux systèmes non linéaires
- Portée générale de la méthode proposée liée au pouvoir de représentation des multimodèles
- Absence d'analyse spécifique de la nature de la non-linéarité
- Utilisation de l'estimation d'état robuste aux incertitudes paramétriques et en présence d'entrées inconnues à des fins de détection et localisation de défauts

- Intérêt de la représentation multimodèle des systèmes NL
- Capacité à transposer des résultats “classiques” (cas linéaire) aux systèmes non linéaires
- Portée générale de la méthode proposée liée au pouvoir de représentation des multimodèles
- Absence d’analyse spécifique de la nature de la non-linéarité
- Utilisation de l’estimation d’état robuste aux incertitudes paramétriques et en présence d’entrées inconnues à des fins de détection et localisation de défauts