

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR – ANNABA UNIVERSITY
UNIVERSITE BADJI MOKHTAR – ANNABA



جامعة باجي مختار – عنابة

Faculté: Sciences de l'Ingénieur
Département: Electronique

Année : 2010

MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de MAGISTER

Intitulé
Modélisation et diagnostic de défauts par
des multi-modèles entrées/sorties

Option

SURVEILLANCE DES SYSTÈMES ASSISTÉS PAR DES CAPTEURS INTELLIGENTS

Par

ELAGGOUNE HOCINE

DIRECTEUR DE THESE: MOHAMED BENOURET. Maitre de conférences de l'université de Badji Mokhtar Annaba.

DEVANT Le JURY

PRÉSIDENT	: NOUREDDINE DOGHMANE	Pr.	U.B.M. ANNABA
EXAMINATEUR	: DJAMIL MESSADEK	MC.	U.B.M. ANNABA
EXAMINATEUR	: KHALED MANSOURI	MC.	U.B.M. ANNABA
EXAMINATEUR	: BRAHIM BOULEBTATECHE	MC.	U.B.M. ANNABA

Modélisation et diagnostic de défauts par des multi-Modèle entrées/sorties

ملخص



نظراً لأهمية دراسة التغيرات المناخية، والظواهر الكونية، و مع أن ظاهرة التلوث البيئي، تعدُّ من أعقد الظواهر الكونية، التي تطرح بقوة في عالمنا اليوم. فهو العامل الأساسي في إتلاف الهواء النقي، والمناخ الحامي للحياة على الأرض.

فأيّ نشاطٍ بشريّ، صناعياً كان، أو فلاحياً، أو حتى منزلياً، نتیجته الحتمیة، طرح كمیّات معتبرة من المواد السامة، والنفایات الكیمیائیة في الجو، وعلى سطح الأرض، أو باطنها.

فالتلوث البيئي، لا يعترف بالحدود الفاصلة للدول. فهو ينتشر في جميع الاتجاهات، و في جميع الأماكن، و بسرعة مذهلة. و لهذا كان من الواجب أن تقوم بدراسته و مراقبته، و الإحاطة به، قبل أن يأتي على الأخضر و اليابس.

من هنا كانت الدراسة التي قمنا بها في هذه المذكرة، تتعلق باكتشاف الأعطاب، مع التوقيات، والعيوب الطارئة على الملاقط "جمع مَلْقَط" (capteurs) ، المستخدمة لمراقبة المعطيات المناخية، و التلوث البيئي. و من ثمّ، فالطريقة المدروسة في هذه المذكرة، تُمثل مساهمة في إطراء، طرق دراسة « اكتشاف و تحديد العيوب عن طريق المعطيات التحليلية» (FDI ; Redondance analytique).

في الواقع فالأمر يتعلق بشبكة افتراضية من الملاقط (Réseau virtuel de capteurs)، مُقامة و منصوبة في رقعة جغرافية معيّنة، لقياس، و مراقبة، و متابعة التغيرات المناخية، و التلوث البيئي باستمرار (NO_x et O₃).

فالعيوب، و التوقيات الطارئة على واحد من هذه الملاقط (capteur) ، أو بعضها، و في أوقات محدّدة، سيؤدي حتماً إلى تحاليل خاطئة للوضعية البيئية، و الحالة المناخية الراهنة. فالتقنية المستخدمة في هذه الدراسة تركز على تكوين التصاميم غير الخطية « Modélisation non linéaire » باستعمال " متعدد التصاميم" أو " متعدد النماذج" « Multi-modèle »، مع التركيز على البنية المسماة " متعدد التصاميم ذو الحالة المنفصلة « Structure multi-modèle à état découplé ».

لهذا فالأمر يتطلب إيجاد تصاميم غير خطية عن طريق تركيب عدد معيّن من التصاميم الخطية، حيث أن كل تصميم خطي، يكون فعالاً أو نشطاً في منطقة معيّنة من مناطق النشاط لهذه التصاميم غير الخطية. مناطق عمل التصاميم الخطية يتم تحديدها عن طريق " طرق التصنيف" « Par classification ».

هذه التصاميم ستستعمل بعدئذٍ في تكوين البواقي " جمع باق " « Résidus » ، لكي تستعمل في ما بعد في عملية تشخيص الحالة التي عليها الملاقط « Opération de Diagnostic » .

المصطلحات الرئيسية:

الأنظمة غير الخطية، التصميم الخطي، التصميم غير الخطي، المعطيات التحليلية، متعدد التصاميم، مَلْقَط، تصنيف، مطابقة أو مماثلة « Identification » ، تشخيص الحالة « Diagnostic » ، تلوث، أزون ، أكسيد الأزون.

ABSTRACT

Considering the importance of climatic variations study, as for as the air pollution constitutes one of the environmental problems most complex and most difficult which arise for the world today. About any form of human activity is likely to deteriorate, in a way or of another, the clean air and the protective atmosphere of the Earth.

Every day, the human activities, either industrial, agricultural or residential, has as a result, the rejection of great quantities of natural and synthetic chemicals in the atmosphere.

In the case of the air pollution, one of the worst problems is due to the fact that, even if the primary causes of the toxic issuing are local or national, the released particles despise borders.

The dominant winds transport these polluting substances in the whole world, which causes serious environmental damage in distant places and contributes to the general degradation of the Earth's atmosphere [VPPC 00].

Consequently, we will undertake a work which concerns the detection of failures and defects of sensors dedicated to the monitoring of the climatic data and or of air pollution.

The strategy studied in this memory represents a contribution to the methods engineering of Fault Detection and Isolation per analytical redundancy.

Indeed, it is about a **virtual** network of sensors installed in an agglomeration, measuring and permanently observing the climatic and pollution changes (NO_x et O_3). The failure or the stoppage of one or several of these sensors at moments given will automatically involve an erroneous analysis of the situation. The recommended technique is based on nonlinear modeling, using inter alia the Multi-models, one emphasizing on the appointed structure "structure multi-model at uncoupled state" .It acts to find nonlinear models by combining several linear models. Each linear model is active in a quite specific area of operation. The areas of operation of the linear models must be determined by classification. These models will be used for the generation of residues with a diagnosis view.

Key words: Nonlinear systems; Modeling; Redundancy; Multi-model; Stability;

Multi-observer; Sensor; Classification; Identification; Diagnosis; Pollution; Ozone;

Nitrogen oxides.

RÉSUMÉ

Vu l'importance de l'étude des variations climatique, et comme la pollution atmosphérique constitue un des problèmes environnementaux les plus complexes et les plus difficiles qui se posent au monde aujourd'hui. À peu près n'importe quelle forme d'activité humaine risque de détériorer, d'une façon ou d'une autre, l'air propre et l'atmosphère protectrice de la Terre.

Tous les jours, les activités humaines, qu'elles soient industrielles, agricoles ou résidentielles, ont pour résultat le rejet dans l'atmosphère de grandes quantités de produits chimiques naturels et synthétiques.

Dans le cas de la pollution atmosphérique, un des pires problèmes tient au fait que, même si les causes premières des émissions toxiques sont locales ou nationales, les particules dégagées font fi des frontières. Les vents dominants transportent ces substances polluantes dans le monde entier, ce qui provoque de graves dégâts environnementaux dans des endroits éloignés et contribue à la dégradation générale de l'atmosphère terrestre. [VPPC 00].

Pour cela on va mener un travail qui relève de la détection de pannes et de défauts de capteurs dédiés à la surveillance des données climatiques et ou de pollution atmosphérique.

La stratégie étudiée dans ce mémoire représente une contribution à l'étude des méthodes de détection et de localisation de défauts par redondance analytique.

En effet, Il s'agit d'un réseau **virtuel** de capteurs installés dans une agglomération, mesurant et observant en permanence les changements climatique et de pollution (**NO_x et O_3**). La défaillance ou la panne d'un ou de plusieurs de ces capteurs à des instants donnés va entraîner inévitablement une analyse erronée de la situation. La technique préconisée est basée sur la modélisation non linéaire en utilisant entre autres les Multi-modèles, on se basant sur la structure nommée « structure multi-modèle à état découplé ». Il s'agit de trouver des modèles non linéaires en combinant plusieurs modèles linéaires. Chaque modèle linéaire est actif dans une zone de fonctionnement bien particulière. Les zones de fonctionnement des modèles linéaires doivent être déterminées par classification. Ces modèles seront utilisés pour la génération de résidus en vue du diagnostic.

Mots-clés : Systèmes non linéaires ; Modélisation ; Redondance ; Multi-modèle ; Stabilité ;

Multi-observateur ; Capteur ; Classification ; Identification ; Diagnostic ; Pollution ; Ozone ; Oxydes d'azote.

DEDICACE

Je dédie cette thèse :

- 1- à mes chers parents.
- 2- à mes trois sœurs.
- 3- à ma femme et à mes deux fils « MOHAMED ELHOMMAM, ABD ELKAFI ».
- 4- à toute la famille.
- 5- à tous mes amis.
- 6- à tous les enseignants et enseignantes qui ont participé de près ou de loin à ma constitution.

REMERCIEMENTS

Je tiens d'abord à remercier mon promoteur Monsieur MOHAMED BENOURET. Maitre de conférences de l'université de Badji Mokhtar Annaba.

Ainsi que l'équipe d'enseignements qui ont l'honneur de la supervision de cette branche d'études « SURVEILLANCE DES SYSTÈMES ASSISTÉS PAR DES CAPTEURS INTELLIGENTS » chacun par son nom :

- M. NOUREDDINE DOGHMANE : Professeur de l'université BADJI Mokhtar, ANNABA.
- M. MOHAMED FOUAZI HARKAT : Maitre de conférences de l'université BADJI Mokhtar, ANNABA.
- M. MESAOUUD DJEGHABA : Professeur de l'université BADJI Mokhtar, ANNABA.
- M. HECHAM TEBBIKH : Professeur de l'université de GALMA.
- M. MOHAMED BENOURET : Maitre de conférences de l'université BADJI Mokhtar, ANNABA.
- M. MOHAMED TAREK KHADIR : Maitre de conférences de l'université BADJI Mokhtar, ANNABA.
- M. MOHAMED KADACH : Maitre de conférences de l'université BADJI Mokhtar, ANNABA.

Je tiens à remercier aussi le président et les membres du jury qui m'ont fait l'honneur d'accepter d'évalués ce travail, chacun par son nom :

- M. NOUREDDINE DOGHMANE : Professeur de l'université BADJI Mokhtar, ANNABA.
- M. DJAMIL MESSADEK : Maitre de conférences de l'université BADJI Mokhtar, ANNABA.
- M. KHALED MANSSOURI : Maitre de conférences de l'université BADJI Mokhtar, ANNABA.
- M. BRAHIM BOULEBTARECHE : Maitre de conférences de l'université BADJI Mokhtar, ANNABA.

Tous mes remerciements pour les travailleurs du domaine d'éducatons et d'enseignements qui font leur devoir sans attendre aucune récompense de n'importe le qui.

En fin, mes remerciements vont a tous ceux qui m'ont soutenu ou qui, d'une manière ou d'une autre, ont contribue a l'élaboration de ce travail.

" أمة بلا هويّة أمة مستعبدة "

« Une nation sans identité, est une nation esclave »

----- LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 : Système à non linéarité séparable.....	05
Figure 1.2. Architecture d'un multi-modèle à modèles locaux couples.....	10
Figure 1.3. Architecture d'un multi-modèle à modèles locaux découplés.....	11
Figure 1.4. Architecture d'un multi-modèle hiérarchique.....	12
Figure 1.5. Identification par clustering flou.....	15
Figure 1.6. Fonction $y(x) = \text{sinusc}(x)$	23
Figure 1.7. Fonction $y(x) = \text{sinusc}(x)$ avec bruit et points aberrants.....	24
Figure 1.8. Multi-modèle à états découplés (cas statique sans bruit).....	25
Figure 1.9. Multi-modèle à états découplés (cas statique avec bruit).....	25
Figure 1.10. Multi-modèle à états découplés (cas dynamique avec bruit).....	26
Figure 1.11. Multi-modèle à états couplés (cas dynamique avec bruit).....	27
Figure 1.12. Multi-modèle à Structure hiérarchisée (cas dynamique avec bruit).....	28
Figure 1.13. Multi-modèle à états découplés (cas statique avec bruit)-validation.....	29
Figure 2.1. Placement des pôles	36
Figure 2.2. Structure générale d'un multi-observateur.....	37
Figure 2.3. Convergence asymptotique des erreurs d'estimation d'état.....	42
Figure 3.1 : Méthode de détection et isolation de défauts.....	44
Figure 3.2 : Structure générale des générateurs de résidus.....	45
Figure 3.3 : Structure d'observateurs dédiés "DOS".....	46
Figure 3.4 : Structure d'observateurs simplifiés "SOS"	47
Figure 3.5.a : Structure d'observateurs généralisés "GOS".....	47
Figure 3.5.b : Schéma de détection et localisation de défauts d'actionneurs GOS.....	48
Figure 3.5.c : Schéma de détection et localisation de défauts de capteurs GOS.....	48
Figure 3.6. D'inspiration « Cinétique des composés intervenant dans la formation de l'ozone Atmosphérique [KAM 05].....	53
Figure 3.7. Inspirée « Cinétique des composés intervenant dans la formation de l'ozone Atmosphérique [KAM 05].....	53
Figure 3.8. $y(k) = \mathcal{O}_3(k)$ Théorique et estimé, avec la fonction de décision $\xi(t) = \sum_{i=1}^n u_i$	55
Figure 3.9. $y(k) = \mathcal{O}_3(k)$ Théorique et estimé, avec la fonction de décision $\xi(t) = x_1(t)$	55
Figure 3.10. La première sortie mesurée et estimée en absence de défaut.....	59
Figure 3.11. La deuxième sortie mesurée et estimée en absence de défaut	59

Figure 3.12. La première sortie mesurée et estimée en présence de défaut	60
Figure 3.13. La deuxième sortie mesurée et estimée en présence de défaut	60
Figure 3.14. Résidus en présence des défauts capteurs f_1, f_2	61

----- LISTE DES SYMBOLES

- ARMAX**: *(AutoRegressive Moving Average with eXogenous inputs)*
- BMI** : *Inégalité matricielle bilinéaire (Bilinear Matrix Inequality)*
- DOS** : *Dedicated Observer Scheme*
- ERA** : *Eigensystem Realization Algorithm*
- FDI** : *Fault Detection and Isolation*
- FIR** : *filtre impulsionnel à réponse finie (Finite Impulse Response)*
- GOS** : *Generalized Observer Scheme*
- LMI** : *Inégalité matricielle linéaire (Linear Matrix Inequality)*
- LPV** : *Linéaire à Paramètres Variant*
- LTI** : *Système Linéaire Invariant*
- MIMO** : *Entrée multiple sortie multiple (Multiple Input Multiple Output)*
- MISO** : *Entrée multiple sortie simple (Multiple Input Single Output)*
- ppb** : *parties par billion*
- SIMO** : *Entrée simple sortie multiple (Single Input Multiple Output)*
- SISO** : *Entrée simple sortie simple (Single Input Single Output)*
- SNL** : *Système Non Linéaire.*
- SOS** : *Simplified Observer Scheme*
- TS** : *Takagi-Sugeno*
- UV** : *Ultra-violets*
- O₃** : *Ozone*
- NO** : *Monoxyde d'azote*
- NO₂** : *Dioxyde d'azote*
- NO_x** : *Oxydes d'azote (monoxyde + dioxyde d'azote)*
- PAN** : *Poly-acrylonitriles*
- R_e(p)** : *Partie réelle du complexe p.*
- ℑ_M(p)** : *Partie imaginaire du complexe p.*
- M^T** : *Transposée de la matrice M.*
- u(t)** : *Vecteur des commandes*
- x(t)** : *Vecteur d'état.*
- y(t)** : *Vecteur des mesures*

-----*Table des matières*

TABLE DES FIGURES	12
LISTE DES SYMBOLES	ix
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
Chapitre 1 : LES MULTI-MODELES	5
1.1 Introduction.....	5
1.2 Les systèmes non linéaires.....	5
1.3 Représentation multi-modèle.....	8
1.3.1 Obtention d'une structure multi-modèle	9
1.3.2 Différentes structures multi-modèle.....	10
1.3.2.1 Structure couplée (Modèle à état unique ou Modèle flou deTakagi-Sugeno)	11
1.3.2.2 Structure découplée.....	11
1.3.2.3 Structure hiérarchisée.....	12
1.3.3 Recherche des modèles locaux par identification.....	13
1.3.4 Recherche des modèles locaux par linéarisation.....	16
1.3.5 Optimisation paramétrique.....	17
1.3.5.1 Le critère global.....	18
1.3.5.2 Le critère local.....	18
1.3.5.3 Le critère mixte.....	18
1.3.5.4. Procédure d'estimation paramétrique.....	18
1.3.5.5 Algorithme du gradient	19
1.3.5.6 Algorithme de Newton.....	19
1.3.5.7 Algorithme de Gauss-Newton.....	20
1.3.5.8 Estimation paramétrique avec un critère global.....	20
1.3.5.9 Estimation paramétrique avec un critère local.....	21
1.3.6 Stabilité des multi-modèles.....	21
1.3.6.1 Stabilité quadratique.....	22
1.4 Exemple académique : Modélisation de la fonction "sinus cardinal".....	23

1.4.1 Multi-modèle à états découplés (cas statique sans bruit)	24
1.4.2 Multi-modèle à états découplés (cas statique avec bruit)	25
1.4.3 Multi-modèle à états découplés (cas dynamique avec bruit)	26
1.4.4 Multi-modèle à états couplés (cas dynamique avec bruit)	27
1.4.5 Multi-modèle à Structure hiérarchisée (cas dynamique avec bruit)	28
1.4.6 Multi-modèle à états découplés (cas statique avec bruit) « validation »	29
1.5. Conclusion.....	29
 Chapitre 2 : LES MULTIOBSERVATEURS	30
2.1 Introduction.....	30
2.2 Notations et positionnement du problème.....	31
2.2.1 Notations.....	31
2.2.2 Méthode de conception d'un multi-observateur.....	31
2.2.2.1 Variables de décision mesurables.....	32
2.2.2.2 Variables de décision non mesurables	33
2.2.2.3 Affectation des valeurs propres d'un multi-observateur.....	34
2.3 Multi-observateurs décrit par Multi-modèle à états découplées.....	37
2.3.1. Stabilité du multi-modèle.....	38
2.3.2 Structure de l'observateur.....	38
2.4 Exemple d'application.....	39
2.5 Conclusion	42
 Chapitre 3 : DIAGNOSTIC DES SYSTEMES NON LINEAIRES PAR APPROCHE MULTI-MODELE	43
3.1 LA TACHE DE DIAGNOSTIC DE DEFAUTS A BASE DE MODELES.....	43
3.2 Génération de résidus à l'aide de reconstituteurs d'état.....	44
3.3 Exemple d'application « surveillance de l'Ozone O_3	49
3.3.1 Introduction.....	49

3.3.2 A propos de l'ozone [MÉN 06]	50
3.3.3 Données :.....	52
3.3.4 Résultats.....	54
3.3.4.1 Elaboration d'un multi-modèle à états découplés.....	54
3.3.4.2 Elaboration d'un multi-observateur.....	55
3.3.4.3 Diagnostic des défauts de capteurs.....	57
CONCLUSIONS GENERALES.....	62
BIBLIOGRAPHIES.....	64

INTRODUCTION GÉNÉRALE

INTRODUCTION GÉNÉRALE

- **A**utomatisation signifie mise en œuvre systématique et fidèle des actions permettant la réalisation d'un produit avec une variance contrôlée des grandeurs caractéristiques du produit ; une bonne automatisation doit donc permettre la mise en œuvre d'une solution quasi optimale sur un processus de fabrication. Cependant, la pratique s'écarte assez notablement de ce schéma théorique, car celui-ci suppose implicitement que les fonctions élémentaires (du procédé, des capteurs, des actionneurs, des régulateurs) sont correctement réalisées. C'est pourquoi il convient d'implanter un niveau de surveillance dont le rôle est de connaître à chaque instant l'état du procédé, fournir des données validées au système de conduite, et ainsi améliorer la disponibilité et la maintenabilité du procédé.

- **U**ne étape préalable et indispensable à toute tentative d'amélioration de fonctionnement des systèmes physiques est "la modélisation". La grande majorité des techniques de diagnostic, de surveillance, de régulation et d'optimisation se base sur la connaissance d'un modèle formalisé ou non du système à étudier.

- **L**a modélisation regroupe un ensemble de techniques permettant de disposer d'une représentation mathématique du système à étudier. La modélisation théorique requiert une connaissance précise des phénomènes intervenant dans le système et une aptitude à les représenter par des équations mathématiques. Les systèmes physiques sont souvent complexes et difficilement exploitables, notamment pour la commande et le diagnostic des systèmes. [AKH 04].

- **R**appelons pour mémoire l'utilité et l'importance d'un modèle dans différentes situations :
 1. Accroître la connaissance du système physique (modèle de connaissance)
 2. Représenter le comportement du processus global (modèle de représentation)
 3. Permettre la détermination de lois de commande (modèle de commande)
 4. Surveiller le comportement d'un système (modèle de surveillance)
 5. Détecter des anomalies de fonctionnement (par rapport à un modèle de référence)
 6. Éducation du personnel (modèle de simulation).

- **H**abituellement les sciences de l'ingénieur font largement appel aux modèles non linéaires pour décrire les comportements dynamiques des systèmes physiques réels. Ces modèles peuvent cependant s'avérer difficiles à obtenir et/ou à manipuler dans un objectif d'identification, de commande ou de diagnostic. Les multi-modèles offrent une alternative intéressante pour contourner ces difficultés car ils permettent de prendre en compte la présence de plusieurs modes de fonctionnement. [OMR 06].
- **C**ette approche, dite multi-modèle, est une représentation poly-topique convexe pouvant être obtenue soit directement à partir d'un modèle mathématique non linéaire par transformation directe D'un modèle affine en l'état, ou par linéarisation autour de différents points de fonctionnement, soit À partir de données sur les entrées et les sorties. [CHA 02].
- **M**odéliser un processus n'est pas une fin en soi ; ce qui est demandé au processus est la réalisation d'une mission particulière de production. Pour que cette production soit garantie en quantité et qualité, il faille que toute anomalie de fonctionnement soit rapidement détectée puis prise en compte dans la stratégie de conduite du système considéré. Cette anomalie peut avoir comme l'origine des défauts de système, capteur, d'organes de commande (actionneur), des bruits, etc. Le non détection à temps d'une anomalie peut entraîner des accidents provoquant des dangers humains et des dégâts matériels considérables. [AKH 04].
- **D**e cette introduction, on peut dire, que l'étude que va effectuer, relève de la détection de pannes et de défauts de capteurs dédiés à la surveillance des données climatiques et ou de pollution atmosphérique.
- **L**a pollution atmosphérique constitue un des problèmes environnementaux les plus complexes et les plus difficiles qui se posent au monde aujourd'hui. À peu près n'importe quelle forme d'activité humaine risque de détériorer, d'une façon ou d'une autre, l'air propre et l'atmosphère protectrice de la Terre.
Tous les jours, les activités humaines, qu'elles soient industrielles, agricoles ou résidentielles, ont pour résultat le rejet dans l'atmosphère de grandes quantités de produits chimiques naturels et synthétiques. Dans le cas de la pollution atmosphérique, un des pires problèmes tient au fait que, même si les causes premières des émissions toxiques sont locales ou nationales, les particules dégagées font fi des frontières. Les vents dominants transportent ces substances polluantes dans le monde entier, ce qui

provoque de graves dégâts environnementaux dans des endroits éloignés et contribue à la dégradation générale de l'atmosphère terrestre. [VPPC 00].

● **D**onc La surveillance des variations climatiques par conséquent la pollution atmosphérique relève de la santé publique chose qui est très pertinente et d'un intérêt certain. Il s'agit d'un réseau **virtuel** de capteurs installés dans une agglomération, mesurant et observant en permanence les changements climatiques et de pollution (NO_x et O_3). La défaillance ou la panne d'un ou de plusieurs de ces capteurs à des instants donnés va entraîner inévitablement une analyse erronée de la situation. La technique préconisée est basée sur la modélisation non linéaire en utilisant entre autres les Multi-modèles. on se base sur la structure nommée « structure multi-modèle à état découplé ». Il s'agit de trouver des modèles non linéaires en combinant plusieurs modèles linéaires. Chaque modèle linéaire est actif dans une zone de fonctionnement bien particulière. Les zones de fonctionnement des modèles linéaires doivent être déterminées par classification. Ces modèles seront utilisés par la suite à la génération de résidus en vue du diagnostic.

ORGANISATION

Ce mémoire, décomposé en trois chapitres, est organisé de la façon suivante :

Chapitre 1 : le chapitre 1 est dédié à l'étude de l'approche multi-modèle qui permet de représenter un système dynamique non linéaire comme la combinaison d'un ensemble de modèles linéaires ou affines valables dans des zones de fonctionnement. Les différentes structures les plus utilisées (1. structure couplée, 2. structure découplée, et 3. structure hiérarchisée) sont décrites. L'analyse de la stabilité des multi-modèles a été considérée.

En fin pour illustrer cette approche, nous avons donné un exemple académique qui traite les différentes structures les plus utilisées (modèles locaux couplés, découplés et hiérarchisés).

Chapitre 2 : Ce chapitre est consacré à la conception de multi-observateur à structure continue, décrit par un multi-modèle découplé. Nous avons focalisés notre étude sur les Multi-observateurs d'états et des sorties. Nous avons présenté par la suite un exemple contournant tous ce qu'on a décrit auparavant dans ce chapitre.

Chapitre 3 : Ce chapitre traite le diagnostic de défauts des systèmes à représentation multi-modèle Linéaire invariant dans le temps. En premier lieu, nous avons montrés les principales tâches de diagnostic de défauts à base de modèles, par la suite nous avons passés à la notion de la Génération de résidus à l'aide de reconstruteurs d'états, à la fin nous avons présentés un exemple qui a résumé tous les notions principale données dans ce mémoire.

Conclusion : Finalement une conclusion générale a été donnée qui en globe le tout.

1. LES MULTI-MODELES

1. LES MULTI-MODELES

2.1 Introduction

L'approche multi-modèle a été initiée par **Magill en 1965**. Elle a connu un intérêt certain depuis la publication des travaux de (**Johannsen et Foss**). L'idée de l'approche multi-modèle est d'appréhender le comportement non linéaire d'un système par un ensemble de modèles locaux (linéaires ou affines) caractérisant le fonctionnement du système dans différentes zones de fonctionnement. [AKH 04].

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.

2.2 Les systèmes non linéaires [LAB 02].

Les systèmes non linéaires ne vérifient plus le principe de superposition, et donc les conditions de proportionnalité et d'additivité ne s'appliquent plus, à cette classe de systèmes.

Dans l'étude des systèmes non linéaires, on se heurte à plusieurs difficultés :

- L'analyse par les fonctions de transfert est impossible,
- La notion de pôles disparaît,
- Un système non linéaire possède en général plusieurs points d'équilibre et l'étude de leur stabilité est plus complexe que dans le cas linéaire pour lequel le concept de stabilité est global.

La représentation la plus courante, dans l'espace d'état \mathfrak{R}^n (n correspondant à l'ordre du système) s'écrit :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = F(x(t), u(t), t), \\ y(t) = G(x(t), u(t), t), \\ x \in \mathfrak{R}^n \quad u \in \mathfrak{R}^m \\ y \in \mathfrak{R}^q \quad \forall t \geq 0 \end{cases} \quad (1.1)$$

Une solution $x(t)$ des équations précédentes correspond généralement à une courbe de l'espace d'état, quand t varie de 0 à ∞ , appelée une trajectoire d'état. La non linéarité d'un système peut être intrinsèque ou peut être isolée, c'est-à-dire que l'on peut avoir une association d'éléments à caractéristiques non linéaires associée à un système pour lequel un modèle est linéaire (figure 1.1).

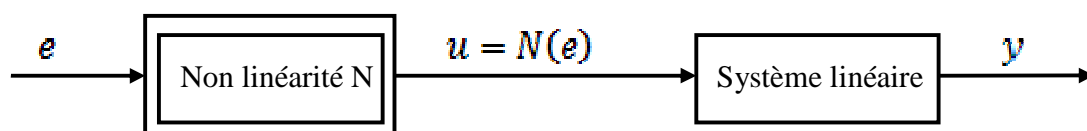


Figure1.1 : Système à non linéarité séparable.

Il est possible de distinguer aussi les modèles non linéaires par les caractères suivants :

- À temps continu / à temps discret,
- Invariant dans le temps / variant dans le temps,
- Mono variable / multi variable, etc.

❖ **Définition 1.1** : Le système non linéaire (1.1) est dit autonome si F et G ne dépendent pas explicitement du temps t , c'est-à-dire: si le système peut s'écrire par

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = F(x(t), u(t)), \\ y(t) = G(x(t), u(t)), \\ x \in \mathfrak{R}^n \quad u \in \mathfrak{R}^m \quad y \in \mathfrak{R}^q \end{cases} \quad (1.2)$$

Sinon, le système (1.2) est dit non autonome.

Dans le cas non autonome, si les variations des caractéristiques sont lentes dans le temps, on pourra approximer le système par une séquence de systèmes autonomes. Comme nous l'avons cité précédemment, les systèmes non linéaires forment la classe des systèmes la plus générale : un cas particulier de cette classe est le système linéaire. Un système linéaire invariant (**LTI**) n'a, en général, qu'un seul point d'équilibre, alors qu'un système non linéaire a plusieurs points d'équilibre.

❖ **Définition 1.2** : Un état x_{ei} est un état d'équilibre ou point d'équilibre, du système (1.2) si

$$0 = F(x_{ei}, 0) \quad (1.3)$$

Un système linéaire invariant (**LTI**) a pour état d'équilibre l'origine, si sa matrice dynamique est non singulière.

❖ **Linéarisation autour d'un point d'équilibre**

Soit un processus admettant la représentation d'état suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = F(x(t), u(t)), \\ y(t) = G(x(t), u(t)), \\ x \in \mathfrak{R}^n \quad u \in \mathfrak{R}^m \quad y \in \mathfrak{R}^q \end{cases} \quad (1.4)$$

Avec plusieurs points d'équilibre notés $(x_{ei}, u_{ei}), \forall i = 1, \dots, N'$ si le vecteur d'état évolue dans le voisinage d'un point d'équilibre x_{ei}, u_{ei} avec $1 \leq i \leq N'$, alors, il est possible de linéariser le modèle non linéaire :

$$x = x_{ei} + \delta x \quad u = u_{ei} + \delta u \quad (1.5)$$

$$\frac{d}{dt}(\delta x) = F_x(x_{ei}, u_{ei})\delta x + F_u(x_{ei}, u_{ei})\delta u + \phi(\|\delta x\|, \|\delta u\|) \quad (1.6)$$

avec $F_x(x_{ei}, u_{ei})$, $F_u(x_{ei}, u_{ei})$ les matrices Jacobiennes :

$$F_x(x_{ei}, u_{ei}) = \left. \frac{\partial F(x, u)}{\partial x} \right|_{x=x_{ei}, u=u_{ei}} \quad F_u(x_{ei}, u_{ei}) = \left. \frac{\partial F(x, u)}{\partial u} \right|_{x=x_{ei}, u=u_{ei}} \quad (1.7)$$

En négligeant les termes d'ordre supérieur à un, c'est-à-dire $\phi(\|\delta x\|, \|\delta u\|)$, le modèle est linéaire invariant et valable localement autour du point d'équilibre (x_{ei}, u_{ei}) .

Les lois de commande auxquelles nous nous intéresserons seront continues invariantes dans le temps du type :

- Retour d'état,

$$u(t) = Kx(t) \quad (1.8)$$

- Retour de sortie dynamique,

$$\begin{cases} \dot{x}_c(t) = A_c x_c(t) + B_c y(t), \\ u(t) = C_c x_c(t) \end{cases} \quad (1.9)$$

Avec les dimensions appropriées.

2.3 Représentation multi-modèle

• Séquencement de gains (Gain Scheduling)

La technique du séquencement de gains est basée sur l'existence de plusieurs modèles linéaires dont leur représentation n'est valable que dans une partie de l'espace d'état. Les modèles sont définis en fonction de points opérationnels pour couvrir "tout l'espace d'état" de l'étude. Pour un système non linéaire, les modèles linéaires sont obtenus par linéarisation aux différents points opérationnels.

• Les modèles LPV et Quasi-LPV

Toujours dans le contexte d'interpolation de correcteurs, la commande linéaire à paramètres variant, dite LPV s'est développée à partir de 1992. Les domaines d'applications sont vastes et s'étendent aussi bien vers les systèmes linéaires à dynamique variant dans le temps que vers les systèmes non linéaires. Les systèmes non linéaires seront caractérisés par des modèles dits Quasi-LPV. [LAB 02].

• Les modèles flous et commande floue

Depuis les travaux de Zadeh en 1973, on assiste à une utilisation de la logique floue non seulement dans la modélisation mais aussi dans la synthèse des lois de commande. La logique floue permet une approche des problèmes plus heuristique que mathématique qui peut heurter, les esprits cartésiens ou trop déterministes. Pourtant, dans certains problèmes où les mathématiques peinent par impossibilité ou difficulté de modélisation, elle est d'une certaine efficacité. La logique floue a déjà fait ses preuves dans de nombreux domaines d'applications (Gestion de projet, traitement d'images, pilotage d'un système d'autofocus d'appareil photos, système d'approche d'une station orbitale pour la navette spatiale américaine. C'est une technique qui peut s'avérer extrêmement efficace dans certains cas, notamment, lorsque les processus auxquels on s'intéresse sont non linéaires.

Des notions élémentaires sont indispensables à la compréhension de la méthode.

Définition 2.3 : Sous-ensemble flou. Un sous-ensemble ou " A " de " D " est défini par une fonction d'appartenance. Elle associe à chaque élément " d " de " D ", un degré $\mu_A(d)$ compris entre " 0 " et " 1 ", qui qualifie l'appartenance de " d " à " A ".

Définition 2.4 : Règles floues. Une règle floue est de la forme :

$$\text{si } (V \text{ est } A) \text{ alors } (W \text{ est } B) \quad (1.10)$$

où $(V \text{ est } A)$ est appelée *prémisse* , $(W \text{ est } B)$ est appelée *conclusion* ,

La combinaison de plusieurs règles floues forme une base de règles. Elle permet la construction de modèles flous. On distingue deux types de modèles flous :

- Les modèles de type Mamdani où les conclusions des règles sont floues.
- Les modèles de type Takagi-Sugeno où les conclusions sont procédurales

2.3.1 Obtention d'une structure multi-modèle:

Les multi-modèles représentent les systèmes non linéaires sous forme d'une interpolation entre des modèles linéaires locaux. Chaque modèle local est un système dynamique (**LTI**) valide autour d'un point de fonctionnement. Selon l'information dont on dispose, trois méthodes distinctes peuvent être utilisées pour l'obtention d'un multi-modèle. Si l'on ne dispose que des mesures des entrées et sorties du système, on procède par identification, en cherchant ou en imposant la structure du multi-modèle. Si, en revanche, on dispose d'un modèle non linéaire explicite que l'on souhaite "simplifier" ou rendre plus manipulable on pourra procéder par linéarisation autour de différents points de fonctionnement (dans ce cas, il s'agit de modèles locaux affines du à la présence de la constante provenant de la linéarisation) ou par transformation poly-topique convexe. [AKH 04].

Illustrons la seconde approche en considérant un système statique non linéaire (1.11), pour lequel nous cherchons à déterminer une représentation multi modèle permettant de décrire le comportement de ce système.

$$y(t) = F(x(t)) \quad (1.11)$$

Supposons qu'on dispose d'un ensemble de M modèles locaux $f_i(x(t))$ descriptifs du comportement du système dans différentes zones de fonctionnement. Ces modèles peuvent être construits par exemple à partir de connaissances physiques sur le fonctionnement du système dans ces zones.

La validité locale de chaque modèle F_i est indiquée par une fonction de validité $f_i(x(t))$ pour $i \in \{1, \dots, M\}$. Le modèle global s'obtient de la manière suivante :

$$y_m(t) = \frac{\sum_{i=1}^M w_i(x(t)) f_i(x(t))}{\sum_{j=1}^M w_j(x(t))} \quad (1.12)$$

posons :

$$\mu_i(x(t)) = \frac{w_i(x(t))}{\sum_{j=1}^M w_j(x(t))} \quad (1.13)$$

En combinant les équations (1.12) et (1.13), on obtient l'expression générale d'une structure multi-modèle :

$$y_m(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(x(t)) f_i(x(t)) \quad (1.14)$$

La fonction d'activation $\mu_i(x(t))$ détermine le degré d'activation du i_{eme} modèle local associé. Selon la zone où évolue le système, cette fonction indique la contribution plus ou moins importante du modèle local correspondant dans le modèle global (multi-modèle).

Elle assure un passage progressif de ce modèle aux modèles locaux voisins. Ces fonctions sont généralement de forme triangulaire, sigmoïdale ou Gaussienne, et doivent satisfaire les propriétés suivantes (convexité) [ROD 05] :

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^M \mu_i(x(t)) = 1 \\ 0 \leq \mu_i(x(t)) \leq 1 \end{cases} \quad (1.15)$$

2.3.2 Différentes structures multi-modèle

On peut énumérer différentes formes de multi-modèles selon que l'on fait la segmentation sur l'entrée ou sur la sortie (i. e. sur les variables d'état mesurables) et aussi selon la nature du couplage entre les modèles locaux associés aux zones de fonctionnement. Cependant, on peut noter trois structures de multi-modèles : 1. structure couplée, 2. structure découplée, et 3. structure hiérarchisée.

2.3.2.1 Structure couplée (Modèle à état unique ou Modèle flou de Takagi-Sugeno)

La représentation multi-modèle est obtenue par interpolation de M modèles locaux linéaires

$$\begin{cases} \dot{x}_m(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) (A_i x_m(t) + B_i u(t) + D_i) \\ y_m(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) (C_i x_m(t) + E_i u(t) + N_i) \\ \xi(t) = \{u(t), x(t), y(t)\} \end{cases} \quad (1.16)$$

Où $\mu_i(\xi(t)), i \in \{1, \dots, M\}$ sont les fonctions d'activation et $\xi(t)$ est le vecteur des variables de décision dépendant des variables d'état mesurables et éventuellement de la commande $u(t)$. Cette structure est la plus utilisée en analyse bien qu'en synthèse des multi-modèles.

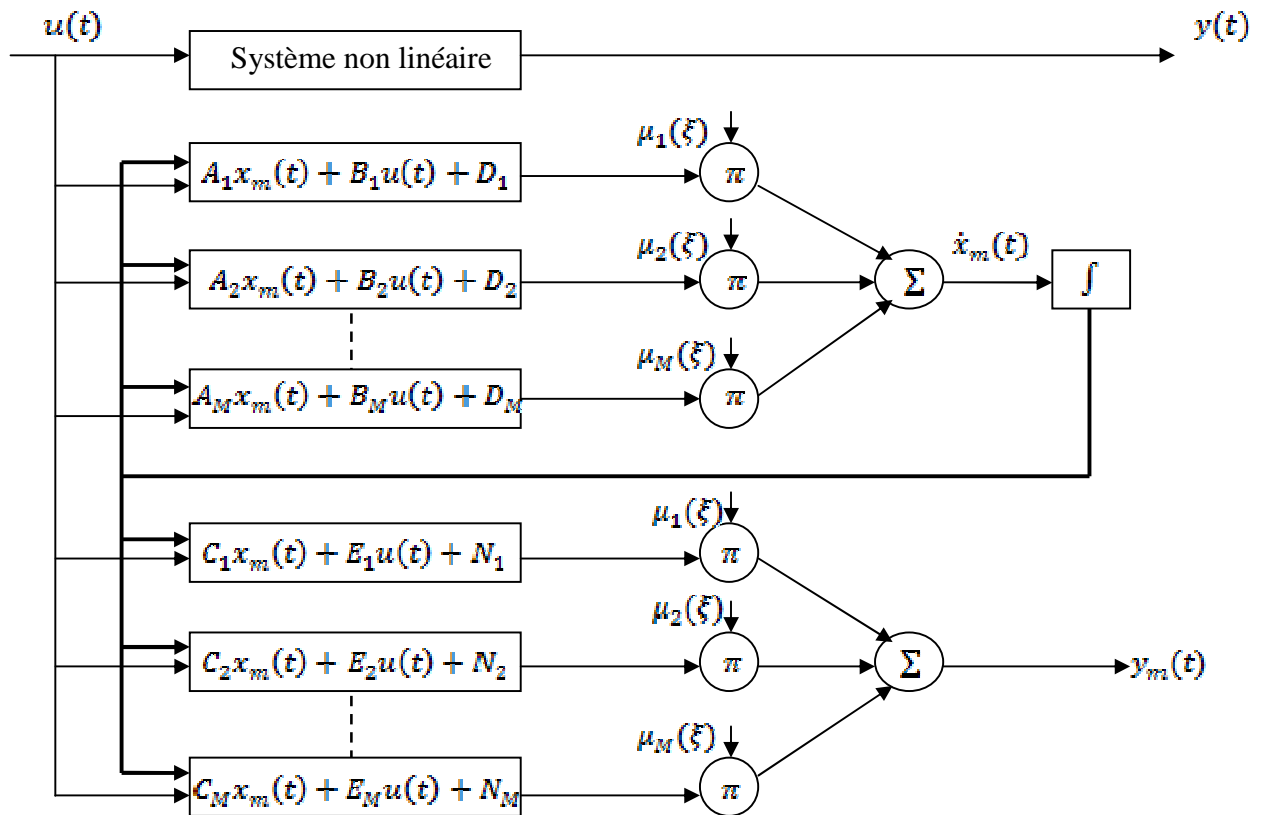


Figure 1.2. Architecture d'un multi-modèle à modèles locaux couplés

2.3.2.2 Structure découplée

Une autre forme de multi-modèle, proposée par Filev (1991), résulte de l'agrégation de modèles locaux décrits d'une façon découplée. La différence entre cette structure et celle présentée au paragraphe précédent réside dans le fait que chaque modèle local est indépendant de tous les autres (1.17) :

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = A_i x_i(t) + B_i u(t) + D_i \\ y_i(t) = C_i x_i(t) + E_i u(t) + N_i \end{cases} \quad (1.17)$$

Dans cette structure, la notion d'état local, correspondant à un domaine de fonctionnement, apparaît beaucoup clairement. Le multi-modèle (modèle global) est ainsi donné par :

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = A_i x_i(t) + B_i u(t) + D_i & i \in \{1, \dots, M\} \\ y_m(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) (C_i x_i(t) + E_i u(t) + N_i) \end{cases} \quad (1.18)$$

Rappelons que les variables locales $x_i(t)$ n'ont pas forcément un sens physique. Les matrices A_i , B_i et D_i ainsi que les fonctions d'activation $\mu_i(\xi(t))$ sont calculées de la même façon que précédemment (structure couplée). Cette structure peut être vue comme la connexion parallèle de (M) modèles affines pondérés par leurs poids respectifs.

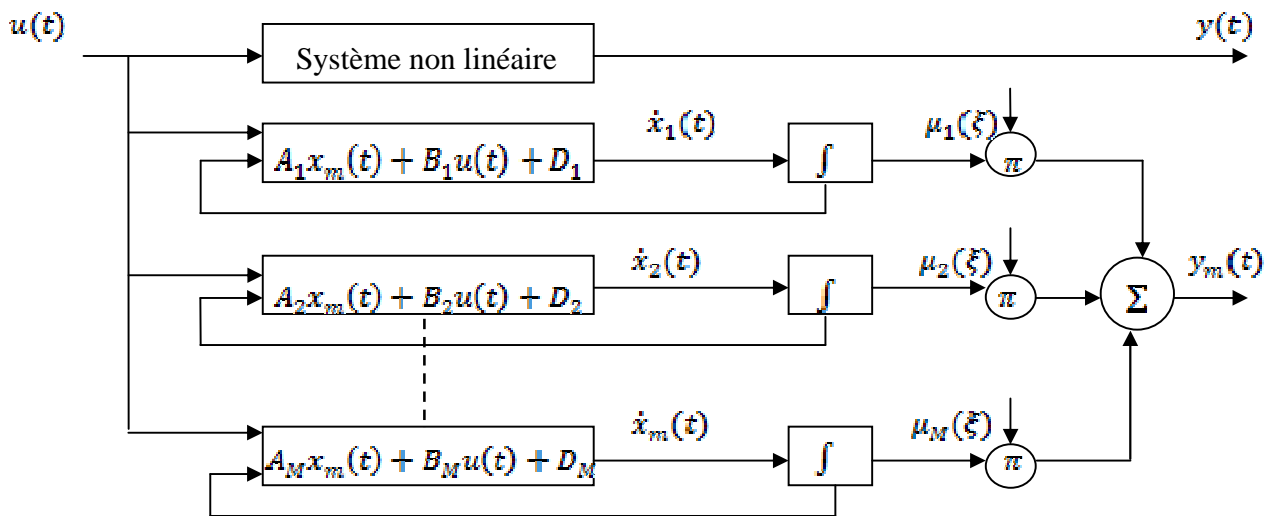


Figure 1.3. Architecture d'un multi-modèle à modèles locaux découplés

2.3.2.3 Structure hiérarchisée

« Bien que l'approche multi-modèle ait connu un grand succès dans beaucoup de domaines (commande, diagnostic, ...), son application est limitée aux systèmes ayant peu de variables (dimension réduite). Le nombre de modèles locaux augmente d'une façon exponentielle avec l'augmentation du nombre de variables. Par exemple, un multi-modèle à sortie unique avec n variables et m fonctions d'activation

définies pour chaque variable est composé de m^n modèles locaux. Les chercheurs ont étudié ce problème en utilisant différentes approches (Frie, 1981), (Brei, 1984) et (Hube, 1985).

Pour surmonter ce problème, Raju et al (Raju, 1991) ont proposés un multi-modèle à structure hiérarchique afin de réduire le nombre de modèles locaux. Figure 1.4 montre un exemple typique d'un multi-modèle hiérarchique qui comporte " n " entrées et " $n - 1$ " sorties ; dans cette structure, les modèles locaux ont deux entrées chacun, le modelé global est alors composé de n modèles locaux. » [AKH 04].

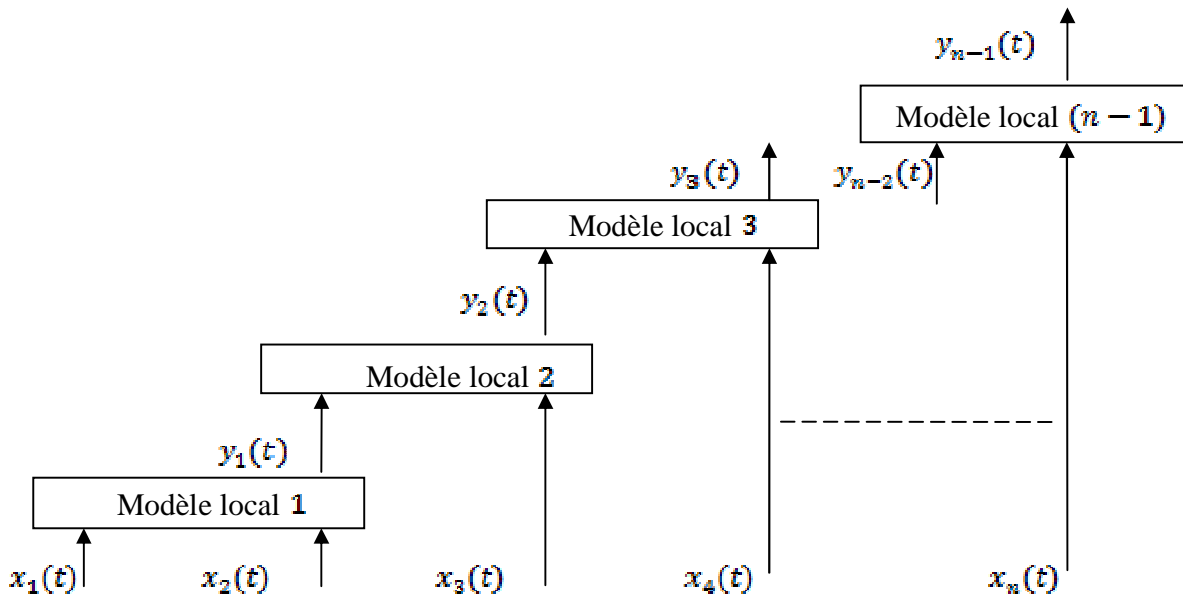


Figure 1.4. Architecture d'un multi-modèle hiérarchique

2.3.3 Recherche des modèles locaux par identification

Le problème d'identification revient à déterminer les fonctions d'activation et les modèles linéaires locaux.

➤ Une méthode d'identification des sous-espaces des systèmes dynamiques non linéaires MIMO avec l'approche multi-modèle est proposée par Komi Midzodzi PEKPE, [KMP 04]. Basée sur la connaissance des mesures du système et des poids, cette méthode identifie les modèles locaux. La méthode estime en premier lieu les paramètres de Markov, puis détermine une réalisation minimale équilibrée des modèles locaux à partir de ces derniers. La sortie du système est exprimée comme étant une somme pondérée de modèles FIR (les modèles locaux étant supposés stables), puis les paramètres de Markov sont estimés de deux manières :

- la première estime par projections successives, les paramètres de Markov des modèles locaux.
- la deuxième détermine en bloc tous les paramètres de Markov de tous les modèles locaux par une technique des moindres carrés.

Après l'estimation des paramètres de Markov, l'algorithme **ERA** est utilisé pour déterminer l'ordre et une réalisation de chaque modèle local. Cette méthode d'identification n'utilise pas d'algorithmes d'optimisation non-linéaires et sa mise en œuvre est simple. Elle prend en compte les changements d'ordre qui peuvent intervenir dans la dynamique du système.

➤ **Article [OMR 06] :**

Une procédure d'identification des systèmes non linéaires par une approche multi-modèle à états locaux découplés a été proposée dans cet article. L'intérêt du multi-modèle à états locaux découplés (par rapport au multi-modèle à états couplés) est d'avoir des sous-modèles complètement indépendants. Ce type de structure est à priori plus simple à manipuler (dans un contexte d'analyse du multi-modèle, de synthèse d'une loi de commande ou de diagnostic) avec des techniques d'analyse de systèmes linéaires. Un phénomène de décrochage qui diminue la qualité de l'approximation du multi-modèle a été mis en évidence. Une solution a été suggérée afin d'éliminer ce phénomène de décrochage. Elle consiste à introduire trois filtres passe-bas dans la procédure d'identification. Les résultats de l'identification ont été illustrés à travers un exemple d'identification d'un four à gaz.

➤ **Identification (Construction) de modèles flous. [GRI 07]**

Typiquement, la construction de modèles flous peut se faire à partir de deux sources d'information différentes, telles que la connaissance préalable et les données (mesures du procédé). La connaissance préalable peut être plutôt d'une nature qualitative ou heuristique, issue de la connaissance des "experts", i.e., des designers de processus, des opérateurs. Dans ce sens, les modèles flous peuvent être vus comme des systèmes experts flous.

D'un autre côté, pour certains procédés, des données sont disponibles sous forme d'enregistrements de l'opération du procédé ou bien il est possible de réaliser des expériences d'identification afin d'obtenir les données appropriées du comportement du système. La construction de modèles flous à partir de données implique des méthodes basées sur la logique floue et le raisonnement approché, mais aussi des idées issues du domaine des réseaux de neurones, de l'analyse de données et de l'identification conventionnelle de systèmes.

L'utilisation des techniques et d'algorithmes pour la construction de modèles flous à partir de données est habituellement appelée identification floue. Deux approches principales pour l'intégration de la connaissance et des données dans un modèle flou peuvent être distinguées :

1. La connaissance experte exprimée sous une forme verbale est traduite dans une collection de règles du type "Si-Alors". De cette façon, une certaine structure du modèle est créée. Les paramètres dans cette structure (fonctions d'appartenance, paramètres des conséquents) peuvent être réglés avec précision

en utilisant les données entrée-sortie. Les algorithmes particuliers d'ajustement exploitent le fait qu'au niveau du calcul, le modèle flou peut être vu comme une structure par couches (réseaux), similaire aux réseaux artificiels de neurones, pour laquelle des algorithmes standard d'apprentissage peuvent être appliqués. Cette approche est habituellement nommée modélisation neurofloue.

2. Aucune connaissance antérieure n'est initialement utilisée pour formuler les règles et le modèle flou est construit à partir des données. On s'attend à ce que les règles extraites puissent fournir une interprétation postérieure sur le comportement du système. Un expert peut confronter cette information avec sa propre connaissance, peut modifier les règles ou fournir de nouvelles règles et peut concevoir de nouvelles expériences additionnelles afin d'obtenir plus de données informatives. Ces techniques peuvent, évidemment, être combinées selon l'application particulière. Dans la suite, nous décrivons les étapes principales pour la sélection de la structure d'un modèle flou ainsi que pour la détermination de paramètres à partir de données entrée-sortie.

➤ **L'identification basée sur des données entrée-sortie**

On se propose donc d'obtenir un modèle flou directement à partir des données numériques issues du système à modéliser ; ces données peuvent être bruitées. L'objectif des entrées appliquées au système (en boucle ouverte ou fermée) est de parcourir l'ensemble de l'espace dans lequel on recherche à modéliser le comportement du système. Le modèle flou obtenu offre une faible capacité d'extrapolation en dehors de cet espace.

Parmi la gamme d'approches de modélisation floue à partir des données entrée-sortie, les suivantes sont dignes d'être mentionnées :

- Modélisation basée sur des prototypes (template-based), dans laquelle les domaines des variables de l'antécédent sont simplement partitionnés dans un nombre spécifié de fonctions d'appartenance avec la même forme et distribution dans l'espace.
- Modélisation basée sur l'ajout progressif de fonctions d'appartenance, dans laquelle est générée une partition de l'espace avec une base de règles à complexité contrôlée.
- Modélisation basée sur des techniques de coalescence floue (fuzzy clustering), dans laquelle les règles du modèle flou peuvent être extraites à partir de la conformation de groupes de données (classes) dans l'espace produit d'entrée-sortie.

➤ **Modélisation basée sur des techniques de coalescence floue**

Les méthodes d'identification basées sur la coalescence floue (fuzzy clustering) sont des méthodes qui ont des liens avec les domaines de l'analyse des données et de la reconnaissance des formes. Dans ces

domaines, le concept d'une appartenance partielle est utilisé pour représenter le degré avec lequel un certain objet, représenté comme un vecteur dans un espace de caractéristiques (vecteur caractéristiques), est similaire à un certain objet prototype. Le degré de similitude est habituellement calculé en utilisant une mesure appropriée de distance.

Basé sur la similitude, les vecteurs caractéristiques peuvent être regroupés de manière que les vecteurs d'un même groupe (cluster) soient aussi semblables que possible, de telle manière que des vecteurs de groupes différents soient aussi dissemblables que possible. La mesure de distance quantifie la distance entre les données, représentées comme des points dans l'espace caractéristique, et les objets prototype.

L'idée de base du clustering flou est représentée sur la Figure 1.5.a, dans laquelle les données sont regroupées dans deux groupes avec des prototypes v_1 et v_2 , en utilisant une mesure Euclidienne de distance dans un espace caractéristique \mathcal{R}^2 . La partition des données est représentée dans la matrice de partition floue, $U = [\mu_{ik}]$ dont les éléments μ_{ik} sont les degrés d'appartenance des points $[x_k, y_k]$ dans des clusters flous avec prototypes v_i .

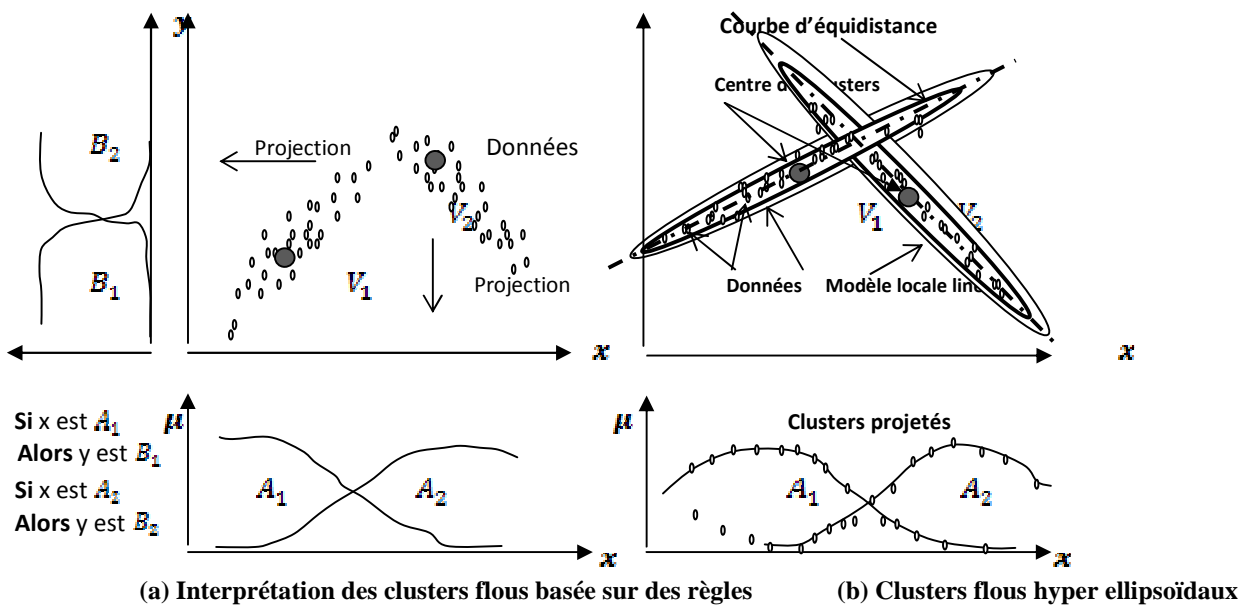


Figure 1.5. Identification par clustering flou

Des règles floues de type "Si-Alors" peuvent être extraites en projetant les clusters sur les axes des coordonnées. La Figure 1.5.a montre un ensemble de données avec deux clusters apparents et deux règles floues associées. Le concept de similarité des données par rapport à un prototype permet d'envisager plusieurs formes possibles pour la définition d'une mesure de distance appropriée et le

caractère du prototype. Par exemple, les prototypes peuvent être définis comme des sous-espaces linéaires (lignes, plans et hyperplans) ou bien comme des hyper-ellipsoïdes avec une mesure adaptative de distance (voir Figure 1.5.b). Pour de tels clusters, les fonctions d'appartenance et les paramètres des conséquents d'un modèle de type Takagi-Sugeno peuvent être extraits :

$$\begin{aligned} \text{Si } x \text{ est } A_1 \quad \text{Alors } y_1 &= a_1x + d_1, \\ \text{Si } x \text{ est } A_2 \quad \text{Alors } y_2 &= a_2x + d_2 \end{aligned}$$

Chaque cluster est représenté par une règle dans le modèle Takagi-Sugeno. Les fonctions d'appartenance pour les ensembles flous A_1 et A_2 sont générées par la projection point par point de la matrice de partition sur les variables des antécédents. Ces ensembles flous définis point par point peuvent alors être approximés par des fonctions paramétriques appropriées.

Les paramètres du conséquent pour chaque règle peuvent être obtenus par l'intermédiaire d'une estimation de type moindres carrés, que nous aborderons plus tard dans les sections suivantes.

2.3.4 Recherche des modèles locaux par linéarisation

Dans ce cas, on dispose de la forme analytique du modèle non linéaire du processus physique qu'on linéarise autour de différents points de fonctionnement judicieusement choisis.

Considérons le système non linéaire suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = F(x(t), u(t)), \\ y(t) = G(x(t), u(t)), \end{cases} \quad (1.19)$$

$$x \in \mathfrak{R}^n \quad u \in \mathfrak{R}^m \quad y \in \mathfrak{R}^q$$

Où $(F, G) \in \mathfrak{R}^{2n}$ sont des fonctions non linéaires continues, $x(t) \in \mathfrak{R}^n$ est le vecteur d'état et $u(t) \in \mathfrak{R}^m$ est le vecteur d'entrée. Par la suite, nous représenterons le système non linéaire (1.19) par un multi-modèle, composé de plusieurs modèles locaux linéaires ou affines, tel que chaque modèle local est obtenu en linéarisant le système non linéaire autour d'un point de fonctionnement arbitraire $(x_i, u_i) \in \mathfrak{R}^n \times \mathfrak{R}^m$.

Dans ce cas, on considère le choix suggère par **Johansen et Foss**, c'est à dire qu'on définit les modèles locaux comme le premier terme du développement en série de Taylor du système (1.19). [AKH 04].

D'un point de vue mathématique, ceci correspond à approcher une fonction non linéaire par son plan tangent au point (x_i, u_i) . On suppose que les différents modèles locaux sont issus d'une linéarisation

autour de M points de fonctionnement $(x_i, u_i) \in \{1, \dots, M\}$. La formulation multi-modèle est la suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}_m(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) (A_i x_m(t) + B_i u(t) + D_i) \\ y_m(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) (C_i x_m(t) + E_i u(t) + N_i) \end{cases} \quad (1.20)$$

Avec :

$$A_i = \left. \frac{\partial F(x,u)}{\partial x} \right|_{\substack{x=x_i \\ u=u_i}}, \quad B_i = \left. \frac{\partial F(x,u)}{\partial u} \right|_{\substack{x=x_i \\ u=u_i}}, \quad D_i = F(x_i, u_i) - A_i x_i - B_i u_i$$

$$C_i = \left. \frac{\partial G(x,u)}{\partial x} \right|_{\substack{x=x_i \\ u=u_i}}, \quad E_i = \left. \frac{\partial G(x,u)}{\partial u} \right|_{\substack{x=x_i \\ u=u_i}}, \quad N_i = G(x_i, u_i) - C_i x_i - E_i u_i$$

Notons que dans ce cas, le nombre de modèles locaux (M) dépend de la précision de modélisation souhaitée, de la complexité du système non linéaire et du choix de la structure des fonctions d'activation, ces dernières devant satisfaire les propriétés (1.15).

2.3.5 Optimisation paramétrique

Lorsque le modèle du système est non linéaire par rapport aux paramètres, il n'existe pas de solution analytique afin d'estimer ces paramètres. On recourt à des techniques itératives d'optimisation non linéaire. Dans cette section, on s'intéresse à l'optimisation paramétrique d'une structure multi-modèle.

Plusieurs méthodes d'optimisation peuvent être utilisées, selon les informations disponibles a priori. Si la connaissance a priori sur les paramètres des fonctions d'activation et ceux des modèles locaux ne sont pas disponibles. Alors, ces paramètres doivent être optimisés au moyen d'une procédure itérative en raison des non linéarités du modèle global (multi-modèle) par rapport à ses paramètres.

Les méthodes d'identification de l'ensemble de tous les paramètres doit répondre à un certain nombre de contraintes en fonction de son contexte d'exploitation. A cet effet, trois critères : global, local ou combiné, sont utilisés pour effectuer l'optimisation paramétrique.

2.3.5.1 Le critère global

Le critère global est défini par :

$$J_G(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^N \varepsilon(t, \theta)^2 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\hat{y}(t) - y(t))^2 \quad (1.21)$$

Où N est l'horizon d'observation et θ est le vecteur de paramètres des modèles locaux et ceux des fonctions d'activation.

Ce critère favorise une bonne caractérisation du comportement global du système non linéaire par le multi-modèle.

2.3.5.2 Le critère local

Le critère local donné par :

$$J_L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{t=1}^N \mu_i(\xi(t)) (\hat{y}_i(t) - y(t))^2 \quad (1.22)$$

Favorise une bonne adéquation entre le comportement local des sous-modèles et le comportement local du système non linéaire à condition toutefois que les μ_i soient *peu mélangées*. Il est très bien adapté à l'obtention d'un multi-modèle phénoménologique et/ou explicatif.

2.3.5.3 Le critère mixte

Finalemment, le critère combiné ou mixte défini par :

$$J_C = \alpha J_G + (1 - \alpha) J_L \quad \leq \alpha \leq 1, \quad (1.23)$$

Représente un compromis entre les deux critères précédents.

2.3.5.4. Procédure d'estimation paramétrique

Les méthodes de minimisation du critère $J(\theta)$ s'appuient, le plus souvent, sur un développement limité du critère $J(\theta)$ autour d'une valeur particulière du vecteur de paramètres θ et d'une procédure itérative de modification progressive de la solution. Si l'on note k l'indice d'itération de la méthode de recherche et $\theta(k)$ la valeur de la solution à l'itération k , la mise à jour de l'estimation s'effectue de la manière suivante :

$$\theta(k+1) = \theta(k) - \eta D(k) \quad (1.24)$$

Où η représente un facteur d'ajustement permettant de régler la vitesse de convergence vers la solution. $D(k)$ Est la direction de recherche dans l'espace paramétrique. Selon la façon dont $D(k)$ est calculée, on distingue différentes méthodes d'optimisation dont les principales sont rappelées ci-dessus.

2.3.5.5 Algorithme du gradient

Cette méthode est basée sur un développement du critère $J(\theta)$ au premier ordre.

La direction de recherche à l'itération k est spécifiée par le gradient $G(\theta(k))$ du critère de la manière suivante :

$$D(k) = G(\theta(k)) = \left. \frac{\partial J}{\partial \theta} \right|_{\theta=\theta(k)} = \sum_{t=1}^N \left. \frac{\partial \varepsilon(t, \theta)}{\partial \theta} \varepsilon(t, \theta) \right|_{\theta=\theta(k)} \quad (1.25)$$

η Dépend de la vitesse de convergence du critère. Généralement, il est calculé par une méthode heuristique qui consiste à augmenter η si le critère décroît et à le réduire dans le cas contraire.

2.3.5.6 Algorithme de Newton

Cette fois, l'algorithme est basé sur le développement au deuxième ordre. La direction et le pas de recherche sont spécifiés simultanément par l'équation :

$$D(k) = H^{-1}(k) G(\theta(k)) \quad (1.26)$$

Où $H(k)$ est la matrice Hessienne du critère défini par :

$$H(k) = \sum_{t=1}^N \left. \frac{\partial \varepsilon(t, \theta)}{\partial \theta} \frac{\partial \varepsilon(t, \theta)}{\partial \theta^T} + \frac{\partial^2 \varepsilon(t, \theta)}{\partial \theta^2} \varepsilon(t, \theta) \right|_{\theta=\theta(k)} \quad (1.27)$$

Dans ce cas, le pas de recherche $\eta = 1$. L'inconvénient principal de cet algorithme réside dans le calcul de l'inversion du Hessien à chaque itération.

2.3.5.7 Algorithme de Gauss-Newton

Afin de simplifier la méthode de Newton, On utilise une expression approchée du Hessien en négligeant les termes du deuxième ordre, on obtient :

$$H_a = \sum_{t=1}^N \frac{\partial \varepsilon(t, \theta)}{\partial \theta} \frac{\partial \varepsilon(t, \theta)}{\partial \theta^T} \quad (1.28)$$

Le Hessien étant défini positif, cet algorithme garantit la convergence vers un minimum. Cet algorithme est sensible au choix initial du vecteur des paramètres θ et lorsque la dimension de l'espace des paramètres est très importante, l'algorithme risque de converger vers des minima locaux.

2.3.5.8 Estimation paramétrique avec un critère global

$$\varepsilon(k) = \hat{y}(k) - y(k) \quad (1.29)$$

$\varepsilon(k)$ Est l'erreur entre la sortie complète du M.M. et la sortie du S.N.L.

➤ Le vecteur gradient G_G

On notera que les dérivées du critère par rapport aux paramètres peuvent être évaluées à partir des fonctions de sensibilité σ_θ définies par :

$$\sigma_\theta = \frac{\partial y}{\partial \theta} \quad (1.30)$$

En effet, à partir de (1.30) :

$$G_G = \frac{\partial J}{\partial \theta} = \frac{\partial}{\partial \theta} \sum_{k=1}^N (\hat{y}(k) - y(k))^2 = \sum_{k=1}^N (\hat{y}(k) - y(k)) \frac{\partial y(k)}{\partial \theta} \quad (1.31)$$

➤ La matrice Hessienne H_G

La dérivée seconde de J est donnée par :

$$H_G = \frac{\partial^2 J}{\partial \theta \partial \theta^T} = \sum_{k=1}^N \sigma_\theta \sigma_\theta^T + 2 \sum_{k=1}^N \frac{\partial \sigma_\theta}{\partial \theta^T} (\hat{y}(k) - y(k)) \quad (1.32)$$

La matrice approchée H_{Ga} est donnée par :

$$H_{Ga} = \frac{\partial^2 J}{\partial \theta \partial \theta^T} = \sum_{k=1}^N \sigma_\theta \sigma_\theta^T \quad (1.33)$$

Dans l'expression (1.26) l'inverse de la matrice Hessienne. Des difficultés numériques d'inversion peuvent apparaître si cette matrice est mal conditionnée. Dans ce cas, on peut modifier le Hessien sous la forme :

$$H_{Ga} = \frac{\partial^2 J}{\partial \theta \partial \theta^T} = \sum_{k=1}^N \sigma_\theta \sigma_\theta^T + 10^{-3} I(N), \quad \text{avec } I(N) \text{ matrice identité} \quad (1.34)$$

2.3.5.9 Estimation paramétrique avec un critère local

Le critère local est de la forme :

$$J_L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{t=1}^N \mu_i(\xi(t)) \varepsilon_i(k)^2,$$

Où $\varepsilon_i(k)$ est l'erreur entre la sortie du $i^{\text{ème}}$ sous-modèle et la sortie du S.N.L., donnée par :

$$\varepsilon_i(k) = \hat{y}_i(t) - y(t) \quad (1.35)$$

➤ Le vecteur gradient G_L

Est défini par :

$$G_L = \sum_{i=1}^L \sum_{t=1}^N \mu_i(\xi(t)) \varepsilon_i(k) \frac{\partial \hat{y}_i(k)}{\partial \theta}, \quad (1.36)$$

➤ La matrice Hessienne H_L

La matrice hessienne H_L s'obtient en dérivant deux fois le critère local par rapport aux paramètres θ , soit :

$$H_{L,a} = \sum_{i=1}^L \sum_{t=1}^N \mu_i(\xi(t)) \frac{\partial \hat{y}_i(k)}{\partial \theta} \frac{\partial \hat{y}_i(k)}{\partial \theta^T} \quad (1.37)$$

Sous l'hypothèse que localement l'erreur $\varepsilon_i(k)$ tende vers zéro (méthode de Gauss-Newton).

2.3.6 Stabilité des multi-modèles

La stabilité des multi-modèles a été beaucoup étudiée. Elle dépend de l'existence d'une matrice commune, symétrique et définie positive, qui garantit la stabilité de tous les modèles locaux. Ces conditions de stabilité peuvent être exprimées en utilisant des inégalités linéaires matricielles (**LMI**) [CHA 02] et [AKH 04]. Il s'agit de chercher une matrice symétrique et définie positive et sa fonction de **Lyapunov** associée telles que certaines conditions simples garantissent les propriétés de stabilité.

2.3.6.1 Stabilité quadratique

Considérons un système non linéaire en boucle ouverte et représenté sous forme Multi-modèle par l'équation d'état suivante :

$$\dot{x}(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) A_i x(t) \quad (1.38a)$$

$$\sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) = 1 \quad \text{et} \quad \mu_i(\xi(t)) \geq 0 \quad (1.38b)$$

La stabilité d'un système représenté par l'équation (1.29) peut être vérifiée en utilisant le théorème suivant.

Théorème 2.1 : le multi-modèle (2.29) est asymptotiquement stable s'il existe une matrice P symétrique et définie positive telle que les **LMI** suivantes sont vérifiées [CHA 02] et [AKH 04]:

$$A_i^T P + P A_i < 0, \quad \forall i \in \{1, \dots, M\} \quad (1.39)$$

Ce théorème offre une condition suffisante pour assurer la stabilité asymptotique du Multi-modèle (1.38).

L'inégalité matricielle (1.39) peut être résolue en utilisant des outils numériques **LMI**.

Ce résultat est obtenu en dérivant, le long de la trajectoire du multi-modèle (1.38), la fonction de Lyapunov

$V(x(t)) = x^T(t) P x(t)$. L'existence de la matrice de Lyapunov P dépend de deux conditions :

- La première est liée à la stabilité de tous les modèles locaux. Il est nécessaire que chaque matrice A_i pour $i \in \{1, \dots, M\}$ ait des valeurs propres dans le demi-plan gauche du plan complexe.
- La deuxième condition est relative à l'existence d'une fonction de Lyapunov commune aux M modèles locaux.

2.4 Exemple académique : Modélisation de la fonction "sinus cardinal"

Considérons une fonction non linéaire $y(x) = f(x)$ à une entrée et une sortie à laquelle a été ajouté du bruit et des points aberrants : $y(x) = f(x) + \xi$. Pour cet exemple nous avons choisi la fonction sinus cardinal, $f(x) = \text{sinusc}(x)$ représenté sur la Figure 1.6 et définie par (1.42) :

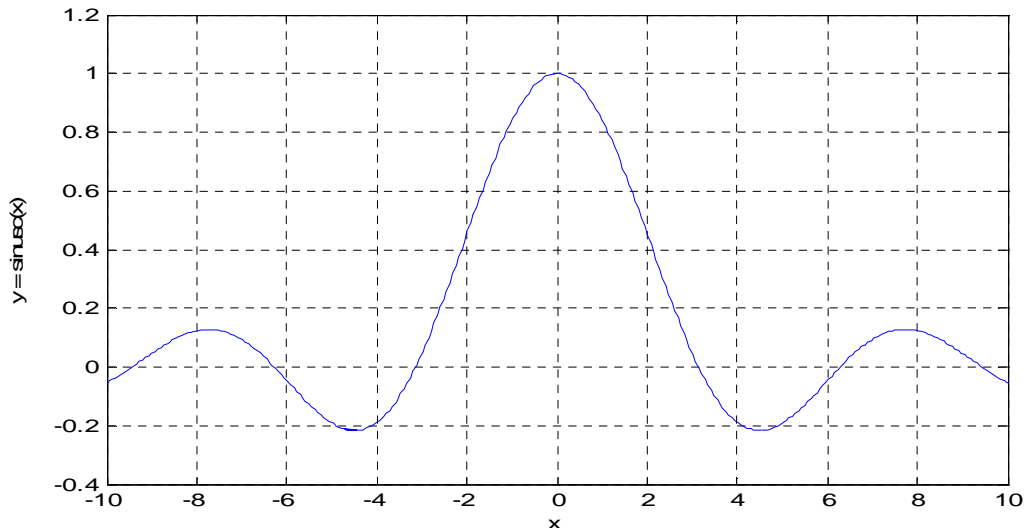


Figure 1.6. Fonction $y(x) = \text{sinusc}(x)$

$$f(x) = \text{sinusc}(x) = \begin{cases} \frac{\sin(x)}{x} & \text{si } x \neq 0 \\ 1 & \text{si } x = 0 \end{cases} \quad (1.42)$$

La présence de bruit et de points hors tendance est représentée par le modèle d'erreur grossière ξ . Définie par l'expression suivante (1.43) :

$$\begin{cases} \xi = (1 - \varepsilon)G + \varepsilon H \\ G \sim N(0, \sigma_1^2) \\ H \sim N(0, \sigma_2^2) \end{cases} \quad (1.43)$$

G et H sont des distributions de bruit blanc gaussien, ayant des écarts types $\sigma_2 > \sigma_1$. Le terme G permet de représenter la présence de bruit et le terme H la présence de points aberrants. Le paramètre ε permet d'ajuster la proportion de points aberrants dans l'ensemble de la distribution. Pour cet exemple les valeurs des paramètres sont $\sigma_1 = 0,07$; $\sigma_2 = 5\sigma_1$; $\varepsilon = 0,15$.

Pour la modélisation une base de données de 300 points équidistants a été considérée avec

$x \in [-10,10]$. D'après La Figure 1.6 nous avons considéré une approximation de la fonction originale non linéaire par 6 régions linéaires, ce qui correspond au nombre de clusters choisi.

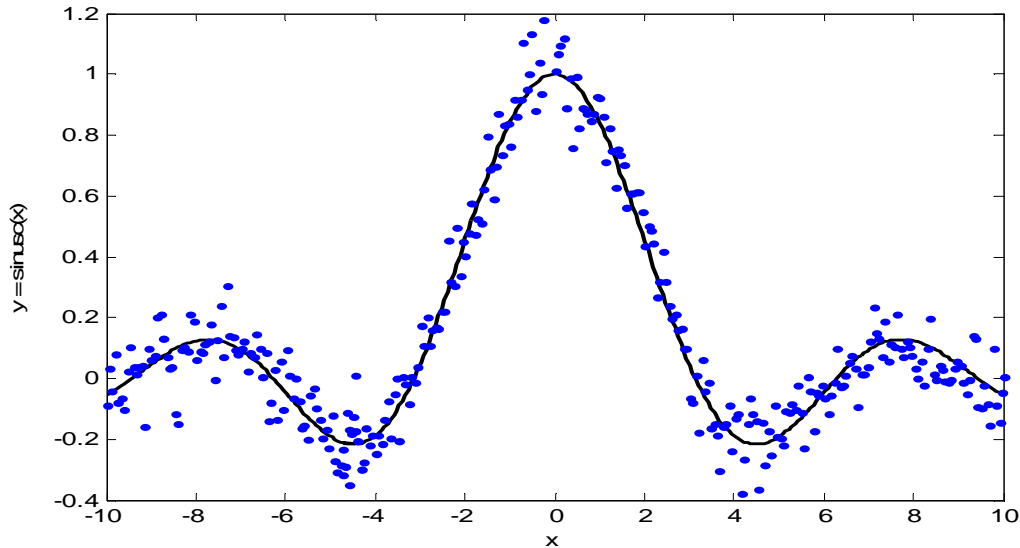


Figure 1.7. Fonction $y(x) = \text{sinusc}(x)$ avec bruit et points aberrants

Nous avons choisi ici d'utiliser un critère global pour effectuer l'identification du multi-modèle. On souhaite obtenir un multi-modèle de prédiction et non pas d'explication de comportements locaux. L'estimation paramétrique est effectuée à partir de la relation (1.21) en considérant le vecteur gradient \mathbf{G} et la matrice hessienne \mathbf{H} définis par les relations d'Algorithme de Newton.

Le multi-modèle est constitué par $L = 6$ sous-modèles. Les paramètres A_i , B_i , C_i , et D_i des sous-modèles sont de type scalaire. Les fonctions de pondération μ_i dépendent du signal d'entrée $u(k)$, et suit une loi Gaussienne les centres sont donnés par : $c_i = [-10, -6, -2, 2, 6, 10]$ et la dispersion $\sigma_3 = 2.7$.

2.4.1 Multi-modèle (cas statique sans bruit)

Données initiales :

$$A_i = [0.10, 0.20, 0.30, 0.40, 0.50, 0.60] \quad (1.44)$$

$$B_i = [0.20, 0.40, 0.60, 0.80, 1.00, 1.20] \quad (1.45)$$

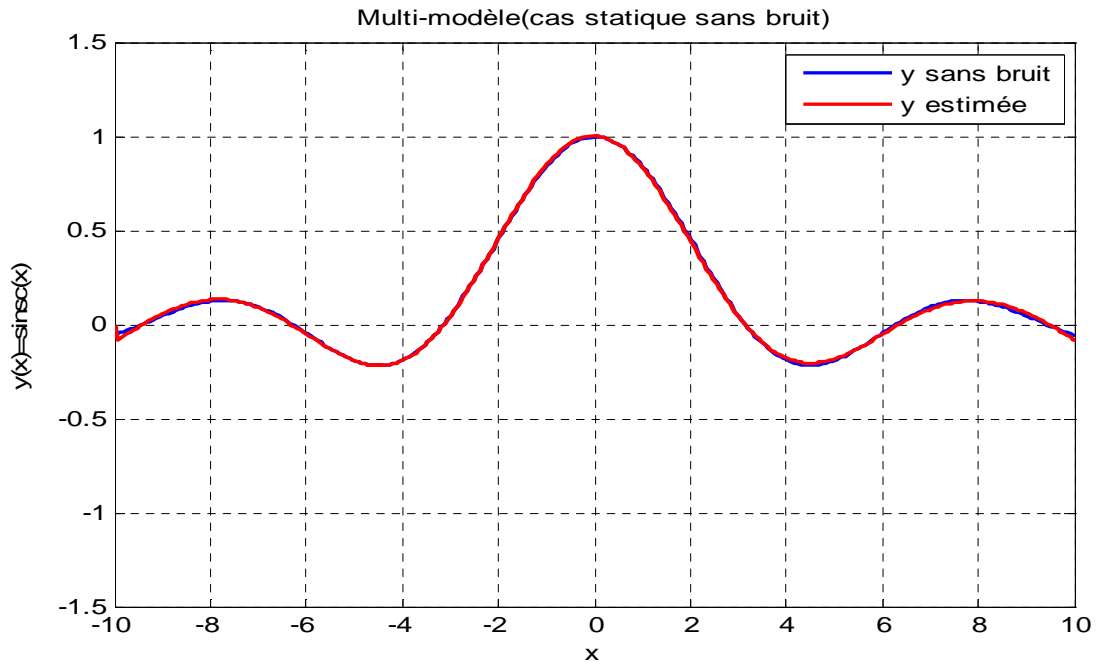


Figure 1.8. Multi-modèle (cas statique sans bruit)

2.4.2 Multi-modèle (cas statique avec bruit)

Données initiales :

$$A_i = [0.10, 0.20, 0.30, 0.40, 0.50, 0.60] \quad (1.46)$$

$$B_i = [0.20, 0.40, 0.60, 0.80, 1.00, 1.20] \quad (1.47)$$

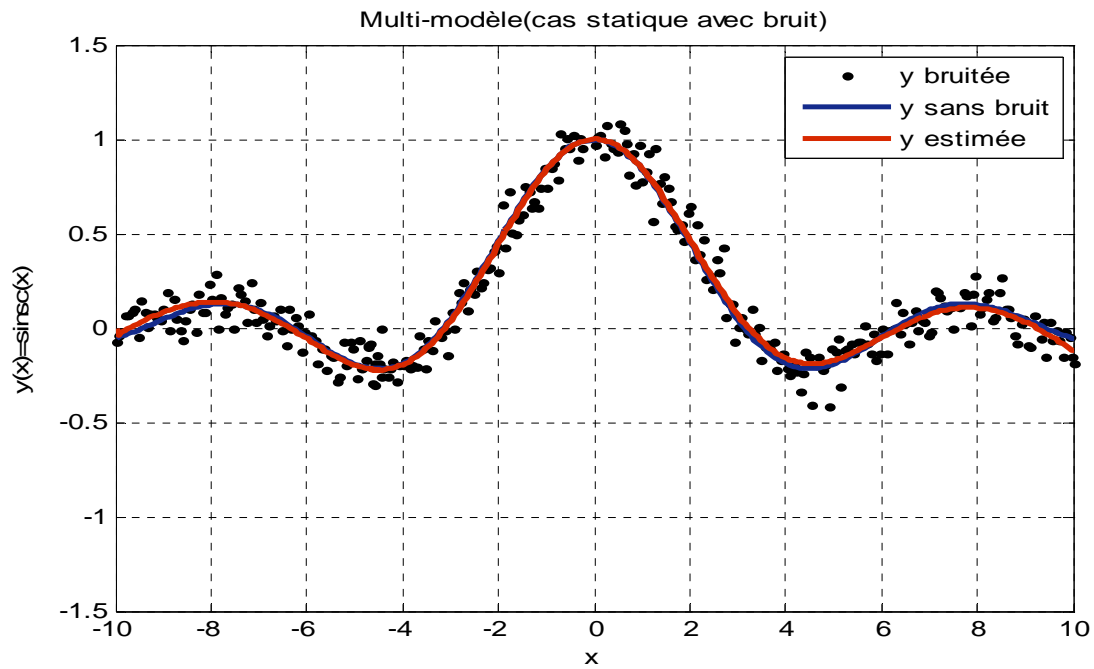


Figure 1.9. Multi-modèle (cas statique avec bruit)

2.4.3 Multi-modèle à états découplés (cas dynamique avec bruit)

Paramètres estimés :

A_i	B_i	C_i	D_i
-0,2249	0,2499	0,4466	-0,5155
-0,4129	-0,7537	0,4924	-0,2239
-0,4857	-0,8054	-1,4315	-1,0805
-0,4357	1,0314	-1,1764	-1,6085
-0,7475	0,7827	0,5512	-0,0196
-0,4008	0,3679	-0,4195	-0,3696

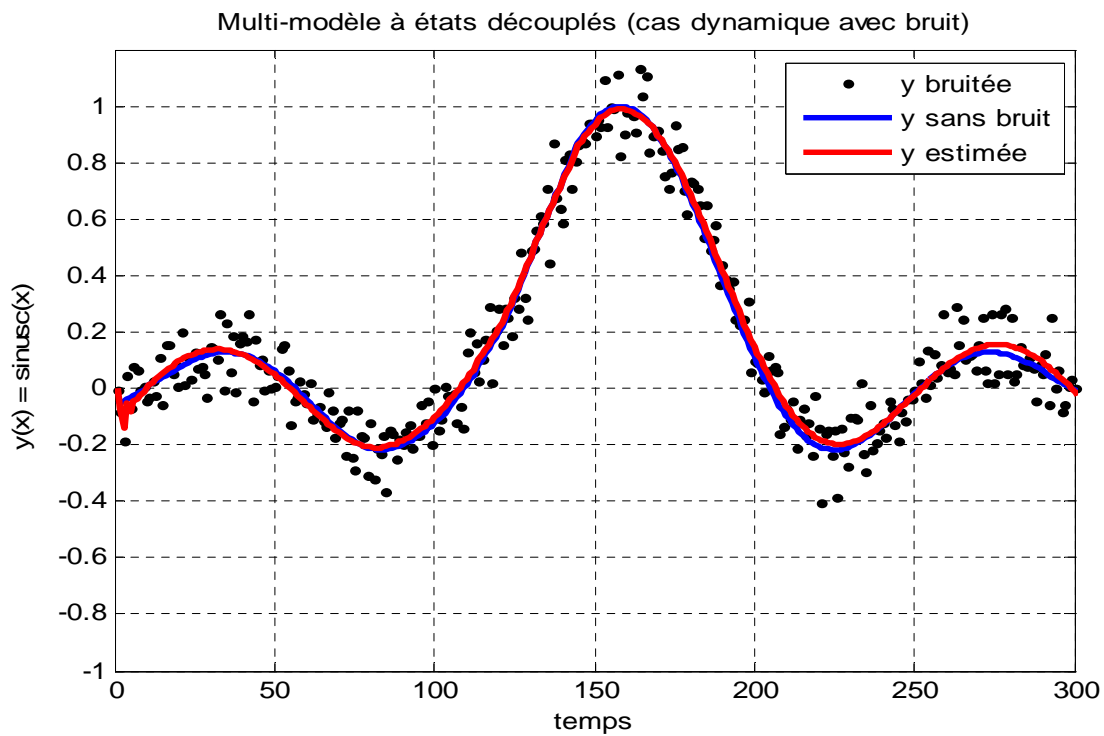


Figure 1.10. Multi-modèle à états découplés (cas dynamique avec bruit)

2.4.4 Multi-modèle à états couplés (cas dynamique avec bruit)

Paramètres estimés :

A_i	B_i	C_i	D_i
-0,3598	0,0485	0,2591	-0,4809
-0,5279	-0,3629	0,1085	-0,2539
-0,6286	-0,2485	-1,3955	-1,0863
-0,6192	0,3322	-1,0263	-1,6359
-0,8485	0,5237	0,1132	-0,0429
-0,3181	-0,0836	0,1524	-0,4328

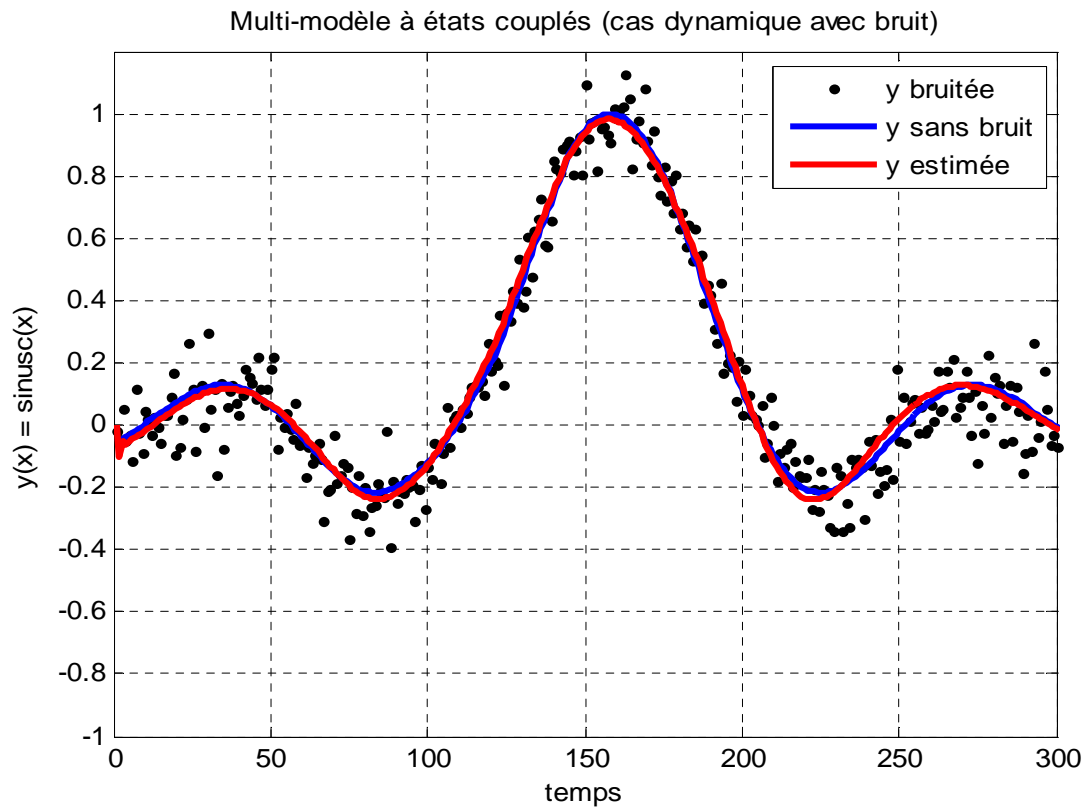


Figure 1.11. Multi-modèle à états couplés (cas dynamique avec bruit)

2.4.5 Multi-modèle à Structure hiérarchisée (cas dynamique avec bruit)

Paramètres estimés :

A_i	B_i	C_i	D_i
-0,3370	0,1946	0,3254	-0,4950
-0,4248	-0,5880	0,3980	-0,2383
-0,5647	-0,6868	-1,3875	-1,0801
-0,4643	0,9153	-1,1685	-1,6327
-0,7795	0,7181	0,4848	-0,0258
-0,3707	0,3218	-0,3590	-0,3752

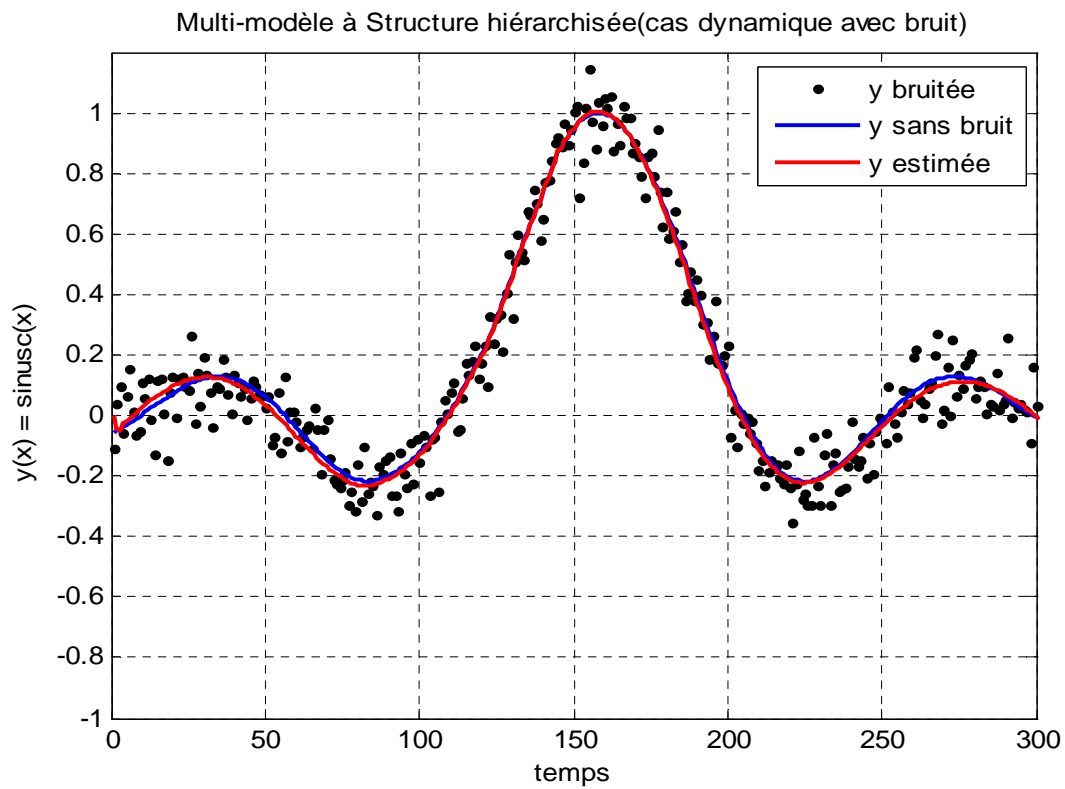


Figure 1.12. Multi-modèle à Structure hiérarchisée (cas dynamique avec bruit)

1.4.6 Multi-modèle (cas statique avec bruit) « validation »

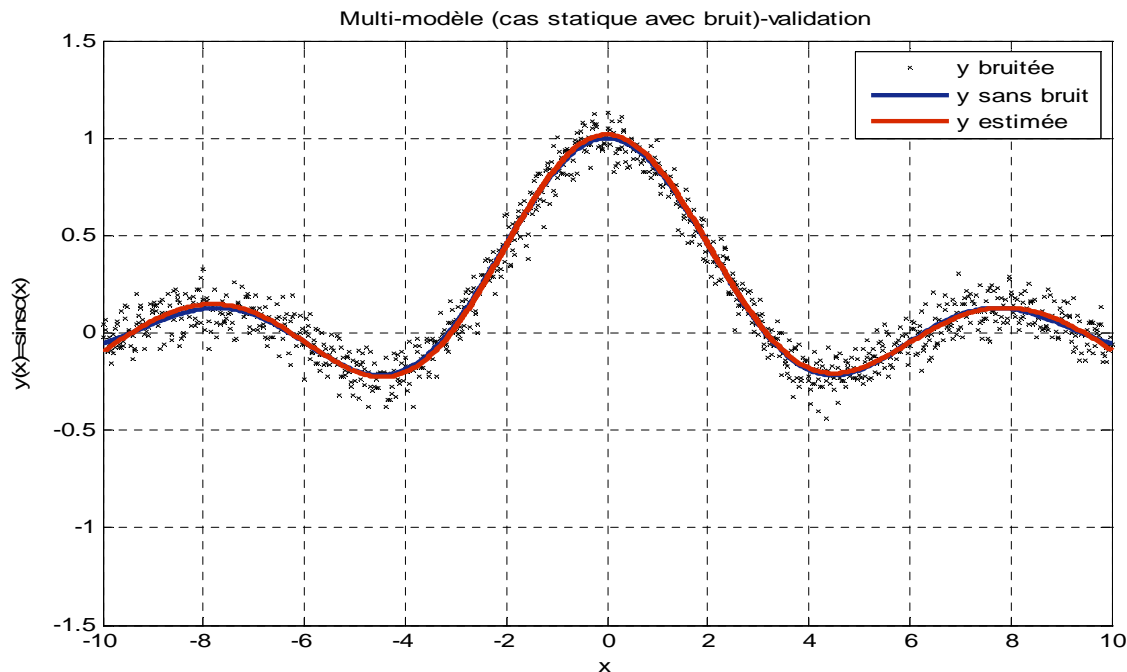


Figure 1.13. Multi-modèle à états découplés (cas statique avec bruit)-validation

Fi

1.5. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons rappelé, dans un premier temps, quelques notions de base concernant les systèmes non linéaires nécessaires à la compréhension et à la mise en œuvre des estimateurs multi-modèle. Puis, nous avons présenté les structures de multi-modèles les plus utilisées. En suite nous avons donné les méthodes les plus utilisées à l'obtention d'un multi-modèle, on se base sur la méthode d'identification. Finalement nous avons donné un exemple qui traite les trois structures essentielles « états couplées, états découplées, et états hiérarchisées ». De là on dit que l'intérêt de la conception d'un multi-modèle réside dans :

- Alternative à l'utilisation de modèles non linéaires quelconques
- Point important : fonctions de couplage positives et bornées
- Difficulté : nombre de modèles locaux
- L'intérêt du multi-modèle à états locaux découplés (par rapport au multi-modèle à états couplés) est d'avoir des sous-modèles complètement indépendants. Ce type de structure est à priori plus simple à manipuler (dans un contexte d'analyse du multi-modèle, de synthèse d'une loi de commande ou de diagnostic) avec des techniques d'analyse de systèmes linéaires. La dimension des sous-modèles peut être différente.

2. MULTIOBSERVATEURS DECRIT PAR MULTI-MODELE DECOUPLE

2. MULTIOBSERVATEURS DECRIT PAR MULTI-MODELE DECOUPLE

2.1 Introduction

Le problème du contrôle optimal du procédé, lorsque certaines composantes du vecteur d'état ne sont pas mesurables à sans doute initie les premiers travaux sur les observateurs. Ces derniers permettent l'élaboration d'un modèle d'estimation d'état utilisant les grandeurs accessibles du système, telle que ses entrées et ses sorties. Dans le cas déterministe, ce modèle est appelé observateur d'état et dans le cas d'un système stochastique ce modèle est appelé filtre. [AKH 04], ou généralement « reconstructeurs d'état » dans les deux cas.

Nous nous focaliserons dans ce chapitre sur les systèmes non linéaires dynamiques déterministes, représentés sous forme de multi-modèles linéaires, pour la conception des multi-observateurs qui nous ramènent en premier lieu à la génération de résidus, pour arrivé finalement au diagnostic à basse d'observateurs.

Le diagnostic à base d'observateurs est une technique ayant fait l'objet de très nombreux développements. Celle-ci consiste, sur la base d'un modèle de bon fonctionnement d'un système, à effectuer une estimation d'état à partir de la connaissance des entrées et des sorties du système et à utiliser l'erreur d'estimation de la sortie comme résidu. En fonctionnement normal, ce résidu doit être sensiblement nul (aux erreurs de modélisation et aux erreurs de mesures près) et s'écarter significativement de zéro lors de l'occurrence d'un défaut (défauts de capteurs ou d'actionneurs) sur le système.

De très nombreux travaux concernant la conception d'observateurs pour tout type de systèmes ont été développés depuis les travaux fondateurs de Luenberger (1966) et la détection de défauts à base de modèles en a tout naturellement tiré profit.

Le premier à avoir utilisé des observateurs pour détecter des défauts est sans doute Clark (1975, 1978, 1979, 1989). Cette idée a ensuite été très largement développée (Frank, 1987, 1990, 1993 ; Patton *et al.* 1989 ; Patton et Chen, 1991c, 1991d ; Magni et Mouyon, 1991 ; Marquez et Diduch, 1992).

Ces méthodes ont tout d'abord été développées pour des modèles linéaires. Elles ont ensuite été enrichies par la prise en compte d'incertitudes paramétriques du modèle, la différenciation entre perturbations et défauts de façon à concevoir des observateurs minimisant l'influence, sur l'estimation d'état, des incertitudes et des bruits tout en maximisant l'influence du défaut.

Beaucoup des méthodes précédentes ont ensuite été étendues au cas des systèmes décrits par des modèles non linéaires. Cependant, dans ce cas, la conception des observateurs est beaucoup plus délicate et les travaux développés se sont concentrés sur des classes particulières de systèmes non linéaires.

2.2 Notations et positionnement du problème

2.2.1 Notations

Comme nous l'avons déjà étudié dans le chapitre précédant, L'approche multi-modèle permet de représenter le comportement d'un système sous forme de plusieurs modèles linéaires locaux. Chaque modèle local ou sous-modèle contribue à cette représentation globale suivant une fonction de pondération $\mu_i(\xi(t))$ qui prend ses valeurs dans l'intervalle $[0, 1]$. La structure multi-modèle est la suivante :

$$\dot{x}(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t))(A_i x(t) + B_i u(t) + D_i) \quad (2.1a)$$

$$y(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t))(C_i x(t) + F_i u(t)) \quad (2.1b)$$

Rappelant que :

$x(t) \in \mathbb{R}^n$, est le vecteur d'état, $u(t) \in \mathbb{R}^m$ est le vecteur des entrées, $y(t) \in \mathbb{R}^p$ représente le vecteur de sortie. $A_i \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est une matrice d'état, $B_i \in \mathbb{R}^{n \times m}$ est une matrice d'influence de l'entrée, $D_i \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur des entrées inconnues, $C_i \in \mathbb{R}^{p \times n}$ représente la matrice de sortie ou d'observation et $F_i \in \mathbb{R}^{p \times m}$ la matrice de distribution du bruit de mesure. Enfin, les quantités $\mu_i(\xi(t))$ représentent les fonctions d'activation qui dépendent de la variable $\xi(t)$ « représente le vecteur de variables de décision » elle-même pouvant être une variable mesurable (entrée ou sortie du système) ou une variable non mesurable (état du système).

2.2.2 Méthode de conception d'un multi-observateur

Deux cas sont considérés pour les variables de décision :

- $\xi(t)$ est mesurée.
- $\xi(t)$ dépend des variables d'état estimées.

2.2.2.1 Variables de décision mesurables

On suppose que les modèles locaux sont localement observables, c'est-à-dire que toutes les paires (A_i, C_i) sont observables. Un observateur, pour estimer l'état et la sortie du système (2.1), peut être écrit en s'inspirant de l'observateur de Luenberger pour les systèmes linéaires :

$$\dot{\hat{x}}(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) (A_i \hat{x}(t) + B_i u(t) + G_i (y(t) - \hat{y}(t))) \quad (2.2a)$$

$$\hat{y}(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) (C_i \hat{x}(t) + F_i u(t)) \quad (2.2b)$$

Où $\hat{x}(t)$ représente le vecteur d'état estime par le multi-observateur, $\hat{y}(t)$ est le vecteur de sortie estime et $G_i \in \mathbb{R}^{n \times p}$ sont les gains des observateur locaux. L'erreur d'estimation d'état est définie par l'équation suivante :

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t) \quad (2.3)$$

La dynamique de l'erreur d'estimation d'état s'explique :

$$\begin{aligned} \dot{e}(t) &= \dot{x}(t) - \dot{\hat{x}}(t) \\ &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \mu_i(\xi(t)) (A_i - G_i C_j) e(t) \end{aligned} \quad (2.4)$$

Si l'erreur d'estimation d'état (2.4) converge asymptotiquement vers zéro, l'estimation des vecteurs d'état et de sortie (2.2) converge asymptotiquement vers les vecteurs d'état et de sortie du multi-modèle (2.1) respectivement.

Théorème 2.1 le multi-observateur (2.2) est asymptotiquement stable, s'il existe une matrice symétrique et définie positive P et des matrices de gain G_i vérifiant les inégalités suivantes :

$$(A_i - G_i C_i)^T P + P (A_i - G_i C_i) < 0, \quad \forall i \in \{1, \dots, M\} \quad (2.5a)$$

$$\left(\frac{A_i - G_i C_j + A_j - G_j C_i}{2} \right)^T P + P \left(\frac{A_i - G_i C_j + A_j - G_j C_i}{2} \right) < 0, \quad i < j < M \quad (2.5b)$$

Le multi-observateur (2.2) peut être simplifié si la sortie $y(t)$ est linéaire, c'est-à-dire $(C_1 = C_2 = \dots = C_M = C)$. Dans ce cas, $y(t) = Cx(t)$ et le multi-modèle devient :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t))(A_i x(t) + B_i u(t) + D_i) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (2.6)$$

Le multi-observateur est donné par la relation suivante :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t))(A_i \hat{x}(t) + B_i u(t) + D_i + G_i(y(t) - \hat{y}(t))) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (2.7)$$

Et la dynamique de l'erreur d'estimation d'état devient :

$$\dot{e}(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t))(A_i - G_i C)e(t) \quad (2.8)$$

Les conditions de stabilité du multi-observateur (2.7) sont alors données par le théorème suivant :

Théorème 2.2 : le multi-observateur (2.7) est asymptotiquement stable, s'il existe une matrice de Lyapunov symétrique et définie positive P vérifiant les inégalités suivantes :

$$(A_i - G_i C)^T P + P(A_i - G_i C) < 0, \quad \forall i \in \{1, \dots, M\} \quad (2.9)$$

2.2.2.2 Variables de décision non mesurables

Supposons maintenant qu'une partie (ou la totalité) des variables de décision ne sont pas mesurables. On note $\hat{\xi}(t)$ une estimation des variables de décision dépendant des variables d'état estimées $\hat{x}(t)$. Ainsi les fonctions d'activation du multi-observateur sont différentes de celles du multi-modèle (2.6). Dans le cas d'une matrice d'observation C unique, le multi-observateur s'écrit alors :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\hat{\xi}(t))(A_i \hat{x}(t) + B_i u(t) + D_i + G_i(\hat{y}(t) - y(t))) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (2.10)$$

L'erreur de sortie entre le multi-modèle (2.1) et le multi-observateur (2.10) est :

$$\begin{aligned} r(t) &= y(t) - \hat{y}(t) \\ &= C(x(t) - \hat{x}(t)) \end{aligned} \quad (2.11)$$

La dynamique de l'erreur d'estimation d'état s'écrit :

$$\begin{aligned}\dot{e}(t) &= \dot{x}(t) - \hat{\dot{x}}(t) \\ &= \sum_{i=1}^M \mu_i(\hat{\xi}(t)) \left((A_i - G_i C) e(t) + \Delta(\xi(t), \hat{\xi}(t), x(t), u(t)) \right)\end{aligned}\quad (2.12)$$

Avec

$$\Delta(\xi(t), \hat{\xi}(t), x(t), u(t)) = \left(\sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) - \sum_{i=1}^M \mu_i(\hat{\xi}(t)) \right) (A_i x(t) + B_i u(t)) \quad (2.13)$$

Notons que lorsque : $e(t) \mapsto 0$ alors $\Delta(\xi(t), \hat{\xi}(t), x(t)u(t)) \mapsto 0$.

C'est-à-dire, $\Delta(\xi(t), \hat{\xi}(t), x(t)u(t))$ agit comme une perturbation non structurée qui est censée être croissante bornée comme :

$$\left\| \Delta(\xi(t), \hat{\xi}(t), x(t), u(t)) \right\| \leq \mu \|e(t)\|, \quad \text{avec } \mu > 0 \quad (2.14)$$

Cependant, si on suppose qu'aucune structure particulière de telles perturbations ne peut être tout à fait conservatrice. Des conditions suffisantes de stabilité pour (2.12) sont données. Pour trouver les conditions de convergence du multi-observateur (2.10), nous avons choisi la fonction de Lyapunov donnée par (2.15).

$$V(t) = e^T(t) P e(t) \quad (2.15)$$

Sa dérivée par rapport au temps est :

$$\begin{aligned}\dot{V}(t) &= \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) \left(e^T(t) \left((A_i - G_i C)^T P + P(A_i - G_i C) \right) e(t) + 2\Delta^T P e(t) \right) \\ &\leq \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) \left(e^T(t) \left((A_i - G_i C)^T P + P(A_i - G_i C) + P^2 \right) e(t) + 2\Delta^T \Delta \right)\end{aligned}\quad (2.16)$$

En utilisant la relation (2.14), $\dot{V}(t)$ devient :

$$\begin{aligned}\dot{V}(t) &\leq \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) \left(e^T(t) \left((A_i - G_i C)^T P + P(A_i - G_i C) + P^2 \right) e(t) + \mu^2 \|e(t)\|^2 \right) \\ &\leq -\lambda_{\min} \left(-(A_i - G_i C)^T P - P(A_i - G_i C) + P^2 \right) \|e(t)\|^2 + \mu^2 \|e(t)\|^2\end{aligned}\quad (2.17)$$

Donc, la dérivée de la fonction de Lyapunov $\dot{V}(t)$ est négative si :

$$-\lambda_{\min} \left(-(A_i - G_i C)^T P - P(A_i - G_i C) + P^2 \right) > \mu^2 \quad (2.18)$$

En utilisant le complément de **Schur**, (2.18) est satisfaite si :

$$\begin{bmatrix} -(A_i - G_i C)^T P - P(A_i - G_i C) - \mu^2 P \\ P \\ I \end{bmatrix} > 0 \quad (2.19)$$

La convergence du multi-observateur (2.10) est conditionnée par l'existence de la matrice symétrique P , des matrices de gain G_i et d'un scalaire positif μ vérifiant la relation (2.19).

L'inégalité (2.19) est non linéaire par rapport aux variables P et G_i . Afin d'avoir un problème de type **LMI**, un changement de variable s'impose. Posons :

$$W_i = P G_i \quad (2.20)$$

L'inégalité (2.19) devient :

$$\begin{bmatrix} -(A_i^T P + P A_i) - C^T W^T - W_i C - \mu^2 P \\ P \\ I \end{bmatrix} > 0 \quad (2.21)$$

Ce résultat permet alors d'énoncer le théorème (2.3)

Théorème 2.3 : l'erreur d'estimation d'état entre le multi-observateur (2.10) et le multi-modèle (2.6), converge asymptotiquement vers zéro, s'il existe une matrice de Lyapunov P symétrique et définie positive, des matrices W_i et un scalaire positif μ tels que pour $i \in \{1, \dots, M\}$:

$$\begin{bmatrix} -(A_i^T P + P A_i) - C^T W^T - W_i C - \mu^2 P \\ P \\ I \end{bmatrix} > 0 \quad (2.22)$$

Les gains du multi-observateur se déduisent alors à l'aide de l'équation :

$$G_i = P^{-1} W_i \quad (2.23)$$

2.2.2.3 Affectation des valeurs propres d'un multi-observateur

Pour assurer la vitesse de la convergence de l'erreur d'estimation d'état du multi-observateur (2.7), il est nécessaire d'affecter toutes les valeurs propres des observateurs locaux, dans une région spécifique.

- Une première idée est de garantir que les parties réelles des valeurs propres des observateurs locaux sont comprises entre deux valeurs. σ_{\min} et $-\sigma_{\max}$, avec $\sigma_{\min} > -\sigma_{\max} > 0$, L'inégalité (2.9) devient :

$$\begin{cases} (A_i - G_i C + \sigma_{\max} I)^T P + P(A_i - G_i C + \sigma_{\min} I) < 0 \\ -(A_i - G_i C + \sigma_{\max} I)^T P - P(A_i - G_i C + \sigma_{\min} I) > 0 \end{cases} \quad (2.24)$$

Remarque : la partie imaginaire des valeurs propres des observateurs locaux n'est pas limitée avec cette contrainte, ce qui peut générer une dynamique à fortes oscillations.

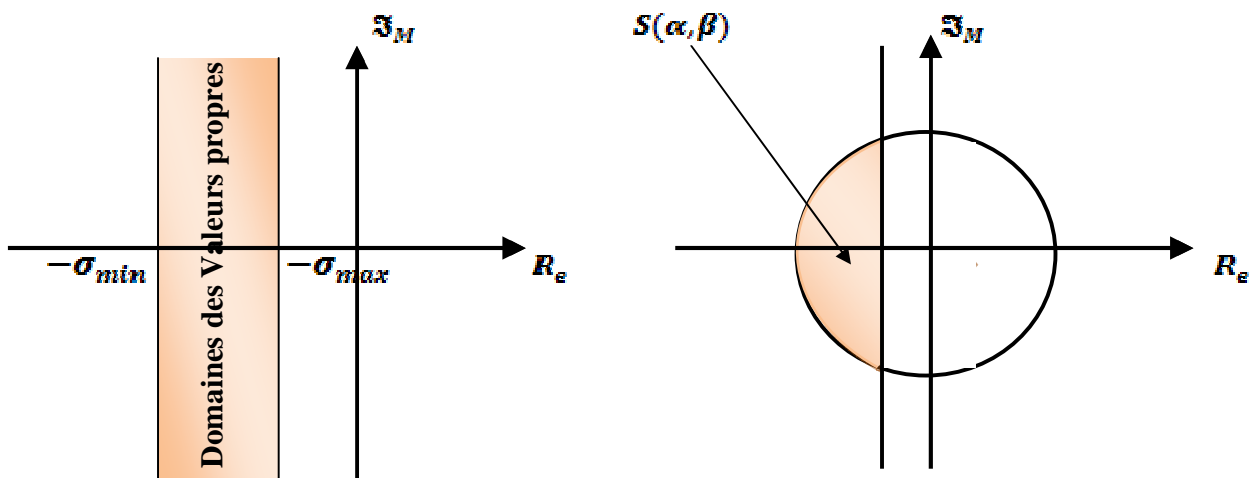


Figure 2.1. Placement des pôles

- Une autre idée est d'affecter les valeurs propres des observateurs locaux dans une région $S(\alpha, \beta)$, qui est l'intersection entre un cercle, de centre $(0, 0)$, de rayon β et du demi-plan gauche limité par une droite d'abscisse égale à $-\alpha$.

Corollaire 2.1 : les observateurs locaux d'un multi-observateur ont des valeurs propres dans la région $S(\alpha, \beta)$, s'il existe une matrice P définie positive telle que pour $i \in \{1, \dots, M\}$:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} -\beta P & (A_i - G_i C)^T P \\ P(A_i - G_i C) & -\beta P \end{bmatrix} < 0 \\ (A_i - G_i C)^T P + P(A_i - G_i C) + 2\alpha P < 0 \end{cases} \quad (2.25)$$

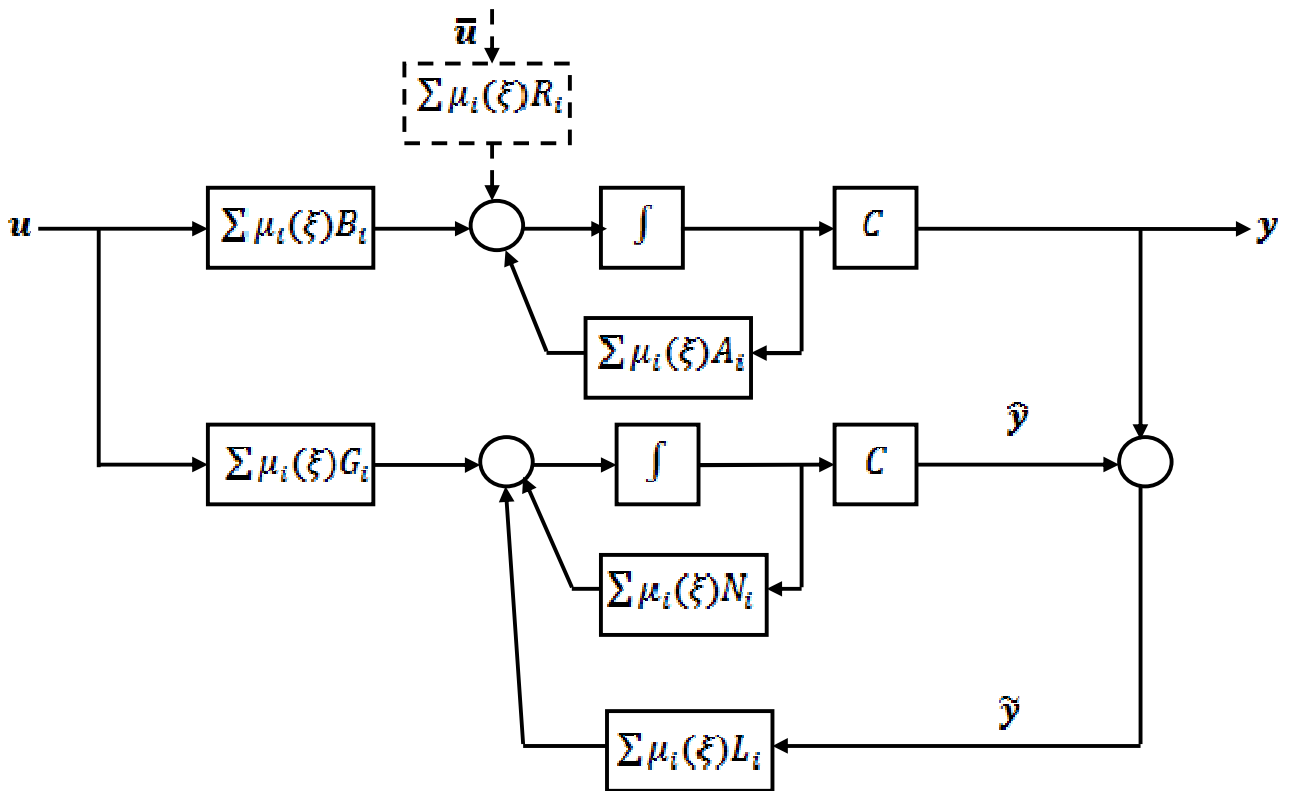


Figure 2.2. Structure générale d'un multi-observateur

2.3 Multi-observateurs décrit par Multi-modèle à états découplées

Rappelons-nous que la structure d'un multi-modèle découplée est représentée par :

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = A_i x_i(t) + B_i u(t) + D_i & i \in \{1, \dots, M\} \\ y_m(t) = \sum_{i=1}^M \mu_i(\xi(t)) (C_i x_i(t) + E_i u(t)) \end{cases} \quad (2.26)$$

Avec :

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = A_i x_i(t) + B_i u(t) + D_i \\ y_i(t) = C_i x_i(t) + E_i u(t) \end{cases} \quad (2.27)$$

Réécriture des équations du multi-modèle :

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = \tilde{A}X(t) + \tilde{B}u(t) + \tilde{D}_i; \\ Y(t) = \tilde{C}(t)X(t) \end{cases}; \quad (2.28)$$

$$x_i \in \mathbb{R}^{n_i} \quad \Leftrightarrow \quad X \in \mathbb{R}^n, \quad n = \sum_{i=1}^L n_i$$

Avec :

$$\tilde{A} = \begin{bmatrix} A_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & \ddots & & \\ 0 & 0 & A_i & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & A_L \end{bmatrix}, \quad \tilde{B} = \begin{bmatrix} B_1 \\ \vdots \\ B_i \\ \vdots \\ B_L \end{bmatrix}, \quad \tilde{C} = \begin{bmatrix} \mu_1(t)C_1^T \\ \vdots \\ \mu_i(t)C_i^T \\ \vdots \\ \mu_L(t)C_L^T \end{bmatrix}^T, \quad \tilde{D} = \begin{bmatrix} D_1 \\ \vdots \\ D_i \\ \vdots \\ D_L \end{bmatrix}; \quad (2.29)$$

$$\text{et } X(t) = [x_1^T \dots x_i^T \dots x_L^T] \in \mathbb{R}^n \quad (2.30)$$

2.3.1 Stabilité du multi-modèle :

Le multi-modèle découplé est stable si et seulement si tous les sous-modèles sont stables.

Cela veut dire :

- Comme la matrice \tilde{A} est une matrice bloc diagonale.
- La stabilité est assurée si et seulement si les valeurs propres de \tilde{A} :

$$\lambda(\tilde{A}) \in \mathbb{C}^- \Leftrightarrow \lambda(A_i) \in \mathbb{C}^-, \quad \forall i = 1, \dots, L$$

2.3.2 Structure de l'observateur

Extension de l'observateur de Luenberger classiquement utilisé :

$$\begin{cases} \dot{\hat{X}}(t) = \tilde{A}\hat{X}(t) + \tilde{B}u(t) + \tilde{D} + \tilde{G}(y(t) - \hat{y}(t)); \\ \hat{y}(t) = \tilde{C}\hat{X}(t) \end{cases}; \quad (2.31)$$

$$\tilde{G} = [G_1^T \dots G_i^T \dots G_L^T]; \quad (2.32)$$

L'erreur d'estimation donnée par :

$$e(t) = X(t) - \hat{X}(t); \quad (2.33)$$

Et sa dérivée par :

$$\dot{e}(t) = (\tilde{A} - \tilde{G} \tilde{C}(t)) e(t); \quad (2.34)$$

$$\dot{e}(t) = A_{obs}(t) e(t); \quad (2.35)$$

➤ Objectif : Assurer que « $\lambda(A_{obs}(t)) \in \mathbb{C}^-$ », pour assurer la stabilité du multi-observateur.

1. Fonction de Lyapunov quadratique :

$$V(e(t)) = e^T(t) P e(t), \quad P = P^T \text{ et } P > 0. \quad (2.36)$$

2. La convergence exponentielle de l'erreur d'estimation est assurée si :

$$\text{a. } V(e(t)) > 0, \forall k \quad (2.37)$$

$$\text{b. } \dot{V}(e(t)) + 2\alpha V(e(t)) < 0, \forall k \quad (2.38)$$

Théorème1 (convergence exponentielle)

S'il existe une matrice symétrique et définie positive P , une matrice K et un scalaire positif α vérifiant les **LMI**s suivantes :

$$(\tilde{A} + \alpha I)^T P + P(\tilde{A} + \alpha I) - (\tilde{K} C_i)^T - \tilde{K} C_i < 0, i = 1 \dots L \quad (2.39)$$

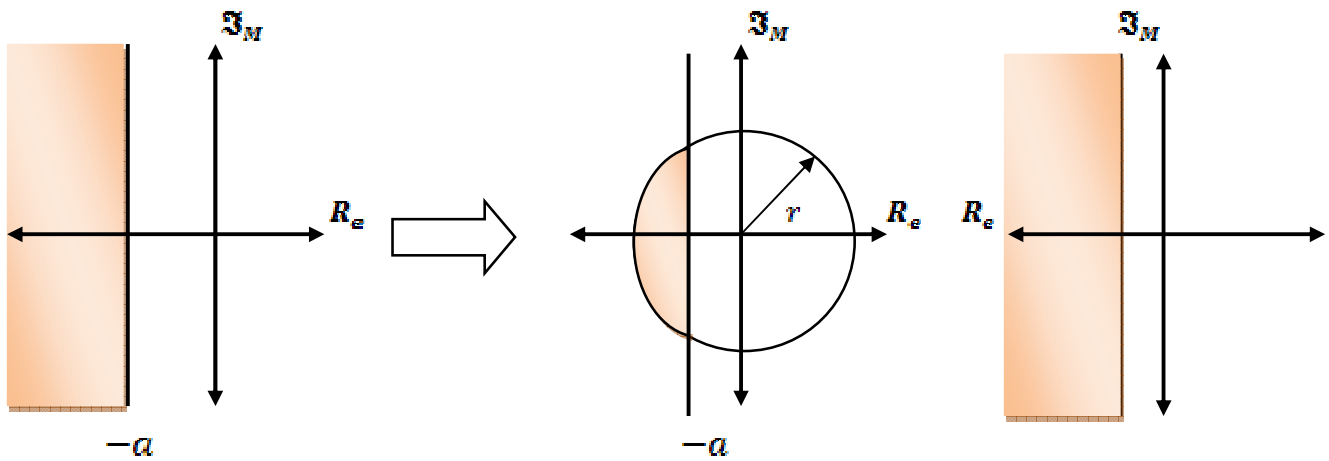
Alors l'observateur est exponentiellement convergent. Le gain de l'observateur est donné par

$$G = P^{-1} K.$$

α Est le taux de décroissance qui sert à quantifier la vitesse de convergence de l'erreur d'estimation.

I. La convergence exponentielle de l'erreur d'estimation est une notion plus forte que la convergence asymptotique (convergence asymptotique $\alpha = 0$)

II. La partie réelle des pôles de l'observateur est inférieure à $-\alpha$.



III. Placement des pôles de l'observateur dans une nouvelle région :

Théorème 2

Les pôles de l'observateur sont placés dans la région $S(\alpha, r)$ du plan complexe s'il existe une matrice symétrique et définie positive P , une matrice K et deux scalaires positifs α et r vérifiant les **LMIs** suivantes :

$$\begin{bmatrix} -rP & P\tilde{A} - K\tilde{C}_i \\ \tilde{A}^T P - (K\tilde{C}_i)^T & -rP \end{bmatrix} < 0 ;$$

$$(\tilde{A} + \alpha I)^T P + P(\tilde{A} + \alpha I) - (\tilde{K}\tilde{C}_i)^T - \tilde{K}\tilde{C}_i < 0, i = 1 \dots L \quad (2.40)$$

Le gain de l'observateur est donné $\tilde{G} = P^{-1}K$.

2.4 Exemple d'application

- Soit à estimer l'état d'un système décrit par un multi-modèle découpé constitué de $L = 2$ sous-modèles. Les valeurs numériques des matrices A_i , B_i , C_i et D_i sont :

$$A_1 = \begin{bmatrix} -0.3908 & 0 \\ 0 & -0.3657 \end{bmatrix}, \quad A_2 = \begin{bmatrix} -0.3675 & 0 \\ 0 & -0.3351 \end{bmatrix},$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} 0.2103 & 0.9838 & 0.2898 & 1.6892 & 0.3419 & 0.4792 & -0.1425 \\ 0.2185 & 0.9495 & 0.2961 & 1.7150 & 0.3079 & 0.3319 & -0.1613 \end{bmatrix};$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} 0.1295 & -0.1499 & 0.9223 & 1.0487 & -0.8209 & 0.3328 & -1.1781 \\ 0.0992 & -0.0556 & 0.9086 & 0.9967 & -0.8370 & 0.4063 & -1.1857 \end{bmatrix};$$

$$C_1 = \begin{bmatrix} 1.6601 & 0 \\ 0 & 1.6355 \end{bmatrix}, \quad C_2 = \begin{bmatrix} 1.5166 & 0 \\ 0 & 1.5036 \end{bmatrix};$$

$$D_1 = \begin{bmatrix} 0.022 \\ 0.0391 \end{bmatrix}, \quad D_2 = \begin{bmatrix} 0.1548 \\ 0.1549 \end{bmatrix};$$

- Les valeurs initiales des variables d'état et des variables estimées sont :

$$X = [0 \ 0 \ 0 \ 0]^T; \quad X_{est} = [-0.2 \ 0 \ -0.1 \ 0.1]^T;$$

- Stabilité du multi-modèle

Le multi-modèle est stable car les valeurs propres de chaque matrice A_i appartiennent au demi-plan gauche du plan complexe.

$$\lambda(A_1) = \begin{bmatrix} -0.3908 \\ -0.3657 \end{bmatrix}, \quad \lambda(A_2) = \begin{bmatrix} -0.3675 \\ -0.3351 \end{bmatrix};$$

- La résolution de l'inégalité (2.40) donne les résultats suivants :

$$P = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.5 & 1.0 & 0.8 \\ 0.5 & 0.8 & 0.6 & 0.9 \\ 1.0 & 0.6 & 1.0 & 0.4 \\ 0.8 & 0.9 & 0.4 & 0.8 \end{bmatrix};$$

$$G_1 = \begin{bmatrix} -1.2390 & 0 \\ 0 & -1.1768 \end{bmatrix}; \quad G_2 = \begin{bmatrix} -0.2470 & 0 \\ 0 & -0.2272 \end{bmatrix};$$

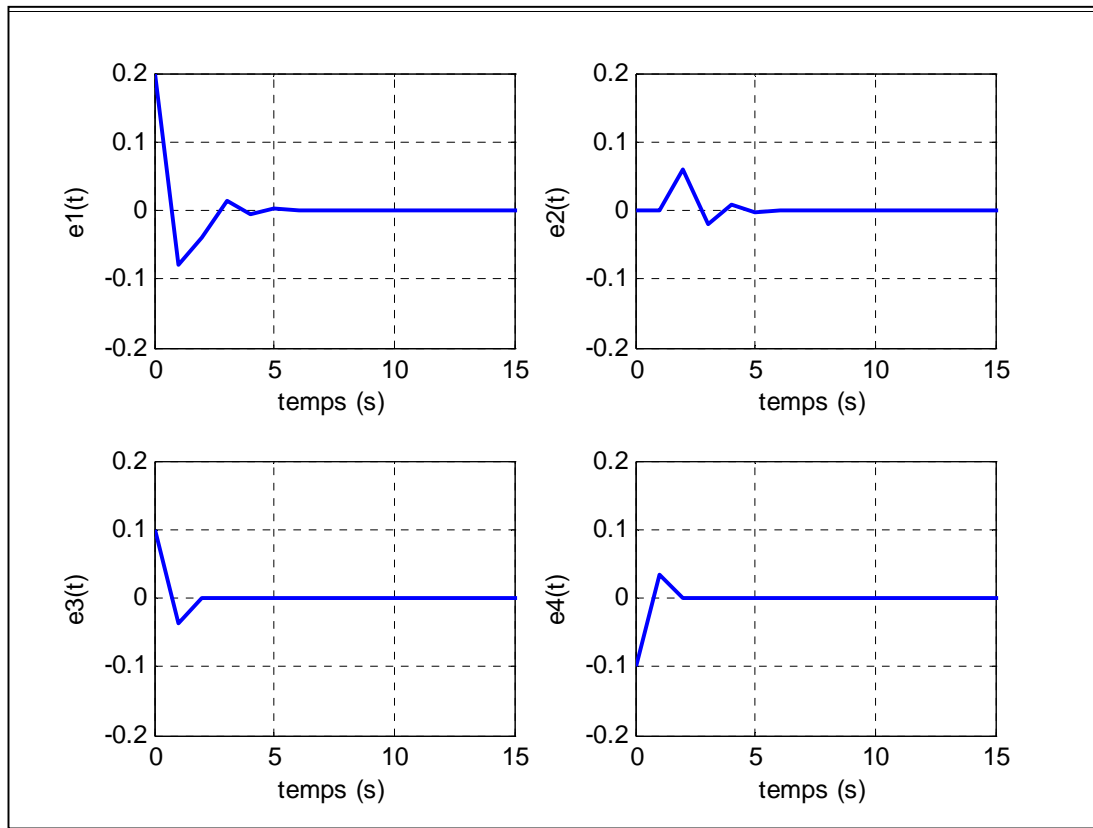


Figure 2.3. Convergence asymptotique des erreurs d'estimation d'état

2.5 Conclusion :

A partir d'une représentation multi-modèle, on a montré comment concevoir un multi-observateur utilisant le principe de l'interpolation d'observateurs locaux. Le calcul des gains de l'observateur global 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 BMI. De simples changements de variables permettent de transformer les inégalités bilinéaires obtenues en des inégalités linéaires ce qui facilite la résolution de point de vue numérique en utilisant des outils LMI. Ce résultat est valable uniquement lorsque la matrice de Lyapunov est commune pour toutes les inégalités matricielles.

*3. DIAGNOSTIC DES SYSTEMES NON
LINEAIRES PAR APPROCHE
MULTIMODELE*

3. DIAGNOSTIC DES SYSTEMES NON LINEAIRES PAR APPROCHE MULTIMODELE

3.1 LA TACHE DE DIAGNOSTIC DE DEFAUTS A BASE DE MODELES

Dans le domaine du diagnostic, certains termes sont communément employés. Pour les plus courants, une définition succincte est proposée :

- la détectabilité est l'aptitude du système de diagnostic à pouvoir déceler la présence d'une défaillance sur le processus ;
- l'isolabilité est la capacité du système de diagnostic à retrouver l'origine du défaut ; la sensibilité caractérise l'aptitude du système à détecter les défauts d'une certaine amplitude en fonction du rapport de l'amplitude du bruit de mesure avec celle du défaut.
- la robustesse détermine la capacité du système à détecter les défauts indépendamment des erreurs de modélisation, du bruit ou des perturbations.

La détection et l'isolation de défauts, (en anglais, Fault Detection and Isolation), s'appuient sur un modèle mathématique du système et sont basées sur une comparaison des mesures du système avec l'information issue du modèle (Frank 1990). Le principe du diagnostic à base de modèle est illustré à la Fig. 3.1.

Quelle que soit la méthode utilisée, afin d'exploiter au maximum l'information contenue dans les mesures prélevées sur le processus, cette tâche se décompose selon les trois étapes suivantes :

1. La génération de résidus : elle consiste à associer la paire valeur de référence-observations des faits, appelés résidus, qui permettent d'évaluer une différence concernant les conditions normales de fonctionnement.
2. L'évaluation de résidus : les résidus sont comparés par rapport aux limites définies préalablement, et de cette comparaison il résulte qu'un vecteur de symptômes est engendré. Le problème de l'évaluation consiste à définir le seuil afin de détecter la présence de changements. Effectivement, en régime de fonctionnement normal, les résidus sont générés de manière à être statistiquement nuls et s'écartent « notablement » de zéro en présence de défauts.

3. La décision constitue la dernière étape de la tâche de diagnostic. Elle consiste en la comparaison du vecteur de symptômes avec l'ensemble des signatures de référence, de bon et mauvais fonctionnement rassemblées dans un tableau de signatures, appelé également matrice de diagnostic. D'un point de vue pratique, la logique de décision à seuils joue un rôle important. Si le seuil choisi est constant, les entrées inconnues qui excitent le système perturbent la décision. Si le seuil est choisi trop petit, on observe beaucoup de fausses alarmes et s'il est trop grand, les défauts de faible amplitude ne sont pas détectés. Il est donc intéressant d'utiliser des seuils adaptatifs qui évoluent en fonction du point de fonctionnement du processus surveillé. La décision permet donc d'identifier les défauts, c'est-à-dire de localiser la cause de l'anomalie dans le système.

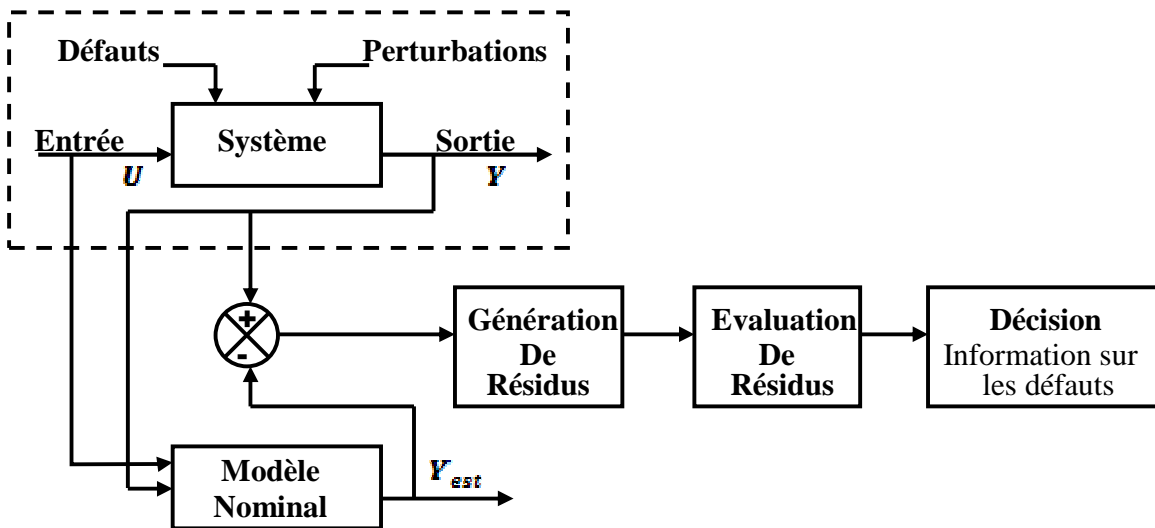


Figure 3.1. Méthode de détection et isolation de défauts.

Alors qu'un seul résidu suffit pour détecter l'existence d'un défaut au sein du système, en revanche, plusieurs résidus sont nécessaires afin de trouver la cause du défaut.

3.2 Génération de résidus à l'aide de reconSTRUCTEURS d'état

La génération de résidus à l'aide d'une estimation d'état consiste à reconstruire l'état ou, plus généralement, la sortie du processus à l'aide d'observateurs et à utiliser l'erreur d'estimation comme résidu. Cette méthode s'est beaucoup développée car elle donne lieu à la conception de générateurs de résidus flexibles.

Considérons par exemple un système dynamique linéaire excité par des entrées $u(t)$ et soumis à des perturbations non mesurables $f(t)$, peut être décrit, en ne tenant pas compte de bruits additifs éventuels et en utilisant la transformée de Laplace, par la relation entrée-sortie suivante :

$$y(s) = G_u(s)u(s) + G_f(s)f(s) \dots\dots\dots (3.1)$$

La structure générale de tous les générateurs déterministes de résidus peut alors être schématisée par la figure 3.2 :

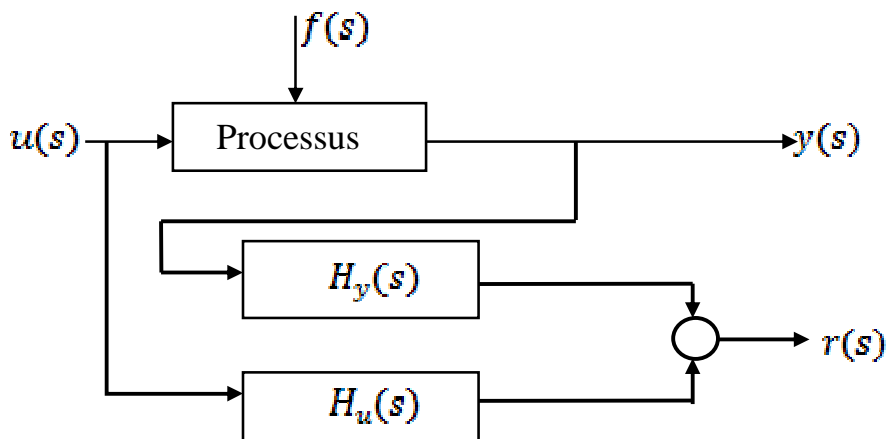


Figure 3.2 : Structure générale des générateurs de résidus

On peut donc exprimer le résidu par :

$$r(s) = H_u(s)u(s) + H_y(s)y(s) \dots\dots\dots (3.2)$$

Ou encore, en substituant dans cette relation y(s) par son expression :

$$r(s) = (H_u(s) + H_y(s)G_u(s))u(s) + H_y(s)G_f(s)f(s) \dots\dots\dots (3.3)$$

Pour que le résidu soit effectivement nul lorsqu'il n'y a pas de perturbations, les matrices de transfert $H_u(s)$ et $H_y(s)$ doivent satisfaire la condition :

$$H_u(s) + H_y(s)G_u(s) = 0 \dots\dots\dots (3.4)$$

Il est important de noter que l'expression de $r(s)$ est la représentation générale de tous les générateurs linéaires de résidus. La conception d'un générateur revient donc à choisir les matrices $H_u(s)$ et $H_y(s)$ en satisfaisant la contrainte précédente. Notons également que cette dernière égalité n'explicite pas la fonction de transfert du générateur de résidus, mais donne simplement une contrainte sur sa structure.

Un cas particulièrement simple consiste à choisir $H_y(s) = I$ et $H_u(s) = G_u(s)$ ce qui explicite le résidu sous la forme $r(s) = y(s) - G_u(s)u(s)$ qui n'est autre que le résidu obtenu directement à partir de la fonction de transfert du système.

Généralement, la localisation des défauts passe par la structuration des résidus. Idéalement, on cherche à ce qu'un résidu ne soit sensible (ou insensible) qu'à un seul défaut. Cette structuration, qui correspond à un découplage, peut être effectuée de différentes façons. L'utilisation d'observateurs construits à partir d'une partie seulement des entrées et/ou des sorties permet d'atteindre cet objectif.

Selon que l'on souhaite détecter des défauts d'actionneurs ou de capteurs, on n'utilise qu'une partie des entrées (observateurs à entrées inconnues) ou une partie des sorties.

Dans les deux cas, ceci n'est bien sûr possible que si le système reste observable sur la base des informations disponibles. Parmi les structures les plus employées, citons la structure d'observateurs dédiés (Dedicated Observer Scheme ou DOS). Si l'on cherche à détecter des défauts d'actionneurs, le banc d'observateurs est tel que le $i^{\text{ème}}$ observateur est piloté par la $i^{\text{ème}}$ entrée et toutes les sorties ; les entrées restantes sont considérées comme inconnues. Dans ce cas, la sortie de cet i ème observateur est insensible aux défauts des entrées non utilisées. (Figure 3.3).

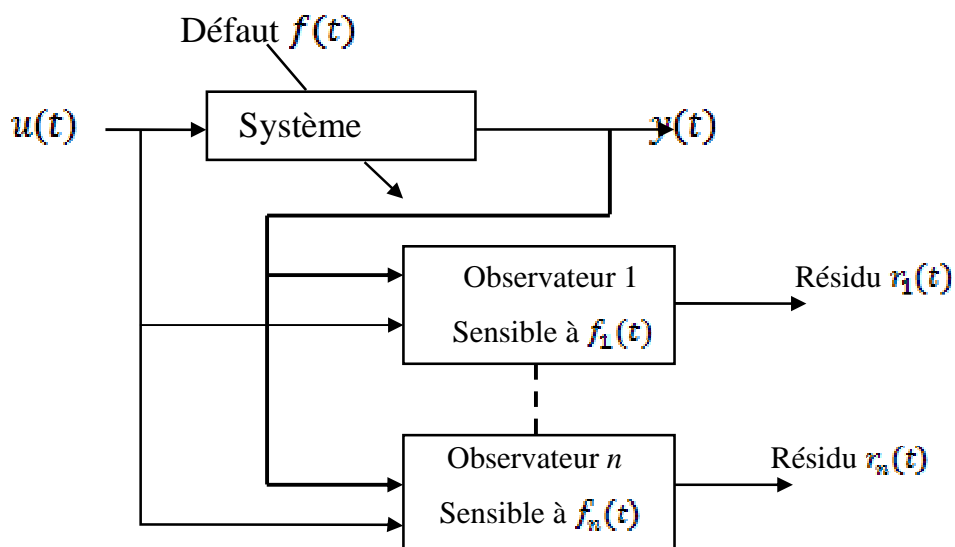


Figure 3.3 : Structure d'observateurs dédiés "DOS"

Une deuxième structure, appelée "Simplified Observer Scheme, ou SOS", seul un observateur constitue le banc. Il est synthétisé de sorte à n'être sensible qu'à un groupe de défauts (figure 3.4). Si l'un des défauts auquel est sensible l'observateur apparaît alors les estimations sont erronées. Dans le cas contraire elles sont exactes.

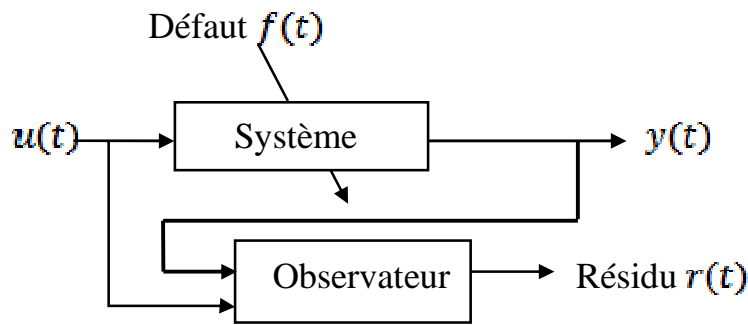


Figure 3.4 : Structure d'observateurs simplifiés "SOS"

Une troisième structure, appelée "structure généralisée" (Generalized Observer Scheme ou GOS) (figure 3.5.a), utilise un ensemble d'observateurs où le $i^{\text{ème}}$ observateur est piloté par toutes les entrées sauf la $i^{\text{ème}}$ et toutes les sorties (figure 3.5.b). La sortie de cet observateur est donc sensible aux défauts de toutes les entrées sauf ceux affectant la $i^{\text{ème}}$. Une structure duale peut être proposée pour la détection de défauts capteurs. Dans ce cas, le $i^{\text{ème}}$ observateur du banc est piloté par toutes les entrées et toutes les sorties sauf la $i^{\text{ème}}$ (figure 3.5.c).

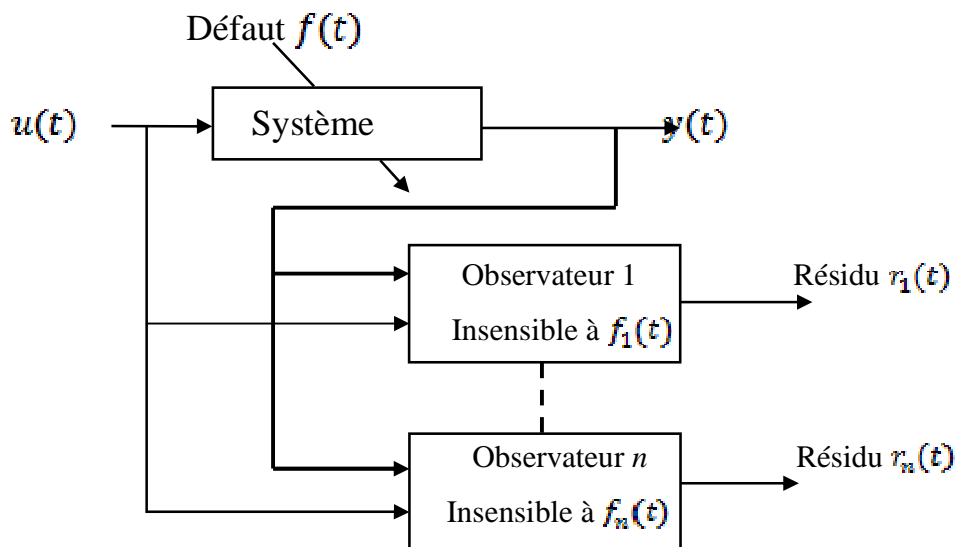


Figure 3.5.a : Structure d'observateurs généralisés "GOS"

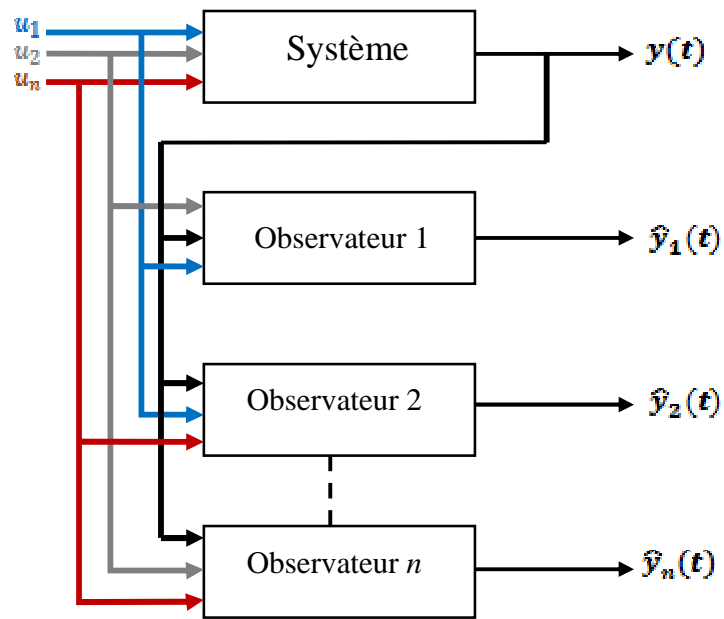


Figure 3.5.b : Schéma de détection et localisation de défauts d'actionneurs GOS

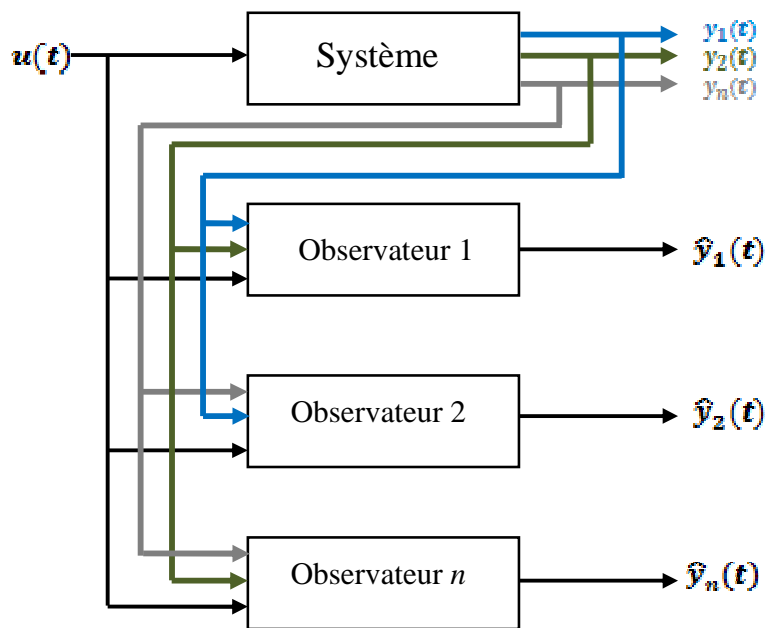


Figure 3.5.c : Schéma de détection et localisation de défauts de capteurs GOS

	SOS	GOS	DOS
Détection	Défauts	Défauts	Défauts
Isolation	Pas d'isolation de	Défauts non	Défauts

Tableau 3.1 : caractéristiques des trois structures d'observateurs les plus connus.

Comme nous l'avons déjà fait remarquer précédemment au chapitre 2, la plupart des observateurs s'appuyant sur un multi-modèle à état couplé ou (à état découplé) utilisent des fonctions de pondération dépendant de variables connues (entrées ou sorties du système).

Si l'on choisit $\xi(t) = u(t)$, il n'est pas possible de construire des observateurs s'affranchissant de la connaissance de certaines entrées, car celles-ci interviennent dans les fonctions de pondération. De façon analogue, si le modèle du système a été élaboré avec $\xi(t) = y(t)$, on ne peut pas s'affranchir de la connaissance de certaines sorties pour la conception de l'observateur.

Cette contrainte nécessite l'élaboration de deux multi-modèles différents, représentant le même système, selon que l'on veut détecter et localiser des défauts de capteurs ou des défauts d'actionneurs. Pour contourner cette difficulté, il est intéressant de considérer le cas où les fonctions d'activation dépendent uniquement de l'état du système.

3.3 Exemple d'application « surveillance de l'Ozone O_3 »

3.3.1 Introduction [HAR 03]

Beaucoup d'activités humaines produisent des polluants primaires comme les oxydes d'azote (NO_2 et NO), le dioxyde de soufre et les composés organiques volatiles (COV) qui forment dans la basse atmosphère, par des réactions chimiques ou photochimiques, des polluants secondaires comme l'ozone.

Un certain nombre de ces polluants sont susceptibles de poser des problèmes pour la santé humaine et les systèmes écologiques. C'est pourquoi une directive européenne a défini des normes de qualité de l'air afin de protéger la santé humaine. Ainsi, les valeurs seuils suivantes ont été fixées pour la concentration d'ozone :

- $360 \mu g/m^3$ (valeur moyenne sur une heure) : seuil d'alerte de la population,
- $180 \mu g/m^3$ (valeur moyenne sur une heure) : seuil d'information de la population,
- $110 \mu g/m^3$ (valeur moyenne sur une heure) : seuil de protection pour la santé.

La surveillance de la qualité de l'air est effectuée par les réseaux de mesures. Leurs missions sont :

La production de données (mesures de concentration de polluants et d'un ensemble de paramètres météorologiques liés aux événements de pollution) comprenant la gestion des réseaux de mesures, la diffusion des données pour l'information permanente de la population et des services publics en cas de dépassement des seuils fixés.

Des données fausses entraîneront des décisions erronées (mesures temporaires de réduction des émissions). Ainsi, la validité des données et la crédibilité des informations fournies sont donc essentielles du point de vue économique, sanitaire et écologique, social, scientifique et technique.

Pour garantir la pertinence des informations fournies ou des décisions prises, la mise en œuvre de procédures de diagnostic de fonctionnement de capteurs et de validation de données est indispensable avant toute utilisation des mesures par un opérateur ou un système de traitement de l'information. La validation de données a pour but de détecter des anomalies de fonctionnement des capteurs principalement ceux de la concentration d'ozone. Ainsi, on est typiquement en face d'un problème de diagnostic qui nécessite les étapes suivantes:

- détection de capteurs défectueux,
- localisation du ou des capteurs défectueux,
- identification du type de défauts (amplitude, durée),
- proposition d'une valeur de remplacement (utile pour les traitements ultérieurs).

3.3.2 A propos de l'ozone [MÉN 06]

La stratosphère, située en dessous de 50 km d'altitude, constitue un écran protecteur au rayonnement solaire très énergétique : tous les rayonnements de longueur d'onde inférieure à 290 nm sont absorbés. Ainsi, la photodissociation des molécules d'oxygène stratosphériques conduit à un équilibre entre les espèces $O_2/O/O_3$:

Photolyse de l'oxygène moléculaire : $O_2 + h\nu \rightarrow O^{3P} + O^{3P}$

Formation de l'ozone : $O_2 + O^{3P} + M \rightarrow O_3 + M$

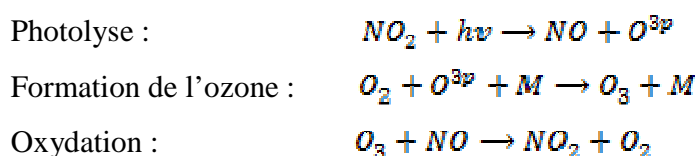
Photolyse de l'ozone : $O_3 + h\nu \rightarrow O_2 + O^{3P}$

Combinaison : $O^{3P} + O_3 \rightarrow 2O_2$

L'ozone ainsi formé, l'ozone stratosphérique, représente environ 80% du contenu global en ozone de l'atmosphère. Usuellement, le terme couche d'ozone désigne cet ozone protecteur des ultraviolets solaires.

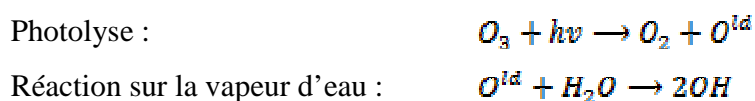
Dans la troposphère, l’ozone est un polluant secondaire. Sa présence est le résultat de réactions chimiques et photochimiques intégrant des polluants primaires tels que les oxydes d’azote, le méthane et les hydrocarbures. Sous l’effet du rayonnement solaire, les oxydes d’azote, provenant de l’oxydation de l’azote de l’air lors de la combustion du carburant, peuvent réagir avec des composés issus du trafic automobile, des industries, et conduire à la formation d’ozone. La quantité d’ozone présente dans la troposphère est donc un indicateur d’une pollution importante de l’air ambiant.

Les rayonnements solaires arrivant à la troposphère présentent des longueurs d’onde supérieures à 290 nm. A ce niveau, la molécule se photo-lysant le plus facilement est le dioxyde d’azote (NO_2) pour des longueurs d’ondes inférieures à 420 nm. L’oxygène atomique produit par cette réaction se combine avec l’oxygène moléculaire pour donner une molécule d’ozone. Une réaction d’oxydation entre le monoxyde d’azote (NO) et l’ozone peut ensuite avoir lieu pour redonner une nouvelle molécule de NO_2 . Un équilibre dynamique (cycle de Leighton) s’établit donc entre les espèces $NO_2 / NO / O_3$:

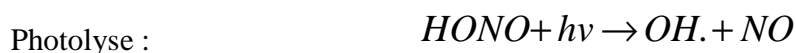


Cet équilibre est très souvent perturbé par d’autres réactions consommatrices de NO telles que les réactions avec des radicaux peroxydes provenant d’une oxydation par le radical hydroxyle, $OH\cdot$, et avec de polluants atmosphériques (le monoxyde de carbone, le méthane et les hydrocarbures). La conséquence directe de ces autres réactions est l’accumulation d’ozone dans l’air ambiant.

Le radical $OH\cdot$ est formé principalement par photolyse de l’ozone puis réaction avec la vapeur d’eau, si les photons sont suffisamment énergétiques (290 à 310 nm).



Une seconde voie de formation de $OH\cdot$ est issue de la photolyse de l’acide nitreux sous un rayonnement inférieur à 400 nm.



Enfin, l’ozonolyse des alcènes, détaillée plus tard, est également source de $OH\cdot$ dans l’atmosphère.

Ce composé, le plus énergétique de la troposphère, est appelé « le nettoyeur de l’atmosphère » car il oxyde la plupart des molécules organiques.

Les pics de pollution à l’ozone interviennent principalement en période estivale et plus particulièrement en milieu d’après-midi, lorsque les conditions climatiques sont les plus favorables :

Température élevée, fort rayonnement UV, durée d’insolation importante, vent faible et présence de polluants primaires. Ces paramètres permettent une persistance de ces polluants en quantité importante et favorisent ainsi la formation d’ozone.

3.3.3 DONNEES :

Les données de cet exemple sont inspirées d’une figure pris d’une thèse de doctorat [KAM 05].

Elle donne une description de la cinétique de formation de l’ozone dans l’atmosphère en fonction de l’évolution des concentrations en réactifs.

Paramètres intervenants dans la formation de l’ozone:

$$\langle NO_2, HNO_3, NO, HCHO, RCHO, PAN, RH, H_2O_2 \rangle.$$

Nous considérons par la suite ces paramètres comme entrées et l’ozone « O_3 » comme sortie de notre système proposé. Voir figure 3.6 et figure 3.7.

Nous avons choisi ici d’utiliser un critère global pour effectuer l’identification du multi-modèle. On souhaite obtenir un multi-modèle de prédiction et non pas d’explication de comportements locaux.

L’estimation paramétrique est effectuée à partir de la relation (1.24), en considérant le vecteur gradient $G(\theta(k))$ et la matrice hessienne $H(k)$ définis par les relations (1.25) et (1.27).

Le multi-modèle est constitué arbitrairement par $L = 2$ sous-modèles. Les paramètres A_i, B_i, D_i et C_i des sous-modèles sont de type scalaire. Les fonctions de pondération μ_i dépendent des signaux d’entrées « $NO_2, HNO_3, NO, HCHO, RCHO, PAN, RH, H_2O_2$ », les centres sont donnés par " c_i " et la dispersion " σ_i ".

$$\begin{bmatrix} c_i \\ \sigma_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.61 & 0.213 \\ 0.61 & 0.325 \end{bmatrix}; \dots\dots\dots (3.5)$$

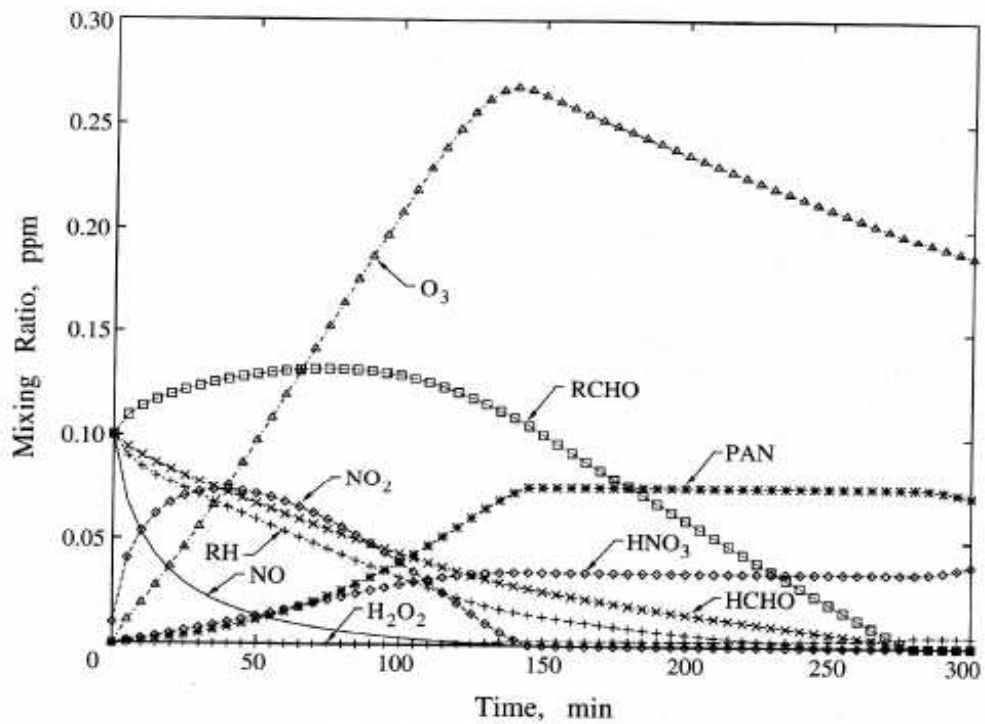


Figure 3.6. Extraite de [KAM 05] « Cinétique des composés intervenant dans la formation de l'ozone atmosphérique »

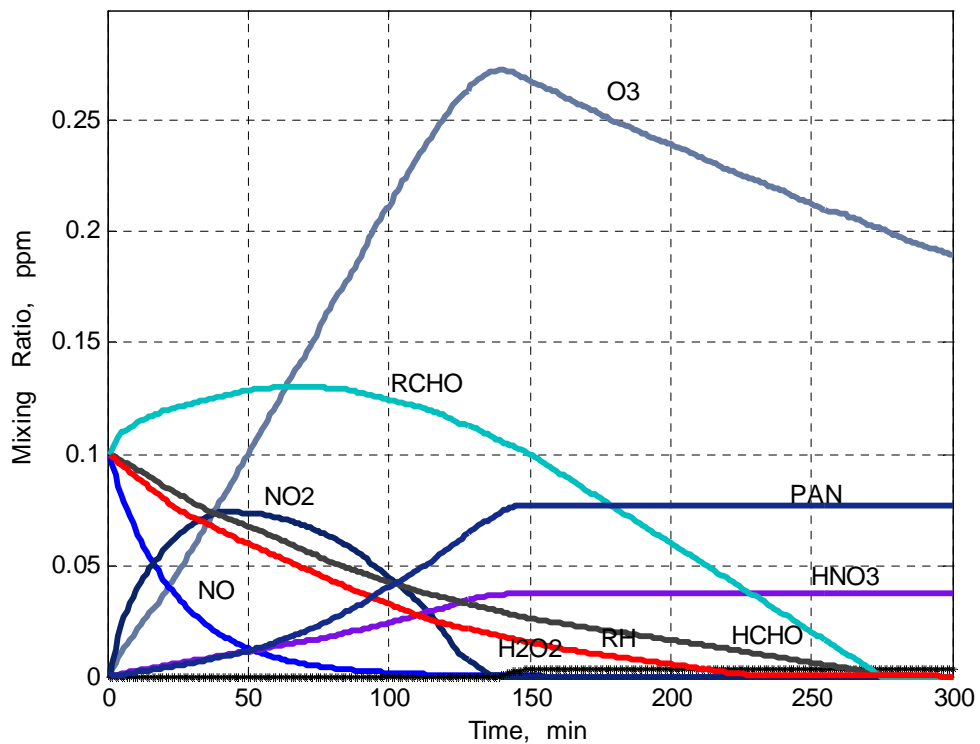


Figure 3.7. Inspirée « Cinétique des composés intervenant dans la formation de l'ozone atmosphérique ». [KAM 05]

3.3.4 RESULTATS :

3.3.4.1 Elaboration d'un multi-modèle à états découplés

A_i	B_{1i}	B_{2i}	B_{3i}	B_{4i}	B_{5i}	B_{6i}	B_{7i}	C_i	D_i
-0,3908	0,2103	0,9838	0,2898	1,6892	0,3419	0,4792	-0,1425	1,6601	0,0220
-0,3675	0,1295	-0,1499	0,9223	1,0487	-0,8209	0,3328	-1,1781	1,5166	0,1548

$$\hat{x}_1(k) = -0,3908\hat{x}_1(k-1) + 0,2103u_1(k-1) + 0,9838u_2(k-1) + 0,2898u_3(k-1) + 1,6892u_4(k-1) + 0,3419u_5(k-1) + 0,4792u_6(k-1) - 0,1425u_7(k-1) + 0,0220; \dots (3.6)$$

$$\hat{x}_2(k) = -0,3675\hat{x}_2(k-1) + 0,1295u_1(k-1) - 0,1499u_2(k-1) + 0,9223u_3(k-1) + 1,0487u_4(k-1) - 0,8209u_5(k-1) - 0,3328u_6(k-1) - 1,1781u_7(k-1) + 0,1548; \dots (3.7)$$

$$\hat{y}_1(k) = 1,6601 \hat{x}_1(k); \dots (3.8)$$

$$\hat{y}_2(k) = 1,5166 \hat{x}_2(k); \dots (3.9)$$

$$\hat{y}(k) = \mu_1(\xi(k))\hat{y}_1(k) + \mu_2(\xi(k))\hat{y}_2(k); \dots (3.10)$$

Avec : $u_1(k) = NO(k);$

$u_2(k) = NO_2(k);$

$u_3(k) = HNO_3(k);$

$u_4(k) = PAN(k);$

$u_5(k) = HCHO(k);$

$u_6(k) = RCHO(k);$

$u_7(k) = RH(k);$

$u_8(k) = H_2O_2(k);$

$y(k) = O_3(k);$

$\xi(k) = u_9(k) = u_1(k) + u_2(k) + u_3(k) + u_4(k) + u_5(k) + u_6(k) + u_7(k) + u_8(k);$

$\mu(\xi(k))$: Suit une loi gaussienne.

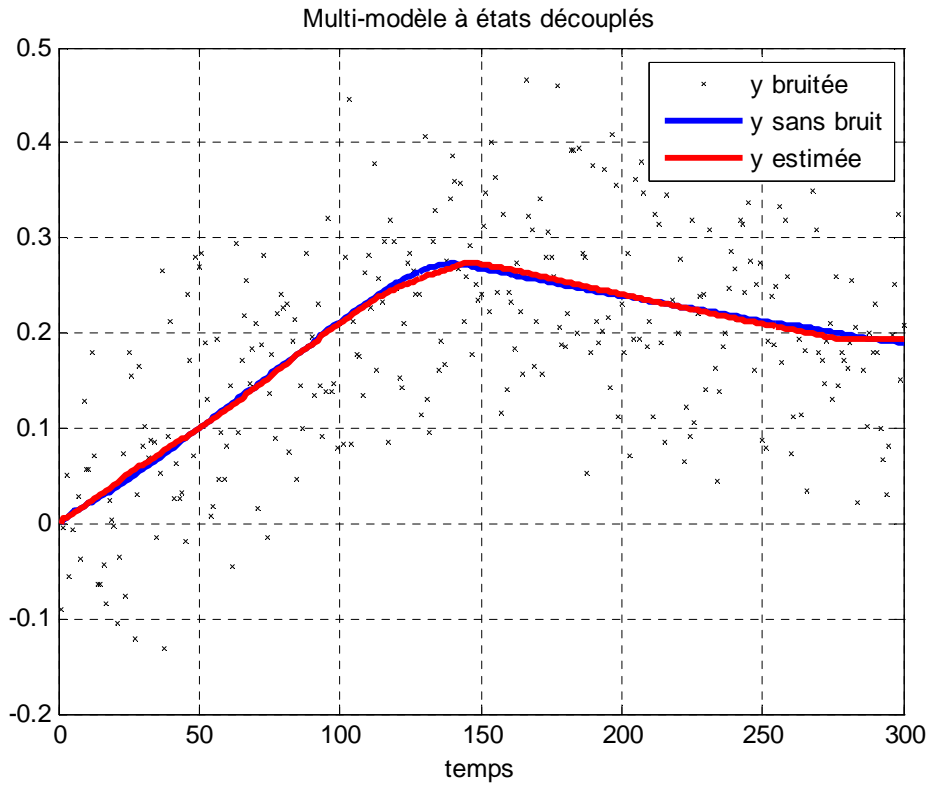


Figure 3.8. $y(k) = \mathcal{O}_3(k)$ Théorique et estimé, avec la fonction de décision $\xi(t) = \sum_{i=1}^3 u_i$.

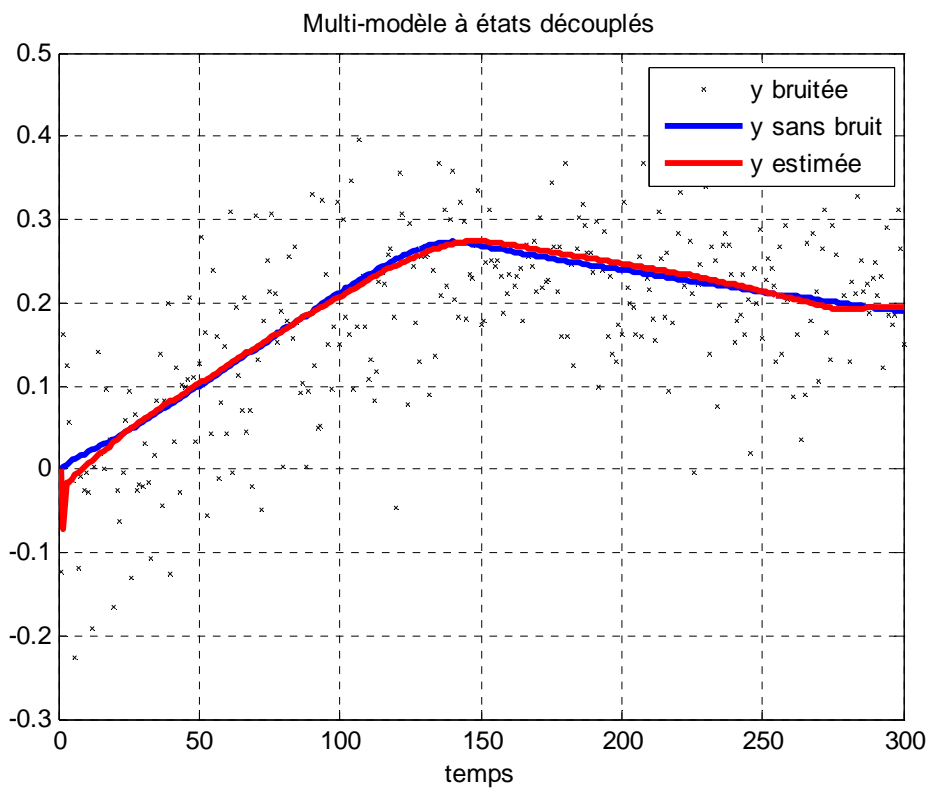


Figure 3.9. $y(k) = \mathcal{O}_3(k)$ Théorique et estimé, avec la fonction de décision $\xi(t) = x1(t)$.

3.3.4.2 Elaboration d'un multi-observateur

Il s'agit d'estimer l'état d'un système décrit par un multi-modèle découplé constitué de $L = 2$ sous-modèles. Les valeurs numériques des matrices A_i, B_i, D_i et C_i sont :

$$A_1 = \begin{bmatrix} -0.3908 & 0 \\ 0 & -0.3657 \end{bmatrix}, \quad A_2 = \begin{bmatrix} -0.3675 & 0 \\ 0 & -0.3351 \end{bmatrix},$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} 0.2103 & 0.9838 & 0.2898 & 1.6892 & 0.3419 & 0.4792 & -0.1425 \\ 0.2185 & 0.9495 & 0.2961 & 1.7150 & 0.3079 & 0.3319 & -0.1613 \end{bmatrix};$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} 0.1295 & -0.1499 & 0.9223 & 1.0487 & -0.8209 & 0.3328 & -1.1781 \\ 0.0992 & -0.0556 & 0.9086 & 0.9967 & -0.8370 & 0.4063 & -1.1857 \end{bmatrix};$$

$$C_1 = \begin{bmatrix} 1.6601 & 0 \\ 0 & 1.6355 \end{bmatrix}, \quad C_2 = \begin{bmatrix} 1.5166 & 0 \\ 0 & 1.5036 \end{bmatrix},$$

$$D_1 = \begin{bmatrix} 0.022 \\ 0.0391 \end{bmatrix}, \quad D_2 = \begin{bmatrix} 0.1548 \\ 0.1549 \end{bmatrix};$$

La représentation de notre multi-observateur est la suivante :

$$\tilde{X}(k+1) = \tilde{A} \tilde{X}(k) + \tilde{B}u(k) + \tilde{G}(y(k) - \hat{y}(k));$$

$$\hat{y}(k) = \tilde{C} \tilde{X}(k);$$

$$\tilde{A} = \begin{bmatrix} A_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & A_2 \end{bmatrix}; \quad \tilde{B} = \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \end{bmatrix}; \quad \tilde{C} = \begin{bmatrix} \mu_1(k) C_1^T \\ \mu_2(k) C_2^T \end{bmatrix}^T; \quad \tilde{D} = \begin{bmatrix} D_1 \\ D_2 \end{bmatrix}; \quad \tilde{G} = \begin{bmatrix} G_1^T & G_2^T \end{bmatrix}^T;$$

$$\tilde{X}(k) = \begin{bmatrix} \tilde{X}_1^T & \tilde{X}_2^T \end{bmatrix}^T;$$

Les modules des valeurs propres de la matrice \tilde{A} sont tous à l'intérieur du cercle unité du plan complexe, le multi-modèle est donc stable.

$$\tilde{A} = \begin{bmatrix} -0.3908 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.3657 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0.3675 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0.3351 \end{bmatrix};$$

La résolution de l'inégalité (2.40) donne les résultats suivants :

$$P = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.5 & 1.0 & 0.8 \\ 0.5 & 0.8 & 0.6 & 0.9 \\ 1.0 & 0.6 & 1.0 & 0.4 \\ 0.8 & 0.9 & 0.4 & 0.8 \end{bmatrix};$$

$$G1 = \begin{bmatrix} -1.2390 & 0 \\ 0 & -1.1768 \end{bmatrix}; \quad G2 = \begin{bmatrix} -0.2470 & 0 \\ 0 & -0.2272 \end{bmatrix};$$

3.3.4.3 Diagnostic des défauts de capteurs

L'utilisation des observateurs permet de concevoir des générateurs de résidus pour la détection et la localisation des défauts de capteurs. La stratégie utilisée ici est de concevoir des observateurs avec différentes combinaisons des sorties mesurées du système à surveiller (architecture GOS Figure 3.5.c), le nombre de combinaisons possibles qu'on peut générer pour un système ayant p sorties étant $(2^p - 1)$. Pour l'exemple d'application, on dispose de deux sorties du système. On construit alors trois observateurs : le premier observateur utilise la première sortie seulement, le deuxième observateur utilise seulement la deuxième sortie et enfin le troisième observateur utilise les deux sorties.

Le banc d'observateurs permet de générer les résidus $r(t)$ définis par :

3.3.4.4 Résidus obtenus

- L'observateur 1 fournit le résidu $r_1 = \hat{f}_1$ qui correspond au défaut affectant la première sortie.
- L'observateur 2 fournit le résidu $r_2 = \hat{f}_2$ qui correspond au défaut affectant la deuxième sortie.
- L'observateur 3 fournit le résidu $r_{31} = \hat{f}_1$ qui correspond au défaut affectant la première sortie et le résidu $r_{32} = \hat{f}_2$ qui correspond au défaut affectant la deuxième sortie.

3.3.4.4 Diagnostic

Ensuite, une table de signatures théoriques générées par l'ensemble des signaux résidu z_{ij} qui définis par:

$$z_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si le résidu est sensible à } f_i \\ 0 & \text{si le résidu est insensible à } f_i \end{cases}$$

Est dressée dans le tableau 3.2. Sur la table des signatures, un "1" signifie qu'il est certain que le défaut f_i affecte le résidu r_{ij} . Un "0" traduit l'insensibilité du résidu par rapport au défaut, et un "?" veut dire qu'on ne peut pas prendre une décision. La table de signature est élaborée à partir du raisonnement suivant :

L'observateur 1 reconstruit la sortie du multimodale en utilisant seulement la sortie y_1 . Si cette sortie présente un défaut alors il sera estimé et représentera directement le défaut. Donc si le résidu r_1 s'écarte de zéro on est certain de l'apparition d'un défaut sur la première sortie. Par contre, le deuxième

observateur utilise la sortie y_2 qui n'est pas affectée par le défaut f_1 alors le résidu r_2 reste à zéro s'il n'y a pas de défaut sur la deuxième sortie. L'observateur 3, estime les deux défauts f_1 et f_2 à la fois.

On remarque que si un défaut apparaît sur la première sortie ou sur la deuxième sortie ou sur les deux sorties le défaut est estimé. Donc avec cet observateur, on détecte et on localise les défauts capteurs même s'ils apparaissent simultanément sur les deux sorties.

	Obs1	Obs2	Obs3	
	r_1	r_2	r_{31}	r_{32}
f_1	1	0	1	0
f_2	0	1	0	1

Tableau 3.2. Table de signatures théoriques pour les défauts capteurs

Dans l'exemple, on suppose que les défauts sur les capteurs sont définis comme suit :

$$f_1(t) = \begin{cases} 0.2 & 69s < t < 96s \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Et

$$f_2(t) = \begin{cases} 0.2 & 119s < t < 146s \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

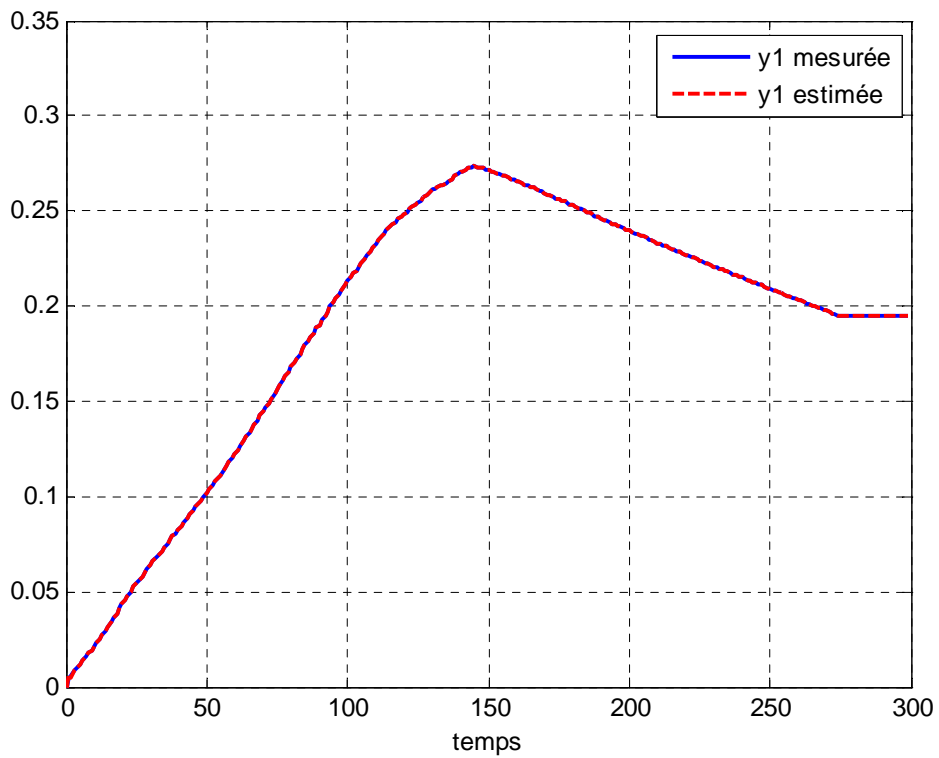


Figure 3.10. La première sortie mesurée et estimée en absence de défaut

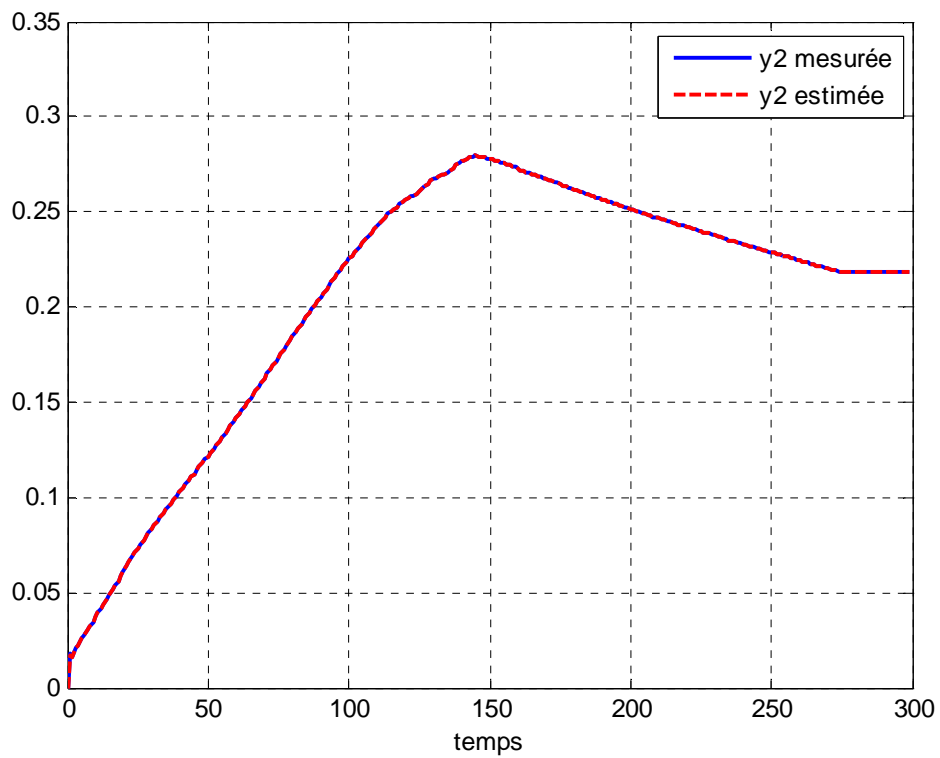


Figure 3.11. La deuxième sortie mesurée et estimée en absence de défaut

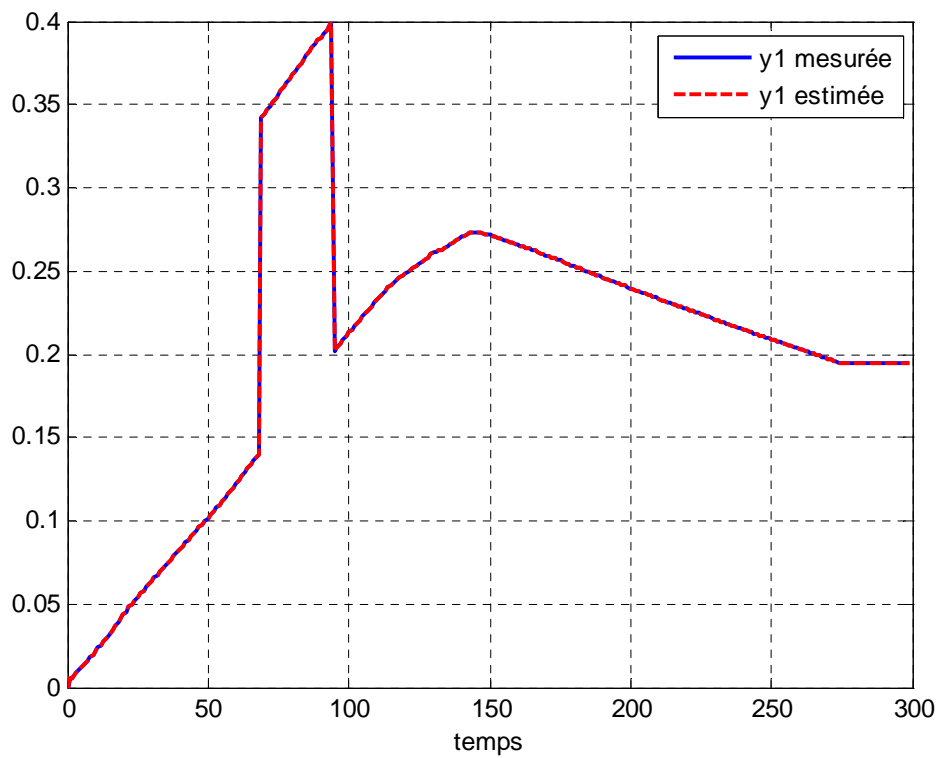


Figure 3.12. La première sortie mesurée et estimée en présence de défaut

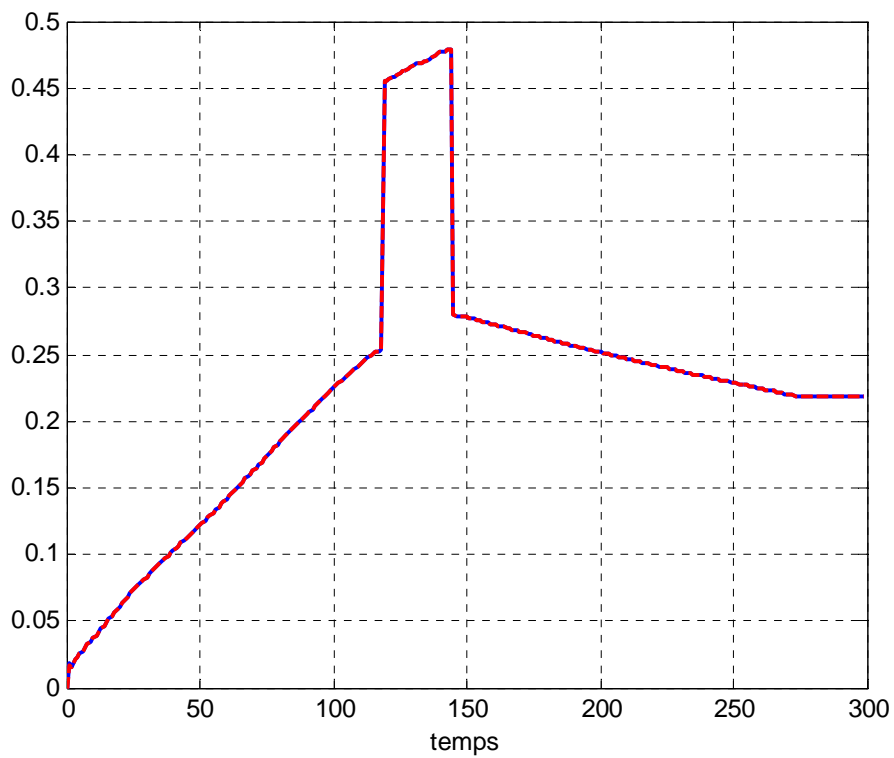


Figure 3.13. La deuxième sortie mesurée et estimée en présence de défaut

3.3.4.6 Test de décision

La décision peut s'effectuer à l'aide d'un simple test de dépassement de seuil sur les valeurs instantanées ou des moyennes mobiles des résidus ou faire appel à la théorie de la décision statistique.

Les seuils de détection sont déterminés en fonctionnement normal du système. Le défaut affectant la première sortie est un biais d'amplitude 0.8 survenant à l'instant 70 seconde et subsiste jusqu'à l'instant 95. Il suffit de regarder son estimation fournie par le premier observateur pour conclure qu'il y'a bien un défaut. De même, si un défaut apparaît sur la deuxième sortie il sera estimé par le deuxième observateur.

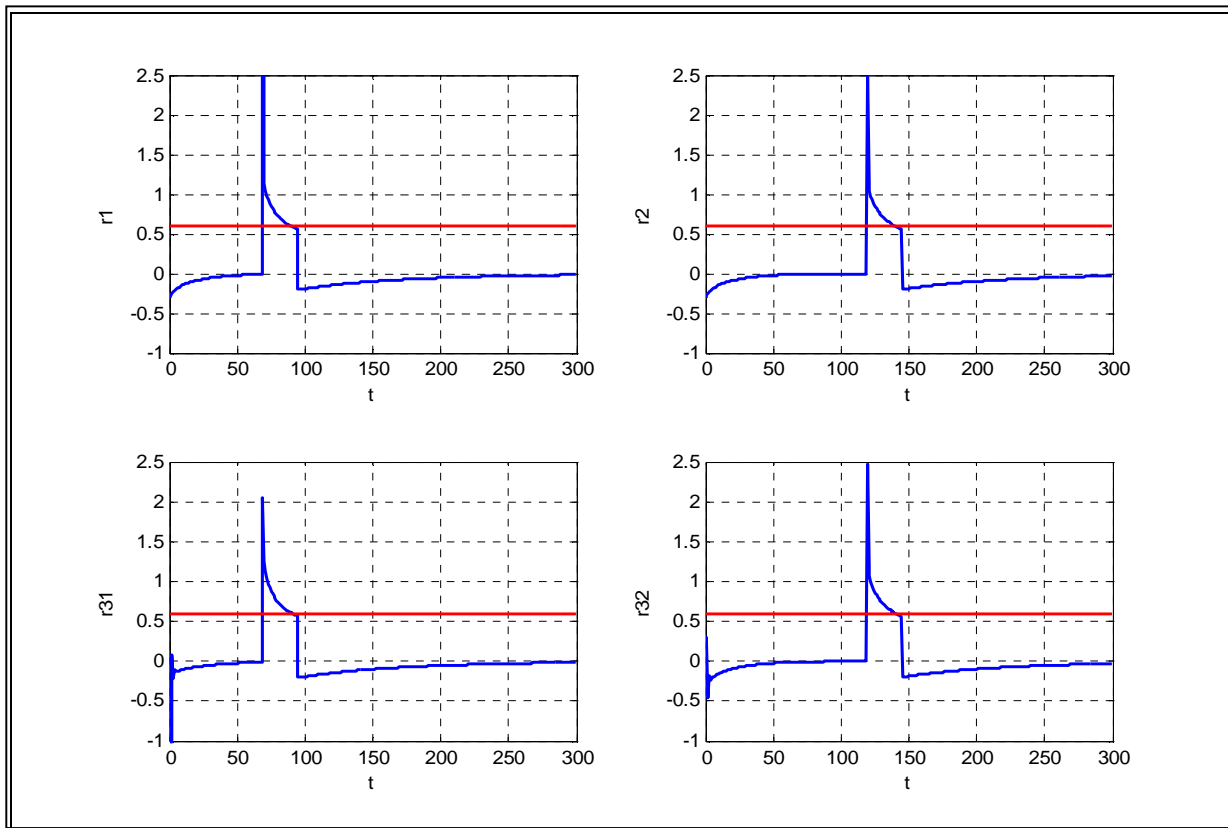


Figure 3.14. Résidus en présence des défauts capteurs f_1, f_2

Remarque :

- Le fait d'utiliser des observateurs dédiés pour l'estimation de chaque défaut de capteur, permet de les détecter et de les localiser.
- En ce qui concerne le troisième observateur utilisant les deux sorties à la fois, on remarque qu'il est possible de détecter et de localiser les défauts affectant les deux sorties, donc il est intéressant de préciser alors qu'il est intéressant de réduire le nombre d'observateur à un seul pour la détection et la localisation des défauts capteurs.

CONCLUSIONS GÉNÉRALES

CONCLUSIONS GENERALES

- *La* stratégie étudiée dans ce mémoire représente une contribution à l'étude des méthodes de détection et de localisation de défauts par redondance analytique. En effet, La technique préconisée est basée sur la modélisation non linéaire en utilisant entre autres les Multi-modèles. On se basant sur la structure nommée « structure multi-modèle à état découplé ».
Il s'agit de trouver des modèles non linéaires en combinant plusieurs modèles linéaires. Chaque modèle linéaire est actif dans une zone de fonctionnement bien particulière.
L'intérêt du multi-modèle à états locaux découplés (par rapport au multi-modèle à états couplés) est d'avoir des sous-modèles complètement indépendants. Ce type de structure est a priori plus simple à manipuler (dans un contexte d'analyse du multi-modèle, de synthèse d'une loi de commande ou de diagnostic) avec des techniques d'analyse de systèmes linéaires.
Après avoir l'élaboration d'un multi-modèle, qui satisfait au contraintes du système à étudié. On cherche à construire un reconstruteur d'état ou tout simplement « multi-observateur », qu'on va l'utilisé pour la détection et la localisation des défauts de capteurs.
- Le premier chapitre a été consacré à l'étude de l'approche multi-modèle. Apres avoir rappelé les formes de multi-modèles les plus utilisées, nous avons donnés un exemple académique qui traite ces structures étudiées.
- Le deuxième chapitre nous expliquons comment concevoir un multi-observateur à structure continue, décrit par un multi-modèle découplé. Nous focalisons notre étude sur les Multi-observateurs d'états et des sorties.
- Le chapitre trois traite un exemple qui clôturé les objectifs soulignés dans ce mémoire.
- Comme nous l'avons déjà précédemment mentionné dans le chapitre trois les données de l'exemple traité dans ce chapitre sont extraites de la thèse de doctorat [KAM 05]. Après avoir élaboré un multi-modèle, une méthode de diagnostic, de détection et de localisation de défauts est de généré un banc de données, puis par une méthode de comparaison avec les données réelles récoltées, on peut conclure s'il y a un défaut ou non. Comme on peut détecter le capteur en cause.

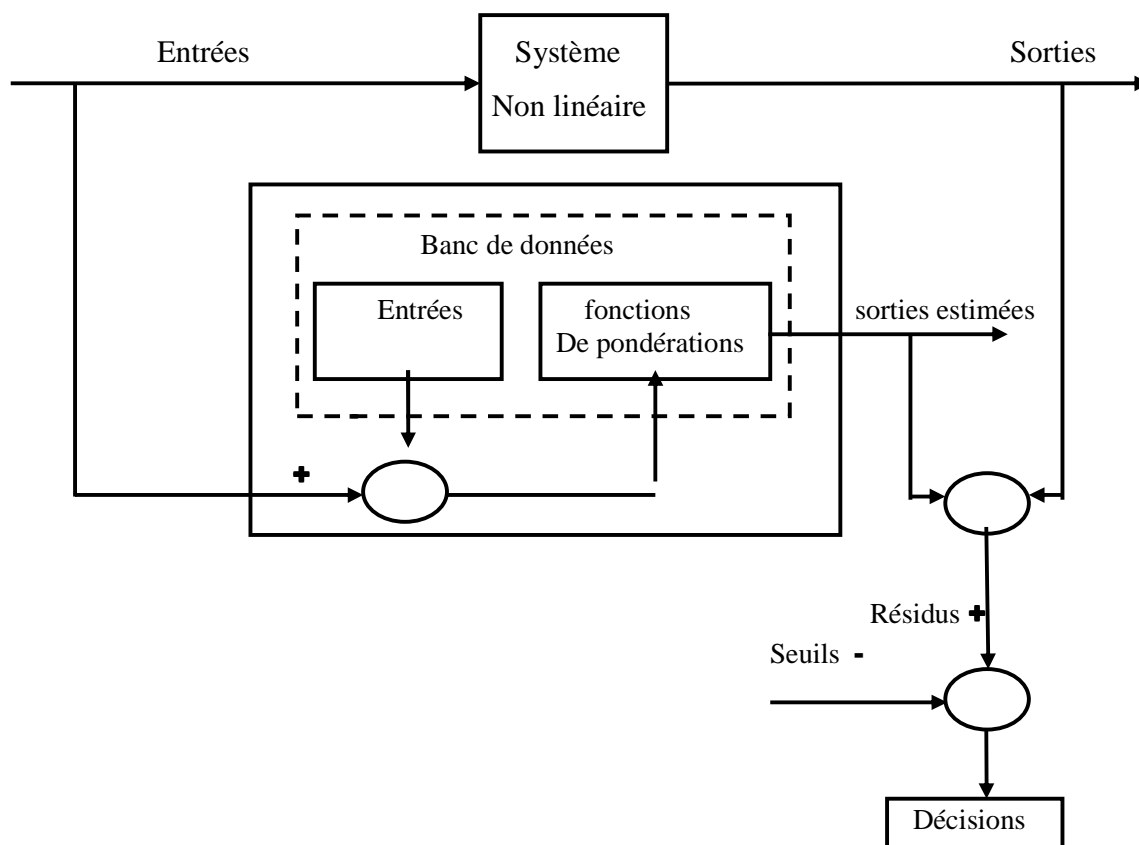


Figure C.1. Détection et isolation de défauts.

- Une chose est sûre, ce travail n'est pas complet. Reste à prendre en charge d'autres données qui sont primordiales dans la transformation de l'ozone, comme la température et les radiations UV.

BIBLIOGRAPHIES

BIBLIOGRAPHIES

- [ACRM 04] **A. Akhenak, M. Chadli, J. Ragot, D. Maquin.** *Design of Robust Observer for Uncertain Takagi-Sugeno Models. IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Fuzz-IEEE, Budapest, Hungary, 25-29 July, 2004.*
- [AKH 04] **Abdelkader AKHENAK.** *Conception d'observateurs non linéaires par approche multimodèle application au diagnostic.* Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 2004.
- [AOM 05] **Antonio ORANTES MOLINA.** METHODOLOGIE POUR LE PLACEMENT DES CAPTEURS A BASE DE METHODES DE CLASSIFICATION EN VUE DU DIAGNOSTIC. Doctorat de l'Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, 2005.
- [CHA 02] **Mohammed CHADLI.** *Stabilité et Commande de Systèmes décrits par des Multimodèles.* Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 2002.
- [CHE 06] **Estelle CHERRIER.** *Estimation de l'état et des entrées inconnues pour une classe de systèmes non linéaires.* Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 2006.
- [CMR 02] **Mohammed CHADLI, Didier MAQUIN, José RAGOT.** *OUTPUT STABILISATION IN MULTIPLE MODEL APPROACH TO MODELLING. In Proc. Of the IEEE Conference on Control application (CCA'02), Glasgow, Scotland, 2002. pp.1315-1320.*
- [CMR 03] **Mohammed CHADLI, Didier MAQUIN, José RAGOT.** *MULTIPLE OBSERVERS FOR DISCRETE-TIME MULTIPLE MODELS. In Proc. Of the IFAC Congress, safeprocess'03, Washington, 2003.*
- [DAL 08] **Dalil Ichalal, Benoît Marx, José Ragot, Didier Maquin.** *Diagnostic des systèmes non linéaires par approche Multi-modèle.* Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN) Nancy-Université, CNRS, 2, Avenue de la forêt de Haye. 54516 Vandœuvre-lès-Nancy.
- [EAD 06] **Elom Ayih DOMLAN.** *Diagnostic des Systèmes à Changement de Régime de Fonctionnement.* Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 2006.

- [ELGH 96] **Elqggoune Hocine et Gherib Kamel.** *Récepteur Numérique Pour Détection D'un Signal Aléatoire Bruité. Thèse d'ingénieur de l'université Badji Mokhtar-ANNABA. L'encadrements : "Dr. M.Taibi".*
- [GMR 02] **Komi Gasso, Gilles Mourot and José Ragot.** *ENVIRONMENTAL SYSTEMS MODELLING AND DIAGNOSIS USING A MULTIPLE MODEL APPROACH. Centre de Recherche en Automatique de Nancy - CNRS UMR 7039, École Nationale Supérieure de Géologie*
- [GRI 07] **Victor-Hugo GRISALES PALACIO.** *MODÉLISATION ET COMMANDE FLOUE DE TYPE TAKAGI-SUGENO APPLIQUÉES À UN BIOPROCÉDÉ DE TRAITEMENT DES EAUX USÉES.* Doctorat de l'Université Paul Sabatier - Toulouse III et l'Université de los Andes, Colombie, 2007.
- [HAR 03] **HARKAT Mohamed-Faouzi.** *Détection et Localisation de Défauts par Analyse en Composantes Principales. Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine.*
- [HOC 06] **Abdelfettah HOCINE.** *Estimation d'état et diagnostic de systèmes à commutation par filtrage multi-modèle.* Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 2006.
- [IMRM 07] **Dalil Ichalal, Benoît Marx, José Ragot et Didier Maquin** *Conception de multi-observateurs à variable de décision non mesurables.* 2èmes Journées Doctorales / Journées Nationales MACS9 – 11 Juillet, 2007, Reims, France
- [JAM 03] **Hicham Jamouli.** *Génération de résidus directionnels pour le diagnostic des systèmes linéaires stochastiques et la commande tolérante aux défauts.* Doctorat de l'Université Henri Poincaré, Nancy 1, 2003.
- [JIO 02] **Cédric JION.** *Diagnostic des systèmes non linéaires Contribution aux Méthodes de découplage.* Doctorat de l'Université Henri Poincaré, Nancy 1, 2002.
- [KAM 05] **Marc KAMIONKA.** *Développement de systèmes muticapteurs et multivariables pour la mesure en continu de polluants atmosphériques.* Doctorat de L'ÉCOLE NATIONALE SUPERIEURE DES MINE DE SAINT- ITIENNE, 2005.
- [KMP 04] **Komi Midzodzi PEKPE.** *Identification par les techniques des sous espaces – application au diagnostic.* Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 2004.
- [LAB 02] **Yann LABIT.** *CONTRIBUTION A LA COMMANDE NON LINEAIRE PAR DES APPROCHES LINEAIRES.* Doctorat de l'Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, 2002.
- [MAL 99] **Rachid MALTI.** *Représentation de systèmes discrets sur la base des filtres orthogonaux – Application à la modélisation des systèmes dynamiques multi-variables.* Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 1999.

- [MAM 04] **Manuel Adam Medina.** *Diagnostic de défauts des systèmes à représentation multi-modèle linéaire invariant dans le temps.* Doctorat de l'Université Henri Poincaré, Nancy 1, 2004.
- [MAR 03] **Benoît MARX.** *Contribution à la Commande et au Diagnostic des Systèmes Algébro-Différentiels Linéaires.* . Doctorat de L'INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE DE GRENOBLE.
- [MÉN 06] **Mélanie NICOLAS.** *OZONE ET QUALITE DE L'AIR INTERIEUR : INTERACTIONS AVEC LES PRODUITS DE CONSTRUCTION ET DE DECORATION.* Centre scientifique et Technique Du Batiment.
- [NAJ 88] **Mohamed Najim - Ingénieur ENSERB. Professeur à la faculté des sciences de rabat- .** *Modélisation et Identification en traitement du Signal.* MASSON-Paris Milan Barcelone Mexico 1988.
- [NUN 97] **Walter NUNINGER.** *Stratégie de diagnostic robuste à l'aide de la redondance analytique .* Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 1997.
- [OMR 06] **Rodolfo Orjuela, Didier Maquin and José Ragot.** *NON-LINEAR SYSTEM IDENTIFICATION USING UNCOUPLED STATE MULTIPLE-MODEL APPROACH.* Journées Identification et Modélisation Expérimentale 16 et 17 Novembre, Poitiers, 2006.
- [OMRM 07] **Rodolfo Orjuela, Benoît Marx, José Ragot and Didier Maquin.** *State estimation of nonlinear discrete-time systems based on the decoupled multiple model approach.* International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics 9 – 12 May, 2007, Angers, France.
- [RMAS 70] **J.Robert Mclendon and Andrew P.Sege.** *Computational Algorithms for detection and Likelihood Ratio computation. information and Control Sciences Center SMU Institute of technology Dallas, Texas. Information Sciences 2 (1970), 273-298.*
- [ROD 05] **Mickaël Rodrigues.** *Diagnostic et commande active tolérante aux défauts appliqués aux systèmes décrits par des multi-modèles linéaires.* Doctorat de l'Université Henri Poincaré, Nancy 1, 2005.

Fin