

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE



École Nationale Polytechnique
Département de Génie Electrique
Spécialité Automatique



Mémoire de Master en Automatique

Thème :

**Diagnostic des défauts d'actionneurs par
l'approche multimodèle floue de T-S.
Application au Robot Mobile**

Soutenu le 24 Juin

Etudié par :
ZIOUANI Islam

Proposé et dirigé par :
Mr D. BOUKHETALA
Mr H. ACHOUR

Promotion Juin 2015

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

*Nous dédions ce travail
à Nos très chers parents
à Nos familles
à Nos amis
aux membres
de la famille
de l'ENP.*

Remerciements

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à ALLAH Azza Wa Jal pour nous avoir donné le souffle de vie, la force, la santé et l'intelligence nécessaires pour accomplir ce travail.

La réalisation de ce mémoire a été possible grâce au concours de plusieurs personnes à qui nous voudrions témoigner toute notre reconnaissance.

Nous voudrions tout d'abord remercions notre promoteur Monsieur D. Boukhetala, professeur à l'École Nationale Polytechnique, pour le privilège qu'il nous a fait en acceptant de diriger ce travail.

Nous remercions également notre co-promoteur de ce mémoire, Monsieur H. Achour, pour sa patience, sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter notre réflexions.

Nous souhaitons aussi remercier Monsieur Idir Ziouani et Monsieur Rafik Ziouani pour toute l'aide qu'ils nous ont apportée.

Nous remercions nos très chers enseignants au sein de l'école depuis les sciences fondamentales, pour leurs efforts voués à nous transmettre leur savoir.

الملخص :

الموضوع الرئيسي لهذه الدراسة هو تطبيق أساليب التشخيص الأخطاء في المجسات لنظام غير الخطي مكتوت بمناذج الضبابية ل Takagi-Sugeno . استخدمنا طرق لإعادة تركيب حالة النظام و تقدير العيوب لكل من المدخلاته و المخرجاته على حد سواء لإستشعار و كشف عن مكان الخطأ في المجسات . طبقنا هذه الأساليب على روبوت متحرك .

Résumé :

Ce travail concerne l'application des méthodes de diagnostic de défauts des systèmes non linéaires, décrits à l'aide d'un modèles de Takagi-Sugeno, pour la détection et la localisation des défauts d'actionneurs nous avons utilisé des méthodes de reconstitution d'état et d'estimation de défauts affectant séparément l'entrée et la sortie du système. L'application visée est le diagnostic des défauts capteurs d'un robot mobile

Mot clés : Diagnostic de défauts, modèles Takagi-Sugeno, inégalité matricielle linéaire (LMI), observateur a entrée inconnue, SLPSO, robot mobile.

Abstract :

This work deals with the implementation methods to diagnose faults of nonlinear systems described by Takagi-Sugeno fuzzy models, for detecting and locating faults of sensors we used reconstruction methods of state and faults estimation in separately the input and the output of a system. The application is the diagnosis faults of the sensors of a robot mobilier.

Key words : Fault diagnosis, Takagi-Sugeno fuzzy models, linear matrix inequality (LMI), Unknown Input Observers (UIO), SLPSO, robot mobil.

Table des matières

Table des matières	vi
Liste des figures	vii
Liste des tableaux	viii
Introduction générale	1
1 Modèle flou de type T-S	3
1.1 Introduction	4
1.2 Principe de l'approche multimodèle floue T-S	4
1.3 Définition des modèles flou de type T-S	5
1.4 Transformation par secteurs non linéaires	6
1.5 Analyse de stabilité des modèles T-S	7
1.6 Conclusion	8
2 Diagnostic à base des modèles flous T-S	9
2.1 Introduction	10
2.2 Terminologie propre au diagnostic	10
2.3 Principe du diagnostic de défauts	12
2.3.1 Détection de défauts	12
2.3.2 Localisation de défauts	12
2.3.3 Estimation de défauts	12
2.4 Diagnostic par observateurs à entrées inconnues	13
2.4.1 Défauts d'actionneurs	14
2.4.2 Algorithme de diagnostic	14
2.5 Exemple	15
2.5.1 Diagnostic de défauts d'actionneurs	16
2.6 Conclusion	19
3 Application à un robot mobile	20
3.1 Introduction	21
3.2 Modèle dynamique du robot mobile	21
3.3 Écriture sous forme d'un modèle T-S à VPNM	21
3.3.1 Représentation T-S	21
3.3.2 Diagnostic des défauts d'actionneurs	22
3.4 Conclusion	24

Conclusion générale	25
Bibliography	28

Liste des figures

1.1	Principe de l'approche de Takagi-Sugeno	5
1.2	Le diagram du multimodèle de Takagi-Sugeno	6
1.3	Le secteur non linéarité global et local	7
2.1	Principe du diagnostic	12
2.2	Architecture d'un banc d'observateurs	13
2.3	Localisation de défauts actionneurs	14
2.4	Résidus $r_{ij}(t)$ en présence des défauts d'actionneurs	17
2.5	Entrées estimées sans défaut	18
2.6	Entrées estimées avec défaut	18
3.1	Résidus des défauts d'actionneurs	23
3.2	Défauts et leurs estimés	24

Liste des tableaux

2.1	Illustration des définitions à l'aide d'un moteur de ventilateur	11
2.2	Signature théorique de défaillances des actionneurs	17
3.1	Signature théorique de défaillances d'actionneurs	22

Introduction générale

UN système est un ensemble d'objets ou des phénomènes liés entre eux et isolés artificiellement du monde extérieur. La modélisation théorique visant à obtenir une représentation mathématique permettant de décrire son fonctionnement exige 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 de défauts. Une hypothèse largement répandue dans le domaine de l'automatique est la linéarité des systèmes car de nombreux outils mathématiques existent pour des systèmes représentés par des systèmes Linéaires Invariants dans le Temps (LTI). Cependant, il faut bien mettre en évidence que cette hypothèse de linéarité n'est valable que pour une zone de fonctionnement restreinte autour d'un point d'équilibre, les systèmes de commande et de diagnostic développés sur la base de modèles linéaires fournissent des performances dégradées lorsque le système s'éloigne du point de fonctionnement, car la modélisation n'est plus en adéquation avec le comportement du système.

La structure mathématique qui puisse remédier à l'inconvénient cité ci-dessus, tout en gardant la simplicité mathématique des modèles (LTI), est l'approche globale, dite multimodèle; c'est une représentation polytopique convexe pouvant être obtenue directement à partir d'un modèle mathématique non linéaire par transformation directe, cette approche offrant une structure simple et facilement exploitable du point de vue mathématique, s'appuie sur l'utilisation d'un ensemble de sous-modèles de structures simples, chaque sous-modèle décrit le comportement du système dans une "zone de fonctionnement" particulière. Ces sous-modèles servent le comportement dynamique global du système en utilisant des fonctions non linéaires appelées fonctions d'activation définissant la participation de chaque sous-modèle.

La connaissance, entière ou partielle, de l'état d'un système est une exigence importante qui intervient dans les domaines de la commande, du diagnostic et de la surveillance des systèmes, cependant, il est difficile, voir impossible, de mesurer la totalité des variables d'état d'un système. En effet, d'un point de vue technique, la mesure d'une variable d'état est délicate à effectuer (capteur nécessaire indisponible ou de précision insuffisante ...), de plus, d'un point de vue économique, il est souvent souhaitable d'installer un minimum de capteurs afin de réduire les coûts d'instrumentation et de maintenance, d'où la nécessité d'estimer ces dernières. Ce problème peut être résolu en utilisant un système dynamique auxiliaire, appelé observateur d'état (multiobserva-

teur pour les systèmes représentés par des multimodèles), dont le rôle est de fournir en temps réel une estimation du vecteur d'état du système étudié en fonction des entrées connues, des sorties et du modèle dynamique de celui-ci.

Le but de ce mémoire est d'exploiter l'approche multimodèles d'écrite par le modèle de Takagi-Sugeno [1] à variables de prémisses non mesurables afin de synthétiser des observateurs d'état pour les systèmes non linéaires. Le problème de l'estimation d'état en présence d'entrées inconnues est présenté. Les observateurs ainsi développés sont utilisés pour la conception d'une stratégie de diagnostic pour les systèmes non linéaires permettant la détection, la localisation et l'estimation des défauts d'actionneurs. Enfin, des résultats de simulation de l'application des algorithmes de diagnostic illustreront les performances obtenues dans le cas de défauts d'actionneurs d'un robot mobile.

Organisation

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

Chapitre 1

Ce chapitre est consacré aux notions et aux outils de modélisation utilisés le long de ce manuscrit. Le principe de modélisation repose sur l'approximation des modèles non linéaires par des modèles locaux interconnectés par des fonctions d'appartenance normalisées. La méthode par secteur non linéaire, permettant d'avoir un multimodèle de Takagi-Sugeno à partir d'un système non linéaire, est présenté en détail, l'analyse de la stabilité est aussi abordée.

Chapitre 2

Dans ce chapitre, le principe de base du diagnostic des systèmes non linéaires utilisant l'approche multimodèle de Takagi-Sugeno est présenté. Les méthodes de détection, de localisation et d'estimation des défauts affectant un système non linéaire sont décrites par une approche exploitant l'observateur PMI. Elle permet de fournir directement l'estimation des défauts, par conséquent, les tâches de détection et de localisation sont réalisées. Les méthodes développées utilisent les observateurs présentés aux chapitre 2 afin de concevoir des générateurs de résidus permettant la détection des défauts affectant le système.

Chapitre 3

Dans ce chapitre nous avons appliqué l'approche de diagnostic présentée dans le chapitre 2, avec l'algorithme de décision proposé, pour le diagnostic de défauts d'actionneurs d'un robot mobile.

Chapitre 1

Modèle flou de type T-S

« Nothing is particularly hard if you divide it into small jobs. »

Henry Ford

Sommaire

1.1	Introduction	4
1.2	Principe de l'approche multimodèle floue T-S	4
1.3	Définition des modèles flou de type T-S	5
1.4	Transformation par secteurs non linéaires	6
1.5	Analyse de stabilité des modèles T-S	7
1.6	Conclusion	8

1.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à la présentation de l'approche T-S qui permet de ré-écrire un système non linéaire d'une manière plus facile à étudier en le décomposant en plusieurs modèles linéaires plus simples (modèles linéaires LTI). L'intérêt de réaliser une décomposition du système en utilisant ce type de modèles est que, grâce à la propriété de somme convexe, l'étude de stabilité, la synthèse de commande et d'observateurs qui ont été largement étudiés dans le cas linéaire peuvent s'étendre au cas non linéaire avec des outils similaires.

L'interpolation de ces modèles linéaires à l'aide de fonctions d'activation normalisées permet de modéliser le système global non linéaire.

Ces fonctions d'activation dépendent des variables dites de prémisse. Ces variables peuvent être mesurables (entrées/sorties du système) ou non mesurables (état du système, ..). Il est important de noter que la classe des modèles T-S à variables de prémisse non mesurables est plus large que celle à variables de prémisse mesurables. Ceci vient du fait que le modèle T-S est obtenu généralement par la transformation en secteurs non linéaires, qui dans la majorité des cas, fait apparaître une partie ou la totalité des variables d'état dans les fonctions d'activation [2].

1.2 Principe de l'approche multimodèle floue T-S

L'approche T-S est basée sur la décomposition du comportement dynamique du système non linéaire en un nombre r de domaines de fonctionnement, chaque domaine étant caractérisé par un sous-modèle linéaire. La figure 1.1 illustre ce principe dans un cas à deux dimensions, l'ensemble des points de fonctionnement du système de coordonnées $x(t) = (x_1(t), x_2(t))$ a été décomposé en quatre domaines de fonctionnements notés D_1, D_2, D_3 et D_4 . Le domaine globale de fonctionnement est alors défini par la réunion des domaines locaux $D = D_1 \cup D_2 \cup D_3 \cup D_4$. Sur chacun des domaines locaux, ou sous domaines, peut être construit un modèle local. La sortie de chaque sousmodèle contribue plus ou moins à l'approximation du comportement global du système non linéaire. La contribution de chaque sous-modèle est définie par une fonction d'activation. Ces différents modèles locaux pourront alors être combinés au moyen d'une technique d'interpolation pour obtenir une représentation global, ou multimodèle, valable sur le domaine de fonctionnement global D [3].

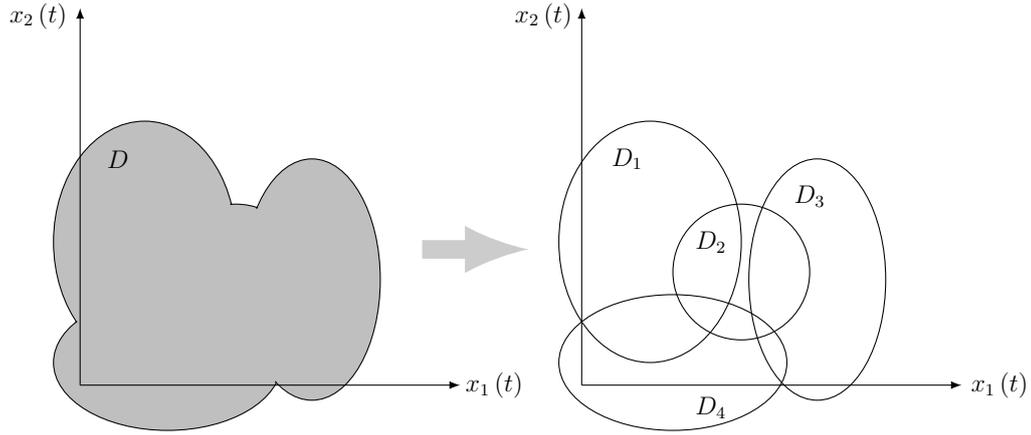


FIGURE 1.1: Principe de l'approche de Takagi-Sugeno.

1.3 Définition des modèles flou de type T-S

Les modèles de Takagi-Sugeno (T-S) [1] sont composés d'un ensemble de modèles linéaires interconnectés par des fonctions non linéaires vérifiant la propriété de somme convexe (1.2). Ainsi, Ce modèle T-S est décrit par des règles floues du type "Si ... Alors ..." qui représentent localement des relations d'entrées sorties du système.

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r \mu_i(z(t))(A_i x(t) + B_i u(t)) \\ y(t) = \sum_{i=1}^r \mu_i(z(t)) C_i x(t) \end{cases} \quad (1.1)$$

$$\forall i \in \{1, \dots, r\}, \quad \sum_{i=1}^r \mu_i(z(t)) = 1 \quad (1.2)$$

avec $0 \leq \mu_i(z(t)) \leq 1$, pour tout t .

$x(t) \in \mathbb{R}^n$ représente le vecteur d'état, $u(t) \in \mathbb{R}^{n_u}$ le vecteur des entrées et $y(t) \in \mathbb{R}^{n_y}$ le vecteur des sorties. Les matrices $A_i \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $B_i \in \mathbb{R}^{n \times n_u}$ et $C_i \in \mathbb{R}^{n_y \times n}$ représentent respectivement, matrices d'état, d'entrée et de sortie du $i^{\text{ème}}$ modèle linéaire $i \in \{1, \dots, r\}$, r est le nombre de modèles linéaires. Les fonctions d'activation $\mu_i(z(t))$ ont la propriété de somme convexe et sont fonctions d'un vecteur des prémisses $z(t) \in \mathbb{R}^z$. Ce dernier peut être composé de variables d'état ou de fonctions de variables d'état.

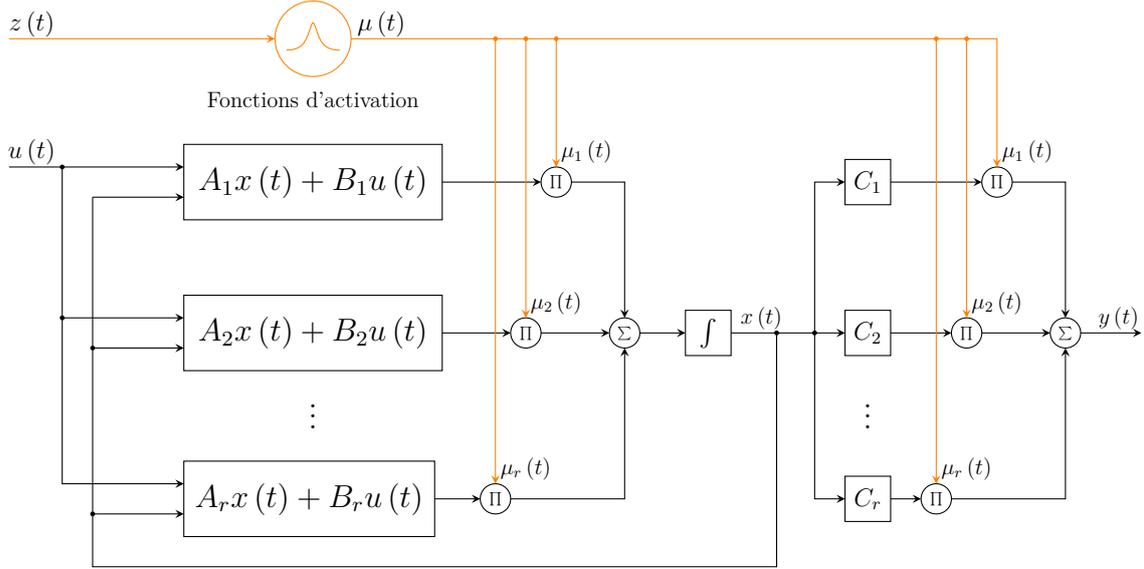


FIGURE 1.2: Le diagram du multimodèle de Takagi-Sugeno.

1.4 Transformation par secteurs non linéaires

La méthode de transformation par secteurs non linéaires à été initiée par [4]. Elle est basée sur une transformation des fonctions scalaires origines de la non linéarité. L'avantage de cette méthode est de ne pas engendrer d'erreurs d'approximation et de minimiser le nombre de modèles locaux. Cette méthode est basée sur la bornitude des fonctions continues. Considérons un système non linéaire simple, $\dot{x} = f(x(t))$ où $f(0) = 0$. Le but est de trouver le secteur global de telle sorte que $\dot{x} = f(x(t)) \in [a_1x(t) \ a_2x(t)]$. La figure 1.3a illustre l'approche par secteurs non linéaires. Cette approche garantit une construction de modèle T-S qui représente de manière exacte le modèle non linéaire. Cependant, il est parfois difficile de trouver le secteur global. Dans ce cas, la solution est de considérer un secteur non linéaire local, cela est raisonnable puisque les variables des systèmes physiques sont toujours bornées. La figure 1.3b montre le secteur non linéaire local, où deux lignes deviennent les secteurs locaux sous $-d < x(t) < d$. Le modèle T-S représente exactement le modèle non linéaire dans cette région.

Soit le modèle non linéaire :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = g(x(t)) \end{cases} \quad (1.3)$$

Par simple factorisation, le système (1.3) est ré-écrit sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(z(t))x(t) + B(z(t))u(t) \\ y(t) = C(z(t))x(t) \end{cases} \quad (1.4)$$

Soit k le nombre de fonctions non linéaires présentes dans le système (1.4). En supposant qu'il existe un compact \mathcal{C} des variables de prémisses $z(t) \subset \mathcal{C} \in \mathbb{R}^z$ sur lequel les non linéarités du modèle non linéaire (1.3) sont bornées.

Dans ce cas les termes non linéaires vérifient :

$$nl_j(z_j(t)) \in \left[\min_{z_j} \{nl_j(z_j(t))\}, \max_{z_j} \{nl_j(z_j(t))\} \right], \quad j \in 1, \dots, k \quad (1.5)$$

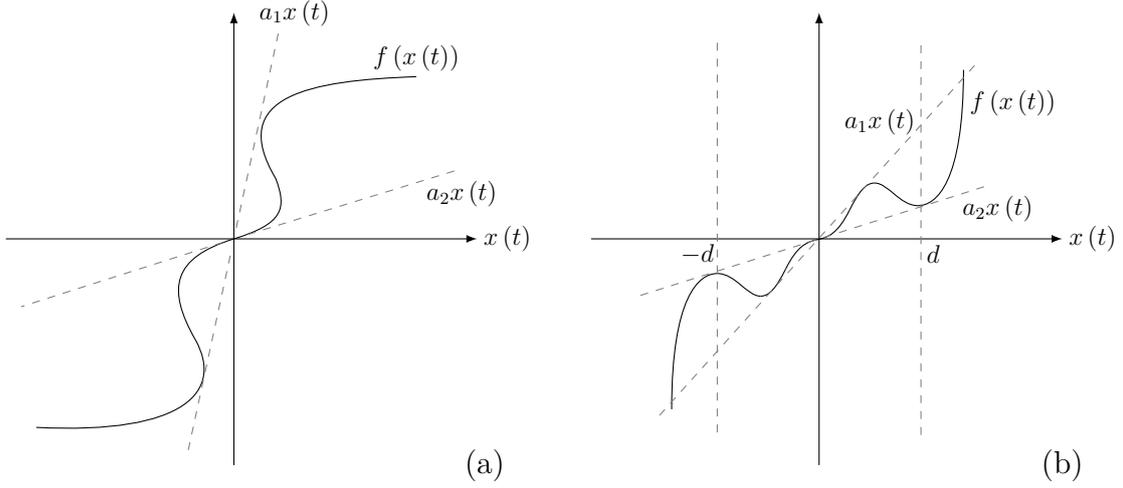


FIGURE 1.3: (a) Le secteur non linéarité global, (b) Le secteur non linéarité local

On peut alors écrire dans \mathcal{C} [5, 6] :

$$nl_j(z_j(t)) = \max_{z_j} \{nl_j(z_j(t))\} \omega_0^j(z_j(t)) + \min_{z_j} \{nl_j(z_j(t))\} \omega_1^j(z_j(t)) \quad (1.6)$$

où :

$$\begin{cases} \omega_0^j(z_j(t)) \geq 0, \omega_1^j(z_j(t)) \geq 0 \\ \omega_0^j(z_j(t)) + \omega_1^j(z_j(t)) = 1 \end{cases} \quad (1.7)$$

à partir de (1.6) et (1.7) on peut écrire :

$$\begin{cases} \omega_0^j(z_j(t)) = \frac{nl_j(z_j(t)) - \min_{z_j} \{nl_j(z_j(t))\}}{\max_{z_j} \{nl_j(z_j(t))\} - \min_{z_j} \{nl_j(z_j(t))\}} \\ \omega_1^j(z_j(t)) = \frac{\max_{z_j} \{nl_j(z_j(t))\} - nl_j(z_j(t))}{\max_{z_j} \{nl_j(z_j(t))\} - \min_{z_j} \{nl_j(z_j(t))\}} \end{cases} \quad (1.8)$$

Les fonctions d'activation $\mu_i(t)$, $i \in \{1, \dots, r\}$ du modèle T-S (1.1) se construisent alors directement à partir de :

$$\mu_{1+i_1+2 \times i_2+\dots+2^{k-1} \times i_k}(z(t)) = \prod_{j=1}^k \omega_{i_j}^j(z_j(t)) \quad (1.9)$$

Le nombre de règles floues formant le modèle T-S est fonction du nombre de non linéarités k , Il augmente en puissance de 2 i.e $r = 2^k$. Les règles des modèles flous T-S peuvent alors se représenter sous la forme suivante :

$$\mathbf{R\grave{e}gle} \ i^{\grave{e}me} : \begin{cases} \mathbf{Si} \left(z_1(t) \text{ est } \omega_{i_1}^1(z_1(t)) \right) \text{ et } \left(z_2(t) \text{ est } \omega_{i_2}^2(z_2(t)) \right) \text{ et } \dots \text{ et } \left(z_k(t) \text{ est } \omega_{i_k}^k(z_k(t)) \right) \\ \mathbf{Alors} \begin{cases} \dot{x}(t) = A_i x(t) + B_i u(t) \\ y(t) = C_i x(t) \end{cases} \end{cases}$$

telle que : $i = 1 + i_1 + 2 \times i_2 + \dots + 2^{k-1} \times i_k$, avec $(i_1, i_2, \dots, i_k) \in (0, 1)$.

1.5 Analyse de stabilité des modèles T-S

Considérons le cas d'un système autonome d'écrit par le modèle flou de type T-S de la forme :

$$\dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r \mu_i(z(t)) A_i x(t) \quad (1.10)$$

Les conditions suffisantes pour la convergence asymptotique de l'état $x(t)$, à partir d'une condition initiale $x(0) = x_0 \neq 0$, vers le point d'équilibre $x(t) = 0$ sont données par le théorème suivant :

Theorem 1 (K. Tanaka M. Sano, 1994 [7]). *Le modèle T-S continu (1.10) est globalement asymptotiquement stable s'il existe une matrice symétrique $P > 0$ telle que :*

$$A_i^T P + P A_i < 0, \quad \forall i \in \{1, \dots, r\} \quad (1.11)$$

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé la méthode pour ré-écrire un système non linéaire par un multimodèle (modèle T-S) interconnectés par des fonctions d'activation normalisées. Nous avons ensuite présenté un exemple d'illustration de la méthode par secteurs non linéaires.

Chapitre 2

Diagnostic à base des modèles flous T-S

*« Absence of understanding does
not warrant absence of existence. »*

Ibn Sina

Sommaire

2.1	Introduction	10
2.2	Terminologie propre au diagnostic	10
2.3	Principe du diagnostic de défauts	12
2.3.1	Détection de défauts	12
2.3.2	Localisation de défauts	12
2.3.3	Estimation de défauts	12
2.4	Diagnostic par observateurs à entrées inconnues	13
2.4.1	Défauts d'actionneurs	14
2.4.2	Algorithme de diagnostic	14
2.5	Exemple	15
2.5.1	Diagnostic de défauts d'actionneurs	16
2.6	Conclusion	19

2.1 Introduction

La surveillance d'un système physique a besoin des informations délivrées par des capteurs. La défaillance de l'un d'entre eux peut engendrer le dysfonctionnement de l'installation en conduisant à une altération de ses performances. Une procédure de surveillance doit donc être apte à traiter un défaut affectant aussi bien le système physique proprement dit, que l'un de ses organes de conduite (actionneur, capteur d'instrumentation). Cependant, la complexité et la taille de l'installation, ainsi que la gravité des risques encourus et des conséquences potentielles augmentent la quantité d'information à analyser, rendant souvent la surveillance complexe pour un opérateur humain. Il s'avère par conséquent très utile d'adjoindre à l'opérateur une aide à la décision, voire de rendre la surveillance automatique. L'intérêt est aussi de permettre l'amélioration de la disponibilité des installations en remplaçant les politiques de maintenance programmée par des stratégies de maintenance conditionnelle prenant en compte l'état effectif du système physique [8].

A l'origine, le diagnostic se limitait aux applications industrielles à haut niveau de risque pour la communauté comme le nucléaire ou l'aéronautique, ainsi qu'aux secteurs d'activité de pointe tels que l'industrie de l'armement ou l'aérospatial. Les premiers travaux concernant le thème diagnostic datent du début des années 1970. En raison de l'intérêt croissant suscité dans le monde industriel, le diagnostic est devenu peu à peu un thème de recherche à part entière [8].

Dans ce chapitre, on vise à rappeler dans un premier temps la terminologie utilisée dans la littérature scientifique et celle que on a adoptée dans ce mémoire. Le principe de base du diagnostic sera énoncée. D'autre part, nous allons présenter des méthodes de détection, de localisation et d'estimation des défauts affectant un système non linéaire décrit par un modèle T-S. Les méthodes développées utilisent les observateurs présentés aux chapitre 2 afin de concevoir des générateurs de résidus permettant la détection des défauts.

2.2 Terminologie propre au diagnostic

Il semble intéressant, dans un premier temps, de rappeler les principaux termes utilisés en diagnostic des systèmes. La terminologie suivante sera adoptée :

1. Défaut (Fault) :

- Tout écart entre la caractéristique observée sur le dispositif et la caractéristique de référence, lorsque celui-ci est en dehors des spécifications [9].
- N'importe quel état indésirable d'un composant ou d'un système. Un défaut n'implique pas nécessairement une défaillance [10].
- Déviation non permise d'au moins une propriété ou un paramètre caractéristique du système dans des conditions acceptables ou/et standards [11].
- Un défaut est une anomalie de comportement au sein d'un système physique localisée au niveau d'un composant. Noté $f(t) \in \mathbb{R}^{n_f}$ [12].

2. Défaillance (Failure) :

Une défaillance définit une anomalie fonctionnelle au sein d'un système physique, c'est-à-dire caractérise son incapacité à accomplir certaines fonctions qui lui sont assignées. Les défauts incluent les défaillances mais la réciproque n'est pas vraie.

Un système peut remplir sa fonction tout en présentant une anomalie de comportement. Par exemple, une machine électrotechnique peut produire un bruit anormal tout en entraînant correctement une charge, en supposant que telle soit sa fonction. Le bruit anormal est un défaut qui peut permettre de présager d'une défaillance à venir [8].

3. Panne (Break-down) :

La panne est l'inaptitude d'un dispositif à accomplir la fonction vitale. Il est clair que dès l'apparition d'une défaillance, caractérisée par la cessation du dispositif à accomplir sa fonction, on déclarera le dispositif en panne. Par conséquent, une panne résulte toujours d'une défaillance [13].

4. Résidu (Residual) :

Souvent, lorsque le modèle comportemental de référence est analytique, les signaux porteurs de signes ou de symptômes sont appelés résidus parce qu'ils résultent d'une comparaison entre un comportement réel et un comportement de référence. Noté $r(t) \in \mathbb{R}^{n_r}$ [8].

5. Symptôme (Symptom) :

Caractère distinctif d'un état fonctionnel anormal [12].

6. Diagnostic (Diagnosis) :

Un diagnostic est un état expliqué d'un système physique compatible avec les informations disponibles sur le comportement réel du système et avec le modèle de comportement de référence disponible. Habituellement, le diagnostic est exprimé par les états des composants ou les états caractéristiques permettant la description du comportement du système [8].

7. Perturbation :

Entrée du système physique qui n'est pas une commande. Autrement dit, c'est une entrée non contrôlée [8].

Ces notions sont illustrées à partir de l'exemple d'un moteur devant assurer une fonction de ventilation (tableau 2.1).

Définition	Evénement (exemple)	Ecart au comportement nominal	Fonction de ventilation
Perturbation	Variation de température extérieure (normal)	Petit	Totale
Défaut	Fort échauffement (anormal)	Moyen	Totale
Défaillance	Déclenchement intermittent d'un relais thermique stoppant le ventilateur jusqu'à ce que la température du moteur redescende à un niveau acceptable.	Grand	Partielle
Panne	Suite aux forts échauffements répétitifs, les isolants sont progressivement endommagés : un court-circuit apparaît, le moteur ne peut plus tourner jusqu'à ce qu'une réparation soit effectuée.	Grand	Nulle

TABLEAU 2.1: Illustration des définitions à l'aide d'un moteur de ventilateur [8]

2.3 Principe du diagnostic de défauts

La procédure de diagnostic de défauts passe par trois étapes essentielles :

2.3.1 Détection de défauts

C'est l'étape qui décide si le système est soumis à un défaut ou pas. Elle consiste dans la plus part des cas à générer le vecteur résidu $r(t)$, qui est nul en fonctionnement normal et est comparé en ligne aux signatures de pannes [14].

2.3.2 Localisation de défauts

Cette étape permet de localiser le défaut et donc de déterminer quelle partie du système est affectée par l'anomalie [14].

2.3.3 Estimation de défauts

L'estimation d'un défaut est le fait d'estimer l'amplitude et l'évolution temporelle du défaut afin d'expliquer au mieux le comportement du système. Cette partie d'estimation du défaut est la dernière phase de la procédure de diagnostic [3]

$$r_i(t) = f_i(t), \quad \forall t, \quad i = 1, \dots, n_r, \quad (n_r = n_f)$$

De plus l'estimation implique la détection et la localisation car les estimées des défauts constituent des résidus .

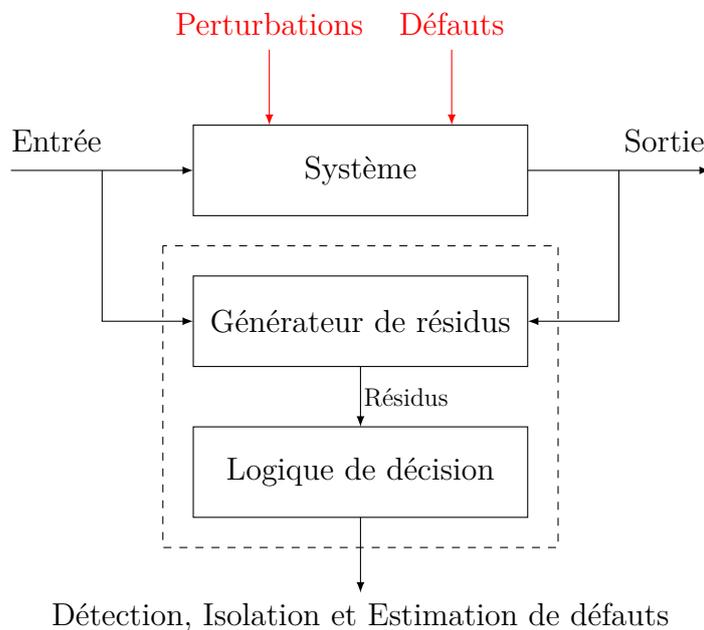


FIGURE 2.1: Principe du diagnostic.

2.4 Diagnostic par observateurs à entrées inconnues

La détection d'un défaut nécessite un seul observateur pour générer le résidu, pour sa localisation, il est nécessaire de disposer d'un *banc d'observateurs* plutôt que d'un seul. La figure 2.2 présente l'architecture à adopter pour utiliser les *UIO* (Unknown Input Observer) pour localiser les défauts. L'ensemble des m *UIO* est soumis au vecteur d'entrées u et au vecteur de sorties y . Chaque *UIO* du banc d'observateur est synthétisé pour qu'il soit sensible à un sous-ensemble de défauts f_i et insensible aux autres. Le nombre d'observateurs à intégrer dans le banc dépend du nombre de défauts à détecter et à isoler. Trois possibilités sont envisagées :

- **Les défauts doivent être détectés mais pas localisés** : dans cette configuration le banc d'observateur est composé d'un unique observateur qui doit être affecté par tous les défauts et insensible aux perturbations.
- **Cas de défauts uniques** : ce cas de figure, très fréquemment étudié, est moins restrictif qu'il n'y paraît. En effet, il est rare (mais pas impossible) que plusieurs capteurs, actionneurs ou composants du système tombent en panne simultanément. Le banc d'observateurs sera alors constitué d'autant d'observateurs qu'il y a de défauts à isoler. Chacun de ces observateurs sera synthétisé de manière à être sensible à tous les défauts sauf un. Ainsi, le $i^{\text{ème}}$ observateur sera obtenu en considérant le $i^{\text{ème}}$ défaut f_i comme entrée inconnue. La table de codage des défauts sera alors composée de 1 à l'exception d'une diagonale de 0.
- **Cas de défauts multiples** : la détection et la localisation de tous les défauts, lorsque ceux-ci peuvent intervenir simultanément, nécessitent de pouvoir découpler chaque observateur de tous les défauts sauf un, la table de codage des défauts sera alors composée de 0 à l'exception d'une diagonale de 1 [14].

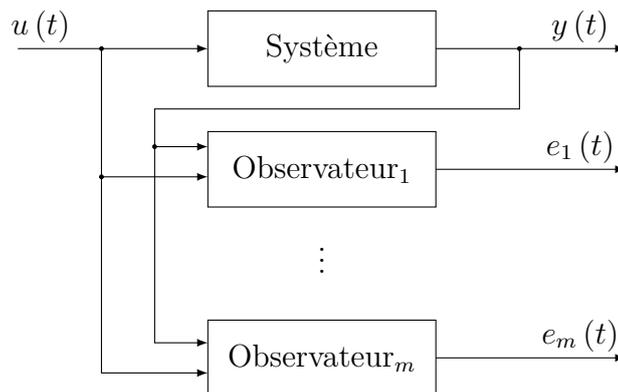


FIGURE 2.2: Architecture d'un banc d'observateurs.

L'observateur à entrées inconnues par découplage développé dans le chapitre 2 est exploité pour construire des bancs d'observateurs afin de générer des résidus structurés permettant la détection et la localisation des défauts d'actionneurs.

Hypothèse 2.1. *On suppose que les défauts d'actionneurs ne surviennent pas simultanément.*

Soit le système non linéaire représenté par la structure T-S à VPNM suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r \mu_i(x(t))(A_i x(t) + B_i u(t)) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (2.1)$$

2.4.1 Défauts d'actionneurs

Dans la représentation par l'espace d'état, ces défauts sont modélisés par un terme additif sur les composantes de la matrice de commande. Deux configurations sont envisagées [14] :

- **Défauts uniques** : Dans ce cas, le banc d'observateurs à entrées inconnues peut être construit suivant l'architecture *GOS* (Generalized Observer Scheme) présentée sur la figure 4.3a. le $i^{\text{ème}}$ observateur est piloté par toutes les entrées sauf la $i^{\text{ème}}$ et toutes les sorties. La sortie de cet observateur est donc sensible aux défauts de toutes les entrées sauf ceux de la $i^{\text{ème}}$, chaque résidu issu d'un UIO est insensible à un défaut actionneur particulier et sensible à tous les autres. Il est donc possible de détecter et localiser les défauts actionneurs lorsque ceux-ci interviennent séparément.
- **Défauts multiples** : le banc d'observateurs pourra être construit suivant l'architecture *DOS* (Dedicated Observer Scheme) présentée sur la figure 4.3b. le $i^{\text{ème}}$ observateur est piloté par la $i^{\text{ème}}$ entrée et toutes les sorties ; les $(m-1)$ autres entrées sont considérées comme inconnues et la sortie de ce $i^{\text{ème}}$ observateur est insensible aux défauts des entrées non utilisées donc chaque résidu issu d'un UIO est sensible à un et un seul défaut actionneur ce qui permet de détecter et localiser les défauts même quand ceux-ci surviennent simultanément.

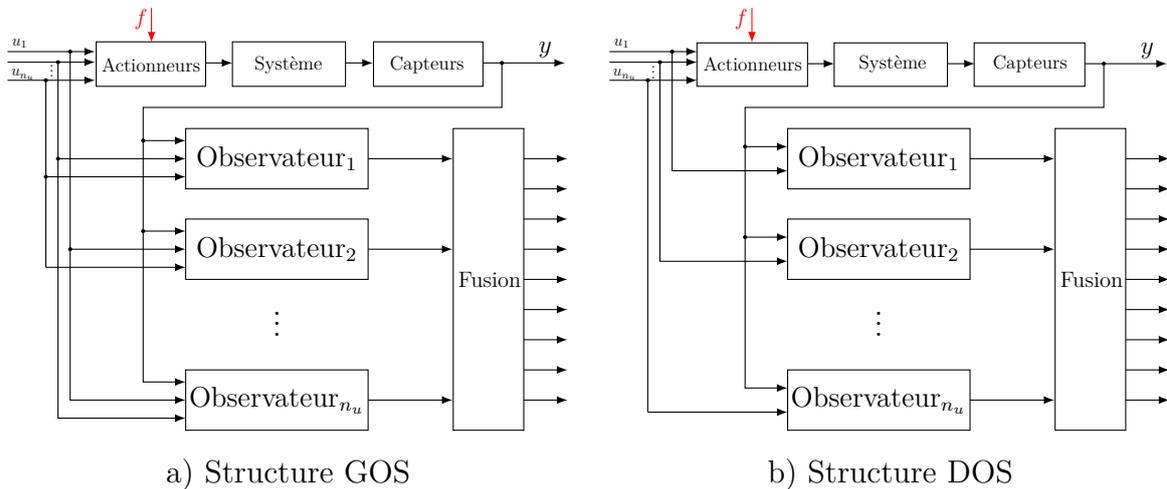


FIGURE 2.3: Localisation de défauts actionneurs.

2.4.2 Algorithme de diagnostic

Suivant la structure de l'observateur PI ou PMI choisie, on propose l'algorithme de diagnostic suivant :

1. Simuler le système non linéaire en boucle ouverte avec des entrées

2. Défauts d'actionneurs : Avant la simulation, combiner l'entrée_{*j*} du système avec le défaut f_j , $j = 1, \dots, m$
3. Défauts de capteurs : Après la simulation, combiner l sortie_{*j*} du système avec le défaut f_j
4. Pour chaque défaut f_j , construire l'observateur_{*j*} par l'utilisation de l'architecture GOS ou DOS (on préfère l'architecture GOS pour le diagnostic d'actionneur et l'architecture DOS pour le diagnostic de capteur).
5. Définir le max et le min de la région LMI (α_{max} , α_{min} , β_{max} , β_{min} , θ_{max} et θ_{min})
6. Optimizer la région LMI par SLPSO ¹
7. Calculé les gains de l'observateur_{*j*} sous les contraintes LMIs du théorème ?? avec l'interface YALMIP ².
8. Simuler l'observateur_{*j*} en boucle ouverte par les mêmes entrées du système
9. Calculer le critère $J = \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^{N_{simu}} (x_i(t) - \hat{x}_i(t))^2$
10. Si $J > \varepsilon$ refaire les étapes 6 → 10
11. Si oui, afficher les gains optimaux de l'observateur_{*j*} et incrémenter j ($j++$)
12. Si $j < m$ refaire les étapes 4 → 12
13. Dans le cas de diagnostic de défauts de capteurs on definit le résidu $r_j(t) = \hat{f}_j(t)$, dans le cas d'actionneurs $r_{ji}(t) = y_i(t) - \hat{y}_i^j(t)$ (j désigne le numéro de l'observateur et i désigne le numéro de la sortie), et l'alarme $a_j(t)$ comme suit :

$$a_j = \begin{cases} 1, & |r(t)| \geq \alpha_j \gamma_j \rho \\ 0, & |r(t)| < \alpha_j \gamma_j \rho \end{cases}$$

où ρ est la borne des perturbations $d(t)$, α_j un paramètre d'ajustement du seuil de détection en fonctionnement normal du système pour améliorer la détection des défauts et γ_j le taux d'atténuation des défauts sur l'erreur d'estimation.

2.5 Exemple

Un exemple est proposé dans cette section pour montrer les performances de l'algorithme présentée en ce qui concerne le diagnostic de défauts d'actionneurs. Les architectures DOS et GOS présentées dans les figures 4.3b et 4.3a sont utilisées respectivement pour les défauts d'actionneurs. Considérons le multimodèle suivant [15] :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r \mu_i(x(t))(A_i x(t) + B_i u(t)) \\ y(t) = Cx(t) + W\omega(t) \end{cases}$$

1. SLPSO est une amélioration de l'algorithme d'optimization PSO.

2. L'interface YALMIP : utilisé pour modéliser et résoudre des problèmes LMIs.

avec :

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

$$B_1 = \begin{bmatrix} 5 & 7 \\ 5 & 5 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}, \quad B_2 = \begin{bmatrix} 6 & 6 \\ 3 & 3 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad W = \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix}$$

Les fonctions d'activation sont définies par :

$$\begin{cases} \mu_1(x(t)) = \frac{1 - \tanh((x_1(t) - 44)/11)}{2} \\ \mu_2(x(t)) = 1 - \mu_1(x(t)) \end{cases}$$

et dépendent de la première composante du vecteur d'état. Le bruit de mesure $\omega(t)$ est un bruit centré et d'amplitude maximale 0.2.

Hypothèse 2.2. On suppose que la dérivée 4^{ème} pour chaque entrée du système est nulle.

2.5.1 Diagnostic de défauts d'actionneurs

L'approche appliquée consiste à considérer l'entrée u_i comme une entrée inconnue et l'estimer via le $i^{\text{ème}}$ observateur PMI. Par conséquent, si l'actionneur piloté par u_i est en défaut, le résidu issu de la différence entre les sorties estimées et mesurées reste proche de zéro ce qui signifie que ce résidu est insensible au défaut f_i affectant l'actionneur i . Les observateurs PMI fournissent à la fois des estimations d'état ainsi que des estimations des autres entrées considérées comme entrées inconnues. Les résidus r_{ij} générés correspondent à la différence entre les sorties mesurées y_j et les sorties estimées \hat{y}_j^i pour le $i^{\text{ème}}$ observateur qui est insensible au défaut sur l'actionneur i . Le système est ré-écrit sous la forme :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^r \mu_i(x(t)) (A_i x(t) + B_i^1 u_1(t) + B_i^2 u_2(t)) \\ y(t) = Cx(t) + W\omega(t) \end{cases}$$

Le bruit de mesure $\omega(t)$ est d'amplitude maximale 0.1. Le système présenté dans l'exemple est soumis à deux défauts f_1 et f_2 affectant les actionneurs 1 et 2 respectivement. Ils sont données sous la forme de biais sur u_1 et u_2 :

$$f_1(t) = \begin{cases} 0.3u_1 & 15 < t < 25 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

et :

$$f_2(t) = \begin{cases} 0.3u_2 & 35 < t < 45 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Les résidus sont construits à partir de la comparaison entre les sorties réelles et les sorties estimées par chaque observateur :

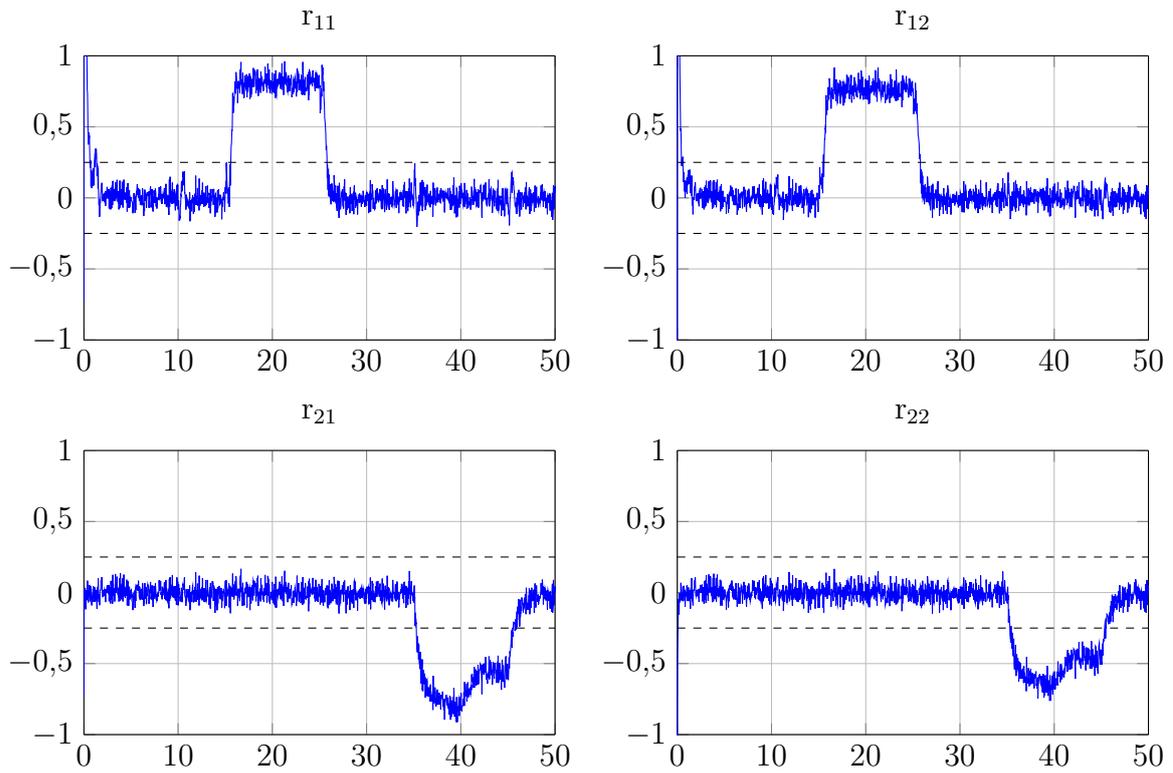
$$r_{ij} = y_j - \hat{y}_j^i$$

où $i \in \{1, 2\}$ désigne le numéro de l'observateur, et $j \in \{1, 2\}$ désigne le numéro de la sortie. La table de signatures théoriques suivante est dressée dans le tableau 2.2. Les seuils de détection des défauts sont fixés à partir des résultats de simulation, sans

	Observateur 1		Observateur 2	
	r_{11}	r_{12}	r_{21}	r_{22}
f_1	1	1	0	0
f_2	0	0	1	1

TABLEAU 2.2: Signature théorique de défaillances des actionneurs

défaut du générateur de résidus ; ils sont donnés par $J_{th} = 0.25$. Sur la figure 2.4, les résidus r_{11} et r_{12} générés avec le premier observateur indiquent qu'il y a un défaut entre les instants 15s et 25s qui correspond à un défaut sur l'actionneur piloté par la commande u_1 . Quant au défaut f_2 affectant u_2 , il apparaît sur les résidus r_{21} et r_{22} . Les résultats de simulation correspondent à la table de signatures théoriques 2.2. En l'absence et présence de défauts, les deux observateurs fournissent respectivement l'estimation des entrées u_1 et u_2 (figure 2.5, figure 2.6) .

FIGURE 2.4: Résidus $r_{ij}(t)$ en présence des défauts d'actionneurs.

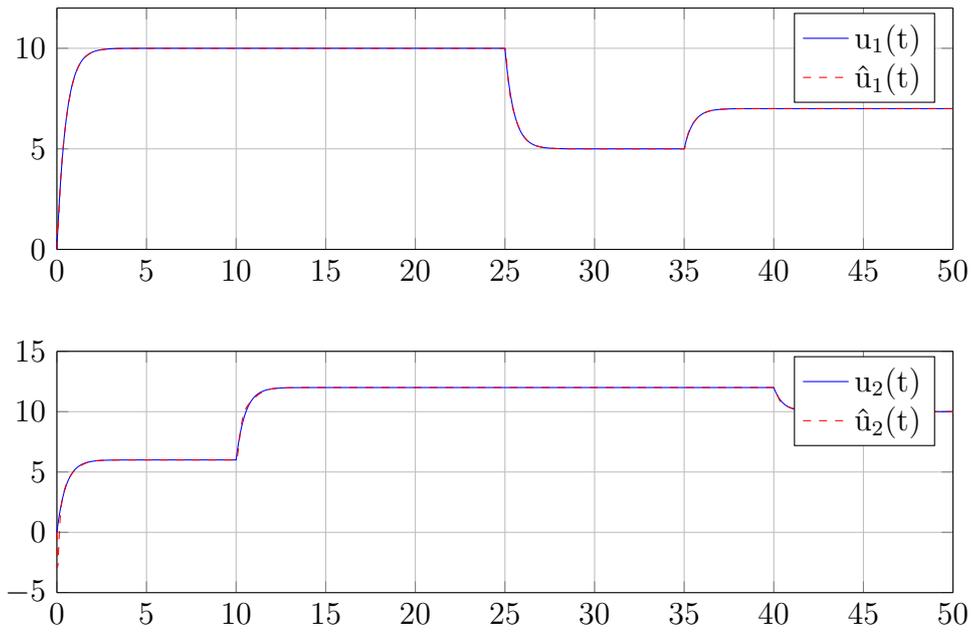


FIGURE 2.5: Entrées estimées sans défaut.

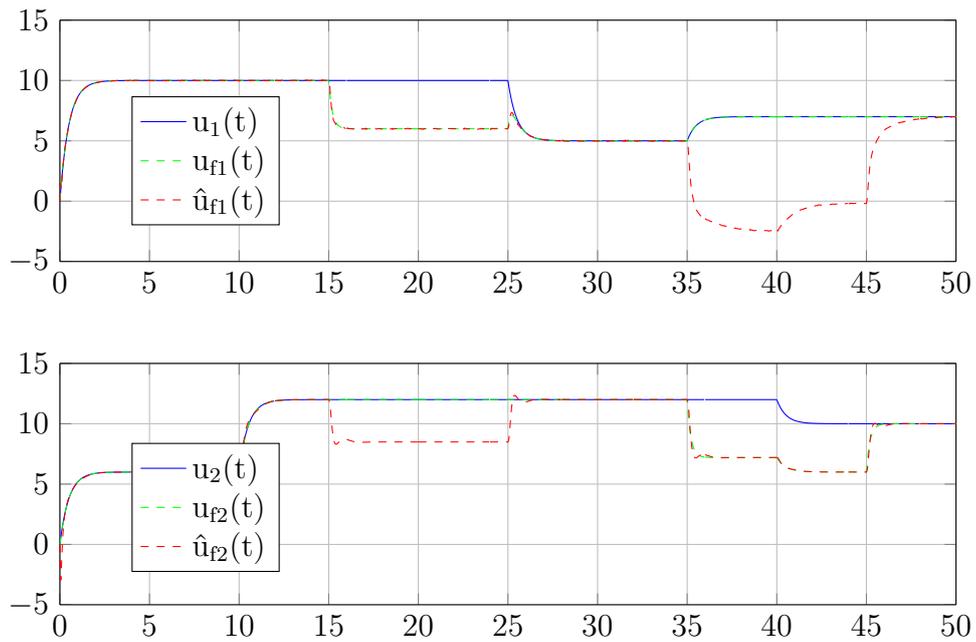


FIGURE 2.6: Entrées estimées avec défaut.

Nous constatons à travers les figures précédentes que la méthode de diagnostic à base d'observateurs PMI permet une bonne estimation des défauts d'actionneurs ce qui implique leur détection et leur localisation

2.6 Conclusion

L'objectif de ce chapitre est de présenter le principe de conception de générateurs de résidus pour la détection et la localisation de défauts d'actionneurs d'un système décrit par des modèles flous T-S en se basant sur des bancs observateurs. Un certain nombre de notions fondamentales ainsi que les principes du diagnostic de défauts ont été présentés. On a aussi présenté deux techniques de génération de résidus. La première est basée sur les observateurs à entrées inconnues par découplage et la deuxième est basée sur les observateurs PMI. On a vu que les observateurs PMI permettent également de fournir une estimation des défauts.

Chapitre 3

Application à un robot mobile

« What man-made machine will ever achieve the complete perfection of even the goose's wing? »

Abbas Ibn Firnas

Sommaire

3.1	Introduction	21
3.2	Modèle dynamique du robot mobile	21
3.3	Écriture sous forme d'un modèle T-S à VPNM	21
3.3.1	Représentation T-S	21
3.3.2	Diagnostic des défauts d'actionneurs	22
3.4	Conclusion	24

3.1 Introduction

Ce chapitre s'intéresse à la détection et la localisation des défauts d'actionneurs d'un robot mobile. Ainsi, l'objectif visé est la mise en oeuvre de la procédure de diagnostic à base d'observateurs PMI (on utilise l'algorithme 2.4.2 proposée dans le chapitre 2). La représentation sous forme T-S du modèle dynamique du robot mobile est obtenue en utilisant la méthode par secteur nonlinéaire du chapitre 1. Durant l'application, des commentaires sont donnés pour expliquer les étapes et les résultats.

3.2 Modèle dynamique du robot mobile

Le modèle original est présenté dans [16], certaines hypothèses ont été considérées :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = c(b \cos(x_3) - d \sin(x_3))x_5 + c(b \cos(x_3) + d \sin(x_3))x_7 \\ \dot{x}_2 = c(b \sin(x_3) + d \cos(x_3))x_5 + c(b \sin(x_3) - d \cos(x_3))x_7 \\ \dot{x}_3 = c(x_5 - x_7) \\ \dot{x}_4 = x_5 \\ \dot{x}_5 = u_1 \\ \dot{x}_6 = x_7 \\ \dot{x}_7 = u_2 \end{cases} \quad (3.1)$$

3.3 Écriture sous forme d'un modèle T-S à VPNM

Le modèle non linéaire (3.1) peut être ré-écrit comme suit :

$$\begin{cases} \dot{X} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & nl_1(x_3) & 0 & nl_2(x_3) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & nl_2(x_3) & 0 & nl_1(x_3) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & c & 0 & -c \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} X + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} U \\ Y = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X \end{cases} f_j^1(t) + L_{I_i}(Y_j(t) - \hat{Y}_j(t)) \quad (3.2)$$

tel que :

$$nl_1(x_3) = c(b \cos(x_3) - d \sin(x_3)), \quad nl_2(x_3) = c(b \cos(x_3) + d \sin(x_3))$$

3.3.1 Représentation T-S

On remarque que le modèle (3.2) présente deux non linéarités : $nl_1(x_3)$ et $nl_2(x_3)$. On définit le variable de prémisse comme suit :

$$z_1 = x_3 \quad (3.3)$$

ce variable de prémisse n'est pas mesurable .

On obtient à la fin le modèle T-S ci-dessous qui représente le modèle non linéaire (3.1)

dans le domaine :

$$\dot{X} = \sum_{i=1}^4 \mu_i(x_3)(A_i X + BU) \quad (3.4)$$

3.3.2 Diagnostic des défauts d'actionneurs

La plupart des robot mobiles utilisent des moteurs DC brushless à cause de son rapport poids/ puissance qui est très favorable à leur utilisation.

On considère que les actionneurs du robot mobile sont les moteurs, dans cette étude, on suppose que le nombre d'actionneurs pouvant être simultanément défectueux est nulle. Danc on construit quatre observateurs PMI de degré 1 (on utilise l'architecture GOS, figure 4.3a).

Les résidus r_{ij} générés correspondent à la différence entre les sorties mesurées Y_j et les sorties estimées \hat{Y}_j^i pour le $i^{\text{ème}}$ observateur ($r_{ij} = Y_j - \hat{Y}_j^i$) qui est insensible au défaut sur l'actionneur i . Les observateurs utilisés sont sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{\hat{X}}(t) = \sum_{i=1}^r \mu_i(\hat{X}(t)) (A_i \hat{X}(t) + \bar{B}_i \bar{U}(t) + B_i^j U_j(t) + F_g + L_{P_i} (Y(t) - \hat{Y}(t))) \\ \dot{\hat{u}}_j^k(t) = \sum_{i=1}^r \mu_i(\hat{X}(t)) (\hat{u}_j^{k+1}(t) + L_{I_i}^k (Y(t) - \hat{Y}(t))), \quad k = 1, \dots, 3 \\ \dot{\hat{u}}_j(t) = \sum_{i=1}^r \mu_i(\hat{X}(t)) (\hat{u}_j^1(t) + L_{I_i} (Y(t) - \hat{Y}(t))) \\ \hat{Y}(t) = C \hat{X}(t) + \hat{f}_j(t) \end{cases}$$

avec $\bar{B}_i = [B_1 \dots B_{j-1} \quad B_{j+1} \dots B_{n_u}]$ et $\bar{U} = [U_1 \dots U_{j-1} \quad U_{j+1} \dots U_{n_u}]^T$.

Les défauts sont donnés sous la forme de biais sur u_1 et u_2 :

$$f_1(t) = \begin{cases} -0.5 & 5 < t < 25 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad f_2(t) = \begin{cases} -0.5 & 25 < t < 45 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Nous dressons tous les cas possibles de défaillances d'actionneurs. On définit une fonction binaire des résidus :

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

où $i \in \{1, \dots, 2\}$ désigne le numéro de l'observateur, et $j \in \{1, \dots, 2\}$ désigne le numéro de la sortie.

	Observateur 1		Observateur 2	
	z_{11}	z_{12}	z_{21}	z_{22}
f_1	0	0	1	0
f_2	0	1	0	0

TABLEAU 3.1: Signature théorique de défaillances d'actionneurs

Les figures ci-dessous présente les résidus associés aux 4 sorties.

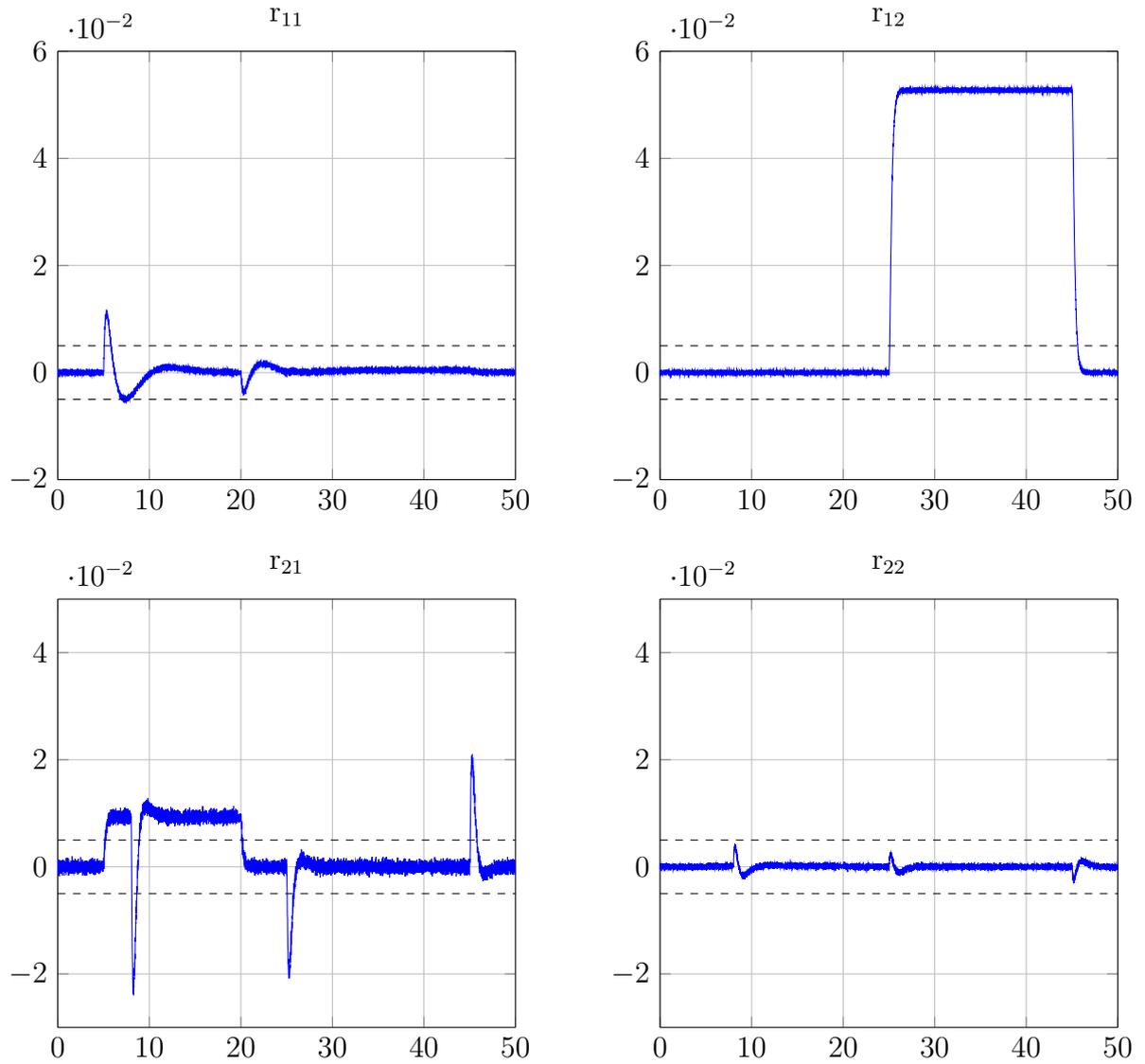


FIGURE 3.1: Résidus des défauts d'actionneurs.

Les seuils de détection des défauts sont fixés à partir des résultats de simulation sans défaut du générateur de résidus, ils sont donnés par $J_{th} = 1.2 \times 10^{-4}$. D'après les résultats de simulation, l'objectif d'estimer les défauts affectant les actionneurs, utilisant l'observateur PMI développé dans le chapitre 2, est bien assuré.

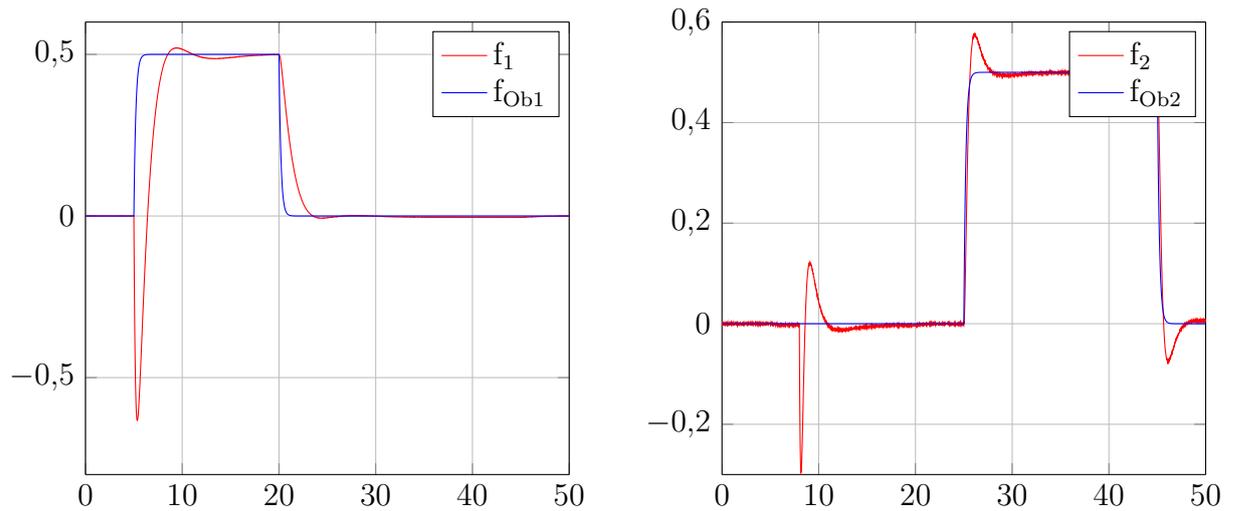


FIGURE 3.2: Défauts et leurs estimés.

3.4 Conclusion

Ce chapitre est dédié à l'utilisation des techniques présentées dans le chapitre 1 et 2 pour le diagnostic des défauts d'actionneurs d'un robot mobile. L'approche de diagnostic s'appuie sur la représentation par des modèles flous de type Takagi-Sugeno (T-S). ainsi, en utilisant la méthode par secteur nonlinéaire, un modèle T-S du robot mobile a été obtenu. ce dernier a été ensuite validé par des signaux d'entrée. Le modèle T-S obtenu est instable en boucle ouverte, une loi de commande par mode glissant a été ainsi utilisée. Afin de pouvoir estimer les défauts d'actionneurs, permettant ainsi leur détection et leur localisation, l'algorithme de diagnostic 2.4.2 avec banc d'observateurs de type PMI a été utilisé. Des tests en simulation ont montré des résultats tout à fait satisfaisants en terme de détection et localisation de défauts d'actionneurs.

Conclusion générale

L'OBJECTIF de ce travail est l'application des méthodes de diagnostic de défauts des systèmes non linéaires, décrits à l'aide d'un modèle de Takagi-Sugeno, pour la détection et la localisation des défauts d'actionneurs. Nous avons utilisé des méthodes de reconstitution d'état et d'estimation de défauts affectant séparément l'entrée et la sortie du système. L'application visée est le diagnostic des défauts actionneurs d'un modèle de robot mobile.

La modélisation des systèmes non linéaires par l'approche T-S présente deux cas selon la nature des variables de prémisses, le premier est le cas où les variables de prémisses sont mesurables (VPM), et le deuxième est le cas où ces derniers ne sont pas mesurables (VPNM). Pour couvrir une large classe de systèmes non linéaires, la plus grande partie des travaux présentés est consacrée aux systèmes non linéaires décrits par un modèle T-S à VPM.

Dans le contexte de l'estimation d'état en présence d'entrées inconnues, l'approche présentée s'appuie sur le découplage des entrées inconnues à partir des conditions de découplage sur les matrices définissant le système. La résolution d'un ensemble de contraintes LMIs et LMEs permet la construction de l'observateur. Afin de reconstruire l'état et les entrées inconnues simultanément, nous avons utilisé une autre structure de multiobservateurs appelé observateur Proportionnel-Intégral. Ce dernier fournit une meilleure estimation par rapport à celle fournie par l'observateur à entrées inconnues par découplage. Un observateur de type Proportionnel-Multi-Intégral permettant d'étendre la classe d'entrées inconnues pouvant être estimées à une classe plus générale sous la forme polynomiale a été ainsi présenté. Son principe s'appuie sur l'utilisation de plusieurs actions intégrales pour estimer les q premières dérivées des entrées inconnues.

Dans le contexte de l'estimation et de la détection de défauts, l'approche pour l'estimation simultanée de l'état et de défauts a été présentée. L'estimation de ces derniers est réalisée à l'aide de bancs d'observateurs, chacun possède la structure PMI, présenté dans le chapitre 2. Le banc d'observateurs utilisé pour la détection de défauts d'actionneurs est basé sur deux architectures, l'architecture GOS et DOS. Un algorithme de diagnostic est proposé permettant la détection, la localisation et l'estimation des défauts à base de l'optimisation SLPSO. Ce dernier permet un placement de pôles dans des régions LMIs choisies par minimisation d'un critère.

Le dernier chapitre a été consacré à l'application des résultats des chapitres 1 et 3 pour l'estimation de défauts d'actionneurs d'un robot mobile. A travers les tests

de simulations, nous avons constaté des résultats tout à fait satisfaisants en terme de détection et localisation de défauts d'actionneurs malgré l'influence des erreurs de modélisation et des bruits de mesure.

Bibliographie

- [1] T. Takagi M. Sugeno. Fuzzy identification of systems and its applications to modelling and control. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, SMC-15(1) :116–132, January 1985. URL <http://takagiken.com/takagi-sugeno-modeling.pdf>.
- [2] Souad Bezzaoucha. Commande tolérante aux défauts de systèmes non linéaires représentés par des modèles de takagi-sugeno. *Thèse de doctorat, Université de Lorraine, France*, Février 2014. URL <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00948345>.
- [3] Kamel Merahi. Estimation d'état et diagnostic de fonctionnement des systèmes non linéaires. *Thèse de magister, Université Badji Mokhtar Annaba, Algerie*, 2010. URL <http://biblio.univ-annaba.dz/wp-content/uploads/2014/06/memoire-Merahi-Kamel.pdf>.
- [4] K. Tanaka H.O. Wang. Fuzzy modeling via sector nonlinearity concept. *IEEE Proceedings Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference - Vancouver, BC, Canada*, 1 :127–132, July 2001. URL http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arnumber=944239.
- [5] K. Tanaka H.O. Wang. Fuzzy control systems design and analysis : A linear matrix inequality approach. *John Wiley & Sons, Inc., New York, Wiley-Interscience ISBN 0-471-22459-6*, 2001.
- [6] Alexandre Kruszewski. Lois de commande pour une classe de modèles non linéaires sous la forme takagi-sugeno : Mise sous forme lmi. *Thèse de doctorat, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis*, Décembre 2006. URL <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00128986>.
- [7] K. Tanaka M. Sano. A robust stabilization problem of fuzzy control systems and its application to backing up control of a truck-trailer. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2 :119–134, 1994.
- [8] Samir Touaf. Diagnostic logique des systemes complexes et dynamiques dans un contexte multi-agent. *Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier, France*, Mars 2005. URL <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00008768>.
- [9] Afnor. Concepts et définitions des activités de maintenance. *Norme NF X 60-010, Association Française de Normalisation*, 1994.

- [10] IEEE. Ieee standard dictionary of electrical and electronics terms. *The Institute of Electrical and Electronics Engineers, New York*, 4, 1988.
- [11] R. Isermann P. Ballé. Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes. *Control Engineering Practice*, 5(5) :709–719, 1997.
- [12] Stéphane Ploix. Diagnostic des systèmes incertains : l’approche bornante. *Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, France*, Décembre 1998. URL <http://stephane.ploix.com/spip/IMG/pdf/1998-these.pdf>.
- [13] Gilles Zwingelstein. Diagnostic des défaillances : théorie et pratique pour les systèmes industriels. *Traité des nouvelles technologies, série Diagnostic et maintenance, Hermès, Paris*, 1995.
- [14] Hamid Baïkeche. Diagnostic des systèmes linéaires en boucle fermée. *Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, France*, Octobre 2007. URL <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00198557>.
- [15] Dalil Ichalal. Estimation et diagnostic de systèmes non linéaires décrits par un modèle de takagi-sugeno. *Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, France*, Novembre 2009. URL <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00454793>.
- [16] Hicham Khebbache. Tolérance aux défauts via la méthode backstepping des systèmes non linéaires application : Système uav de type quadrirotor. *Thèse de magister, Université Ferhat Abbas de setif, Algerie*, Juin 2012. URL <http://www.univ-setif.dz/MMAGISTER/images/facultes/TEC/2012/KHEBBACHEHICHAM.pdf>.