

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE MOULOUD MAMMARI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DU GENIE ELECTRIQUE ET D' INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'AUTOMATIQUE

Mémoire de Fin d'Etudes de MASTER ACADÉMIQUE

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Automatique

Spécialité : Automatique et Systèmes

Présenté par

MOHAMMED TAALBI

ISMAIL REKAB

Thème

Diagnostic d'une classe de systèmes non linaires à base d'observateurs

Mémoire soutenu publiquement le30/09/ 2024..... devant le jury composé de :

M AHCENE LAKHLEF

MCA, UMMTO, Président

M FARIDA ALMANSBA

MA, UMMTO, Encadrant

M KAHINA LARBI

MA, UMMTO, Examineur

M FATIHA LOUADJ

MA, UMMTO, Examineur

Remerciements

Nous remercions DIEU le tout puissant de Nous avoir donnés le courage, la volonté, la patience et la santé durant toutes ces longues années, grâce à lui ce travail a pu être réalisé.

Nous souhaitons exprimer notre plus profonde gratitude à notre encadrante, Madame Almansa Farida, pour son accompagnement constant et ses précieux conseils tout au long de l'élaboration de ce mémoire. Son expertise et sa disponibilité ont joué un rôle essentiel dans l'aboutissement de ce travail. Elle a su, par son encadrement rigoureux et bienveillant, nous orienter dans les moments cruciaux, et nous a permis de franchir avec succès chaque étape de notre recherche.

Nous tenons à remercier M.AHCENE LAKHLEF, Président du jury, ainsi M.LARBI et FATIHA LOUADJ, membres du jury, d'avoir accepté de juger notre travail.

Nous tenons également à remercier nos familles respectives. Leur soutien inconditionnel, tant moral que matériel, a été un véritable pilier tout au long de cette aventure académique. Leur patience, leur encouragement et leur compréhension face aux nombreuses heures passées à travailler sur ce projet, souvent au détriment de moments en famille, méritent d'être soulignés. Sans eux, la concrétisation de ce mémoire n'aurait pas été possible.

Nos amis ont aussi joué un rôle important dans cette réussite. Leur présence à nos côtés, leurs conseils, ainsi que leurs encouragements lors des moments difficiles ont été une source de motivation inestimable. Nous leur adressons nos sincères remerciements pour avoir été une oreille attentive et un soutien indéfectible tout au long de cette période.

Table des matières

Introduction générale	1
1 Généralités sur le diagnostic	4
1.1 Introduction	4
1.2 Le diagnostic	5
1.3 Intérêt et objectifs du diagnostic	5
1.4 Différents notions utilisées en diagnostic	5
1.4.1 Une Panne	5
1.4.2 Défaillance	6
1.4.3 Défaut	6
Les défauts actionneurs	6
Les défauts capteurs	7
Les défauts composants ou systèmes	7
1.4.4 Perturbation	7
1.4.5 L'erreur	7
1.4.6 La supervision	7
1.4.7 La surveillance	8
1.4.8 La sensibilité	8
1.4.9 Résidu	8
1.5 Principe de base de diagnostic	8
1.5.1 Détection de défaut	8
1.5.2 Localisation de défaut	8
1.5.3 Identification	8
1.6 Principes de diagnostic des défauts	9
1.6.1 Redondances d'informations	9
1.6.2 Redondance physique ou matérielle	9
1.6.3 Redondance analytique	9
1.7 Classification des méthodes de diagnostic	10

1.7.1	Diagnostic par traitement du signal	10
1.7.2	Méthodes de diagnostic à base de modèles qualitatifs	11
1.7.3	Méthodes de diagnostic à base de modèles quantitatifs	11
1.7.4	Méthodes de diagnostic à base de modèle	11
	Espace de parité	12
	Méthodes d'estimation paramétrique	12
	Méthodes de diagnostic à base d'observateurs	13
1.8	Modélisation des défauts	13
1.8.1	Modélisation en présence des perturbations	14
1.9	Principe de génération de vecteur résidu pour la détection et la localisation de défauts	15
1.9.1	Détection des défauts capteurs	16
1.9.2	Détection des défauts actionneurs	17
1.10	Isolation des défauts	17
1.10.1	Technique d'évaluation de résidus	17
	Résidus directionnels	18
1.10.2	Structure d'observateurs dédiés (DOS)	18
1.10.3	Structure d'observateurs généralisés (GOS)	19
1.11	Performance d'une procédure de diagnostic	20
1.12	Conclusion	20
2	Synthèse d'observateurs d'état	22
2.1	Introduction	22
2.2	Système dynamique	23
2.2.1	Système linéaire	23
2.2.2	Système non linéaire	23
2.3	Linéarisation d'un système non linéaire	24
2.4	Observabilité	25
2.4.1	Observabilité d'un système linéaire	26
2.4.2	Observabilité des systèmes non linéaires	27
2.5	Observateurs des systèmes linéaires	28
2.5.1	Observateur de Luenberger	28
	Exemple d'application	29
2.5.2	Filtre de Kalman	30
2.5.3	Observateur à entrées inconnues	31
	Principe de la reconstruction	31

	Procédure de résolution	33
2.6	Observateurs des systèmes non linéaires	34
2.6.1	Observateur de Luenberger étendu	34
2.6.2	Filtre de Kalman Etendu (EKF)	34
2.6.3	Observateur mode glissant	35
2.7	Inégalités linéaires matricielles	35
2.7.1	Définition et intérêts des LMIS	36
	Contraintes LMIS	36
	Intérêts des LMIS	36
2.8	Conclusion	37
3	Diagnostic des systèmes non linéaire par observateur LPV	38
3.1	Introduction	38
3.1.1	Synthèse de l'observateur basé sur la DMTV : transformation en LPV	39
	Préliminaires et formulation du problème	39
	Procédure de synthèse d'observateur	41
3.2	Application de l'observateur LPV sur le modèle du robot a bras flexible . .	42
3.2.1	Description du procédé	42
3.2.2	Modèle mathématique du système	43
3.3	Mise en ouvre de l'observateur LPV	45
3.3.1	Simulation de l'observateur LPV	46
3.4	Étude de la robustesse de l'observateur de Luenberger	48
3.4.1	Résultat de simulation avec bruit sur la sortie	50
3.5	Détection de défauts	51
3.5.1	Construction de l'observateur LPV en présence de défauts	51
3.5.2	Résultat de simulation en présence de défauts	52
3.6	Localisation des défauts capteur par banc d'observateurs	55
3.6.1	Résultat de simulation	56
3.7	Analyse et Interprétation des Signatures	61
3.8	Conclusion	61
	Conclusion générale	62

Table des figures

1.1	Différents types de défauts agissants sur le système	6
1.2	Schéma représentant la redondance matérielle	10
1.3	Principe de diagnostic avec modèle	12
1.4	Les étapes de diagnostics de la surveillance	15
1.5	Détection des défauts capteur par un banc d'observateur	16
1.6	Détection des défauts actionneur par un banc d'observateur	17
1.7	Structure de résidus directionnels	18
1.8	Structure d'observateurs dédiés	19
1.9	Structure d'observateurs généralisée	20
3.1	Robot a un seul joint flexible	43
3.2	Schéma représentatif du système-observateur	46
3.3	Évolution des états du système et leur estimates.	47
3.4	Les erreurs d'estimation	47
3.5	Schéma représentatif système-observateur avec bruit sur les sorties	49
3.6	La simulation des états et leur estimations : cas avec bruit sur la sortie	50
3.7	La simulation de l'erreur d'estimation : cas avec bruit sur la sortie	50
3.8	Schéma de simulation en présence de tous les défauts.	52
3.9	Les fautes capteurs	52
3.10	La faute actionneur	53
3.11	Les résidus en présence de deux défauts capteur.	54
3.12	Les résidus en présence de défaut actionneur.	54
3.13	Les résidus en présence de tous les défauts.	54
3.14	Représentation du banc d'observateur	55
3.15	Évolution des résidus en absence de défaut.	57
3.16	Évolution des résidus en présence d'un défaut sur le premier capteur.	58
3.17	Evolution des résidus en présence d'un défaut sur le deuxième capteur.	59
3.18	Défauts capteur simultanés.	59

3.19 Évolution des résidus en présence de deux défauts capteur. 60

Introduction générale

Le diagnostic est un domaine fondamental dans le contexte des systèmes complexes et dynamiques. Son rôle est essentiel pour garantir la fiabilité, la sécurité, et la performance des équipements et des processus, qu'ils soient industriels, mécaniques, électroniques, ou autres. Dans un monde où la dépendance à des systèmes sophistiqués ne cesse de croître, une gestion efficace des défauts et une capacité rapide à identifier et résoudre les problèmes deviennent des impératifs pour maintenir la compétitivité et éviter des pannes coûteuses.

Ce mémoire s'attache à explorer les multiples facettes du diagnostic, en partant de ses fondements théoriques jusqu'à ses applications pratiques. Nous commencerons par une revue exhaustive de l'état de l'art sur le diagnostic, en définissant les concepts clés qui sous-tendent cette discipline. La distinction entre pannes, défaillances, et erreurs sera particulièrement approfondie, car comprendre ces notions est crucial pour toute approche de diagnostic efficace.

Nous examinerons en détail les différents types de défauts, y compris les défauts des capteurs, des actionneurs, et des composants ou systèmes. La compréhension de ces éléments est essentielle pour mettre en place des stratégies adaptées à chaque situation spécifique. Nous explorerons également les concepts de perturbation et de résidu, et nous mettrons en lumière les différences entre supervision et surveillance, ainsi que l'importance de la sensibilité dans la détection précoce des anomalies.

Les principes de diagnostic des défauts seront analysés, en mettant l'accent sur les techniques de détection et d'isolation. La détection des défauts, ou Fault Detection (FD), et la localisation des défauts, ou Fault Isolation (FI), sont des processus essentiels pour identifier précisément où et comment un système a échoué. L'identification des défauts sera également discutée, en abordant les méthodes utilisées pour déterminer les causes profondes des problèmes.

La modélisation des défauts constitue une autre dimension clé de ce mémoire. La capacité

à modéliser correctement les défauts et les perturbations est cruciale pour le développement de solutions de diagnostic efficaces. Nous examinerons les différentes approches de modélisation, y compris les méthodes qualitatives et quantitatives, ainsi que les techniques basées sur l'intelligence artificielle. La génération de vecteurs résidu pour la détection et la localisation des défauts sera également explorée, en mettant en évidence les défis et les opportunités associés à cette méthode.

Dans la deuxième partie du mémoire, nous nous concentrerons sur les observateurs d'état, qui jouent un rôle crucial dans la modélisation et le contrôle des systèmes dynamiques. Nous commencerons par une introduction aux systèmes dynamiques, en distinguant les systèmes linéaires des systèmes non linéaires. La linéarisation des systèmes non linéaires sera abordée, afin de simplifier l'analyse et le contrôle de ces systèmes complexes.

Nous discuterons également des notions d'observabilité et de constructibilité des états, en expliquant comment ces concepts permettent d'extraire des informations utiles des systèmes. Les observateurs des systèmes linéaires, tels que les observateurs de Luenberger et de Kalman, seront examinés en détail, avec des exemples d'application pour illustrer leur fonctionnement. Les observateurs des systèmes non linéaires, y compris les observateurs de Luenberger étendu et le filtre de Kalman étendu (EKF), seront également abordés pour compléter notre compréhension des outils disponibles.

Enfin, la dernière partie du mémoire proposera une application pratique des concepts théoriques. Nous utiliserons la méthode DMTV pour la synthèse des observateurs, en nous appuyant sur des inégalités linéaires matricielles (LMIS) pour résoudre des problèmes complexes. La modélisation du bras flexible sera utilisée comme étude de cas, illustrant comment les techniques d'observation peuvent être appliquées à des systèmes réels. Les résultats de simulation seront présentés, accompagnés d'une analyse approfondie de la robustesse des observateurs et de leur capacité à détecter divers types de défauts.

Notre mémoire s'articule autour de trois chapitres :

- **Le premier chapitre** aborde quelques concepts généraux sur le diagnostic. Il est notamment consacré aux concepts fondamentaux du diagnostic des systèmes à base de modèles et aux différentes structures de génération de résidus. Nous examinons les distinctions entre pannes, défaillances, erreurs, ainsi que les types de défauts (capteurs, actionneurs, composants), et les notions de perturbations et de résidus.

-
- **Le deuxième chapitre** a pour objectif de présenter les différents observateurs existants dans la littérature et leurs méthodes de synthèse. Différentes techniques d'estimation d'état, telles que les observateurs à grand gain et les observateurs à modes glissants, y seront introduites. Nous proposerons également des algorithmes robustes pour la synthèse d'observateurs, validés par simulation sur des exemples d'application.

 - **Le troisième chapitre** est dédié à l'application pratique des concepts théoriques via la méthode DMTV, utilisant des inégalités linéaires matricielles (LMI) pour résoudre des problématiques complexes. L'exemple du bras flexible est utilisé comme cas d'étude pour illustrer l'application des techniques d'observation et valider leur robustesse dans la détection des défauts à travers des simulations.

Chapitre 1

Généralités sur le diagnostic

1.1 Introduction

Le diagnostic des défauts, abordé principalement à travers la procédure de détection et d'isolation, fréquemment désignée par l'acronyme FDI (Fault Détection and Isolation), revêt une importance cruciale dans la compréhension et la gestion des problématiques au sein des systèmes physiques. L'évolution marquée des méthodes de détection et de localisation des défauts depuis les années 70, mise en évidence par les recherches de scientifiques, témoigne de l'ampleur des investissements consacrés à ce domaine en constante évolution.

Ce chapitre se consacre à un état de l'art approfondi sur le diagnostic des défauts dans les systèmes physiques. Dans un premier temps, il explore les concepts et notions variés qui émaillent la littérature, soulignant l'importance d'une compréhension approfondie de ces éléments pour garantir un diagnostic de qualité. Le principe fondamental du diagnostic sera exposé, accompagné d'une présentation des différentes méthodes issues des recherches menées dans ce domaine dynamique.

De manière complémentaire, une attention particulière sera accordée à la procédure générale de détection et d'isolation des défauts par le biais des méthodes basées sur les modèles mathématiques. Cette approche implique deux étapes cruciales : la génération et l'évaluation du vecteur résidu. Une compréhension approfondie de ces processus s'avère essentielle pour appréhender pleinement les mécanismes sous-jacents à une détection et une isolation efficaces des défauts, contribuant ainsi à la robustesse et à la fiabilité des systèmes étudiés.

1.2 Le diagnostic

Le diagnostic est l'identification de la cause probable d'une ou plusieurs défaillances à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur des informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test. Pour illustrer, imaginez un véhicule qui émet un bruit inhabituel. Le diagnostic impliquerait l'observation du véhicule, la collecte d'informations pertinentes sur le bruit, puis l'application d'un raisonnement logique pour identifier la cause probable de ce bruit[12].

1.3 Intérêt et objectifs du diagnostic

Dans le domaine de l'industrie et de la production industrielle, la compétitivité repose sur une combinaison de critères de performance, de robustesse et de qualité. Malgré les efforts consacrés à la conception de ces systèmes, les défaillances demeurent fréquentes, pouvant résulter de la fin du cycle de vie d'un composant ou de l'apparition soudaine d'une panne imprévue. Ces éléments de production revêtent souvent une importance capitale, que ce soit pour des objectifs lucratifs ou pour garantir des services essentiels. De plus, les conséquences peuvent toucher des aspects cruciaux tels que la sécurité matérielle, environnementale, voire humaine.

Face à ces enjeux, des méthodes de supervision et de surveillance ont été instaurées, reposant toutes sur le diagnostic des systèmes. Le diagnostic a pour mission de détecter, localiser et éventuellement identifier les défaillances ou défauts affectant un système donné. Plus largement, il contribue à la résolution des problèmes en facilitant la détection et la localisation des dysfonctionnements, jouant ainsi un rôle crucial dans la préservation de l'intégrité des systèmes industriels. Cela devient particulièrement essentiel pour éviter des conséquences irréversibles, que ce soit sur le plan financier, environnemental ou humain. Ainsi, le diagnostic représente une étape incontournable pour maintenir la performance, la fiabilité et la sûreté des systèmes industriels dans un contexte de compétition accrue et d'exigences élevées.

1.4 Différents notions utilisées en diagnostic

1.4.1 Une Panne

Une panne représente l'inaptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise et résulte toujours d'une défaillance. Si une ampoule électrique cesse de produire de la lumière en raison d'une défaillance interne, cela constitue une panne.

1.4.2 Défaillance

La défaillance se produit lorsqu'il y a une interruption permanente de la capacité d'un système à accomplir sa mission dans des conditions opérationnelles spécifiées. Un exemple concret pourrait être la défaillance d'un composant électronique dans un système de contrôle industriel, entraînant l'arrêt du processus.

1.4.3 Défaut

Un défaut est une déviation non acceptable d'au moins une caractéristique d'un système par rapport à sa valeur nominale. Les défauts sont classés en fonction de leur localisation. Les défauts affectant un système peuvent être de différentes natures et sont généralement classés en défauts actionneurs, défauts capteurs et défauts système.

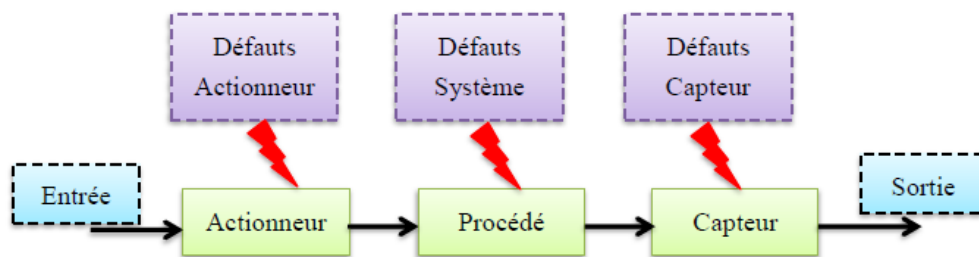


FIGURE 1.1 – Différents types de défauts agissant sur le système

1. Les défauts actionneurs

Les défauts actionneurs agissent au niveau de la partie opérative et détériorent le signal d'entrée du système. Ils représentent une perte totale (défaillance) ou partielle d'un actionneur agissant sur le système. Un exemple de perte totale d'un actionneur est un actionneur qui est resté "collé" sur une position entraînant une incapacité à commander le système par le biais de cet actionneur. Les défauts actionneurs partiels sont des actionneurs réagissant de manière similaire au régime nominal mais en partie seulement, c'est-à-dire avec une certaine dégradation dans leur action sur le système. (Perte de puissance d'un moteur, fuite dans un vérin,...)

2. Les défauts capteurs

Les défauts capteurs affectent la capacité du capteur à mesurer correctement une variable physique du système. Ils peuvent se manifester par une perte totale ou partielle de la fonction de mesure. Un exemple de perte totale est un capteur qui renvoie une valeur fixe ou incohérente, ne correspondant plus à la grandeur mesurée, rendant ainsi impossible l'obtention d'une information fiable sur l'état du système. Les défauts partiels se traduisent par des mesures inexactes mais proches des valeurs réelles, avec une dégradation progressive, comme une baisse de précision, un décalage constant (biais), ou un signal parasité par du bruit. (Exemples : dérive de la température dans un capteur thermique, présence de bruit dans un capteur de pression...).

3. Les défauts composants ou systèmes

Ce type de défaut provient du système lui-même ; bien souvent les défauts n'appartenant pas à un défaut capteur ou actionneur sont classés de manière arbitraire dans cette catégorie. Néanmoins, un défaut composant résulte de la casse ou de l'altération d'un composant du système réduisant les capacités de celui-ci à effectuer une tâche. En pratique, ceci revient à considérer une modification des caractéristiques du système proprement dit (la CTN : résistance à Coefficient de Température Négatif, d'une chaufferie est cassée, un roulement est altéré)

1.4.4 Perturbation

Une perturbation correspond à tout phénomène considéré comme normal influençant un processus, non ou mal représenté par un modèle de référence. Dans un environnement industriel, des variations de température peuvent être des perturbations.

1.4.5 L'erreur

L'erreur se produit lorsqu'il y a un écart entre la valeur mesurée ou calculée et la valeur réelle. Dans un contexte financier, une erreur pourrait être la différence entre les prévisions de revenus et les revenus réels d'une entreprise.

1.4.6 La supervision

La supervision consiste à surveiller un système physique et à prendre des décisions appropriées pour maintenir son fonctionnement en cas d'apparition de défauts. Un exemple serait

la surveillance automatisée d'une ligne de production avec des ajustements en temps réel pour garantir la qualité des produits.

1.4.7 La surveillance

La surveillance est une tâche continue en temps réel permettant de déterminer l'état d'un système physique, en enregistrant des informations et en reconnaissant les anomalies. Un exemple pratique serait la surveillance constante des niveaux de pression dans une chaudière.

1.4.8 La sensibilité

La sensibilité représente la capacité d'un système de diagnostic à générer des résidus sensibles aux défauts. Si un système de détection d'incendie peut détecter des fumées légères, il est considéré comme ayant une grande sensibilité.

1.4.9 Résidu

Un résidu est un signal conçu comme indicateur d'anomalie fonctionnelle ou comportementale, sensiblement nul en l'absence de défauts et non nul en leur présence. Par exemple, dans la surveillance d'un moteur, des vibrations anormales peuvent être considérées comme un résidu.

1.5 Principe de base de diagnostic

le principe de base de diagnostic s'articule autour de trois étapes fondamentales.

1.5.1 Détection de défaut

C'est l'opération qui permet de décider si le système est en fonctionnement normal ou non, elle permet de détecter la présence de défauts dans le système, et cela en générant un signal appelé résidu.

1.5.2 Localisation de défaut

Consiste à déterminer le composant en défaut à partir des résidus générés.

1.5.3 Identification

Cette étape est la dernière, elle consiste à analyser l'ampleur du défaut.

1.6 Principes de diagnostic des défauts

1.6.1 Redondances d'informations

Le principe de base du diagnostic des défauts repose sur la notion de redondance, qui fournit au système plusieurs informations différentes sur une même variable. Des tests vont alors permettre de vérifier la cohérence de ces informations. Cependant, il existe deux approches : La première est dite traditionnelle et consiste à ajouter des capteurs afin d'obtenir des informations supplémentaires sur l'état du système. C'est la redondance matérielle.

L'inconvénient majeur de cette approche est le coût additionnel en équipement. La deuxième approche est dite redondance analytique. Elle consiste à développer des algorithmes de détection et de localisation des défauts en utilisant les mesures disponibles sur le système. Une équation de redondance analytique est une équation dans laquelle toutes les variables sont connues. Pour éviter les fausses alarmes ou les manques de détection, ces algorithmes doivent tenir compte des bruits de mesure, des perturbations ainsi que des erreurs de modélisation. Les méthodes basées sur cette approche sont plus simples, plus flexibles, moins coûteuses et plus écologiques que l'approche traditionnelle.[10]

1.6.2 Redondance physique ou matérielle

La redondance physique, également appelée redondance matérielle, se matérialise par l'utilisation de plusieurs actionneurs, capteurs, processeurs et logiciels pour mesurer ou contrôler une variable spécifique. Dans cette approche, un principe de vote est appliqué sur les valeurs redondantes afin de décider de la présence ou non d'une faute. Bien que cette stratégie engendre des coûts significatifs en termes d'instrumentation, elle offre une fiabilité extrême et s'avère complexe à implanter. En pratique, elle est largement déployée dans des environnements à hauts risques tels que les centrales nucléaires ou les avions, où la sécurité et la fiabilité sont des impératifs majeurs.

Le diagnostic basé sur la redondance physique se concentre sur la surveillance des composants redondants tels que les capteurs et les actionneurs dans un système. En utilisant exclusivement cette approche, il devient impossible de détecter les défaillances qui pourraient se produire sur des composants non redondants.

1.6.3 Redondance analytique

En complément de la redondance physique, la redondance analytique exploite les contraintes reliant les différentes variables d'un système. Ces contraintes peuvent être formulées sous la

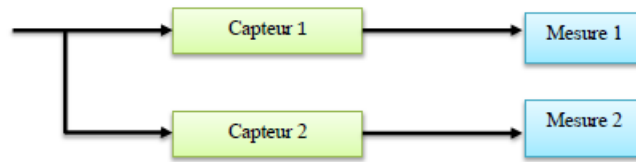


FIGURE 1.2 – Schéma représentant la redondance matérielle

forme de relations analytiques, impliquant souvent les variables d'entrée/sortie ou de sortie/sortie. Ces relations, appelées relations de redondance analytique, sont utilisées dans le processus de surveillance en vérifiant la fermeture algébrique de ces relations à l'aide des mesures en ligne prélevées sur le système.

La redondance analytique repose sur l'utilisation d'un modèle mathématique du système à surveiller. En conséquence, les méthodes qui exploitent la redondance analytique pour la surveillance sont qualifiées de méthodes à base de modèle. Le principe de surveillance à l'aide d'un modèle peut être divisé en deux étapes distinctes : la génération de résidus et la prise de décision[10].

1.7 Classification des méthodes de diagnostic

Selon que l'on dispose, ou pas, d'un modèle mathématique représentatif du système, les méthodes de diagnostic se répartissent en deux grandes classes. Dans le premier cas, on utilise des redondances d'informations et la connaissance fournie par le modèle mathématique pour caractériser le mode de fonctionnement ou l'état du système, puis décider s'il est normal ou anormal. Dans le deuxième cas, c'est l'analyse des données fournies par le système qui permet de décider de son état. Les méthodes les plus familières aux automaticiens sont les méthodes basées sur l'utilisation de modèles mathématiques. Celles-ci utilisent la redondance existant entre les différentes variables mesurées en termes de relations statiques ou dynamiques. Dans l'étude qui suit, il sera question de présenter les différentes méthodes de détection et d'isolation des défauts. L'intérêt portera surtout sur les méthodes à base de modèle mathématique.

1.7.1 Diagnostique par traitement du signal

Le traitement et l'analyse d'un signal peuvent être parfois utiles dans le domaine de diagnostic, en effet, La mesure d'un signal indique des oscillations qui peuvent être harmoniques, de nature stochastique ou les deux simultanément. La variation de ces signaux peut être reliée aux défauts. Ainsi, d'une manière générale, on peut déterminer les caractéristiques d'un si-

gnal relatif à un défaut en déterminant par exemple son amplitude. Il existe toutefois d'autres possibilités qui consistent à déterminer les fonctions d'auto corrélation, les transformées de Fourier ou la densité spectrale[14].

1.7.2 Méthodes de diagnostic à base de modèles qualitatifs

Les modèles qualitatifs permettent d'abstraire le comportement du procédé avec un certain degré d'abstraction à travers des modèles non plus mathématiques mais des modèles de type symbolique. Ces modèles décrivent d'une manière qualitative l'espace d'état continu du système. Contrairement aux modèles de type numérique, les modèles qualitatifs ne représentent pas la physique du système, mais ils le décrivent en terme de mode de fonctionnement.

1.7.3 Méthodes de diagnostic à base de modèles quantitatifs

Ces méthodes reposent sur l'estimation de l'état, des paramètres ou de l'espace de parité en utilisant des modèles mathématiques du système décrivant le comportement du système. Si l'écart entre ces modèles et les variables du système dépasse un certain seuil, une défaillance est alors détectée. A ce moment, un résidu sera généré et comparé avec toutes les signatures des défauts connues, afin d'isoler et d'identifier la défaillance. Parmi les différentes méthodes de détection et de diagnostic utilisant des modèles mathématiques, nous trouvons principalement celles utilisant l'espace de parité, l'estimation paramétrique et celle à base d'observateurs.

1.7.4 Méthodes de diagnostic à base de modèle

Le principe de ces méthodes consiste à comparer le comportement du système avec le comportement du modèle qualitatif et/ou quantitatif établi. Tout écart est alors synonyme d'une défaillance, comme indiqué dans le schéma de la figure I.3. Il est nécessaire donc d'avoir des connaissances approfondies sur le procédé à diagnostiquer sous la forme d'un modèle représentatif, qui fournit des grandeurs caractéristiques du procédé qui seront constamment comparées aux grandeurs issues du procédé réel. Selon le type du modèle (qualitatif et/ou quantitatif), on peut distinguer deux branches de méthodes : les méthodes quantitatives issues de la communauté FDI (Fault Detection and Isolation) et les méthodes qualitatives issues des communautés intelligence artificielle. La dissociation entre les méthodes qualitatives et les méthodes quantitatives n'implique pas que ces deux aspects sont disjoints. En réalité, ces deux types d'approche peuvent coexister au sein d'une même méthode de diagnostic[14].

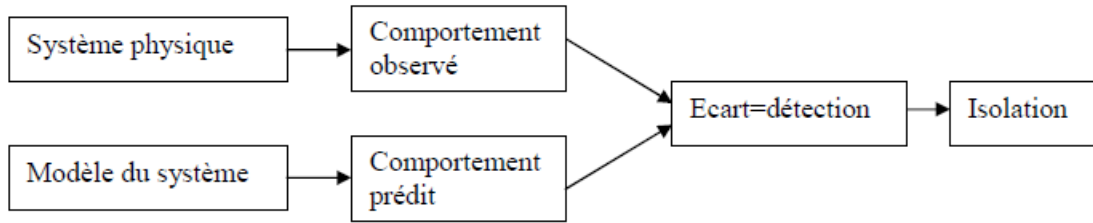


FIGURE 1.3 – Principe de diagnostic avec modèle

1. Espace de parité

Cette méthode est utilisable à la fois dans le cas des systèmes déterministes et dans le cas des systèmes stochastiques. Elle s'appuie sur l'élaboration de signaux permettant de tester la cohérence des mesures par rapport à leurs valeurs calculées à l'aide d'un modèle (on parle aussi de consistance des mesures, de leur parité). D'un point de vue général, la méthode consiste à vérifier les relations algébriques entrées/sorties du modèle en utilisant les mesures réelles. Pour cela, les signaux recueillis sur le système sont injectés dans les relations entrées/sorties et les signaux ainsi créés sont utilisés comme résidus. La méthode a été développée au début pour le cas statique, puis elle a été généralisée plus tard pour le cas des systèmes dynamiques. Cette généralisation utilise la redondance temporelle, c'est-à-dire des relations faisant intervenir les valeurs des sorties des capteurs et les entrées des actionneurs à différents instants. Enfin, la redondance fréquentielle est également utilisée.

2. Méthodes d'estimation paramétrique

Quand la structure du modèle est connue la détection et la localisation des défauts peuvent être effectuées en utilisant des techniques d'identification. L'idée de base consiste à estimer les paramètres du système en temps réel et de les comparer aux paramètres non affectés par les défauts. Pour cela on doit établir un modèle mathématique du système à diagnostiquer et décrire toutes les relations qui existent entre les constantes physiques et les paramètres du modèle, puis estimer les paramètres du système ainsi que ceux du modèle à partir des entrées et sorties du système. Le vecteur de résidus est obtenu en faisant la différence entre les grandeurs estimées et les valeurs nominales.

3. Méthodes de diagnostic à base d'observateurs

Cette approche s'appuie sur une bonne connaissance du modèle et de ses paramètres, et nécessite l'intégration des diverses relations qui, contrairement aux relations de parité, sont différentielles. Le diagnostic de défaut à base d'observateurs est basé sur le principe de génération de résidus en comparant les grandeurs disponibles du système réel aux grandeurs estimées (issues de l'observateur). L'état du système est reconstruit en se recalant à l'aide de certaines mesures, le gain de l'estimateur dépendant des objectifs et des performances désirées. Dans le cas des systèmes linéaires, la structure de base des reconSTRUCTEURS est toujours la même, un modèle parallèle corrigé à l'aide de l'erreur d'estimation multipliée par un gain adéquat, mais dans le cas non linéaires le problème s'avère difficile. En diagnostic, la construction d'observateur est beaucoup plus complexe que ce que il en est dans le cas de commande dans la mesure où les paramètres d'observateurs jouent un rôle aussi sur la manière dont les défauts vont affecter les résidus. En plus d'assurer la stabilité, ces paramètres doivent permettre de structurer les résidus afin de localiser les défauts. Cependant, pour ce type de stratégie, si une anomalie apparaît, elle affecte en général toutes les composantes du vecteur résidus ; de ce fait, le problème de localisation est plus complexe que ce qu'il en est dans le cadre de l'espace de parité. Pour résoudre ce problème, une solution consiste à construire des bancs d'observateurs où chacun d'entre eux surveille un défaut.[11]

1.8 Modélisation des défauts

On examine le modèle linéaire d'un processus, dont la représentation d'état est la suivante

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (1.1)$$

Où $x(t)$ représente le vecteur d'état, $u(t)$ le vecteur de commandes et $y(t)$ le vecteur de sorties avec x^N , u^N et y^P , et les matrices A , B et C sont de dimensions respectivement $N \times N$, $N \times M$ et $N \times P$

les défauts sont modélisés de la manière suivante :

1. Les défauts actionneurs sont modélisés comme des signaux additifs aux signaux d'en-

trée.

2. Les défauts système ou composants sont modélisés comme une dynamique additionnelle avec une matrice de distribution.

3. Les défauts capteurs sont modélisés par des signaux additifs aux signaux de sortie.

Le système avec défaut se met sous la forme suivante.

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + B(u(t) + f_a(t)) + Hf_p(t) \\ y(t) = Cx(t) + F_c(t) \end{cases} \quad (1.2)$$

Où $f_a(t)$, $f_p(t)$ et $f_c(t)$ représentent respectivement les défauts d'actionneurs, défauts composants et les défauts des capteurs, $f_a(t)^{m \times 1}$, $f_p(t)^{c \times 1}$ et $f_c(t)^{p \times 1}$ la matrice H est dite matrice de distribution de $f_p(t)$.

1.8.1 Modélisation en présence des perturbations

Le système est soumis aux défauts, aux incertitudes de modélisation mais aussi aux perturbations et bruits qui sont la plupart du temps des entrées inconnues, donc le système avec défauts et perturbation se met sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + B(u(t) + f_a(t)) + Hf_p(t) + Ed_a(t) \\ y(t) = Cx(t) + F_c(t) + d_c \end{cases} \quad (1.3)$$

Où $d_a(t)$, et $d_c(t)$ représentent respectivement les perturbations et les bruits affectant le système. La matrice E est dite matrice de distribution de $d_a(t)$. Pour des raisons de simplicité, il est préférable de mettre le système précédant sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + B(u(t) + E_d d_a(t) + E_f f(t)) \\ y(t) = Cx(t) + F_c(t) + d_c(t) \end{cases} \quad (1.4)$$

ou $E_f = [BH \dots 0_{n \times p}]$, $E_d = [BH \dots 0_{n \times p}]$ et $F_f = [0_{p \times m}; 0_{p \times c}; I_{p \times p}]$, $f_d = [0_{p \times d}; I_{p \times p}]$, $d(t) = [d_a; d_c]^T$, $f(t) = [f_a; f_p]^T \in R^s$ Les matrices $I_{p \times p}$ et $O_{n \times p}$ sont respectivement la matrice identité de dimension $p \times p$ et la matrice nulle de dimension $n \times p$. C'est cette

dernière modélisation qui est généralement prise en compte, dans les problèmes de détection et de localisation des défauts à base d'observateurs. Ces étapes de diagnostic sont résumées dans le schéma suivant [12]

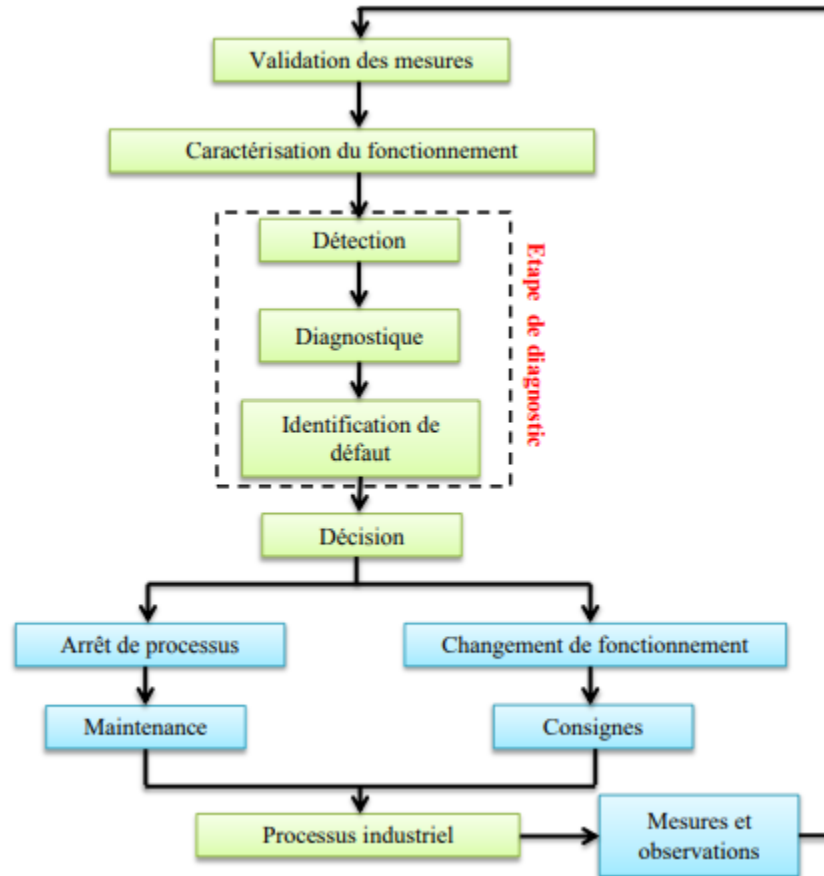


FIGURE 1.4 – Les étapes de diagnostics de la surveillance

1.9 Principe de génération de vecteur résidu pour la détection et la localisation de défauts

le problème de diagnostic, par les méthodes à base de modèle mathématique, revient à un problème de génération et d'évaluation des résidus qui peut s'avérer très délicat car il dépend de la structure des systèmes ainsi que des défauts à détecter. Le résidu $r(t)$ doit contenir une information sur l'instant d'apparition du défaut mais aussi sur sa provenance. Le cas idéal, où le résidu est parfaitement nul en absence des défauts $f(t)$ et non nul en leur présence, existe rarement car les systèmes physiques sont soumis à des entrées inconnues qui

engendrent des fausses alarmes. C'est pour cette raison, qu'en général, des seuils de détection sont introduits. Si l'on note $J(r(t))$ la fonction de décision et $T(t)$ le seuil de détection alors la détection de l'apparition du défaut s'effectue

$$\begin{aligned} J(r(t)) &\leq T(t) \text{ pour } f(t) = 0 \\ J(r(t)) &> T(t) \text{ pour } f(t) \neq 0 \end{aligned}$$

Avec $r(t)$ est le résidu, $f(t)$ est le défaut, $T(t)$ le seuil de détection et $J(r(t))$ est la fonction de décision.

1.9.1 Détection des défauts capteurs

Le nombre d'observateurs utilisés est égal au nombre de combinaisons possibles de mesures ($n^2 - 1$) avec n est le nombre de sorties du système. Chaque observateur d'état peut être piloté par différentes sorties, ce qui augmente le nombre de degrés de liberté de la détection de défauts.

La *figure 6* illustre l'idée. Pour un but de clarté, nous proposons un exemple simple ayant deux sortie y_1 et y_2 , le nombre de combinaison égal $2^2 - 1 = 3$

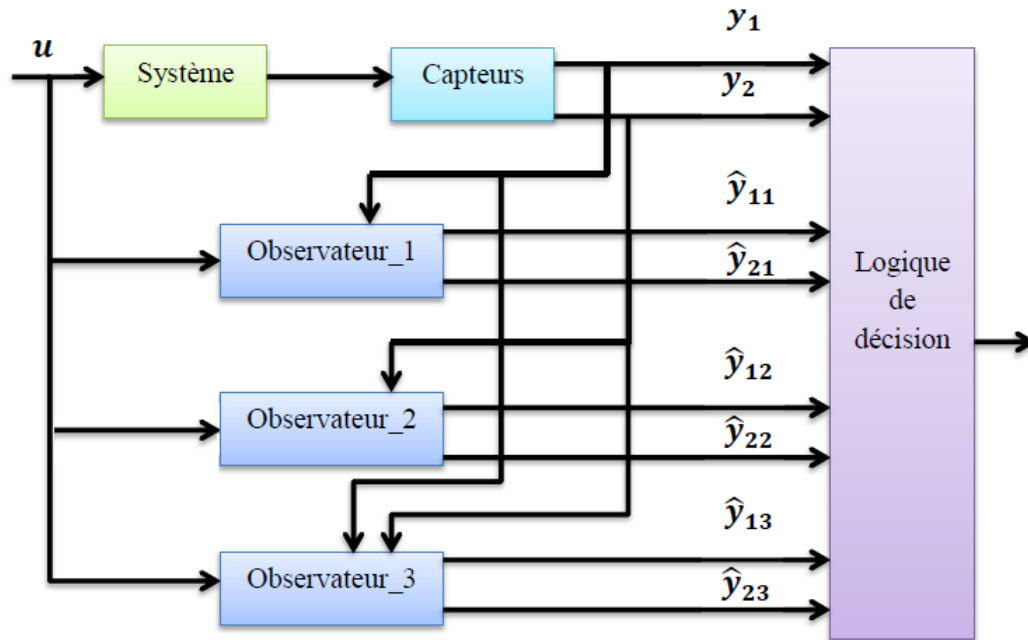


FIGURE 1.5 – Détection des défauts capteur par un banc d'observateur

1.9.2 Détection des défauts actionneurs

Pour la détection et la localisation des défauts actionneurs, plusieurs travaux récents se sont basés sur les observateurs à entrées inconnues permettant d'estimer à la fois l'état du système et les entrées inconnues. Dans le cas des systèmes linéaires, plusieurs auteurs ont proposé des méthodes de conception d'observateur capable de reconstruire entièrement l'état du système en présence d'entrées inconnues

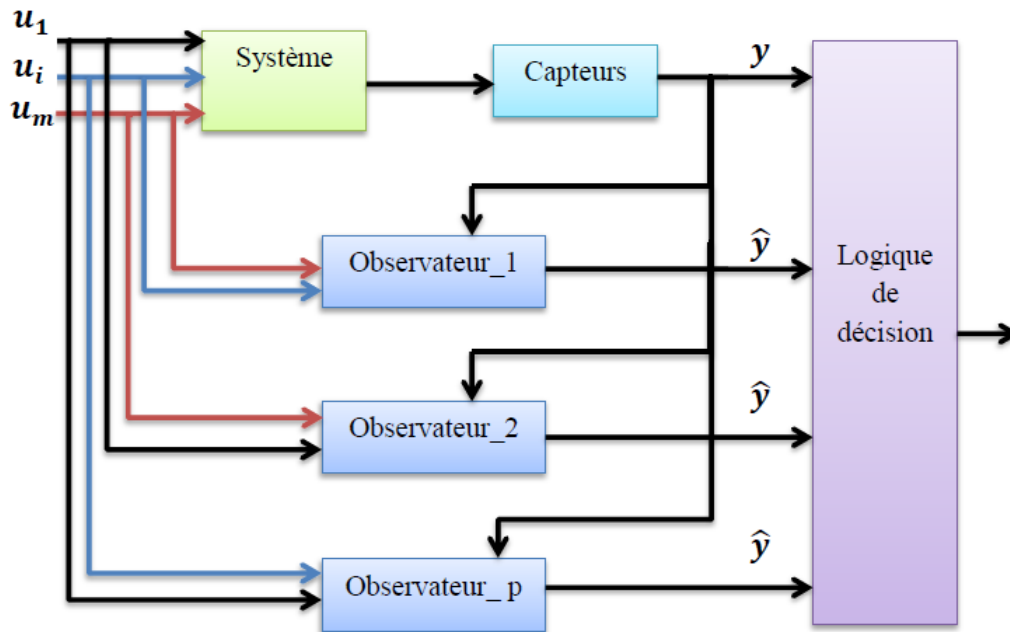


FIGURE 1.6 – Détection des défauts actionneur par un banc d'observateur

1.10 Isolation des défauts

La détection de défauts est souvent suivie d'une procédure d'isolation de défauts, qui sert à distinguer (isoler) un défaut particulier. Un seul résidu peut suffire pour détecter les défauts ; cependant, plusieurs résidus (ou un vecteur de résidus) sont souvent requis pour l'isolation des défauts.

1.10.1 Technique d'évaluation de résidus

Une fois le résidu généré, une évaluation de ce dernier est effectuée afin de distinguer un défaut particulier des autres : c'est l'étape de prise de décision. Il existe deux approches : il

s'agit de générer des résidus directionnels ou des résidus structurés.

Résidus directionnels

La génération de résidus directionnels consiste à concevoir, pour chaque défaut, des résidus de sorte que leur vecteur reste confiné dans une direction spécifique de l'espace des résidus. En absence de défauts, le module du vecteur résidu est nul. Le problème d'isolation, dans ce cas, consiste à déterminer le défaut dont la direction du vecteur de résidus généré est la plus proche parmi tous les autres défauts.

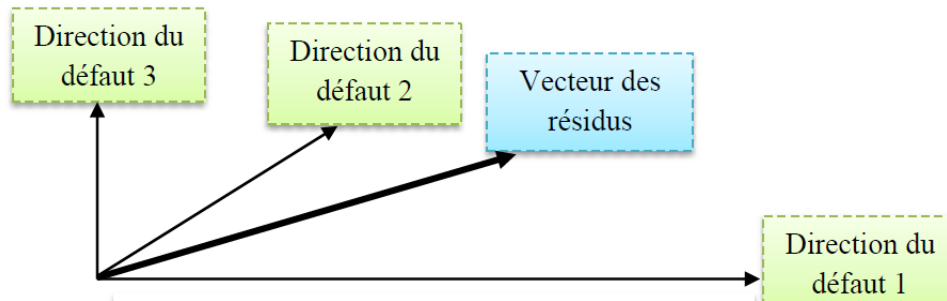


FIGURE 1.7 – Structure de résidus directionnels

1.10.2 Structure d'observateurs dédiés (DOS)

Dans ce type de structure, il est question de construire autant d'observateur que de défaut à détecter, chacun d'entre eux génère un résidu insensible à tous les défauts sauf un. Ainsi, l'observateur recevant une mesure défaillante fournit une mauvaise estimation des variables estimées, tandis que les estimations des autres observateurs convergent vers les mesures des sorties correspondantes sauf sur la sortie erronée. Ce schéma reste valable même dans le cas de plusieurs défauts simultanés.

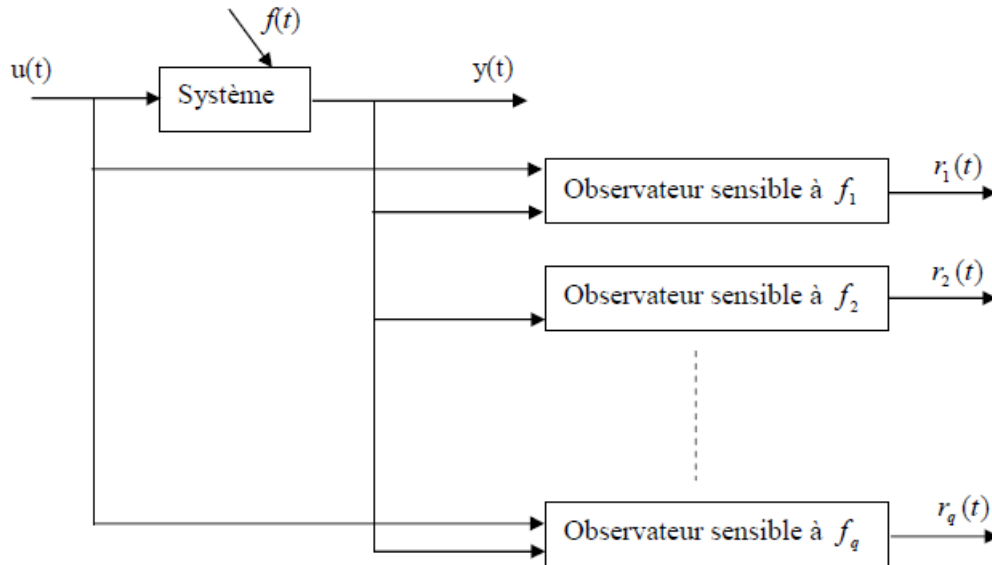


FIGURE 1.8 – Structure d'observateurs dédiés

1.10.3 Structure d'observateurs généralisés (GOS)

Dans ce genre de structure, il s'agit de synthétiser un certain nombre d'observateurs où chacun d'entre eux étant insensible à un seul défaut. Si un défaut apparaît alors, toutes les estimations d'états seront erronées sauf celles issues de l'observateur insensible à ce seul défaut. Ce schéma offre plus de degrés de liberté pour la conception de l'observateur et permet d'augmenter la robustesse. Cependant, en plus de ne pas être généralement pas capables de résoudre les problèmes de localisation des défauts, La problématique de cette approche reste dans les interactions entre les sous-systèmes. En effet, si ces interactions sont faibles (voire nulle), un défaut n'affectera que l'estimation de l'observateur local correspondant. Il est alors possible de localiser le composant défaillant. En revanche, si les interactions sont grandes, un défaut d'un des composants se propagera aux observateurs des autres composants.

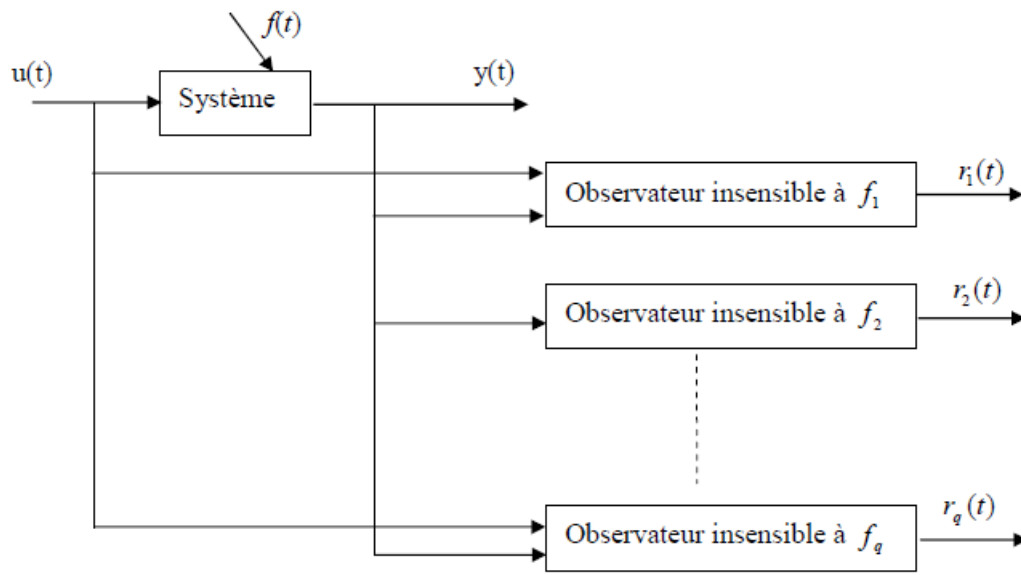


FIGURE 1.9 – Structure d'observateurs généralisée

1.11 Performance d'une procédure de diagnostic

L'étape de détection est très importante dans le processus de diagnostic des systèmes. Si cette étape n'est pas correctement réalisée, des défauts peuvent être mal ou pas détectés et que des fausses alarmes peuvent apparaître. L'efficacité de la détection passe aussi par sa robustesse face aux incertitudes du modèle. Ainsi les performances attendues d'une procédure de détection et d'isolation de défauts reposent sur la définition de critères qualitatifs de la méthode de diagnostic, se décomposant en critères à minimiser tel que le retard à la détection et le taux de fausse alarme et de mauvaise détection et en critères à maximiser tel que la sensibilité à des défauts de faible amplitude et l'insensibilité aux bruits et aux perturbations mais aussi aux incertitude sur les paramètres du modèle

1.12 Conclusion

Ce chapitre a présenté les principes fondamentaux du diagnostic des systèmes techniques, en introduisant des notions clés comme la panne, la défaillance, le défaut et l'erreur. Ces concepts sont essentiels pour bien comprendre les différents types de dysfonctionnements qu'un système peut rencontrer.

Les deux principales approches de diagnostic, qualitatives et quantitatives, ont été explorées. Les méthodes qualitatives utilisent des modèles basés sur la classification et l'intelligence artificielle, tandis que les méthodes quantitatives, telles que le diagnostic à base d'observateurs, s'appuient sur l'analyse des résidus pour détecter et localiser les défauts avec précision.

L'importance de la redondance des informations, qu'elle soit physique ou analytique, a également été soulignée comme un facteur crucial pour améliorer la robustesse des systèmes de diagnostic. Enfin, l'évaluation des résidus directionnels et structurés a été identifiée comme une technique clé pour isoler les défauts et assurer la performance optimale du processus de diagnostic. Ces méthodes permettent d'assurer une maintenance efficace tout en minimisant les interruptions et les risques pour les systèmes industriels.

Chapitre 2

Synthèse d'observateurs d'état

2.1 Introduction

Dans le domaine de l'automatique et du traitement des systèmes, l'observation joue un rôle crucial. Elle permet de reconstituer les états internes d'un système à partir de ses sorties mesurées et de ses entrées connues, ce qui est essentiel pour le contrôle et la supervision des systèmes dynamiques. Les observateurs, outils indispensables de l'ingénierie des systèmes, fournissent cette capacité d'estimation des états internes. Ce travail explore en profondeur les différentes facettes de l'observabilité et des observateurs pour les systèmes linéaires et non linéaires.

Nous commencerons par une analyse des systèmes dynamiques, en distinguant les systèmes linéaires des systèmes non linéaires. Pour simplifier l'étude des systèmes non linéaires, nous aborderons la linéarisation de ces systèmes, notamment par des méthodes classiques telles que la linéarisation autour d'un point d'équilibre. D'autres méthodes de transformation seront explorées en détail dans le troisième chapitre, permettant d'analyser les systèmes non linéaires dans un cadre plus généralisé.

L'utilisation des inégalités matricielles linéaires (LMI) sera également explorée, en particulier dans la conception d'observateurs et la résolution de problèmes d'optimisation liés à la stabilité et la robustesse des systèmes non linéaires. Ces outils facilitent l'analyse de stabilité, le placement de pôles, ainsi que la vérification des conditions de convergence des observateurs dans un cadre linéarisé.

Après avoir établi les concepts fondamentaux, nous classerons les différents types d'observateurs, en mettant l'accent sur l'observateur de Luenberger, un des observateurs les plus

couramment utilisés pour les systèmes linéaires. Une application pratique illustrera son utilisation. Enfin, nous explorerons les observateurs à entrées inconnues, en détaillant le principe de reconstruction, les conditions de convergence et l'optimisation via les LMI pour assurer la performance et la stabilité de l'observateur.

Cette étude vise à fournir une compréhension complète et intégrée des méthodes d'observation dans les systèmes dynamiques, offrant ainsi des outils essentiels pour l'ingénierie et l'analyse avancée des systèmes.

2.2 Système dynamique

Un système est un ensemble organisé d'éléments interagissant les uns avec les autres et avec l'extérieur, dans le but de réaliser une fonction déterminée. Il est dit dynamique si son comportement évolue au fil du temps.

2.2.1 Système linéaire

Est un système pour lequel les entrées et les sorties obéissent au principe de superposition, généralement, ils sont liés par une équation différentielle linéaire à coefficients constants. Un système linéaire est donné par l'équation :

$$a_0y_0 + a_1y_1 + \dots + a_ny_n = b_0u_0 + b_1u_1 + \dots + b_mu_m \quad (2.1)$$

On dit qu'un système de type entrées-sorties est linéaire où obéit au principe de superposition si :

la somme de deux entrées quelconques correspond la somme des deux sorties correspondantes,

$$f(x_1) + f(x_2) = f(x_1 + x_2) \quad (2.2)$$

un multiple d'une entrée quelconque correspond le même multiple de la sortie correspondante.

$$af(x_1) = f(ax_1) \quad (2.3)$$

2.2.2 Système non linéaire

La majorité des systèmes industriels se modélisent par des systèmes non linéaires, en raison des différents types de non-linéarités qui peuvent intervenir dans la modélisation, il est

très difficile d'établir des méthodes générales comme dans le cas des systèmes linéaires. La représentation d'état d'un système dynamique non linéaire est définie par les équations :

$$\begin{cases} \dot{X} = f(x, u, t) \\ Y = g(x, u, t) \end{cases} \quad (2.4)$$

Où la variable t représente le temps, x le vecteur d'état, u le vecteur de commande ou entrée, y le vecteur de mesure ou de sorties. f et g sont les fonctions non linéaires correspondant respectivement à l'équation dynamique de l'état et à l'équation de mesure.

2.3 Linéarisation d'un système non linéaire

Dès qu'un système dynamique est non linéaire, il est possible de le transformer en un système linéaire autour d'un point d'équilibre. On va illustrer une méthode de linéarisation autour d'un point de fonctionnement. En général, un système non linéaire est décrit par le système suivant :

$$\begin{cases} \dot{X} = f(x, u, t) \\ Y = g(x, u, t) \end{cases} \quad (2.5)$$

Le point d'équilibre est donné par :

$$f(x_{eq}, u_{eq}) = 0 \quad (2.6)$$

On calcule les matrices : Soit $A = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x=eq, u=eq}$ donné par :

$$A = \left. \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{pmatrix} \right|_{x=eq, u=eq}$$

Soit $B = \left. \frac{\partial f}{\partial u} \right|_{x=eq, u=eq}$ donné par :

$$B = \left. \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial u_1} & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial u_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial u_1} & \cdots & \frac{\partial f_n}{\partial u_n} \end{pmatrix} \right|_{x=eq, u=eq}$$

Soit $C = \frac{\partial g}{\partial x} \Big|_{x=eq, u=eq}$ donné par :

$$C = \left. \begin{pmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial g_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial g_n}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial g_n}{\partial x_n} \end{pmatrix} \right|_{x=eq, u=eq}$$

Soit $D = \frac{\partial g}{\partial u} \Big|_{x=eq, u=eq}$ donné par :

$$D = \left. \begin{pmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial u_1} & \cdots & \frac{\partial g_1}{\partial u_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial g_n}{\partial u_1} & \cdots & \frac{\partial g_n}{\partial u_n} \end{pmatrix} \right|_{x=eq, u=eq}$$

Où A, B, C et D sont des matrices jacobiennes des dérivés f et g par rapport à x et u au point d'équilibre.

2.4 Observabilité

L'observabilité d'un processus est un concept très important dans le domaine d'estimation de l'état. En effet, pour reconstruire les états inaccessibles d'un système, il faut savoir, a priori, si les variables d'état sont observables ou non. L'observabilité d'un système est la propriété qui permet de dire si l'état peut être déterminé uniquement à partir de la connaissance des signaux d'entrées et de sorties. Dans le cas des systèmes non linéaires, la notion d'observabilité est liée aux entrées (via la notion d'entrée uniforme) et aux conditions initiales (via la notion de distinguebilité). Les résultats classiques que l'on peut trouver dans la littérature [1] [2] sont rappelés dans cette partie.

2.4.1 Observabilité d'un système linéaire

Définition : Le système linéaire

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) + Du(t) \end{cases} \quad (2.7)$$

est dit observable à l'instant t_0 si pour tout $t_1 > 0$, l'état $x(t_0) = x_0$ peut être déterminé à partir de $u(t)$, $t \in [t_0, t_1]$, et $y(t)$, $t \in [t_0, t_1]$. Autrement dit, le système est inobservable.

théorème : La paire (C, A) est observable si la matrice d'observabilité

$$O = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^N \end{bmatrix}$$

est de rang complet.

$$\det \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^{N-1} \end{bmatrix} \neq 0 \Rightarrow \text{rang} \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^{N-1} \end{bmatrix} = n$$

Remarque : Observabilité \implies *detectabilit*.

2.4.2 Observabilité des systèmes non linéaires

L'observabilité d'un système non linéaire est plus complexe à déterminer que celle d'un système linéaire. Pour un système non linéaire décrit par :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = h(x(t), u(t)) \end{cases} \quad (2.8)$$

où $x(t) \in R^n$ est le vecteur d'état, $u(t) \in R^m$ est le vecteur d'entrée, et $y(t) \in R^p$ est le vecteur de sortie, le système est dit *observable* si, à partir de la connaissance des sorties $y(t)$ sur un intervalle de temps donné $t \in [0, T]$, il est possible de déterminer de manière unique l'état initial $x(0)$.

Exemple 1 : Considérons un système non linéaire simple :

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = x_2(t) \\ \dot{x}_2(t) = -\sin(x_1(t)) \\ y(t) = x_1(t) \end{cases} \quad (2.9)$$

Pour ce système, on ne peut pas utiliser directement une matrice d'observabilité comme dans le cas linéaire. Au lieu de cela, on analyse les dérivées successives de la sortie $y(t)$ pour obtenir des informations sur les états $x_1(t)$ et $x_2(t)$.

Critère de Krener-Hermann Pour les systèmes non linéaires, l'observabilité peut être déterminée à l'aide du critère de *Krener-Hermann*. Ce critère repose sur les dérivées successives de la sortie $y(t)$. Soit :

$$y^{(1)} = \frac{d}{dt}h(x, u) = \frac{\partial h}{\partial x}f(x, u) \quad (2.10)$$

$$y^{(2)} = \frac{d^2}{dt^2}h(x, u) = \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial h}{\partial x}f(x, u) \right) f(x, u) \quad (2.11)$$

Si la matrice jacobienne obtenue à partir de ces dérivées a un rang maximal, alors le système est observable.

Exemple 2 : Système pendule inversé non linéaire Prenons l'exemple d'un pendule inversé non linéaire, dont les équations de mouvement sont les suivantes :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = \frac{g}{L} \sin(x_1) - \frac{b}{mL^2} x_2 + \frac{1}{mL^2} u \end{cases} \quad (2.12)$$

où x_1 est l'angle du pendule, x_2 est la vitesse angulaire, u est l'entrée de force, g est la gravité, L est la longueur du pendule, m est la masse, et b est un coefficient de frottement.

Pour déterminer l'observabilité, on calcule les dérivées successives de $y = x_1$ par rapport au temps :

$$\frac{d}{dt}y = x_2 \quad (2.13)$$

$$\frac{d^2}{dt^2}y = \frac{g}{L} \sin(x_1) - \frac{b}{mL^2} x_2 + \frac{1}{mL^2} u \quad (2.14)$$

Si les états x_1 et x_2 peuvent être exprimés de manière unique à partir des dérivées successives de y , alors le système est observable. Cela peut nécessiter l'analyse du rang de la matrice formée par ces dérivées successives.

2.5 Observateurs des systèmes linéaires

2.5.1 Observateur de Luenberger

La théorie de l'observateur de Luenberger repose essentiellement sur des techniques de placement de pôles. Dans le cas déterministe où les bruits sont nuls, Luenberger propose l'observateur suivant pour le système :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + L(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (2.15)$$

La dynamique de l'erreur d'estimation $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$ a pour expression :

$$\dot{e}(t) = (A - LC)e(t) \quad (2.16)$$

En utilisant une technique de placement de pôles, il suffit alors de choisir le gain L de l'observateur de telle sorte que les valeurs propres de la matrice $A - LC$ soient dans le demi-plan complexe gauche. Pour une meilleure estimation de l'état, la dynamique de l'observateur est

choisie plus rapide que celle du système. Pour cela, on fixe les valeurs propres de l'observateur dans le demi-plan gauche du plan complexe de sorte que leurs parties réelles soient plus grandes en valeur absolue que celles de la matrice d'état A . En général, les pôles seront 5 à 6 fois plus rapides, mais ils doivent rester lents par rapport aux bruits de mesures.

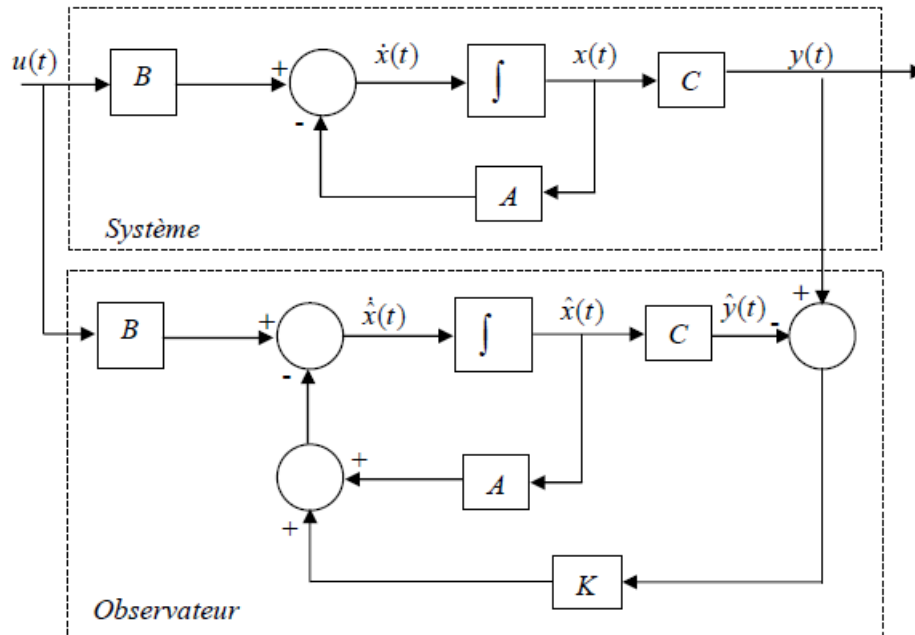


Figure 9 : Schéma structurel de l'observateur de Luenberger.

Exemple d'application

Considérons un système dynamique décrit par les équations suivantes :

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} -2 & 1 \\ -1 & -3 \end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} u(t)$$

$$y(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} x(t)$$

Nous souhaitons concevoir un observateur de Luenberger pour estimer l'état du système. Commençons par définir la matrice A , la matrice B , et la matrice C :

$$A = \begin{bmatrix} -2 & 1 \\ -1 & -3 \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}; \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Nous allons maintenant choisir les valeurs propres de l'observateur de manière à ce qu'elles soient dans le demi-plan complexe gauche, par exemple, à -5 et -6 . Calculons la matrice $A - LC$ avec L choisie de manière à atteindre ces valeurs propres :

$$A - LC = \begin{bmatrix} -2 - l_1 & 1 - l_2 \\ -1 - l_3 & -3 - l_4 \end{bmatrix}$$

En fixant les valeurs propres souhaitées, nous pouvons écrire les équations suivantes :

$$-2 - l_1 = -5$$

$$-3 - l_4 = -6$$

Supposons que nous choisissons $l_1 = 3$, $l_4 = 3$. En résolvant ces équations, nous obtenons $l_2 = -4$ et $l_3 = -2$. Ainsi, la matrice L serait :

$$L = \begin{bmatrix} 3 & -4 \\ -2 & 3 \end{bmatrix}$$

Maintenant, nous pouvons concevoir l'observateur de Luenberger :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + L(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (2.17)$$

L'observateur de Luenberger ainsi conçu permettra d'estimer l'état du système en fonction des mesures de sortie $y(t)$ et de l'entrée $u(t)$, même en présence de bruit.

2.5.2 Filtre de Kalman

La théorie de l'observateur de Kalman nécessite, quant à elle, la résolution d'une équation de Riccati. Kalman utilise les propriétés statistiques des bruits w et v et propose la structure d'observateur suivante :[3][4]

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + L(y(t) - C\hat{x}(t)) \quad (2.18)$$

En minimisant la matrice de covariance de l'erreur d'estimation, $P = E[e(t)e(t)^T]$, on obtient l'expression du gain de l'observateur :

$$L = PC^T R^{-1} \quad (2.19)$$

où P est la solution de l'équation de Riccati :

$$AP + PA - PC^T R^{-1} CP + LQL^T = 0 \quad (2.20)$$

Sous certaines conditions, on peut montrer que la matrice P tend vers une limite et que le filtre est stable, ce qui permet éventuellement de conserver pour K sa valeur en régime permanent.

2.5.3 Observateur à entrées inconnues

Un processus physique est souvent soumis à des perturbations qui ont comme origine des bruits dus à l'environnement du processus, des incertitudes de mesures, des défauts de capteurs ou d'actionneurs ; ces perturbations ont des effets néfastes sur le comportement normal du processus et leur estimation peut servir à concevoir un système de commande capable d'en minimiser les effets. La reconstruction de l'état d'un système dynamique linéaire dont une partie des entrées n'est pas mesurable a un grand intérêt dans la pratique. Dans de telles circonstances, un observateur conventionnel, qui exige la connaissance de toutes les entrées, ne peut pas être utilisé directement. L'observateur à entrées inconnues a été développé pour estimer l'état d'un système, en dépit de l'existence des entrées inconnues ou des perturbations, en les éliminant dans les équations d'état.

Principe de la reconstruction

Considérons le système dynamique linéaire soumis à l'influence d'entrées inconnues décrit par les équations suivantes [5] :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + B_d d(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (2.21)$$

Où $x(t) \in R^n$ est le vecteur d'état, $u(t) \in R^m$ est le vecteur des entrées connues, $d(t) \in R^q$, $q < n$, est le vecteur des entrées inconnues et $y(t) \in R^p$ représente le vecteur des sorties mesurables. $A \in R^{n \times n}$ est la matrice d'état du système linéaire, $B \in R^{n \times m}$ est la matrice d'entrée, $B_d \in R^{q \times n}$ est la matrice d'influence des entrées inconnues et $C \in R^{p \times n}$ est la

matrice de sortie. On suppose que la matrice B_d est de plein rang colonne et que la paire (A, C) est observable. L'objectif est l'estimation complète du vecteur d'état malgré la présence des entrées inconnues $d(t)$. Ainsi, considérons l'observateur d'ordre plein :

$$\begin{cases} \dot{Z}(t) = Nz(t) + Gu(t) + Ly(t) \\ \hat{X}(t) = z(t) + Ey(t) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (2.22)$$

Où $z(t) \in R^n$ et $\hat{x}(t) \in R^n$ est l'estimation du vecteur d'état $x(t)$. Pour que cette estimation soit garantie, il faut que $\hat{x}(t)$ approche asymptotiquement $x(t)$, c'est-à-dire qu'il faut que l'erreur d'estimation d'état :

$$\begin{cases} e_x(t) = x(t) - \hat{x}(t) \\ e_y(t) = y(t) - \hat{y}(t) \end{cases} \quad (2.23)$$

tende vers zéro asymptotiquement. L'équation de la dynamique d'évolution de cette erreur s'écrit de la façon suivante :

$$\begin{cases} \dot{e}_x(t) = Ne_x(t) + (PA - NP - LC)u(t) + (PB - G)u(t) + PB_d d(t) \\ e_y(t) = Ce_x(t) \end{cases} \quad (2.24)$$

Si on impose les relation suivantes :

$$\begin{cases} PA - NP - LC = 0 \\ PB - G = 0 \\ PB_d = 0 \\ P = I_n - EC \end{cases} \quad (2.25)$$

Alors :

$$\begin{cases} \dot{e}_x = Ne_x \\ e_y = Ce_x \end{cases} \quad (2.26)$$

L'erreur d'estimation est indépendants des perturbations. Si on choisit N matrice stable

(Hurwitz) avec une dynamique désirée, alors :

$$\begin{cases} e_x \rightarrow 0 & \text{qd } t \rightarrow \infty \\ e_y \rightarrow 0 & \text{quelque soient les perturbations} \end{cases} \quad (2.27)$$

Procédure de résolution

Hypothèse 1 : $\text{rang}(CB_d) = \text{rang}(B_d) = n_d$ [7]

Hypothèse 2 : (PA, C) Observable.

Si ces deux hypothèses ne sont pas satisfait, alors le problème n'a pas de solution.

Étape 1 : calcul de E :

$$PB_d = 0 \quad (2.28)$$

$$(I - EC)B_d = 0 \quad (2.29)$$

$$ECB_d = B_d \quad (2.30)$$

$CB_d \rightarrow$ matrice rectangulaire

Inversion a gauche Pseudo-inverse a gauche au sens de MOORE-Penrose.

$$(CB_d)^\dagger = [(CB_d)^T(CB_d)]^{-1}(CB_d)^T \quad (2.31)$$

Si l'hypothèse est satisfaite alors la matrice $(CB_d)^T(CB_d)$ est inversible, On peut donc calculer $(CB_d)^\dagger$, d'où :

$$E = B_d(CB_d)^\dagger \quad (2.32)$$

Étape 2 : Calcul de P :

$$P = I_n - EC \quad (2.33)$$

Étape 3 : Calcul de G :

$$PB - G = 0 \quad (2.34)$$

$$G = PB \quad (2.35)$$

Étape 4 : Détermination de N et calcul la matrice L :

On remplacent l'équation (2.33) dans l'équation (2.25) on obtient :

$$PA - N(I - EC) - LC = 0 \quad (2.36)$$

$$PA - (L - NE)C = N \quad (2.37)$$

On pose :

$$\bar{A} = PA \quad (2.38)$$

$$\bar{L} = L - NE \quad (2.39)$$

On obtient :

$$\bar{A} - \bar{L}C = N \quad (2.40)$$

Si (\bar{A}, C) est observable, c'est-à-dire l'hypothèse 2 satisfaite, alors on peut toujours trouver \bar{L} pour satisfaire $\bar{A} - \bar{L}C = N$.

Pour N choisie stable avec une dynamique désirée, problème de d'observateur classique par placement de pôles :

$$\bar{L} = L - NE \quad (2.41)$$

$$L = \bar{L} + NE \quad (2.42)$$

2.6 Observateurs des systèmes non linéaires

2.6.1 Observateur de Luenberger étendu

L'observateur de Luenberger étendu intervient, soit au niveau du système original avec un gain constant, soit par le biais d'un changement de coordonnées avec un gain dépendant de l'État à estimer. Dans le premier cas, un modèle linéarisé est nécessaire, et le gain de l'observateur est calculé par placement de pôles. Ce type d'observateur ne peut être utilisé que lorsque on est sûr que l'état restera au voisinage de l'état d'équilibre. Pour cette raison, l'utilisation de cet observateur peut être compromise par les instabilités qui peuvent se révéler si l'on s'éloigne du point de fonctionnement. Dans le deuxième cas, les méthodes de changement de coordonnées ne concernent qu'une classe restreinte de systèmes non linéaires. En effet, beaucoup d'approches utilisant les changements de coordonnées nécessitent l'intégration d'un ensemble d'équations aux dérivées partielles non linéaires, ce qui est souvent très délicat à réaliser. De ce fait, l'utilisation de solutions approchées est envisageable[10].

2.6.2 Filtre de Kalman Étendu (EKF)

Le filtre de Kalman étendu est l'une des techniques d'estimation les plus populaires et largement étudiées dans le domaine d'estimation d'état des systèmes dynamiques non linéaires. Ce filtre étendu consiste à utiliser les équations du filtre de Kalman standard au modèle non

linéaire linéarisé par la formule de Taylor au premier ordre. Ce filtre étendu a été appliqué avec succès sur différents types de procédés non linéaires. Malheureusement, les preuves de stabilité et de convergence établies dans le cas des systèmes linéaires, ne peuvent être étendues de manière générale au cas des systèmes non linéaires. Dans un environnement déterministe, une preuve de la convergence du filtre de Kalman étendu a été établie dans [12] et [11] pour la classe des systèmes non linéaires à temps discret. Cependant, cette convergence n'est que locale. L'analyse de la convergence de cet estimateur reste, à l'heure actuelle, un problème ouvert.

2.6.3 Observateur mode glissant

Un observateur à mode glissant est un type d'observateur utilisé pour estimer l'état d'un système dynamique, souvent utilisé dans des systèmes non linéaires. Le principe est basé sur la théorie des systèmes à modes glissants, où la dynamique est contrainte à évoluer le long d'une surface de glissement[6].

L'équation de l'observateur peut s'écrire comme suit :

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u + L(y - \hat{y}) \quad (2.43)$$

où :

- x est le vecteur d'état du système,
- \hat{x} est l'estimation de l'état par l'observateur,
- u est le vecteur de contrôle,
- y est la sortie mesurée,
- L est le gain de l'observateur,
- \hat{y} est la sortie estimée par l'observateur.

L'idée du mode glissant est d'imposer une dynamique qui force l'erreur de l'observateur à glisser vers zéro le long d'une surface définie par une fonction de commutation.

2.7 Inégalités linéaires matricielles

Une grande quantité de problèmes d'automatique concernant les performances et la robustesse peuvent se traduire sous la forme d'une optimisation convexe avec des contraintes inégalités. d'où leurs importance et leurs utilisation dans la synthèse des observateurs, Au-paravant on faisait appel à la résolution d'équations de Riccati basées sur des contraintes égalités. Toutefois, le retour vers les LMI, qui généralisent les problèmes d'automatique, a permis de résoudre des problèmes plus généraux[13].

2.7.1 Définition et intérêts des LMIS

Contraintes LMIS

Une contrainte LMI sur un vecteur réel $x \in R^m$ est une expression de la forme :

$$F(x) = F_0 + x_1 \cdot F_1 + \dots + x_m \cdot F_m < 0 \quad (2.44)$$

où $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T \in R^m$ est le vecteur de décision (ses composantes sont des variables de décision), et x_1, x_2, \dots, x_m sont des variables réelles, dites aussi variables de décision de la LMI ;

$F_i = F_i^T \in R^{(n \times n)}$, $i = 0, 1, \dots, m$, sont des matrices symétriques données.

Il existe des situations où les variables sont des matrices, comme par exemple l'inégalité matricielle de Lyapunov :

$$F(x) = A^T \cdot X + XA + Q < 0 \quad (2.45)$$

où $A \in R^{(n \times n)}$ et $Q = Q^T \in R^{(n \times n)}$ sont deux matrices constantes données, et la variable $X = X^T \in R^{(n \times n)}$ est la matrice inconnue.

L'inégalité de Lyapunov devient :

$$F(X) = F \left(\sum_{i=1}^m x_i E_i \right) = A^T \left(\sum_{i=1}^m x_i E_i \right) + \left(\sum_{i=1}^m x_i E_i \right) A + Q \quad (2.46)$$

$$= Q + x_1(A^T E_1 + E_1 A) + \dots + x_m(A^T E_m + E_m A) < 0 \quad (2.47)$$

qui n'est rien d'autre qu'une LMI particulière. Une autre LMI souvent rencontrée en commande est l'inégalité de Riccati :

$$A^T \cdot P + PA + PB \cdot R^{-1} \cdot B^T \cdot P + Q < 0 \quad (2.48)$$

où $R > 0$, $Q > 0$, $R = R^T$, $P = P^T$.

Cette dernière s'exprime comme une LMI en P .

La notation suivante $F < 0$ (ou $F \leq 0$) signifie que la matrice F est définie négative (respectivement semi-définie négative). La contrainte $F(x) < 0$ est une contrainte convexe en x , c'est-à-dire que l'ensemble $\{x \in R^m, F(x) < 0\}$ est convexe. On dit que la LMI (2.37) est faisable s'il existe au moins

Intérêts des LMIS

L'intérêt des LMIs est résumé dans les quatre points décrits ci-dessous.

1. **Convexité** : La LMI définit une contrainte convexe en x .
2. **Concaténation** : Des LMIs multiples peuvent se ramener en une seule.
3. **Algorithmes** : Les algorithmes utilisés pour résoudre les contraintes LMI sont efficaces.
4. **Applications** : De nombreuses conditions classiques en automatique peuvent se formuler sous la forme de problème LMI.

2.8 Conclusion

Ce travail a permis d'explorer les différentes approches d'observation pour les systèmes dynamiques, en abordant les distinctions entre les systèmes linéaires et non linéaires. La linéarisation des systèmes non linéaires, notamment par des méthodes telles que la linéarisation autour d'un point d'équilibre, a joué un rôle clé dans la simplification de leur étude. D'autres méthodes de transformation, qui seront abordées en détail dans le troisième chapitre, permettront d'élargir cette analyse et d'offrir des solutions plus robustes pour le diagnostic des systèmes complexes.

L'utilisation des inégalités matricielles linéaires (LMI) s'est révélée essentielle pour la conception et l'optimisation des observateurs, assurant ainsi stabilité, robustesse et performances accrues. Les LMI ont permis de résoudre des problèmes d'optimisation complexes, notamment en ce qui concerne le placement de pôles et la convergence des observateurs.

En conclusion, cette étude démontre l'importance d'une approche intégrée combinant linéarisation et LMI dans le diagnostic et l'observation des systèmes dynamiques. Elle offre ainsi des perspectives prometteuses pour l'ingénierie des systèmes complexes.

Chapitre 3

Diagnostic des systèmes non linéaire par observateur LPV

3.1 Introduction

Dans ce troisième chapitre, nous nous intéressons à la synthèse d'un observateur pour le diagnostic des systèmes dynamiques. La méthode DMTV (Désingularisation et Modélisation Temporelle-Vecteur) est au cœur de notre approche, permettant de transformer un modèle non-linéaire en un modèle LPV (Linear Parameter-Varying), facilitant ainsi la conception d'observateurs robustes. Après avoir présenté les préliminaires nécessaires et formulé le problème, nous détaillerons la procédure complète de synthèse d'un observateur.

Nous poursuivrons avec une description du procédé étudié et son modèle mathématique, qui serviront de base pour la construction d'un observateur de type Luenberger. Deux scénarios seront abordés : d'abord en l'absence de défauts pour valider le comportement nominal du système, puis en présence de défauts afin d'évaluer la capacité de détection de l'observateur.

Le chapitre approfondit également la localisation des défauts capteurs à l'aide d'un banc d'observateurs. Enfin, une analyse des signatures issues des simulations viendra appuyer l'efficacité des méthodes proposées.

3.1.1 Synthèse de l'observateur basé sur la DMTV : transformation en LPV

Préliminaires et formulation du problème

[1] Avant d'introduire la classe des systèmes non linéaires concernée, nous avons besoin d'énoncer les deux théorèmes ci-après :

Théorème 1: Soit $\phi : R^n \rightarrow R$. Soient $a, b \in R^n$. Supposons que ϕ soit différentiable sur $Co(a, b)$. Alors, il existe une constante $z \in Co(a, b)$, $z \neq a$, $z \neq b$, tel que :

$$\phi(a) - \phi(b) = \frac{\partial \phi}{\partial x}(z)(a - b) \quad (3.1)$$

La preuve de ce théorème est basée sur le théorème des accroissements finis classique pour les fonctions scalaires à variables scalaires qui lui-même découle du fameux théorème de Rolle.

Le théorème des accroissements finis (DMVT) est incorrect dans le cas des fonctions vectorielles. Cela signifie qu'il n'est pas toujours possible de trouver une seule constante $z \in Co(a, b)$ telle que l'équation (3.1) soit vérifiée. En effet, des contre-exemples peuvent être facilement construits. Pour obtenir une équation similaire à (3.1), on peut envisager l'existence de plusieurs constantes $z_i \in Co(a, b)$ pour $i = 1, \dots, q$, où q est le nombre de composantes de la fonction non linéaire en question. Pour ce faire, nous proposons de procéder comme suit :

Soit :

$$e_s = \sum e_s(i) | e_s(i) = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)^T, i = 1, \dots, s \quad (3.2)$$

la base canonique de R^u pour tout $s \geq 1$. Considérons la fonction vectorielle $\phi : R^n \rightarrow R^q$. Cette fonction peut toujours s'écrire sous la forme :

$$\phi(x) = [\phi_1(x), \dots, \phi_q(x)]^T \quad (3.3)$$

où $\phi_i : R^n \rightarrow R$ est la i -ème composante de ϕ .

D'après la définition de e_s , on peut écrire :

Soit $p \in R$. R est la i -ème composante de p . D'après la définition de E_s , on peut écrire :

$$\varphi(x) = \sum_{i=1}^q e_q(i) \varphi_i(x) \quad (3.4)$$

En appliquant le Théorème 1 sur chaque fonction scalaire φ_i , et en utilisant le fait que

$$\frac{\partial \varphi_i}{\partial x} = \sum_{j=1}^n e_n^T(j) \frac{\partial \varphi_i}{\partial x_j}, \quad (3.5)$$

on obtient le théorème suivant :

Théorème 2 ((Le DMVT pour des fonctions vectorielles)): *Soit $p \in R^q$, Soit $a, b \in R^n$. Supposons que φ soit différentiable sur $Co(a, b)$. Il existe alors des constantes $z_1, \dots, z_q \in Co(a, b)$, $z_i \neq a, z_i \neq b$ pour $i = 1, \dots, q$ telles que :*

$$\varphi(a) - \varphi(b) = \left(\sum_{i,j=1}^{q,n} e_q(i) e_n^T(j) \frac{\partial \varphi_i}{\partial x_j}(z_i) \right) (a - b) \quad (3.6)$$

Considérons la classe des systèmes non linéaires décrite par les équations suivantes :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bf(x(t), y(t), u(t)) + bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (3.7)$$

L'observateur d'état correspondant à (3.6) est de type Luenberger. L'équation d'état de cet observateur est donnée par :

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bf(\hat{x}(t), y(t), u(t)) + K(y(t) - C\hat{x}(t)) \quad (3.8)$$

où \hat{x} représente l'état estimé de x .

L'objectif principal est de déterminer la matrice K telle que l'erreur d'estimation

$$\epsilon(t) = x(t) - \hat{x}(t) \quad (3.9)$$

converge asymptotiquement vers zéro. La dynamique de l'erreur est donnée par l'équation suivante :

$$\dot{\epsilon}(t) = (A - KC)\epsilon(t) + B\delta f_t \quad (3.10)$$

où

$$\delta f_t = f(x(t), y(t), u(t)) - f(\hat{x}(t), y(t), u(t)) \quad (3.11)$$

En appliquant le Théorème 2 sur la fonction $x \mapsto f(x(t), y(t), u(t))$, nous déduisons qu'il existe des constantes $z_i(t) \in Co(x(t), \hat{x}(t))$ pour tout $i = 1, \dots, a$ telles que :

$$\delta f_t = \left(\sum_{i,j=1}^{q,n} e_q(z) e_n^T(j) \frac{\partial f_t}{\partial x_j}(z_i(t), y(t), u(t)) \right) \epsilon(t). \quad (3.12)$$

Pour des raisons de simplifications, nous introduisons les notations suivantes :

$$h_{ij}(t) = \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(z_i(t), y(t), u(t)) \quad (3.13)$$

$$H_{ij}^q = c_q(i) c_m^T(j) \quad \text{pour } 1 \leq i \leq q \quad \text{et } 1 \leq j \leq n \quad (3.14)$$

$$h = (h_{11}, \dots, h_{1n}, \dots, h_{qn}) \quad (3.15)$$

$$\mathcal{A}(h(t)) = A + B \sum_{i,j=1}^{q,n} h_{ij}(t) H_{ij}^q \quad (3.16)$$

De ce fait, la dynamique de l'erreur d'estimation se réécrit comme suit :

$$\dot{\epsilon}(t) = (\mathcal{A}(h(t)) - KC)\epsilon(t) \quad (3.17)$$

L'équation (3.17) définit un système LPV.

Procédure de synthèse d'observateur

En s'inspirant des techniques [12] de nouvelles conditions suffisantes de convergence de l'observateur proposé sont obtenues. Ces conditions sont exprimées sous forme d'inégalités linéaires matricielles (LMIs).

Théorème 3: *L'erreur d'estimation $\epsilon(t)$ converge asymptotiquement vers zéro s'il existe des matrices $P = P^T > 0$ et R de dimensions appropriées telles que les LMIs suivantes soient satisfaites :*

$$\mathcal{A}^T(\alpha)P - C^T R + P\mathcal{A}(\alpha) - R^T C < 0, \quad \forall \alpha \in \mathcal{V}_{\Psi_n} \quad (3.18)$$

Par conséquent, le gain K sera donné par $K = P^{-1}R^T$.

démonstration :

Afin d'étudier la convergence asymptotique de l'erreur d'estimation, nous considérons la fonction de Lyapunov quadratique suivante :

$$V(t) = V(\epsilon(t)) = \epsilon^T(t)P\epsilon(t) \quad (3.19)$$

où P est une matrice symétrique définie positive. L'erreur d'estimation converge asymptotiquement vers zéro si $V(t) > 0$ et $\dot{V}(t) < 0$ pour tout $\underline{c}(t) \neq 0$. Nous avons

$$\dot{V}(t) = \epsilon^T(t)F(h(t))\epsilon(t)$$

$$F(h(t)) = (\mathcal{A}(h(t)) - KC)^T P + P(\mathcal{A}(h(t)) - KC) \quad (3.20)$$

La condition $V(t) > 0$ est satisfaite car la matrice P est définie positive. La condition $\dot{V}(t) < 0$ est vérifiée si

$$F(h(t)) < 0 \quad \text{for all } h(t) \in \mathcal{H}_{qn}. \quad (3.21)$$

Comme la fonction matricielle F est affine en $h(t)$, en utilisant le principe de convexité, nous déduisons que $\dot{V}(t) < 0$ à condition que :

$$F(\alpha) < 0, \quad \forall \alpha \in \mathcal{V}_{qn} \quad (3.22)$$

Si on utilise la notation $R = K^T P$, on constate que la condition (3.22) est équivalente à (3.18). L'erreur d'estimation est donc asymptotiquement stable si les inégalités (3.18) sont satisfaites avec P définie positive. Cette dernière condition permet l'inversion de P et par conséquent le calcul du gain K par $P^{-1}R^T$.

remarque :

Il n'est pas difficile d'obtenir les bornes supérieures et inférieures des fonctions $h_{ij}(\cdot)$ dans le domaine $H_{q,n}$. En effet, pour beaucoup de systèmes non linéaires, les termes $\frac{\partial f_i}{\partial x_j}$ sont bornés, ce qui permet de déduire directement et sans difficulté les bornes α_{ij} et β_{ij} [9].

3.2 Application de l'observateur LPV sur le modèle du robot a bras flexible

3.2.1 Description du procédé

La modélisation du robot à bras flexible est une étape essentielle dans le processus de conception et de contrôle de ces systèmes dynamiques. Le modèle mathématique développé dans cette section fournit une représentation précise du comportement du robot, permettant aux ingénieurs de comprendre ses performances et de concevoir des solutions efficaces pour répondre aux besoins spécifiques de chaque application. La figure suivante illustre graphiquement la structure de ce type de robot et met en évidence ses composants principaux, tels que le moteur, la membrane et les capteurs associés à la surveillance et au contrôle du mouvement.

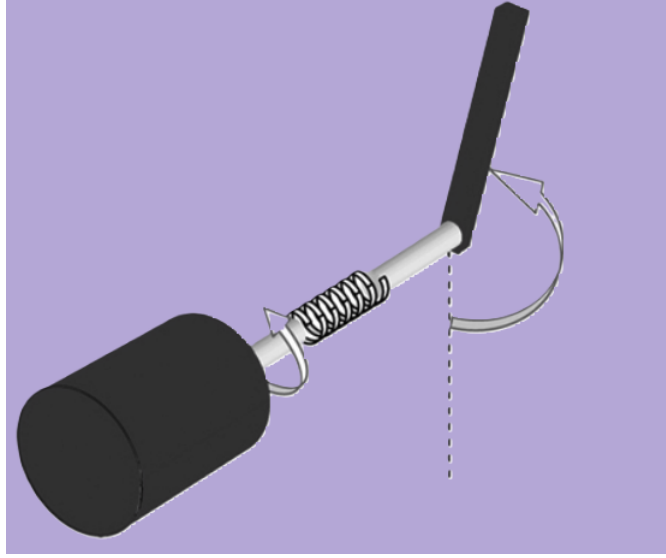


FIGURE 3.1 – Robot a un seul joint flexible

3.2.2 Modèle mathématique du système

La représentation mathématique du robot d'un seul joint flexible est modélisée par la position angulaire et la vitesse angulaire du moteur et de la membrane. Ce robot est souvent utilisé dans des applications nécessitant une grande flexibilité et une adaptation aux contraintes environnementales.

Le modèle d'état du système est donné par les équations suivantes :

$$\begin{cases} \dot{\theta}_m = \omega_m \\ \dot{\omega}_m = \frac{k}{J_m} \cdot (\theta_i - \theta_m) - \frac{B_r}{J_m} \cdot \omega_m + \frac{K_r}{J_m} \cdot u \\ \dot{\theta}_L = \omega_L \\ \dot{\omega}_L = -\frac{k}{J_L} \cdot (\theta_L - \theta_m) - \frac{mgh}{J_L} \cdot \sin(\theta_L) \end{cases} \quad (3.23)$$

Dans ces équations, θ_m et ω_m représentent respectivement la position et la vitesse angulaires du moteur à courant continu, tandis que θ_L et ω_L représentent respectivement la position et la vitesse du bras. Le moteur est activé par le signal $u(t)$. Les moments d'inertie du moteur et du bras sont notés J_m et J_L respectivement. B_r et k sont le coefficient de frottement visqueux du moteur et la constante de raideur du ressort.

Le système s'écrit alors :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + bu(t) + B\phi(x) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (3.24)$$

avec : $\phi(x) = Bf(t)$ et $f(t) = -3.33\sin(x_3)$

Les matrices A , b , B , C et ϕ sont données par :

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -48.6 & -1.25 & 48.6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 19.5 & 0 & -19.5 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

$$b = \begin{bmatrix} 0 \\ 21.6 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.26)$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.27)$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.28)$$

En définissant le vecteur d'état :

$$X = \begin{bmatrix} \theta_m \\ \omega_m \\ \theta_L \\ \omega_L \end{bmatrix} \quad (3.29)$$

et le vecteur de sortie :

$$Y = \begin{bmatrix} \theta_m \\ \omega_m \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

3.3 Mise en oeuvre de l'observateur LPV

En utilisant les résultat du chapitre 2, le modèle de l'observateur LPV du système robot a bras flexible est donné par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + bu(t) + K(y(t) - \hat{y}(t)) + B\phi(x) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (3.31)$$

où les matrice A, b, B, c représentent respectivement par (3.25), (3.26), (3.27), (3.28), et (3.29) est $x(t)$ le vecteur d'état, et (3.30) est $y(t)$ le vecteur de sortie,

Pour l'implémentation de l'observateur, nous avons utiliser la toolbox YALMIP qui est un ensemble d'outils pour la modélisation et la solution de problèmes d'optimisation en ligne sous la forme de LMIs. on obtient les paramètres suivants :

$$P = \begin{bmatrix} 4.9854 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 5.0695 & -0.2971 & -0.0466 \\ 0.0000 & -0.2971 & 6.9670 & -0.6155 \\ 0.0000 & -0.0466 & -0.6155 & 0.1673 \end{bmatrix} \quad (3.32)$$

$$R = \begin{bmatrix} 2.4927 & -137.9853 & 2.4367 & 5.5269 \\ -104.3150 & -4.1056 & 247.4808 & -0.3781 \end{bmatrix} \quad (3.33)$$

On déduit la valeur du gain k :

$$k = \begin{bmatrix} 0.5 & -20.9241 \\ -26.7830 & 4.0517 \\ 2.1729 & 52.7270 \\ 33.5652 & 192.8037 \end{bmatrix} \quad (3.34)$$

3.3.1 Simulation de l'observateur LPV

Après la simulation du système sur (MATLAB/Simulink), avec des conditions initiales suivantes :

$$x(0) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \hat{x}(0) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, u(t) = \sin(t)$$

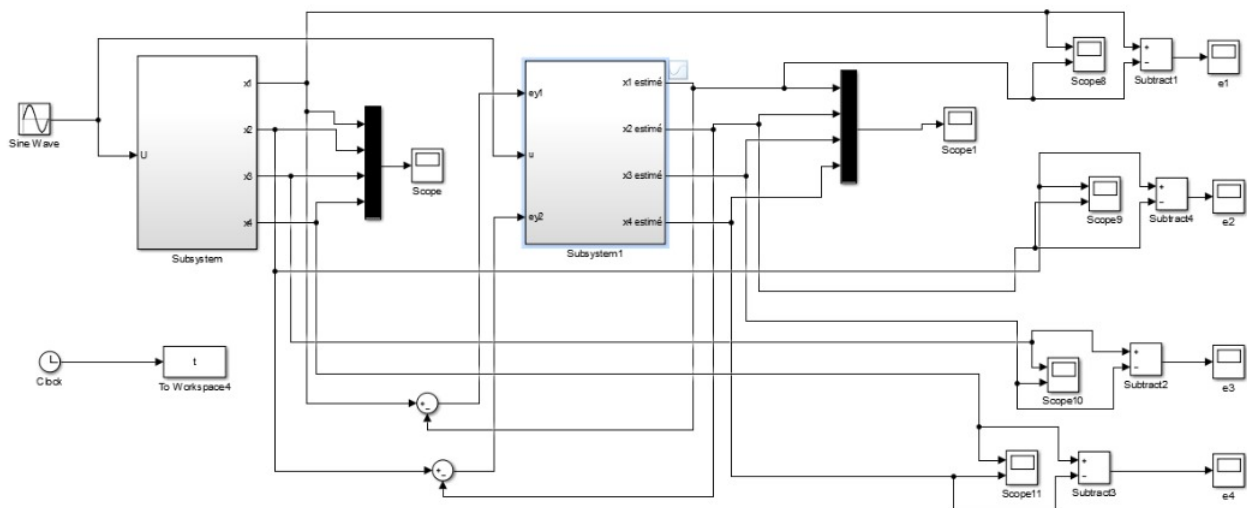


FIGURE 3.2 – Schéma représentatif du système-observateur

nous avons obtenu les résultats présentés dans les figures 3.3 et 3.4 ci-dessous :

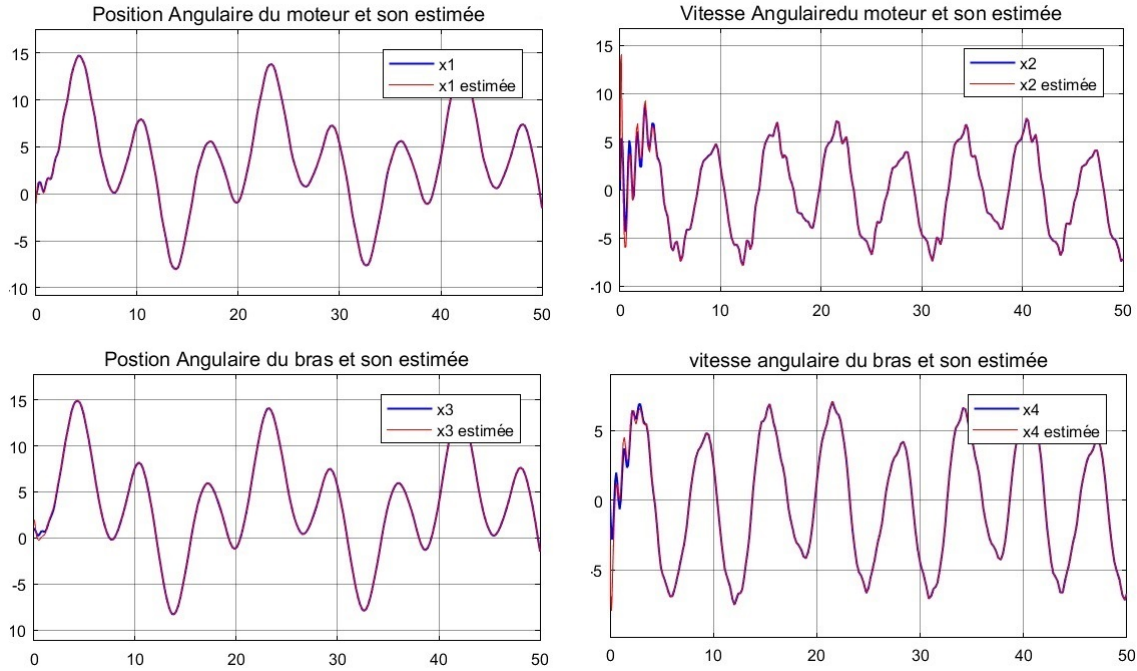


FIGURE 3.3 – Évolution des états du système et leur estimes.

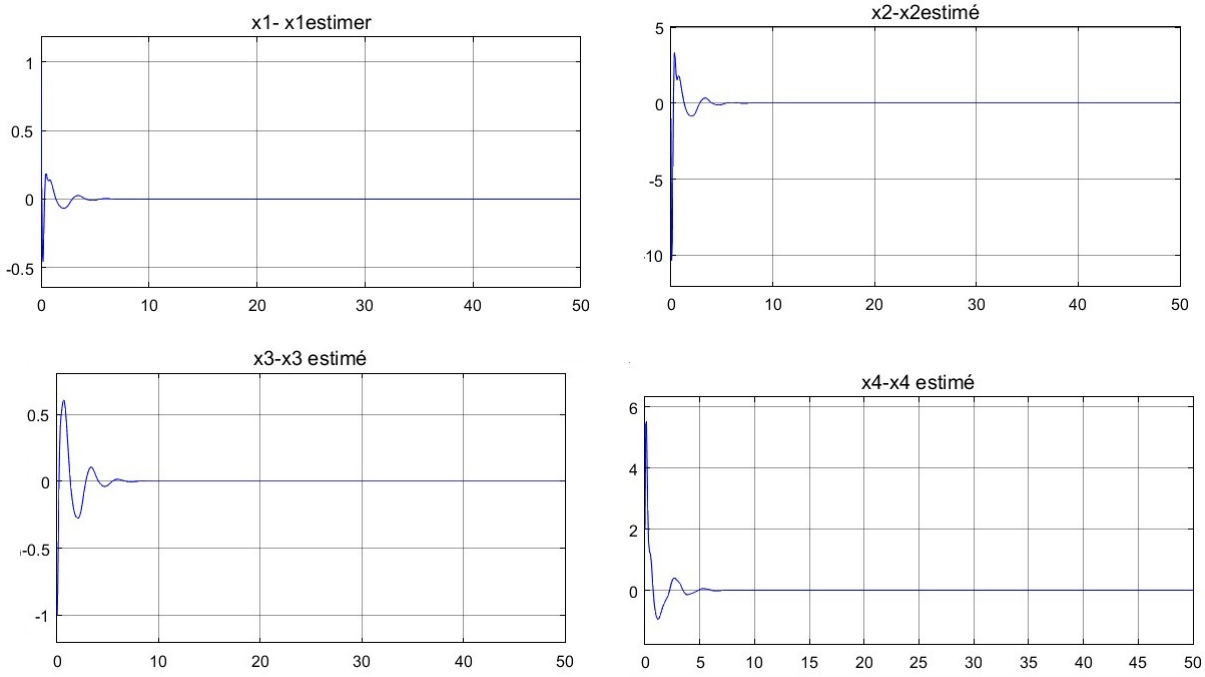


FIGURE 3.4 – Les erreurs d'estimation

Les figures précédentes représentent les résultats de simulation, en absence des défauts. On constate que l'observateur bien estime les états du système, L'erreur d'estimation converge

vers zéro, les résidus sont nuls.

3.4 Étude de la robustesse de l'observateur de Luenberger

L'observateur de Luenberger est un outil de commande utilisé pour estimer l'état interne d'un système dynamique à partir de ses sorties mesurées. Il est largement utilisé en raison de sa simplicité et de sa robustesse. Cependant, il est important de comprendre comment il réagit en présence de bruit et de perturbations pour évaluer sa fiabilité dans des conditions réelles.

En ajoutant un bruit blanc à la sortie du système, nous évaluons la capacité de l'observateur à estimer l'état du système malgré les perturbations. Dans le cas de l'observateur LPV, l'estimation de l'état est basée sur les équations suivantes :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} &= A\hat{x} + bu + k(y - C\hat{x}) + B\phi(x) \\ \hat{y} &= C\hat{x} \end{cases} \quad (3.35)$$

où \hat{x} est l'estimation de l'état du système, u est le vecteur d'entrée, y est la sortie mesurée, et K est la matrice de gain de l'observateur. L'erreur d'estimation $\tilde{x} = x - \hat{x}$ converge vers zéro lorsque les conditions de convergence de l'observateur sont remplies.

L'équation modélisant la sortie du système avec l'ajout de bruit est la suivante :

$$y(t) = (1 + 0.02N(t))Cx(t) \quad (3.36)$$

où $N(t)$ représente un bruit blanc. Ce bruit peut simuler les perturbations et les imprécisions dans les mesures réelles.

Le système étudié est décrit par l'équation différentielle suivante :

$$\begin{bmatrix} \dot{\theta}_l(t) \\ \dot{\omega}_l(t) \\ \dot{\theta}_m(t) \\ \dot{\omega}_m(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -48.6 & -1.25 & 48.6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 19.5 & 0 & -19.5 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_l(t) \\ \omega_l(t) \\ \theta_m(t) \\ \omega_m(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -3.33 \sin(x_3) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 21.6 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u(t)$$

$$\begin{bmatrix} y_1(t) \\ y_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_l(t) \\ \omega_l(t) \\ \theta_m(t) \\ \omega_m(t) \end{bmatrix}$$

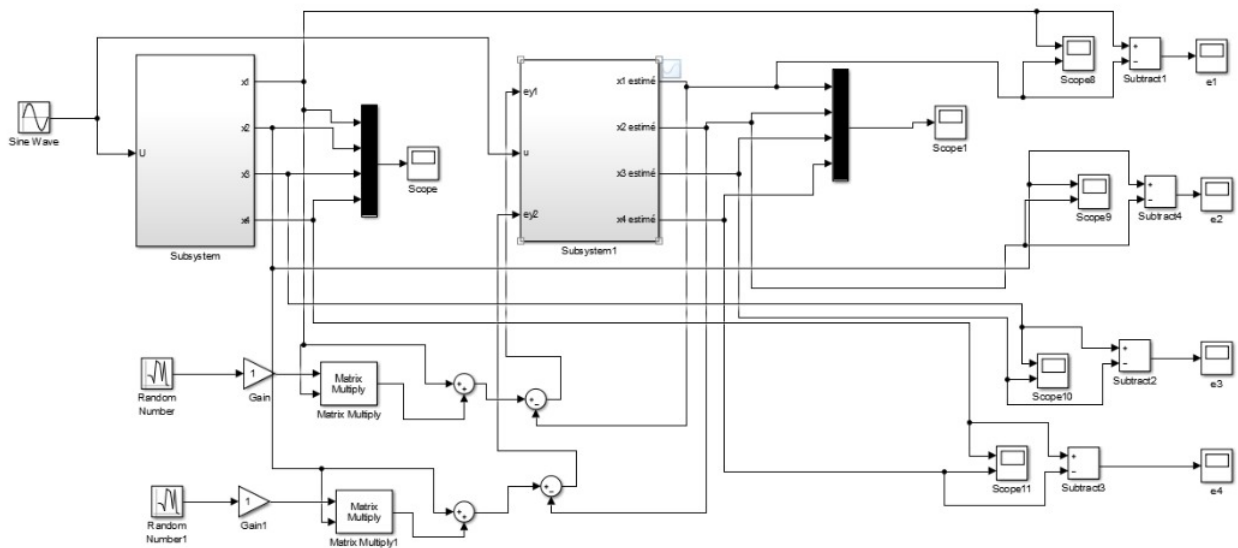


FIGURE 3.5 – Schéma représentatif système-observateur avec bruit sur les sorties

Nous avons simulé ce système sous simulink, Pour la programmation des conditions LMI nous avons utilisé le package Yalmip, ainsi les résultats des simulations numériques sont illustrés sur les figures ci-après :

3.4.1 Résultat de simulation avec bruit sur la sortie

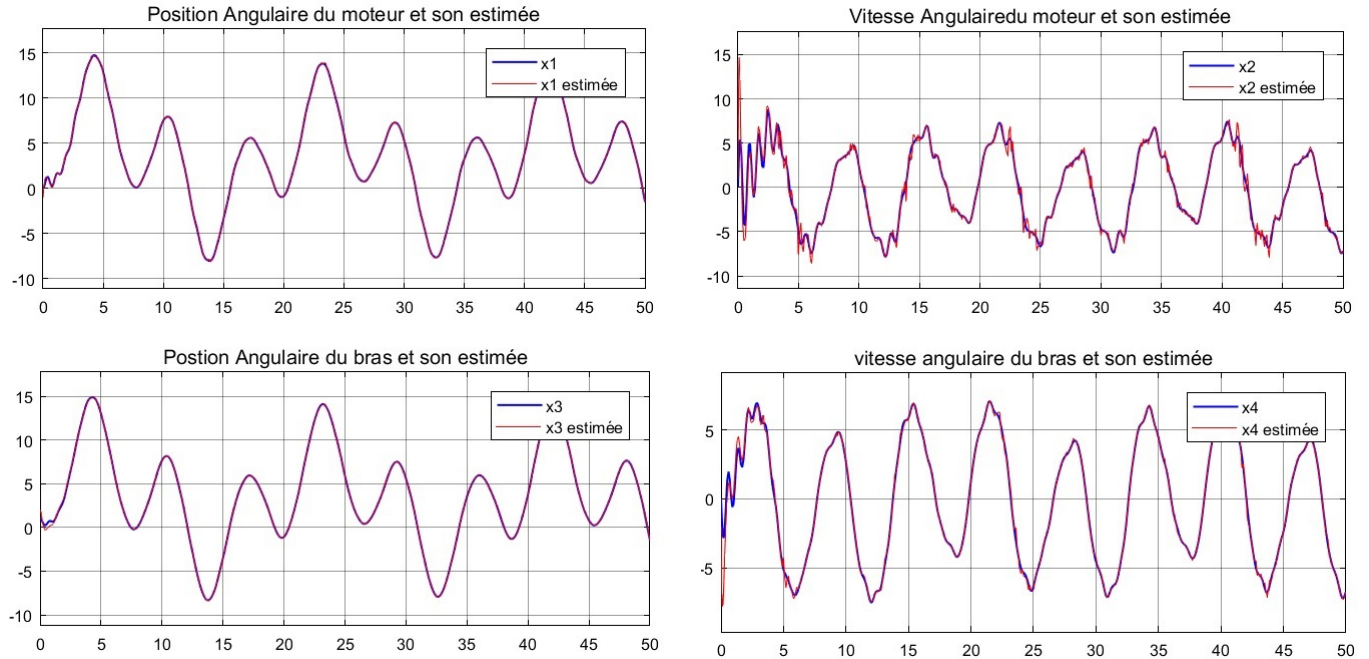


FIGURE 3.6 – La simulation des états et leur estimations : cas avec bruit sur la sortie

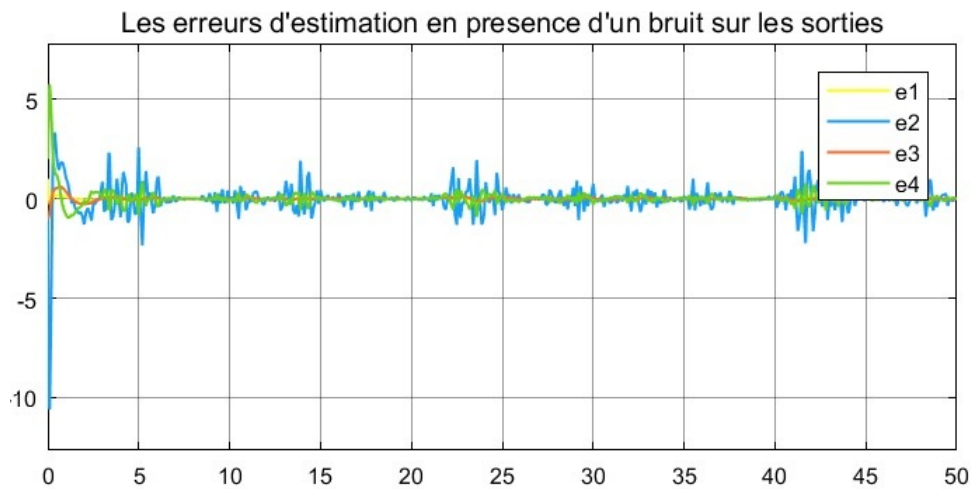


FIGURE 3.7 – La simulation de l'erreur d'estimation : cas avec bruit sur la sortie

Ces résultats de simulation montrent que l'approche basée sur le DMVT est efficace sur l'exemple réel du robot à joint flexible.

3.5 Détection de défauts

Cette étape permet de décider si le système se trouve ou non dans l'état de fonctionnement normal cela en détectant la présence des défauts

3.5.1 Construction de l'observateur LPV en présence de défauts

On suppose que le modèle du système robot a bras flexible avec défauts est défini par :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + bu(t) + B\phi(x) + F_x f(t) \\ y(t) = Cx(t) + F_y f(t) \end{cases} \quad (3.37)$$

Posons les matrices de distribution des défauts capteur et défauts actionneur respectivement F_y et F_x :

$$F_y = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.38)$$

$$F_x = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.39)$$

Et le modèle de l'observateur :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + bu(t) + K(y(t) - \hat{y}(t)) + B\phi(\hat{x}) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (3.40)$$

Avec :

$$\begin{cases} e_1 = y_1 - \hat{y}_2 \\ e_2 = y_1 - \hat{y}_2 \end{cases} \quad (3.41)$$

L'objectif est de rendre l'erreur d'estimation indépendante de l'état, de l'entrée de commande, sensible uniquement aux défauts.

3.5.2 Résultat de simulation en présence de défauts

la figure ci-dessous représente le schéma de simulation du système-observateur en présence des défauts :

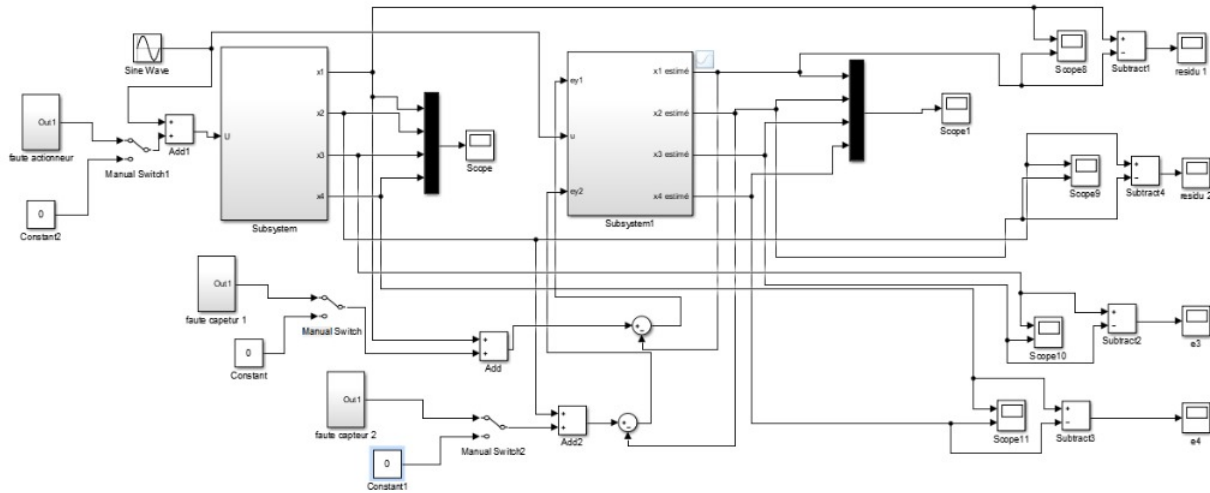


FIGURE 3.8 – Schéma de simulation en présence de tous les défauts.

Dans les simulations suivantes nous avons injecté les défauts capteur représentés dans la figure suivante :

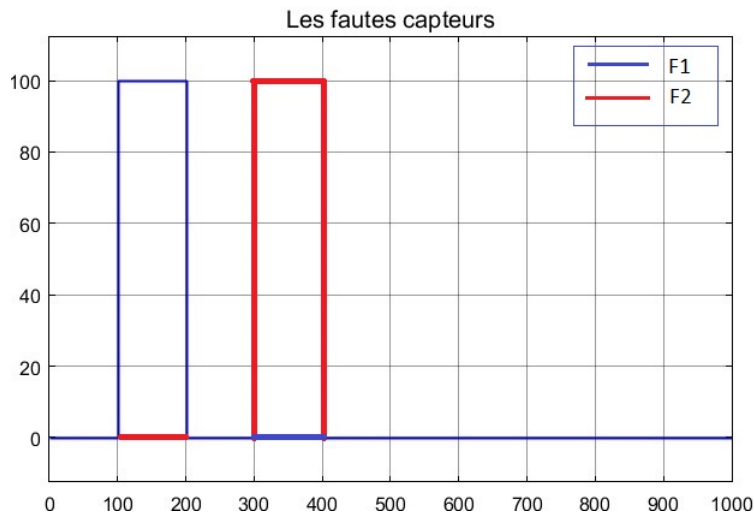


FIGURE 3.9 – Les fautes capteurs

Elles peuvent être définies comme des fonctions mathématiques :

$$f_{y1}(t) = \begin{cases} 0, & \text{si } t < 100 \\ 100, & \text{si } 100 < t < 200 \\ 0, & \text{si } t \geq 200 \end{cases} \quad (3.42)$$

$$f_{y2}(t) = \begin{cases} 0, & \text{si } t < 300 \\ 100, & \text{si } 300 < t < 400 \\ 0, & \text{si } t \geq 400 \end{cases} \quad (3.43)$$

nous avons aussi injecté un défaut actionneur représenté dans la figure suivante :

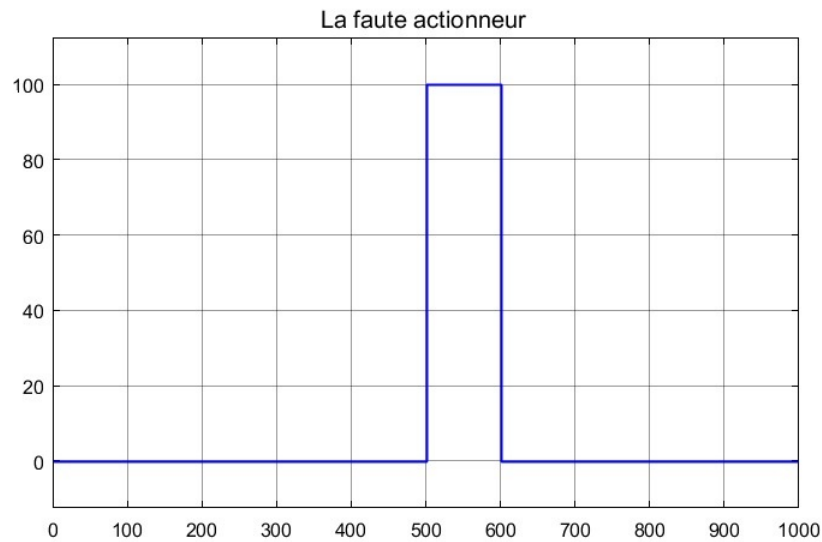


FIGURE 3.10 – La faute actionneur

La représentation mathématique de la faute actionneur est donnée sous forme :

$$f_x(t) = \begin{cases} 0, & \text{si } t < 500 \\ 100, & \text{si } 500 < t < 600 \\ 0, & \text{si } t \geq 600 \end{cases} \quad (3.44)$$

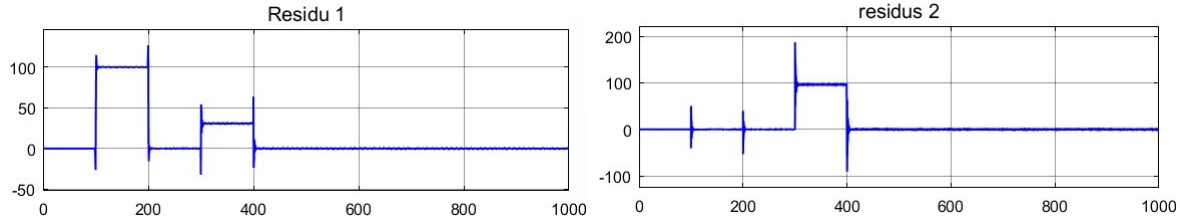


FIGURE 3.11 – Les résidus en présence de deux défauts capteur.

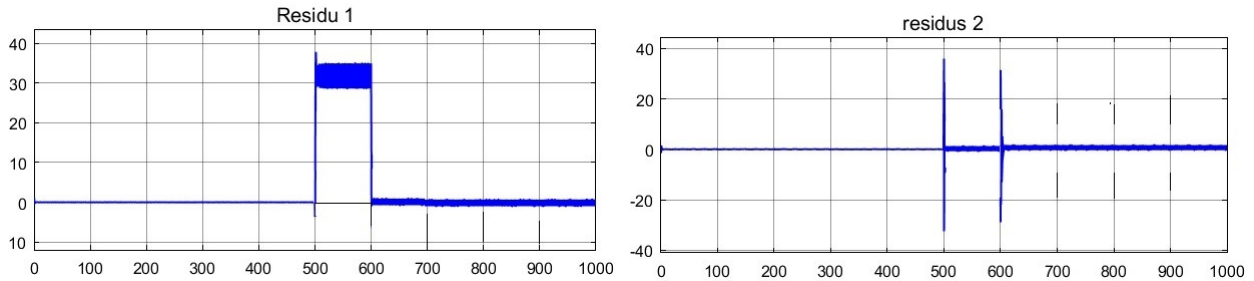


FIGURE 3.12 – Les résidus en présence de défaut actionneur.

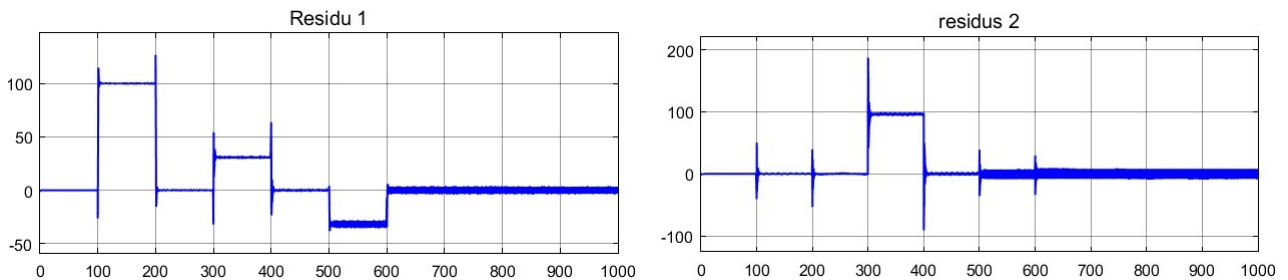


FIGURE 3.13 – Les résidus en présence de tous les défauts.

Les figures précédentes représentent les résidus obtenus après la simulation, en présence des défauts.

La figure 3.11 représente les résidus en cas de présence de deux défauts capteur on remarque que les résidus sont différents de zéro aux moments d'apparition des défauts alors les défauts sont bien détectés.

La figure 3.12 représente les résidus en cas de présence d'un défaut actionneur on remarque que les résidus sont différents de zéro aux moments d'apparition du défaut alors le défaut est détecté.

La figure 3.13 représente les résidus en cas de présence des deux défauts capteur et un défaut actionneur, on remarque les résidus sont différents de zéro aux moments d'apparition des défauts alors les défauts sont bien détectés.

D'après les résultats obtenus ci-dessus on remarque que la détection des défauts est assurée

contrairement à leurs localisations. Alors pour y remédier on propose de construire un banc d'observateurs de structure généralisée.

3.6 Localisation des défauts capteur par banc d'observateurs

Pour localiser les défauts capteur et remédier au problème posé ci-dessus, on utilise un banc d'observateurs structure généralisée comme le montre la figure ci-dessous :

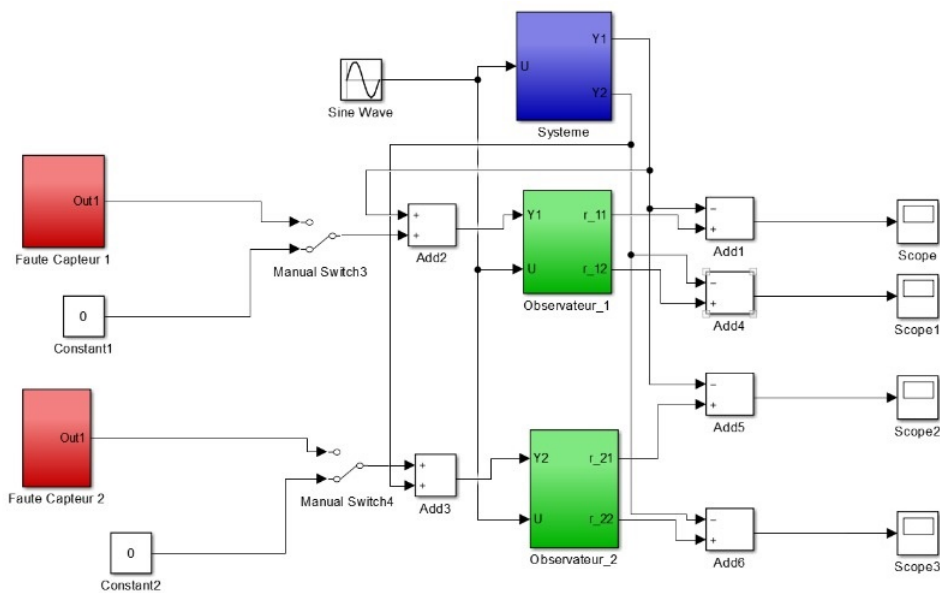


FIGURE 3.14 – Représentation du banc d'observateur

Les calculs sont fait avec un programme MATLAB nous avons obtenu les résultats suivant :

Modèle du premier observateur :

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + bu(t) + K_1(y_1(t) - C_1\hat{x}(t)) + B\phi(\hat{x}) \quad (3.45)$$

Avec :

$$C_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad K_1 = \begin{bmatrix} 7.9619 \\ 115.2984 \\ 13.1307 \\ 17.1921 \end{bmatrix}$$

Modèle du deuxième observateur :

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + bu(t) + k_2(y_2(t) - C_2\hat{x}(t)) + \phi(\hat{x}) \quad (3.46)$$

Avec :

$$C_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad K_2 = \begin{bmatrix} 17.0231 \\ 6.1775 \\ 121.3777 \\ 465.3485 \end{bmatrix}$$

3.6.1 Résultat de simulation

La sortie mesurée avec les fautes capteurs devient :

$$y_f = Cx + f_{y1}(t) + f_{y2}(t) \quad (3.47)$$

La simulation est réalisée sous MATLAB/Simulink. Nous avons obtenu des résultats présentés par les figures 3.15, 3.16, 3.17, et 3.19.

La figure 3.15 représente les résidus en absence de défaut injecté.

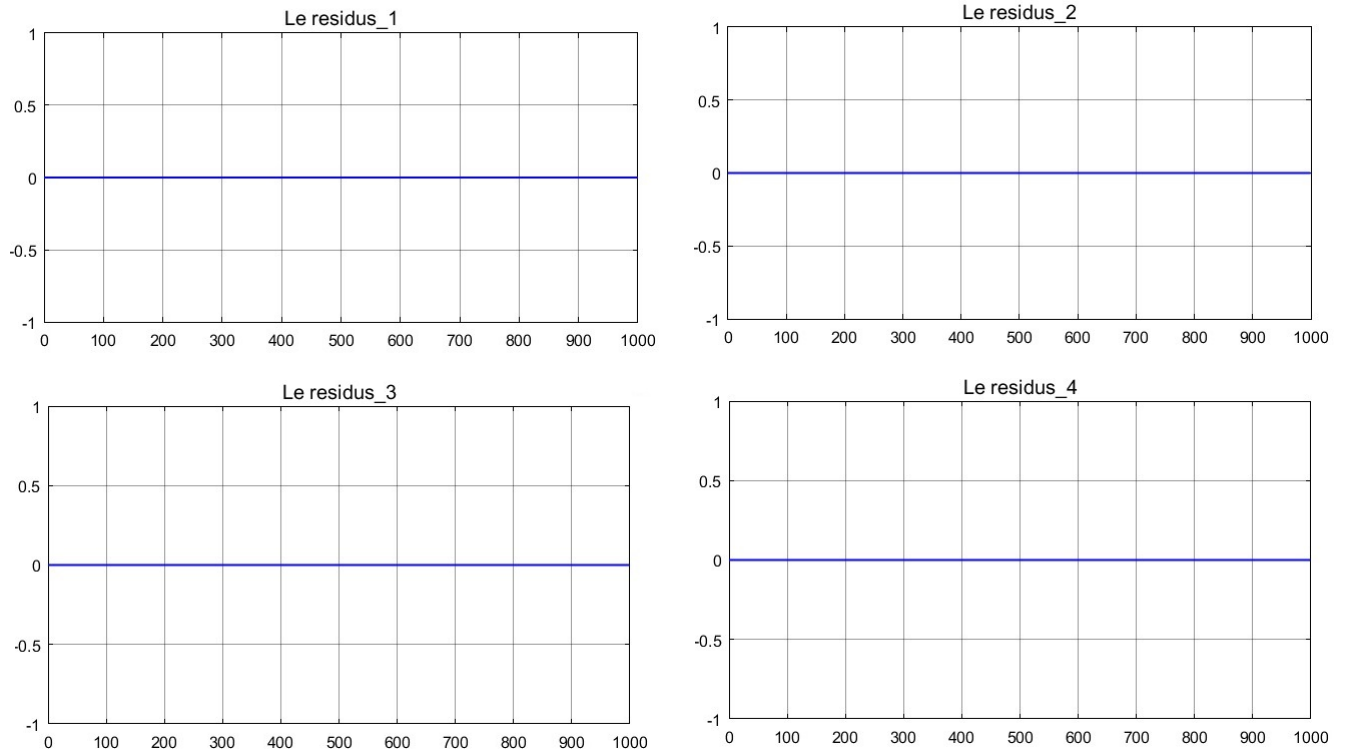


FIGURE 3.15 – Évolution des résidus en absence de défaut.

Les résidus sont représentés par la figure 3.16 à l'injection du *1er* défaut capteur qui affecte le système de $t = 100s$ à $t = 200s$, la figure 3.17 à l'injection du *2me* défaut qui apparait de $t = 300s$ à $t = 400s$.

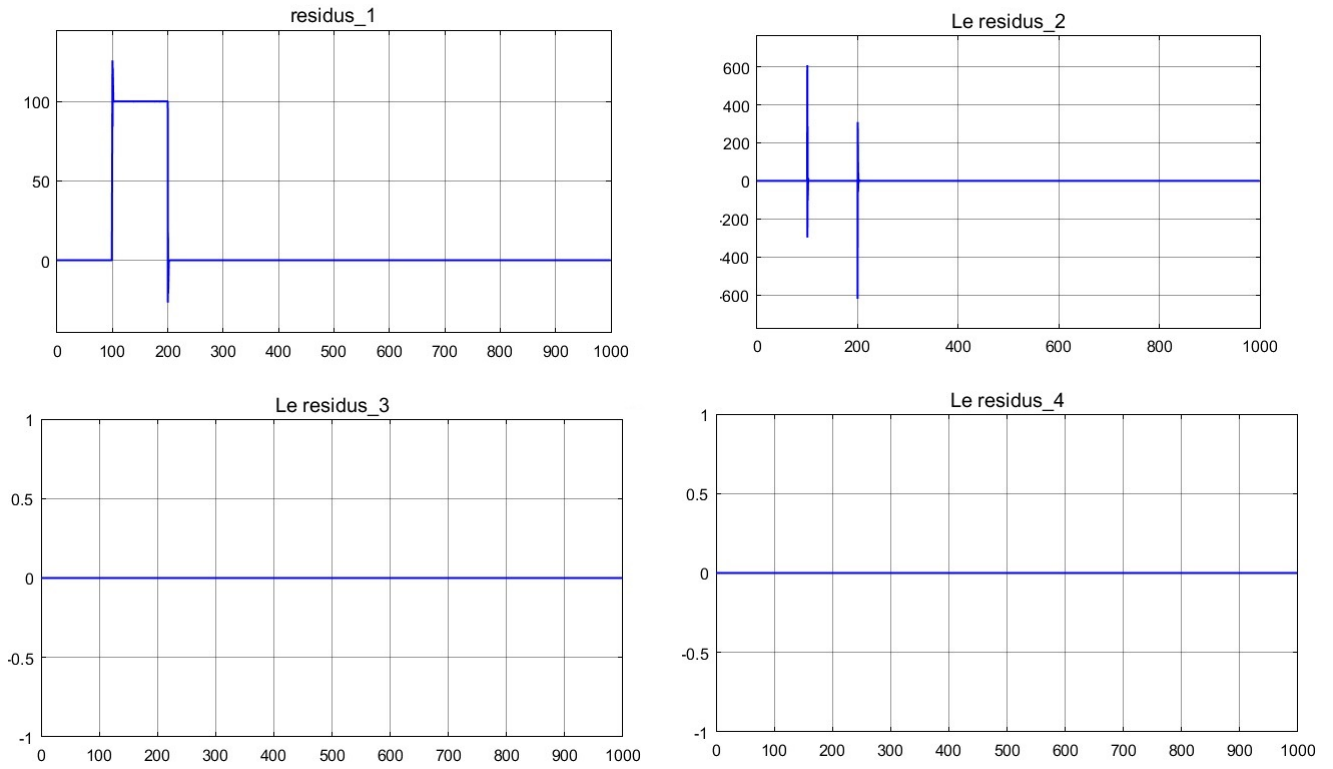


FIGURE 3.16 – Évolution des résidus en présence d'un défaut sur le premier capteur.

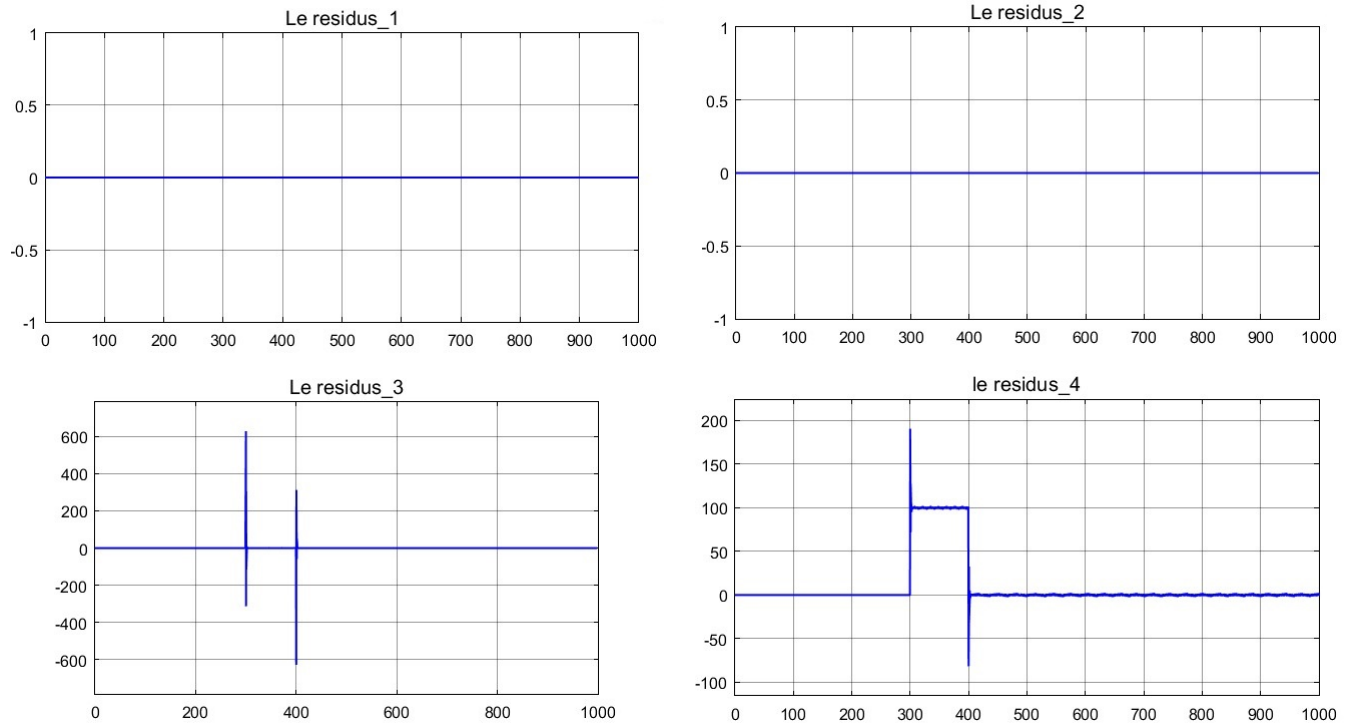


FIGURE 3.17 – Evolution des résidus en présence d’un défaut sur le deuxième capteur.

nous avons injecté les défauts capteur représentés dans la figure suivante :

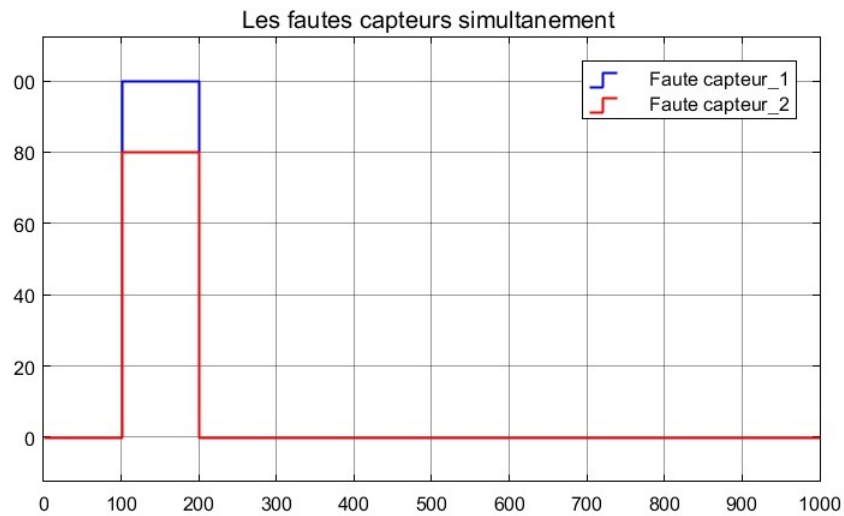


FIGURE 3.18 – Défauts capteur simultanés.

$$f_{y1}(t) = \begin{cases} 0, & \text{si } t < 100 \\ 100, & \text{si } 100 < t < 200 \\ 0, & \text{si } t \geq 200 \end{cases} \quad (3.48)$$

$$f_{y2}(t) = \begin{cases} 0, & \text{si } t < 100 \\ 80, & \text{si } 100 < t < 200 \\ 0, & \text{si } t \geq 200 \end{cases} \quad (3.49)$$

La sortie mesurée avec les fautes capteurs devient :

$$y_f = Cx + f_{y1}(t) + f_{y2}(t) \quad (3.50)$$

La figure 3.19 représente les différents défauts capteur injectés simultanément.

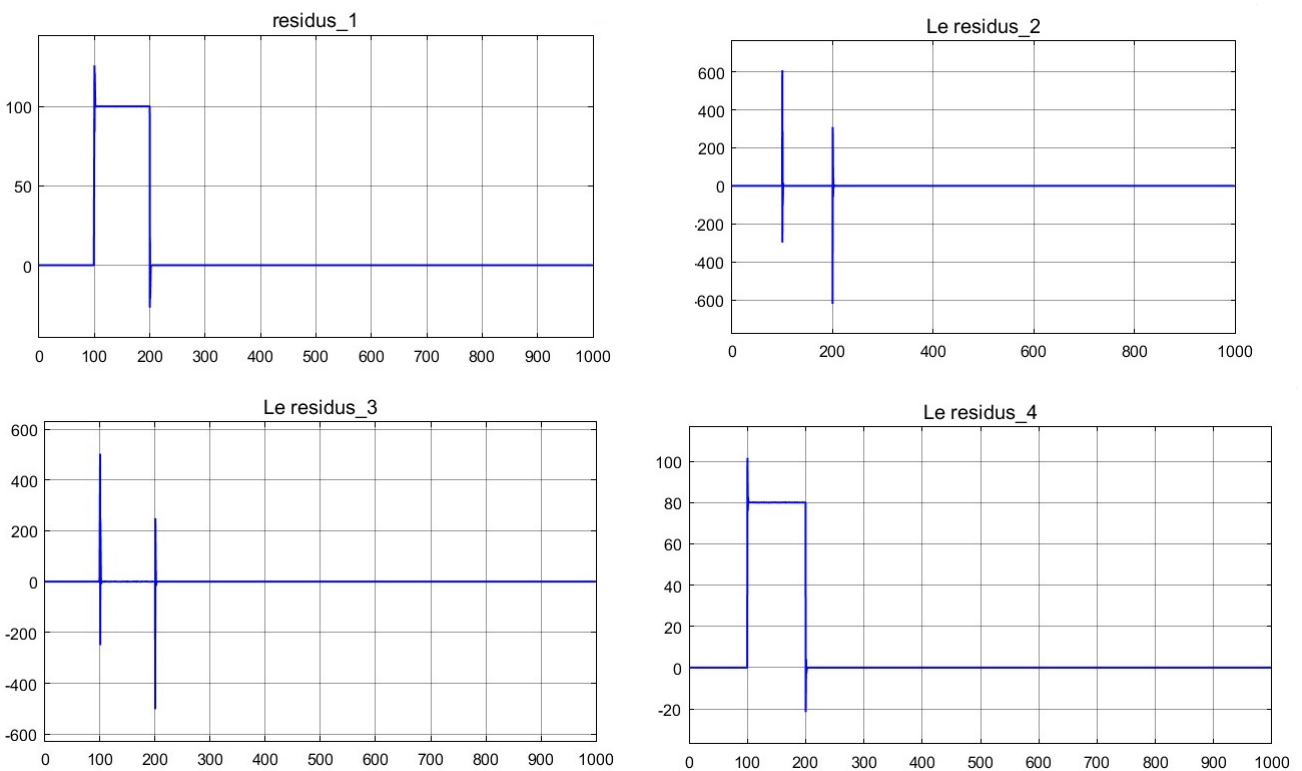


FIGURE 3.19 – Évolution des résidus en présence de deux défauts capteur.

3.7 Analyse et Interprétation des Signatures

Pour effectuer l'étape de localisation, on construit la table de signature pour les différents résidus. On considère le résidu $r_{ij} = 1$ quand le signal du résidu est différent de zéro et $r_{ij} = 0$ dans le cas contraire, ce qui nous permet de dresser la table 3.1.

	Pas de Défaut	f_1	f_2	$f_1 \text{ et } f_2$
r_1	0	1	0	1
r_2	0	1	0	1
r_3	0	0	1	1
r_4	0	0	1	1

TABLE 3.1 – Table de signature pour le diagnostic des défauts de capteurs

Après analyse de la table 3.1 on constate que la localisation des défauts est possible dans les deux cas simultané, et non simultané, on conclut que cette dernière est localisante. Les résultats issus de cette table de signature démontrent l'efficacité de la méthode de surveillance pour identifier les défauts dans un système de capteurs.

3.8 Conclusion

Ce chapitre a démontré la puissance de la méthode DMTV dans la conception d'observateurs pour les systèmes dynamiques complexes. En utilisant la DMVT, nous avons pu développer un observateur LPV capable non seulement de suivre le système en temps réel, mais aussi de détecter et localiser efficacement les défauts capteurs. Les résultats de simulation ont montré que la procédure proposée est robuste tant en l'absence qu'en présence de défauts, offrant ainsi une approche fiable pour le diagnostic des systèmes dynamiques.

Conclusion générale

En conclusion, ce mémoire a fourni une exploration détaillée du diagnostic et des observateurs d'état, en intégrant à la fois des perspectives théoriques et des applications pratiques. La revue de l'état de l'art sur le diagnostic a permis de clarifier les concepts essentiels et d'explorer les méthodes de détection et d'isolation des défauts. L'analyse approfondie des différentes notions, telles que les pannes, les défaillances, les perturbations, et les résidus, a mis en évidence la complexité et la diversité des défis rencontrés dans le domaine du diagnostic.

Les principes de diagnostic des défauts, ainsi que les techniques de détection et d'isolation, ont été discutés en détail, soulignant l'importance de ces processus pour garantir la fiabilité et la performance des systèmes. La modélisation des défauts et la génération de vecteurs résidu ont été examinées pour montrer comment ces techniques peuvent être utilisées pour améliorer les capacités de diagnostic.

La synthèse des observateurs d'état a révélé l'importance de ces outils dans la modélisation et le contrôle des systèmes dynamiques. L'étude des systèmes linéaires et non linéaires, ainsi que des observateurs de Luenberger et de Kalman, a montré comment ces techniques peuvent être utilisées pour extraire des informations précieuses des systèmes complexes. L'application pratique des concepts théoriques à travers la méthode DMTV et la modélisation du bras flexible a illustré comment les approches théoriques peuvent être mises en œuvre dans des contextes réels.

Les résultats de simulation et l'analyse des signatures de défauts ont confirmé l'efficacité des méthodes développées et leur pertinence pour la détection et la gestion des défauts. L'étude de la robustesse des observateurs a fourni des insignes précieux sur leur performance dans diverses conditions, offrant une base solide pour des recherches futures et des développements dans le domaine du diagnostic et du contrôle des systèmes.

En somme, ce mémoire démontre que la combinaison des méthodes de diagnostic et des observateurs d'état constitue une approche intégrée et efficace pour aborder les défis complexes des systèmes modernes. Les contributions théoriques et pratiques présentées offrent des perspectives prometteuses pour l'amélioration continue des techniques de diagnostic et de contrôle, et ouvrent la voie à de nouvelles recherches et innovations dans ce domaine dynamique.

Bibliographie

- [1] Zemouche, A. (2007). *Sur l'observation de l'état des systèmes dynamiques non linéaires* [Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur-Strasbourg I].
- [2] M.HERMAN et A.J.KRENER. Nolinear controllability and observability. IEEE. Transaction on automatic, 1997.
- [3] R.E. KALMAN. A new approach to linear filtering. Transactions of the ASME Journal of Basic Engineering, Vol 82, pp 35–45, 1960.
- [4] M.I. RIDEIRO. Kalman and Extended Kalman Filters : Concept, Derivation and Properties Institute for Systems and Robotics. Lisboa , Portugal, 2004
- [5] E. CHERRIER. Estimation de l'état et des entrées inconnues pour une classe de systèmes non linéaires. Thèse, Institut National Polytechnique de Lorraine, 2006.
- [6] Ouerder, M. (2012). *Synthèse d'observateur pour les systèmes non linéaires* [Rapport technique, Université de CAEN/BASSE–NORMANDIE, Juillet 2012].
- [7] Nait Slimani, B (2014). *Synthèse d'observateurs non linéaires : Application au diagnostic de défauts* [Mémoire de Magister, Université Mouloud Mammeri, Faculté de Génie Electrique et d'Informatique, Département d'Automatique, Spécialité : Automatique, Option : Automatique des Systèmes Continus et Productique].
- [8] Fragkoulis, D. (2008). *Détection et localisation des défauts provenant des actionneurs et des capteurs* [Thèse, Université de Toulouse].
- [9] Akhenak, A. *Conception d'observateurs non linéaires par approche multimodèle : application au diagnostic* [Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, spécialité automatique et traitement du signal]. Soutenue publiquement le 16 décembre 2004.
- [10] Benouaz, T., Bendib, A. (2017). Diagnostic des systèmes industriels par méthodes de détection de défauts. Université de Batna, Algérie.
- [11] M'hamdi, F., Chaib, R. (2018). Modèles mathématiques pour la détection et l'isolation des défauts : Une étude comparative. Université de Tizi Ouzou, Algérie.

-
- [12] Dupont, J., Martin, G. (2019). Techniques avancées de détection de défauts dans les systèmes dynamiques. Université Paris-Saclay, France.
 - [13] Bouyahia, S., Nacer, M. (2020). Utilisation de la redondance analytique pour la surveillance des systèmes complexes. Université de M'sila, Algérie.
 - [14] Lemoine, P., Caron, E. (2021). Diagnostic des défauts par apprentissage machine : Approches et applications. Université de Lille, France.