

17/621.865

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8 Mai 1945 – Guelma
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrotechnique et Automatique



Domaine : Sciences et Technologie
Filière : Automatique et Informatique Industrielle
Spécialité : Commande et Diagnostic des Systèmes Industriels



**Mémoire de fin d'études
pour l'obtention du diplôme de Master Académique**

Diagnostic de défauts à base d'observateurs

Présenté par :
**SAAD GUERMECH SOFIANE
MEBDOUH MOUNKID**

Sous la direction de :
Mr. SEBBAGH ABD ENNOUR

Juin 2015

Remerciements

14/3/11
جامعة 08

*Avant tout remercie le dieu tout puissant sa générosité de nous
donner la santé, la volonté et la patience tout au long de la vie
universitaire*

*Ensuite nous adressons nos sincères remerciement sa nos
enseignants notamment a notre promoteur*

*Mr SABBEQH ABD ENMOUR lui franchement nous a
Donné son maximum en vue d'élaborer un très bon mémoire sans
oublier aussi ses conseils permanents, ses orientations efficaces
et grande patience.*

*On tient a exprimer notre profonde gratitude aux membres de
jury.*

*Nous remercions avec sincérité toutes les personnes qui ont nous
contribué de près ou de loin a réussir ce travail.*

Nos vives salutations.

Dedicace

Je dédie ce modeste travail :

A mes très chers parents, que dieu les garde et protège

Pour leur soutien moral

A mes frères mes sœurs

Aux chers amis

Tonton Nour eddine et Hamza (raffénrie skikda),

Raid hamza ,Yasser, Abbes ,Lotfi ,Hamza , Chamso,

Walid, Karim

Mohamed, Nadjeh, Ahmed, Azzou, Badri, Sami, Saddik,

Halim, Imed, oussama

Bilel, Moussaab, Housseem, Ibrahim, Ilyass, Raouf, Nasro

Tous les Ami(es) d'études surtout ceux d'automatique

Master 2 DCSI Promotion 2015

Aux habitants de ma Wilaya Skikda et Quelma

Sommaire

| | |
|---|----------|
| Introduction Générale..... | 1 |
| Chapitre I : Etat de l'art sur le diagnostic..... | 3 |
| I.1 . Introduction..... | 3 |
| I.2.Définitions et concepts..... | 3 |
| I.3.Procédure de détection et de localisation des défauts | 5 |
| I.4.Principe de diagnostic de défaut | 6 |
| I.4.1.Redondances d'informations..... | 6 |
| I.4.2.Redondance physique ou matérielle..... | 6 |
| I.4.3.Redondance analytique | 7 |
| I.5.Présentation des méthodes de diagnostic..... | 7 |
| I.5.1.Méthodes de diagnostic par traitement du signal..... | 7 |
| I.5.2.Méthodes de diagnostic à base de modèles qualitatifs..... | 8 |
| I.5.3.Méthodes de diagnostic à base de modèles quantitatifs | 8 |
| I.5.4.Méthodes de diagnostic à base de modèle | 8 |
| I.5.4.1.Espace de parité | 9 |
| I.5.4.2.Méthodes d'estimation paramétrique | 9 |
| I.5.4.3.Méthodes de diagnostic à base d'observateurs..... | 9 |
| I.6.Evaluation des résidus..... | 10 |
| I.7.Reconstruction de défauts..... | 10 |
| I.8 . Performance d'une procédure de diagnostic | 10 |
| I.8.1 Robustesse du diagnostic | 11 |
| I.9.Modélisation des systèmes en présences de défauts..... | 11 |
| I.10.Conclusion | 13 |

Chapitre II: Etude et synthèse des observateurs pour les systèmes linéaires et non linéaires..14

| | |
|--|----|
| II.1. Introduction..... | 14 |
| II.2. Systèmes dynamiques..... | 14 |
| II.2.1.Etude des systèmes linéaires..... | 15 |
| II.2.1.1.Equations d'état d'un système linéaire..... | 15 |
| II.2.1.2.Propriétés des systèmes linéaires..... | 16 |
| a) Contrôlabilité..... | 16 |
| b) Observabilité..... | 17 |
| c) Stabilisabilité et Détectabilité..... | 18 |
| II.2.2.Etude des systèmes non linéaires..... | 19 |
| II.2.2.1.Equations d'état d'un système non linéaire..... | 19 |
| II.2.2.2.Propriétés des systèmes non linéaires..... | 20 |
| a) Indistinguabilité (indiscernabilité)..... | 20 |
| b) Observabilité..... | 20 |
| c) Observabilité faible..... | 21 |
| d) Observabilité locale faible..... | 21 |
| e) Espace d'Observabilité..... | 21 |
| f) Entrées universelles..... | 23 |
| g) Système uniformément observable [resp. localement]..... | 23 |
| II.3.Structure des observateurs..... | 23 |
| II.3.1.Principe de génération de résidus à base d'observateurs..... | 24 |
| II.3.2.Structuration et évaluation des résidus générés à base d'observateur..... | 24 |
| II.3.2.1.Structure d'observateurs simplifiés..... | 25 |
| II.3.2.2.Structure d'observateurs dédiés (DOS)..... | 25 |
| II.3.2.3.Structure d'observateurs généralisés (GOS)..... | 26 |
| II.3.3.Observateurs pour les systèmes linéaires..... | 27 |
| II.3.3.1.Observateur de Luenberger..... | 27 |
| II.3.3.2.Observateur de Kalman..... | 28 |
| II.3.4.Observateurs pour les systèmes non linéaires..... | 29 |
| II.3.4.1Observateur de Luenberger étendu..... | 29 |

| | |
|---|-----------|
| II.3.4.2. Filtre de Kalman Etendu (EKF)..... | 30 |
| II.3.4.3. Observateurs basés sur les fonctions de Lyapunov : observateurs de Thau | 31 |
| II.3.4.4. Observateurs à grand gain..... | 31 |
| II.3.4.5. Observateurs à mode glissant..... | 33 |
| II.3.4.6. Observateurs adaptatifs..... | 35 |
| II.3.4.7. Observateurs par intervalles..... | 37 |
| II.6. Conclusion..... | 42 |
| | |
| Chapitre III: Simulation Application de l'observateur de luenberger à système linéaire.... | 44 |
| | |
| III.1. Introduction..... | 44 |
| III.2. Représentation d'état et fonction de transfert | 44 |
| III.3. Résultat de la simulation..... | 45 |
| III.3.1. Test 1 : Système sans défaut..... | 45 |
| III.3.2. Test 2 : Défaut au niveau de l'entrée (défaut actionneur)..... | 46 |
| III.3.3. Test 3 : Défaut au niveau de la sortie (défaut capteur)..... | 48 |
| III.3.4. Test 4 : Changement brusque au niveau d'actionneur | 49 |
| III.3.5. Test 5 : Défaut actionneur + défaut capteur..... | 50 |
| III.4. Conclusion..... | 51 |
| Conclusion Générale..... | 52 |
| | |
| Références bibliographiques..... | 53 |

Liste de figures

| | |
|---|----|
| I.1. Procédure de détection et d'isolation des défauts | 5 |
| I.2. Schéma représentant la redondance matérielle | 6 |
| I.3. Principe de diagnostic avec modèle | 8 |
| I.4. Différents Types de défauts agissant sur un système..... | 12 |
| I.5. Evolution temporelle des différents types de défauts | 12 |
| | |
| II.1. Schéma de principe du diagnostic des défauts à base d'observateurs | 24 |
| II.2. Structure d'observateurs dédiés | 25 |
| II.3. Structure d'observateurs généralisée | 26 |
| II.4. Structure de l'observateur de Luenberger..... | 27 |
| II.5. Structure de l'observateur de Kalman..... | 28 |
| II.6. Structure d'un observateur à mode glissant..... | 34 |
| II.7. Structure du banc d'observateurs pour la surveillance des paramètres..... | 36 |
| II.8. Exemple de défaut..... | 39 |
| | |
| III.1. les courbes : Système sans défaut..... | 45 |
| III.2. les courbes: Défaut au niveau de l'entrée (défaut actionneur)..... | 47 |
| III.3. les courbes: Défaut au niveau de la sortie (défaut capteur)..... | 48 |
| III.4. les courbes: Changement brusque au niveau d'actionneur | 49 |
| III.5. les courbes Défaut actionneur + défaut capteur..... | 50 |

Introduction générale

La mesure de toutes les grandeurs (variables) d'un procédé physique est souvent primordiale afin de mettre en œuvre des stratégies de commande par retour d'état par exemple, ou bien des stratégies de surveillance et de diagnostic de défauts. Cependant, pour des raisons techniques ou économiques (difficulté d'implémentation ou coût élevé des capteurs) il n'est pas toujours possible d'accéder à toutes les variables d'état représentant ces grandeurs, d'où la nécessité de faire recours à un système dynamique auxiliaire, appelé observateur, qui est chargé d'estimer l'état du système. De manière générale, la synthèse de l'observateur exploite les informations disponibles sur le système réel, à savoir, le modèle dynamique du système, ses entrées et ses sorties mesurées. Dans le cas linéaire, le problème de synthèse d'observateurs est bien maîtrisé. Les solutions apportées telles que l'observateur de Luenberger [1] ou le filtre de Kalman [2] permettent de répondre à toutes les situations.

A cause de l'intérêt considérable porté pour le diagnostic, les orientations des travaux de recherche sur l'estimation d'état des systèmes linéaires vers des objectifs de diagnostic sont de plus en plus importantes. Avant l'apparition des techniques utilisant le modèle du processus ou les informations disponibles sur le processus, le diagnostic notamment la détection de défauts, se faisait principalement en utilisant la redondance matérielle qui consiste à doubler, tripler voire quadrupler certains composants. Cette redondance matérielle est efficace et rapide mais s'avère coûteuse et encombrante. Pour remédier à ce problème plusieurs méthodes de diagnostic ont été proposées (diagnostic par traitement du signal, diagnostic par estimation paramétrique, diagnostic à base d'observateurs .. etc.).

Les méthodes à base d'observateurs consistent à générer des résidus qui sont calculés en faisant la différence, éventuellement filtrée, entre les sorties réelles et celles estimées par l'observateur. Ces méthodes s'avèrent très efficaces pour la détection et la localisation des défauts. En effet, elles ont connu un essor considérable pour le cas de systèmes linéaires. Des méthodes très performantes permettent aujourd'hui d'accomplir les objectifs d'une détection et d'une localisation de défauts d'une manière efficace et rapide.

La mémoire s'articule autour de trois chapitres :

- Le premier chapitre aborde un état de l'art sur le diagnostic. Il sera notamment consacré aux concepts fondamentaux du diagnostic des systèmes à bases de modèles et aux différentes structures de génération de résidus.

- Le deuxième a pour objectif d'étudier les systèmes linéaires et non linéaires et de présenter quelques observateurs existants dans la littérature et leurs méthodes de synthèse.
- Dans le troisième chapitre : simulation. Nous appliquons l'observateur de Luenberger à un système linéaire afin de détecter les défauts pouvant affecter ce système.

Chapitre I : Etat de l'art sur le diagnostic

I.1.Introduction

Selon, le contexte et le domaine d'application, le mot diagnostic peut avoir plusieurs interprétations. Le diagnostic des procédés industriels a pour objet de trouver la cause d'une défaillance ou d'un défaut, il est défini par les instances internationales de normalisation comme étant un processus d'identification de la cause probable des défaillances à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test.

De manière générale, lorsqu'on parle de diagnostic des défauts, on se réfère à la procédure de détection et d'isolation de ces derniers, que l'on retrouve souvent sous le nom: FDI (Fault Détection and Isolation). Cette procédure nous permet d'avoir des informations sur l'apparition d'un défaut et sur sa provenance le plus rapidement possible. Les méthodes de détection et de localisation des défauts ont connu un essor considérable depuis le début des années 70 [3], [4].

En effet, de nombreux chercheurs ont investi dans ce domaine proposant alors diverses approches et techniques répondant à la diversité des applications. Nous proposons dans ce chapitre de faire un état de l'art sur le diagnostic des défauts dans les systèmes physiques. L'intérêt se portera essentiellement sur le problème de détection et d'isolation des défauts. Il est question, dans un premier temps, de donner les différents concepts et notions rencontrés dans la littérature concernant le diagnostic des défauts, car un bon diagnostic nécessite une bonne compréhension de ces notions. Le principe de base du diagnostic sera alors présenté ainsi que les différentes méthodes proposées dans ce domaine. D'autre part, nous allons présenter la procédure générale de détection et de localisation des défauts par les méthodes à base de modèle mathématique. Cette dernière passe par deux étapes essentielles : la génération et l'évaluation du vecteur résidu. Mais auparavant, nous allons introduire la manière avec laquelle aborder un problème FDI.

Nous aborderons également les critères de performance d'un système FDI et nous intéresserons, plus particulièrement, au problème de robustesse.

I.2.Définitions et concepts [5]

Une anomalie est une particularité non conforme à la loi naturelle ou logique.

Une panne est l'inaptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise. Une panne résulte toujours d'une défaillance.

Un défaut est une anomalie de comportement au sein du système. Ce concept est important dans les opérations de surveillance pour la conduite et la maintenance des processus industriels. Tout écart entre la caractéristique observée et la caractéristique de référence est considéré comme étant un défaut. Il est donc clair qu'une défaillance conduit à un défaut. Mais un défaut n'induit pas nécessairement une

défaillance. En effet, le dispositif peut conserver son aptitude à accomplir sa tâche principale si les défauts n'ont pas d'impacts sur cette tâche. L'art du diagnostic consiste à détecter de façon précoce un défaut avant qu'il ne conduise à un état de défaillance donc de panne.

Une défaillance est une anomalie altérant ou empêchant l'aptitude d'une unité fonctionnelle à accomplir la fonction souhaitée. Une défaillance correspond à un passage d'un état à un autre, par opposition à une panne qui est un état. Par abus de langage, cet état de panne on pourra l'appeler mode de défaillance.

Fonctionnement normal : un système est en fonctionnement normal lorsque ses états, ses entrées et ses sorties sont très proches de leur valeur nominale. Typiquement, il y a fonctionnement normal lorsqu'il n'y a pas d'apparition de défauts.

Détérioration : ce terme est utilisé pour définir une perte de performance altérant partiellement le fonctionnement du système.

Erreur : elle est définie comme l'écart entre une valeur mesurée ou estimée d'une variable et une valeur donnée par un modèle et qui est théoriquement correcte.

Diagnostic : c'est la détermination du type, de la taille, de la localisation et de l'instant d'occurrence d'un défaut, il suit la détection de défauts et inclut l'isolation.

Modèle qualitatif : c'est un modèle de système qui décrit le comportement avec des relations entre des variables et des paramètres du système en termes heuristiques tels que des causalités ou des règles.

Modèle quantitatif : c'est un modèle de système qui décrit le comportement avec des relations entre des variables et des paramètres du système en termes analytiques tels que des équations différentielles ou aux différences.

Seuil : c'est la valeur limite de l'écart d'un résidu, ainsi s'il est dépassé, un défaut est déclaré comme détecté.

Une perturbation : consiste en tout phénomène conçu comme normal influençant un processus, non ou mal, représenté par un modèle de référence.

Un résidu : est un signal conçu pour être un indicateur d'anomalies fonctionnelles ou comportementales, sensiblement nul en absence de défauts et non nul en leur présence.

Un symptôme : est un caractère distinctif d'un état fonctionnel ou comportemental anormal.

Le diagnostic : consiste à déterminer le type, la taille, le lieu et l'instant d'occurrence d'un défaut, il suit la détection de défauts et inclut l'isolation et l'identification.

La surveillance : est une tâche continue, réalisée en temps réel, qui permet de déterminer l'état d'un système physique, elle consiste en l'enregistrement des informations ainsi qu'en la reconnaissance et l'indication des anomalies du comportement.

La sensibilité : représente la capacité d'un système de diagnostic à générer des résidus sensibles aux défauts à détecter. Ces défauts sont généralement caractérisés par une certaine amplitude.

La supervision : est la surveillance d'un système physique et la prise de décisions appropriées en vue de maintenir son opération lors de l'apparition de défauts.

I.3. Procédure de détection et de localisation des défauts

Comme elle est représentée par la figure II.1, La procédure de détection et de localisation des défauts passe par trois étapes essentielles :

La détection

C'est l'étape qui décide si le système est soumis à un défaut ou pas. Elle consiste dans la plus part des cas à générer le vecteur résidu, qui est nul en fonctionnement normal et est comparé en ligne aux signatures de pannes. La détection est réalisée en vérifiant le dépassement d'un seuil par les résidus.

Localisation

Cette étape permet de localiser le défaut et donc de déterminer quelle partie du système est affectée par l'anomalie. La détection de pannes est souvent suivie d'une procédure de localisation de pannes, qui sert à distinguer une panne particulière. Un seul résidu peut suffire pour détecter les pannes, cependant plusieurs résidus (ou un vecteur de résidus) sont souvent requis pour localisation de pannes.

L'identification : L'ampleur et le type des défauts sont estimés dans cette phase.

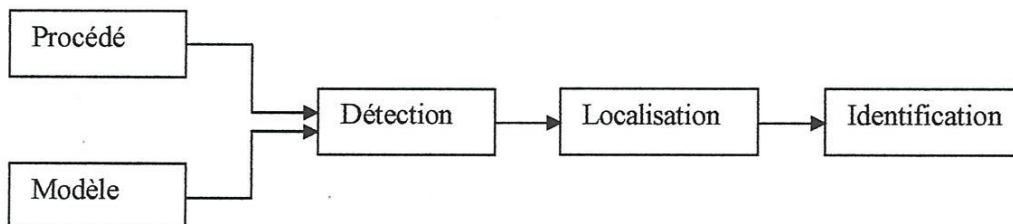


Figure I.1. Procédure de détection et de localisation des défauts.

I.4.Principe de diagnostic de défaut

I.4.1.Redondances d'informations [6]

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.



Figure I.2. Schéma représentant 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.

I.4.2.Redondance physique ou matérielle

La redondance physique consiste à utiliser plusieurs actionneurs, capteurs, processeurs et logiciels pour mesurer et/ou contrôler une variable particulière. Un principe de vote est appliqué sur les valeurs redondantes pour décider si une faute est présente ou non. Cette approche entraîne un coût important en instrumentation mais s'avère extrêmement fiable et simple à implanter. Elle est mise en œuvre essentiellement sur des systèmes à hauts risques tels que les centrales nucléaires ou les avions.

Le diagnostic utilisant la redondance physique se limite à la surveillance des éléments redondants (capteur, actionneurs, ...) présents sur une installation. À l'aide de cette unique technique, il ne sera pas possible de détecter des pannes survenant sur des éléments non redondants.

I.4.3.Redondance analytique

Un complément à la redondance physique consiste à exploiter les contraintes liant les différentes variables du système. Ces contraintes peuvent souvent s'exprimer sous la forme de relations analytiques liant les variables connues (relations d'entrée/sortie ou de sortie/sortie). Ces relations sont appelées relations de redondances analytiques. Le principe de la surveillance consiste à vérifier la fermeture algébrique de ces relations en utilisant les mesures prélevées en ligne sur le système. Le concept de redondance analytique repose sur l'utilisation d'un modèle mathématique du système à surveiller [7]. Pour cette raison, les méthodes utilisant la redondance analytique pour la surveillance sont appelées méthodes à base de modèle. Le principe de la surveillance utilisant un modèle peut être séparé en deux étapes : la génération de résidus et la prise de décision [8]

I.5. Présentation 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.

I.5.1.Méthodes de 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 signal 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.

I.5.2.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 termes de mode de fonctionnement.

I.5.3.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.

I.5.4.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.

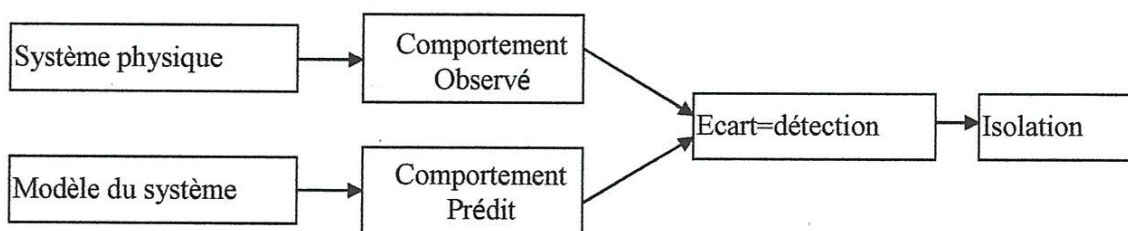


Figure I.3. Principe de diagnostic avec modèle

I.5.4.1.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 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.

I.5.4.2.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 [9]. Pour cela on doit établir un modèle mathématique du système à diagnostiquer et décrire toutes les relations qui existe 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.

I.5.4.3.Méthodes de diagnostic à base d'observateurs [10]

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 [11], 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'a 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 qu'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 résidu ; 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.

I.6. Evaluation des résidus

Le résidu converge vers une valeur proche de ou égale à zéro, dans le cas sans défaut et quitte d'une manière significative cette valeur après l'occurrence d'un défaut. Il est lié à la différence entre les sorties mesurées et leurs estimées par l'équation ; $r_i = O(\hat{y}_i - y_i)$, où r_i est le résidu correspondant à la $i^{ème}$ sortie et O est un opérateur mathématique (dérivé, norme, moyenne etc.). Selon le nombre de résidus et l'expression de l'opérateur O , il est possible de détecter et d'isoler les défauts. La plupart des méthodes de diagnostic à base de modèle incorporent deux étapes séquentielles pour résoudre un problème FDI [13] :

- génération du résidu.
- évaluations du résidu.

Un résidu structuré est caractérisé par la propriété suivante : le résidu répond seulement à un sous-ensemble de défauts spécifique, et pour chaque défaut seul un sous-ensemble spécifique de résidus répond.

I.7.Reconstruction de défauts

Au lieu de générer des résidus pour détecter et isoler le défaut, il est par fois plus intéressant de savoir leurs natures et leurs grandeurs. Le problème de reconstruction et d'estimation de défauts (FRE) est différent de la majorité des méthodes FDI décrites précédemment, dont la mesure où le but n'est pas de détecter et d'isoler le défaut mais de l'estimer. Cette approche est très utilisée dans le cas de défaut variant lentement, qui sont très difficile à détecter, et pour la synthèse de commande tolérant aux faut. La reconstruction de défauts à bases d'observateur est très répondue dans la littérature et de nombreux travaux ont été faits dans ce sens [14].

I.8.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 ou que des

fausses alarmes peuvent apparaître. L'efficacité de la détection passe aussi par sa robustesse face aux incertitudes du modèle.

Patton et al [7] donnent un cadre pour les performances d'un système de détection dans le quel ils définissent certaines qualités comme la rapidité de détection, la minimisation des fausses alarmes et la minimisation des mauvaises détections.

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 incertitudes sur les paramètres du modèle.

I.8.1. Robustesse du diagnostic

Certains phénomènes physiques peuvent ne pas être décrits par des modèles suffisamment précis et ces erreurs de modélisation risquent de fausser les décisions à prendre quant à l'existence ou non d'un défaut. De plus, les paramètres peuvent varier au cours du temps, les caractéristiques des perturbations et des bruits sont inconnues ce qui fait que, même dans le cas d'un fonctionnement normal, les résidus générés à partir de ce modèle ne sont pas nuls. Les détections.

Décisions prises à partir de ces résidus peuvent conduire à des fausses alarmes voire à des mauvaises. La notion de robustesse a été introduite très tôt dans la littérature diagnostic par de nombreux auteurs et devient ensuite un des thèmes centraux dans les travaux concernant le diagnostic. Patton et al [7] définissent la robustesse d'un système de diagnostic comme un degré pour lequel, les performances du système de diagnostic ne sont pas affectées par des conditions opératoires différentes de celles supposées, a priori, lors de la conception.

La robustesse apparaît donc, comme le rapport entre une sensibilité maximale vis-à-vis du défaut recherché et une sensibilité minimale vis-à-vis des autres défaillances (variations de paramètres, modification de structure, bruits, ...). Un système de diagnostic robuste, est donc un système qui maximisera les effets des défaillances, afin de permettre un niveau de performance du diagnostic identique quelles que soient les conditions opératoires.

I.9. Modélisation des systèmes en présence de défauts

Dans les méthodes de diagnostic à base de modèles, notamment celles à base d'observateurs, il est nécessaire d'établir un modèle mettant en évidence les effets des défauts et des perturbations agissant sur le système pour pouvoir différencier entre les défauts et surtout d'augmenter l'insensibilité des résidus vis-à-vis des perturbations. Comme le montre la figure I.8 les défauts peuvent être répartis en trois classes.

Défauts actionneurs : modélisés en général comme des signaux additifs aux signaux d'entrée, ils agissent au niveau de la partie opérative et détériore ainsi le signal d'entrée du système.

Défauts systèmes : modélisés en général comme des dynamiques additionnelles avec une matrice de distribution, ils s'identifient par la modification des caractéristiques du système.

Défaut capteur : modélisés en général par des signaux additifs aux signaux de sortie, ils fournissent une mauvaise image de l'état physique du système.

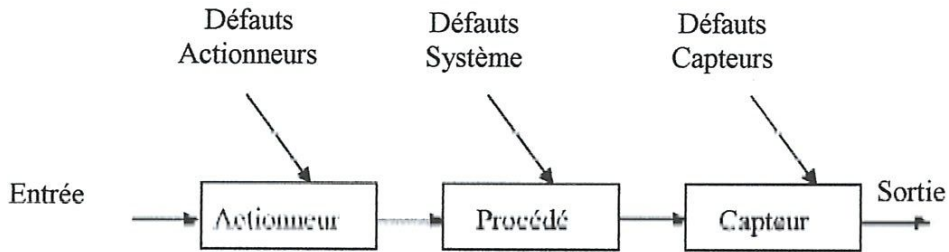


Figure I.4. Différents Types de défauts agissants sur un système.

Type de défauts les défauts peuvent être différenciés selon leur forme et leur comportement dans le temps. En générale on distingue trois types :

Défaut abrupt : il est caractérisé par une discontinuité de l'évolution temporelle de la variable, il correspond à une panne brutale (disfonctionnement totale partiel d'un élément).

Défaut intermittent : Ce défaut est un cas particulier de défaut abrupt avec la propriété particulière que le signal revient de façon aléatoire à sa valeur normale. Ce type de défauts caractérise les faux contacts.

Défaut graduel Ce défaut a un comportement temporel lent se qui le rend difficile à détecter, il caractérise un encrassement ou une usure d'une pièce.

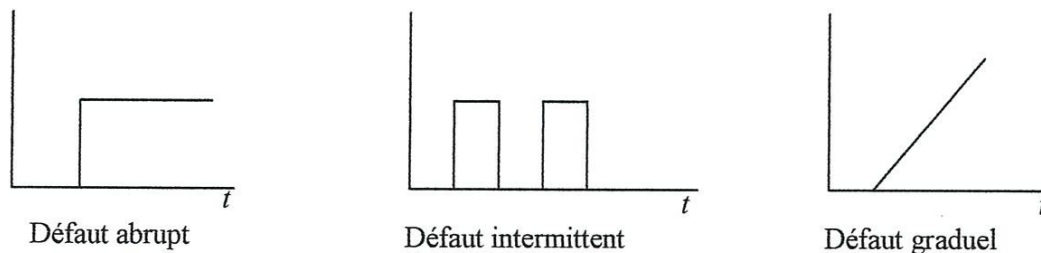


Figure I.5. Evolution temporelle des différents types de défauts

I.10. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons établi d'une manière globale un état d'art sur le diagnostic de défauts en présentant les principales méthodes de diagnostic. Les méthodes FDI à base d'observateurs nécessitent de faire un bon choix d'observateurs et de structures de génération résidus à utiliser. Ces choix dépendent à la fois de la nature du système à diagnostiquer (linéaires ou non linéaires) et de type de défauts.

**Chapitre II : Etude et
synthèse des observateurs
pour les systèmes linéaires
et non linéaires**

II.1.Introduction

L'Automatique est l'art d'analyser, de modéliser puis de commander les systèmes dynamiques. C'est aussi celui de traiter l'information et de prendre des décisions. Ses domaines d'applications sont aussi nombreux que variés : mécanique, électromécanique, électronique, thermique, biotechnologie, industrie spatiale, etc.....

Le but de plusieurs travaux [15], [16], [17], [18], [19] est de trouver des outils théoriques d'analyse, de commande et d'observation des systèmes dynamiques. Afin d'avoir un système de conduite performant, il est nécessaire donc de disposer de toutes les informations et les conditions propres au processus suivi. Néanmoins, dans la plupart des cas, les seules grandeurs accessibles du système sont les variables d'entrées et de sorties, il est nécessaire à partir de ces informations de reconstruire l'état du modèle choisi. De ce fait, l'idée repose sur l'utilisation d'un observateur d'état. Un observateur permet de retrouver les états non mesurés d'un procédé industriel en disposant du minimum d'informations sur des états mesurés. Ce minimum d'information est obtenu à l'aide de capteurs. Un observateur permet donc d'optimiser le nombre de capteurs dans une application industrielle; d'où son intérêt économique dans l'industrie.

Après une présentation des systèmes dynamiques, nous verrons quelques techniques de synthèse d'observateurs pour les systèmes linéaires et les systèmes non linéaires. Mais auparavant, nous allons parler d'un concept important dans le domaine de la reconstruction d'état, qui est celui de l'observabilité des systèmes dynamiques.

II.2.Systèmes dynamiques

Un système est dit dynamique si son comportement évolue au cours du temps. C'est un ensemble d'objets ou de phénomènes liés entre eux et isolés artificiellement du monde extérieur. Il est caractérisé par les fonctions à réaliser qui correspondent aux objectifs pour lesquels le système a été créé, sa structure qui correspond aux moyens mis en œuvre pour accomplir la fonction du système et son comportement qui caractérise la forme de la réalisation du système d'une ou plusieurs fonctions.

Le grand problème de l'automaticien est de trouver un modèle précis et simple. La modélisation des systèmes dynamiques est la solution utilisée pour leur étude. Elle regroupe un ensemble de techniques permettant de disposer d'une représentation mathématique du

système à étudier. En effet, la connaissance de ce modèle mathématique permet de décrire l'évolution du système dynamique au cours du temps et de nous conduire à concevoir, comprendre, prévoir et commander ce système. Le processus de développement d'un modèle mathématique [20] constitue le lien entre la réalité et la théorie mathématique. Le modèle ne doit pas être trop simple au risque de ne pas représenter la réalité mais il doit être suffisamment simple pour ne pas rendre inutilement complexe les étapes d'étude des propriétés du système.

Nous pouvons classer les systèmes selon trois catégories : les systèmes discrets, les systèmes hybrides et les systèmes à temps continus. C'est à cette dernière catégorie que nous nous intéresserons. Pour les systèmes continus, le modèle du système dynamique peut être linéaire ou non linéaire et stationnaire, ou non stationnaire. Une classe particulière dont l'importance pratique est remarquable est celle des systèmes décrits par des équations différentielles linéaires ; nous parlons alors des systèmes linéaires [21].

II.2.1. Etude des systèmes linéaires

Un système linéaire est un système qui vérifie deux principes fondamentaux, le premier est celui de superposition, c'est à dire, si l'entrée du système se décompose en une somme de plusieurs entrées alors la sortie du système sera la somme des sorties correspondant à chaque entrée séparée, et le deuxième principe est celui de causalité où toutes les valeurs sont nulles avant le début de l'expérience ce qui correspond à l'application de la première consigne. Pour résumer, un système est linéaire s'il peut être modélisé par des fonctions linéaires.

II.2.1.1. Equations d'état d'un système linéaire

La phase de modélisation est importante dans le processus d'analyse et de synthèse d'un système de commande. En Automatique, le modèle mathématique d'un système dynamique est défini comme un ensemble d'équations qui représentent le comportement dynamique du système avec la précision souhaitée. L'état d'un modèle représente l'ensemble des paramètres nécessaires pour connaître le comportement de la sortie d'un système en fonction des entrées auxquelles il est soumis.

De nombreuses méthodes de détection et d'isolation de défauts [22] utilisent l'état du système pour la génération de résidus permettant de détecter et d'isoler les défauts. Suivant le système étudié, l'état peut être entièrement mesuré, donc connu à chaque instant, ce qui ne nécessite

alors pas sa reconstruction. Cependant, dans la plupart des systèmes, l'état est partiellement mesuré ou totalement inconnu. L'observateur a donc le rôle de reconstruire partiellement ou entièrement l'état $x(t)$ du système, selon les exigences de l'utilisateur.

La structure de la représentation d'état commune pour un système continu linéaire à coefficients constants LTI (Linéaire à Temps Invariant) est donnée par l'équation d'état suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

où : $x(t) \in \mathbb{R}^n$ et $y(t) \in \mathbb{R}^l$, représentent respectivement le vecteur d'état et le vecteur de sortie du système dynamique. $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $B \in \mathbb{R}^{n \times m}$ et $C \in \mathbb{R}^{l \times n}$ représentent les matrices constantes connues du système dynamique. $u(t) \in \mathbb{R}^m$ est le vecteur d'entrée du système dynamique.

II.2.1.2. Propriétés des systèmes linéaires

Pour un système décrit dans l'espace d'état, il existe des propriétés [23] comme la contrôlabilité, l'observabilité, la stabilisabilité et la détectabilité, qui jouent un rôle important dans les problèmes de synthèse de correcteurs, d'observateurs, et particulièrement dans la conception des filtres de détection et de diagnostic de défaillances. L'étude de ces propriétés par Kalman [24] dans un cadre restreint, a donné lieu à des conditions étendues plus tard à un cadre plus général [25].

Les deux concepts fondamentaux de contrôlabilité et d'observabilité pour les systèmes linéaires peuvent être caractérisés en utilisant une condition de rang généralisé [26].

a) Contrôlabilité

Un système est dit contrôlable si nous pouvons le ramener à tout état prédéfini au moyen d'une commande.

Définition 2.1. [24]

Nous disons que le système (II.1) est contrôlable (ou commandable) si, quelque soit l'état $x(t_i)$ à l'instant initial t_i , il existe une commande admissible $u(t)$, appliquée sur un intervalle de temps fini $[t_i; t_f]$ qui amène le système initialement en $x(t_i)$ à l'état $x(t_f)$ en un temps fini.

La contrôlabilité est une notion importante puisqu'elle établit le fait que nous puissions commander le système afin de modifier son comportement. Cette notion joue donc un rôle très important dans la théorie de la synthèse de systèmes de commande dans l'espace d'état.

Il est clairement difficile d'utiliser directement la définition précédente afin de décider de la contrôlabilité d'un système LTI donné. La contrôlabilité est une propriété caractéristique du couplage entre l'entrée et la sortie du système et fera donc intervenir les matrices A et B . Un critère algébrique simple construit à partir de ces deux matrices existe pour la contrôlabilité, il est dû à Rudolf Kalman et Richard Bucy [27], et il est donné par le théorème suivant:

Théorème 2.1. (Critère de Kalman)

Un système LTI d'équation dynamique d'état donnée par (II.1) est dit contrôlable si et seulement si :

$$\text{rang}([B \ AB \ \dots \ A^{n-1}B]) = n \quad (\text{II.2})$$

Cette matrice est appelée matrice de contrôlabilité et ses colonnes se calculent de façon itérative : $A^{k+1}B = A * A^k B$. Nous disons alors que la paire $(A; B)$ est contrôlable.

b) Observabilité

L'observabilité est une caractéristique structurelle complémentaire de la contrôlabilité. Elle correspond à la capacité pour un système à connaître l'historique d'un état interne à partir de la seule connaissance des variables de sortie mesurées.

Définition 2.2. [28]

Un système (II.1) est dit observable si l'observation de ses entrées et de ses sorties pendant un intervalle de temps fini $[t_i; t_f]$ permet de retrouver l'état initial x_i . En fait, puisqu'il est possible pour les systèmes linéaires d'avoir une solution analytique, l'observabilité nous permet donc de connaître l'état $x(t)$ à tout instant compris dans l'intervalle $[t_i; t_f]$.

Un critère de Kalman existe également pour la notion d'observabilité [28] et fait intervenir la matrice dynamique A et la matrice de sortie C et il est donné par le théorème suivant :

Théorème 2.2. (Critère de Kalman)

Un système LTI d'équation dynamique d'état donnée par (II.1) est observable si et seulement si :

$$\text{rang} \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{bmatrix} = n \quad (\text{II.3})$$

Cette matrice est appelée matrice d'observabilité et ses lignes se calculent de façon itérative : $CA^{k+1} = CA^k * A$. Nous disons alors que la paire $(A; C)$ est observable.

c) Stabilisabilité et Déteçtabilité

Les propriétés de contrôlabilité et d'observabilité d'une représentation d'état sont des propriétés relativement fortes qui peuvent ne pas être vérifiées simultanément pour une représentation d'état donnée. Deux autres propriétés plus faibles peuvent alors être satisfaites et nous permettre d'utiliser cette représentation d'état, qui sont la stabilisabilité et la déteçtabilité.

Définition 2.3. Stabilisabilité [28]

Une représentation d'état d'un système LTI (II.1) est dite stabilisable, c'est-à-dire la paire $(A; B)$ est stabilisable, si tous ses modes instables sont commandables.

Le critère de stabilisabilité est donné par : Le système (II.1) est stabilisable si et seulement si, pour tout $\lambda \in \mathbb{C}^+$, c'est-à-dire pour les valeurs propres instables de A , nous avons :

$$\text{rang}[\lambda I - A B] = n \quad (\text{II.4})$$

Définition 2.4. Déteçtabilité [28]

Une représentation d'état d'un système LTI (II.1) est dite déteçtable, c'est-à-dire la paire $(A; C)$ est déteçtable, si tous ses modes instables sont observables.

Le critère de déteçtabilité est donné par : Le système (II.1) est déteçtable si et seulement si pour $\lambda \in \mathbb{C}^+$, c'est-à-dire pour les valeurs propres instables de A , nous avons :

$$\text{rang} \begin{bmatrix} \lambda I - A \\ C \end{bmatrix} = n \quad (\text{II.5})$$

Dans cette section, les problèmes d'analyse et de synthèse ont été posés en se plaçant dans l'hypothèse de linéarité. Les théories et les méthodes qui ont été développées dans le domaine

de l'Automatique et qui ont permis de faire des progrès notables dans les domaines des asservissements et des régulations ont été présentées. Néanmoins, très rapidement, l'ingénieur s'est rendu compte que cette approche ne permettait pas d'étudier le comportement de bon nombre de systèmes réels. Nous avons donc assisté, à partir des années cinquante, à de nombreuses études et recherches dans le domaine des systèmes non linéaires.

II.2.2. Etude des systèmes non linéaires

Dans une première étape, les non-linéarités ont été considérées essentiellement comme des imperfections, mais très vite les ingénieurs ont pris conscience des avantages qu'ils pouvaient tirer des non-linéarités pour la conception de systèmes plus performants. Parmi ces avantages, nous pouvons mentionner la commande qui permet, si elle est bien conçue, d'obtenir des réponses en temps minimal. Alors que les principes de proportionnalité et de superposition mènent, pour les systèmes linéaires, à des formulations et à des méthodes d'analyse et de synthèse très générales, il en va tout autrement pour les systèmes non linéaires. En effet, par définition même, sous l'appellation systèmes non linéaires, se regroupent des systèmes de natures très variées, qui nécessitent des approches elles-mêmes très différentes.

II.2.2.1. Equations d'état d'un système non linéaire

Tous les systèmes réels sont non linéaires, et ils ne peuvent être considérés comme linéaires que d'une manière approximative. Les systèmes non linéaires sont modélisés mathématiquement par des équations différentielles non linéaires, pour lesquelles il n'existe pas de méthodes générales de résolution, ce qui rend les descriptions des phénomènes difficiles. Lorsque les termes non linéaires de ces équations dépendent de petits paramètres, nous pouvons utiliser la théorie des perturbations. Dans le cas de fortes non linéarités il faut recourir à la simulation numérique. La structure de la représentation d'état commune pour un système non linéaire est donnée par l'équation d'état suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

où : $x(t) \in \mathfrak{R}^n$ et $y(t) \in \mathfrak{R}^l$ représentent respectivement le vecteur d'état et le vecteur de sortie du système dynamique. f et h représentent deux fonctions non linéaires de \mathfrak{R}^n . $u(t) \in \mathfrak{R}^m$ est le vecteur d'entrée du système dynamique.

II.2.2.2. Propriétés des systèmes non linéaires

Pour les systèmes non linéaires, le problème de l'observation se complique dans la mesure où, contrairement au cas linéaire, l'observabilité dans ce cas dépend de l'entrée appliquée. Etant donné l'espace de l'état $X \subset \mathfrak{R}^n$ et l'ensemble des entrées $U \subset \mathfrak{R}^m$, la notion d'observabilité est basée sur la possibilité de distinguer deux conditions initiales. C'est équivalent à dire qu'elle est définie à partir d'une relation d'indistinguabilité. Plus de détails se trouvent dans le travail de Bornard et al. [29].

a) Indistinguabilité (indiscernabilité)

Définition 2.5. [29]

Une paire de deux états initiaux $(x_0^1, x_0^2) \in \mathfrak{R}^n \times \mathfrak{R}^n$ tel que $x_0^1 \neq x_0^2$ est dite indistinguishable dans l'espace d'état X si, $\forall t \geq 0$ et $\forall u \in U$ telle que les trajectoires des sorties $y(t, x_0^1, u(t))$ et $y(t, x_0^2, u(t))$ issues respectivement de x_0^1 et x_0^2 , restent toujours dans X tout au long la durée $[0, t]$ vérifiant $y(t, x_0^1, u(t)) \neq y(t, x_0^2, u(t))$. Et par la suite nous disons que u distingue x_0^1 et x_0^2 dans X et la paire (x_0^1, x_0^2) est indistinguishable.

b) Observabilité

Définition 2.6. [29]

Un système non linéaire de la forme (II.6) est dit observable [resp. en x_0] s'il n'admet pas de paire indistinguishable [resp. aucun état indistinguishable de x_0].

Contrairement au cas linéaire, nous ne trouvons pas de conditions géométriques globales qui garantissent l'observabilité d'un système non linéaire. Si par exemple nous considérons le système de la forme :

$$\dot{x} = u, \quad y = \sin(x)$$

Il est évident que la paire $[x_0 \quad x_0 + 2k\pi]$ est indistinguishable et par la suite ce système n'est pas observable. Cependant nous pouvons noter que y nous permet de distinguer les états qui

appartiennent à $\left[-\frac{\pi}{2} \frac{\pi}{2}\right]$. Ce qui permet d'apprécier une notion complémentaire d'observabilité faible.

c) Observabilité faible

Définition 2.7. [29]

Un système de la forme (II.6) est faiblement observable [resp. en x_0], s'il existe un voisinage \mathcal{V} pour tout x [resp. tout x_0], tel que il n'y pas un état indistinguable de x [resp. tout x_0] en \mathcal{V} .

En localisant la relation de distinguabilité, une notion d'observabilité locale faible est introduite.

d) Observabilité locale faible

Définition 2.8. [29]

Un système de la forme (II.6) est localement faiblement observable [resp. en x_0], s'il existe un voisinage \mathcal{V} pour tout x [resp. tout x_0], tel que pour tout voisinage \mathcal{W} de x [resp. tout x_0] qui est contenu dans \mathcal{V} , il n'existe aucun état indistinguable de x [resp. tout x_0] en \mathcal{W} où les trajectoires évoluent à l'intérieur de \mathcal{W} .

Généralement, ces concepts (définitions) sont relativement compliqués à vérifier et la plus part du temps nous utilisons une linéarisation du système autour d'un point de fonctionnement pour étudier l'observabilité au voisinage de ce point.

Pour les systèmes linéaires, l'observabilité est caractérisée par la condition de rang (II.3). Si l'espace vectoriel \mathcal{O} des fonctions de \mathfrak{R}^n dans \mathfrak{R}^m engendré par les fonctions $Cx, CAx, \dots, CA^{n-1}x$ et l'espace $d\mathcal{O}$ des différentielles constantes de chacune de ces fonctions sont considérées, donc, en chaque point x , l'évaluation en x de $d\mathcal{O}$ est exactement engendrée par les colonnes de la matrice donnée dans (II.3). Ceci conduit à définir, pour les systèmes non linéaires, l'espace d'observabilité permettant d'exprimer une condition de rang.

e) Espace d'Observabilité

Définition 2.9. [29]

L'espace d'observation d'un système de la forme (II.6) est défini comme étant le plus petit sous espace vectoriel (noté par $O(h)$) de fonction de classe \mathbb{C}^∞ qui contient les composants de $h = (h_1, h_2, \dots, h_p)$ et qui est fermé par la dérivation de Lie où $f_u := f(\cdot, u)$ pour toutes les entrées constantes $u \in \mathfrak{R}^m$ (aussi de la même façon pour tous les $\mu \in O(h)$, $L_{f_u} \mu \in O(h)$ où

$$L_{f_u} \mu(x) = \frac{\partial \mu}{\partial x} f(x, u).$$

Définition 2.10. [29]

En notant par $dO(h)$ [resp. $dO(h)(x_0)$] l'espace des différentielles de $O(h)$ [resp. en x_0], nous disons que le système de la forme (II.6) satisfait la condition du rang si pour tout x_0 :

$$\dim dO(h)(x_0) = n \quad (\text{II.7})$$

Théorème 2.3. [30]

Si un système de la forme (II.6) satisfait la condition du rang d'observabilité en x_0 , alors il est localement faiblement observable en x_0 . Plus généralement, un système de la forme (II.6) qui satisfait la condition du rang d'observabilité, est localement faiblement observable. Contrairement, s'il est localement faiblement observable, il ne satisfait la condition du rang d'observabilité que dans un espace ouvert compact de X .

Par contre, pour le cas des systèmes non linéaires, cette condition du rang (II.7) n'est en général pas suffisante pour la synthèse d'un observateur.

Remarque. La définition 2.5 et la définition 2.6 ne renvoient pas le fait que si le système est observable alors il peut admettre des entrées, pour lesquelles il y a des états indistinguables par u .

C'est totalement différent du cas linéaire, l'observabilité d'un système non linéaire n'est pas suffisante pour la synthèse d'un observateur, en plus nous devons prendre en compte le problème des entrées. D'où l'importance de l'étude des caractéristiques des entrées pour un

tel système pour construire un observateur. Nous pouvons citer le cas distinctif où il n'existe pas de paire indistinguable.

f) Entrées universelles

Définition 2.11. [29]

Une entrée u est dite universelle [resp. sur $[0 \ t]$] pour un système de la forme (II.6) si, $\forall x_0^1 \neq x_0^2, \exists \tau \geq 0$ [resp. $\exists \tau \in [0 \ t]$] tel que $y(\tau, x_0^1, u(\tau)) \neq y(\tau, x_0^2, u(\tau))$. Si une entrée est non universelle alors elle est dite singulière [112].

g) Système uniformément observable [resp. localement]

Définition 2.12. [29]

Un système qui a toutes ses entrées universelles [resp. sur $[0 \ t]$] est dit uniformément observable.

II.3. Structure des observateurs

Comme nous avons vu dans le chapitre précédent, la première étape d'une procédure de détection et d'isolation de défauts (FDI) est la génération des résidus. Cette étape est réalisée à l'aide d'une estimation d'état qui consiste à reconstruire l'état ou, plus généralement, la sortie du système en se basant sur des observateurs et en utilisant l'erreur d'estimation comme résidu. Cette approche s'est beaucoup développée car elle donne lieu à la conception des générateurs de résidus qui représentent des indicateurs de défauts flexibles et bien choisis.

De très nombreux travaux concernant le développement d'observateurs pour tout type de systèmes ont été réalisés depuis les travaux fondateurs de Luenberger (1966) et la FDI à base de modèles en a tiré profit. Le premier cas correspond aux observateurs de Luenberger [25], dans le cadre déterministe, pour les systèmes Linéaires à Temps Invariant LTI. Tandis que le second concerne les observateurs de Kalman [27], dans le cadre stochastique, pour les systèmes Linéaires à Temps Variant LTV.

Pour étudier les systèmes non linéaires, l'idée repose sur la linéarisation du modèle autour d'un point de fonctionnement et d'appliquer par la suite l'observateur de Luenberger. Nous détaillerons dans cette section les différentes structures des observateurs utilisés dans la littérature [31], [32], [33], [34], [35] pour les systèmes dynamiques et nous commençons par les systèmes linéaires.

II.3.1. Principe de génération de résidus à base d'observateurs [11]

Le principe de génération de résidu à base d'observateur consiste à estimer une partie ou l'ensemble des grandeurs mesurables du système à surveiller. Le résidu est calculé alors en faisant la différence, éventuellement filtrée, entre les sorties réelles et celles estimées. L'observateur revient alors à un modèle parallèle au système avec une contre réaction qui pondère l'écart de sortie. Ce principe est illustré sur la figure I.4. Cette approche offre des propriétés très intéressantes car elle donne lieu à des résidus très flexibles et la souplesse, dans le choix des paramètres, permet de s'affranchir de certaines entrées inconnues, améliorant ainsi les caractéristiques des résidus telles que leur robustesse vis à vis des perturbations et leur sensibilité aux défauts

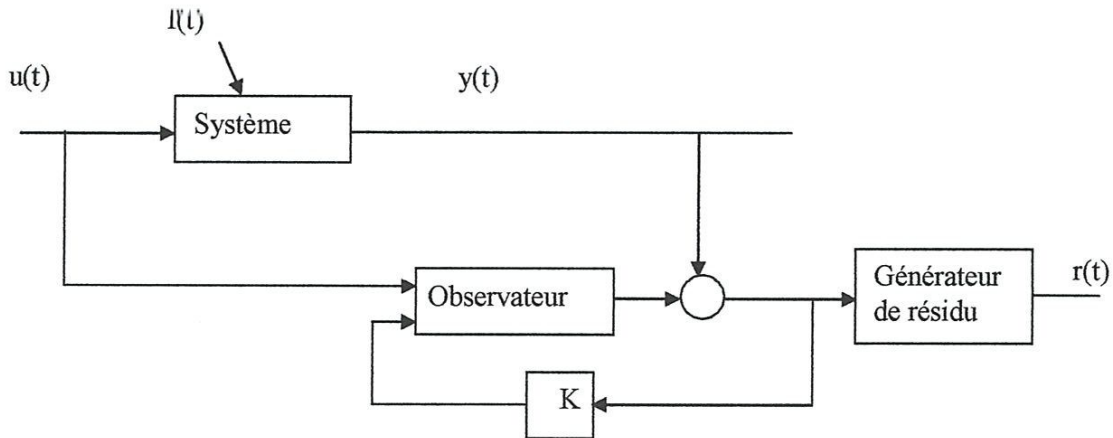


Figure II.1. Schéma de principe du diagnostic des défauts à base d'observateurs.

II.3.2. Structuration et évaluation des résidus générés à base d'observateur

Il est important d'obtenir une structure du résidu permettant son évaluation. Les résidus doivent être produits, de manière que pour chaque défaut un ou un ensemble de résidus soient affectés. Cependant, même si l'apparition de défauts multiples est peu probable, les résidus doivent être capables de situer chacun des défauts arrivant simultanément, en occurrence, il devrait être garanti que le recouvrement des effets résultants de la combinaison des défauts ne mène pas à une décision fautive, par exemple détection manquée d'un défaut ou mauvaise isolation du défaut. Il existe plusieurs manières de définir les résidus structurés afin de parvenir à une évaluation correcte du résidu. Les résidus structurés sont conçus de manière à être chacun affecté par un sous ensemble de défaut et robuste (non affecté) par rapport aux défauts restantes. Ainsi, lorsqu'un défaut apparaît, seul un sous ensemble de

résidu réagit. Le résidu est dit structuré par rapport à un vecteur de défaillances f_1 s'il n'est affecté que par les défaillances f_1 et s'il est robuste aux autres. Dans la littérature, on distingue trois structures de génération de résidus à base d'observateur ou chacune est définie par n schéma particulier [12].

II.3.2.1. Structure d'observateurs simplifiés

Dans cette structure le banc est constitué d'un seul observateur. Il est synthétisé de façon à n'être sensible qu'à un groupe de défauts. Dans le cas où un des défauts auquel il est sensible apparaît alors les estimations seront faussées.

II.3.2.2. 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.

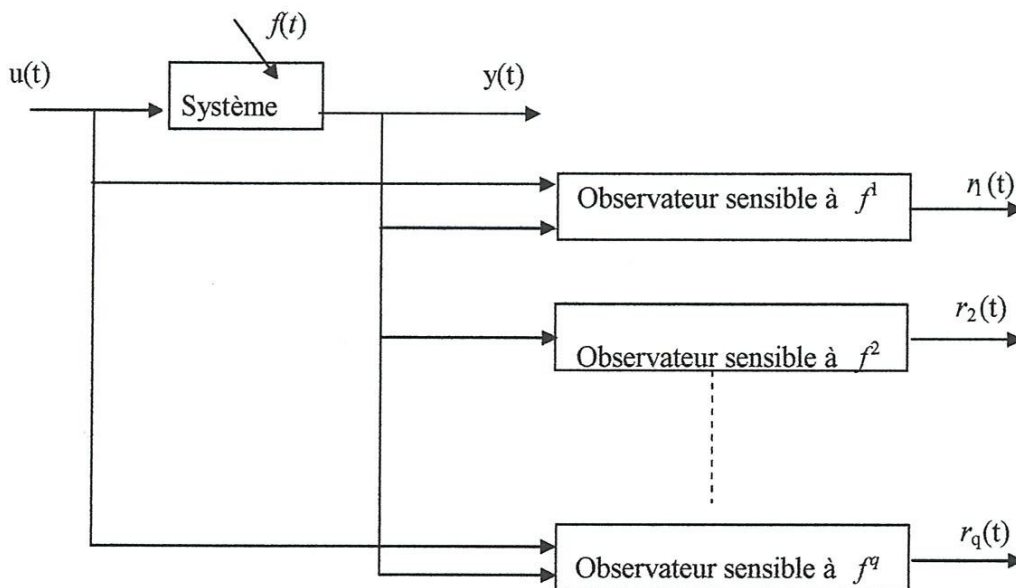


Figure II.2. Structure d'observateurs dédiés.

Mais, si cette structure donne parfois des bons résultats sa conception reste très limitée car elle ne permet pas de s'affranchir des entrées inconnues et des bruits

II.3.2.3. 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.

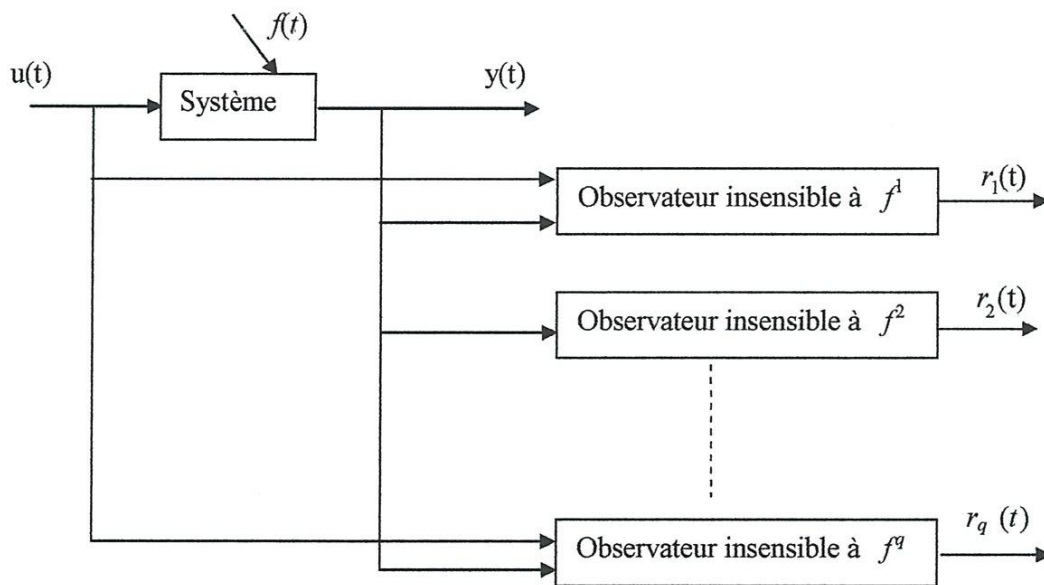


Figure II.3. Structure d'observateurs généralisée

II.4.1. Observateurs pour les systèmes linéaires

Une solution simple et optimale au problème de l'estimation de l'état pour les processus linéaires a été proposée par Luenberger [25].

II.4.1.1. Observateur de Luenberger

La théorie de l'observation de Luenberger utilise les techniques de placement de pôles. La classe des systèmes considérée est celle donnée par le système (II.4). L'observateur proposé (figure (II.4)) est décrit par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) - K(y(t) - C\hat{x}(t)) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (\text{II.8})$$

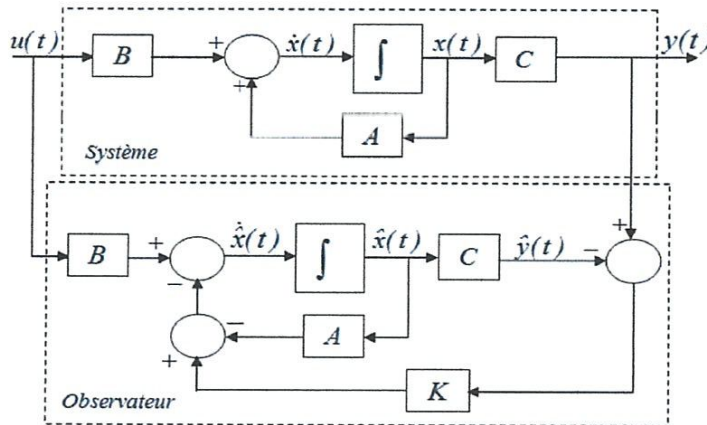


Figure II. 4. Structure de l'observateur de Luenberger

Il s'appelle observateur de Luenberger (asymptotique), avec $\hat{x}(t)$ l'estimé de $x(t)$ et $K \in \mathfrak{R}^{n \times 1}$ est un gain à choisir tel que : $\forall x(0), \hat{x}(0) \in \mathfrak{R}^n, \lim_{t \rightarrow \infty} (x(t) - \hat{x}(t)) = 0$.

Introduisons $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$, l'erreur entre l'état réel $x(t)$ et la prédiction $\hat{x}(t)$. Nous avons : $\dot{e}(t) = (A - KC)e(t)$, et donc $\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0$ pour toute valeur initiale $e(0)$ si et seulement si la matrice $A - KC$ est Hurwitz, c.à.d. les valeurs propres de $(A - KC)$ sont strictement négatives. Construire un observateur asymptotique revient donc à déterminer une matrice de gain K telle que $A - KC$ soit Hurwitz.

Il suffit alors de choisir le gain K de telle sorte que les valeurs propres de la matrice $A - KC$ soient strictement négatives, c'est-à-dire, elle est stable. Le choix de la matrice K a une influence sur la vitesse de convergence de l'erreur $e(t)$.

II.4.1.2. Observateur de Kalman

L'observateur de Kalman (figure II.5) est l'outil utilisé pour résoudre le problème d'estimation de l'état des systèmes Linéaires à Temps Variant (LTV), qui sont caractérisés par des bruits gaussiens de moyenne nulle et de matrice de covariance Q et R respectivement présentés dans le système (II.9) par $\eta(t)$ et $\zeta(t)$.

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t) + \eta(t), & \eta(t) \equiv N(0, Q(t)) \\ y(t) = C(t)x(t) + \zeta(t), & \zeta(t) \equiv N(0, R(t)) \end{cases} \quad (\text{II.9})$$

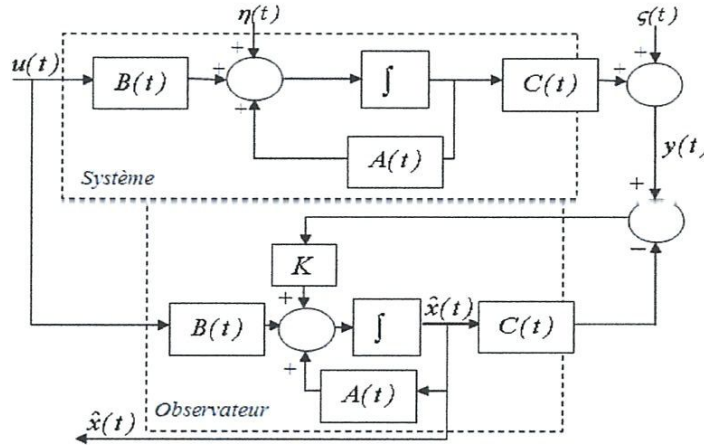


Figure II. 5. Structure de l'observateur de Kalman

L'observateur pour ce système (II.9) est donné par le théorème [27] suivant :

Théorème 2.4.

Si le système (II.9) est uniformément observable, alors il existe un observateur de la forme :

$$\dot{\hat{x}}(t) = A(t)\hat{x}(t) + B(t)u(t) + K(t)(y(t) - C(t)\hat{x}(t)) \quad (\text{II.10})$$

où $K(t)$ est donné par :

$$\begin{cases} \dot{S}(t) = -A^T(t)S(t) - S(t)A(t) + C^T(t)Q(C(t) - S(t)RS(t)) \\ S(0) = S_0 > 0 \\ Q = Q^T > 0 \\ K(t) = S^{-1}(t)C^T(t)Q \end{cases} \quad (\text{II.11})$$

Quelques résultats de convergence pour l'observateur de Kalman sont donnés dans le travail de Boutayeb et Darouach [36].

II.4.2. Observateurs pour les systèmes non linéaires

Des extensions de ces deux types d'observateurs, l'observateur de Luenberger et l'observateur de Kalman peuvent être construits pour un système non linéaire et ils sont connus sous le vocable observateur de Luenberger étendu et le filtre de Kalman étendu.

II.4.2.1. Observateur de Luenberger étendu

Ce type d'observateur [37] intervient, soit au niveau du système original avec un gain constant, soit par l'intermédiaire d'un changement de coordonnées avec un gain qui dépend de l'état à estimer. L'idée pour le premier cas est basée sur la linéarisation du modèle et l'utilisation de la théorie de placement de pôles pour le calcul du gain, sous la condition que l'état reste toujours au voisinage de l'état d'équilibre.

Considérons le système non linéaire suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = h(x(t), u(t)) \\ x(0) = x_0 \end{cases} \quad (II.12)$$

L'observateur de Luenberger étendu correspondant est donné par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t), u(t)) + L(\hat{x}(t), u(t))(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = h(\hat{x}(t), u(t)) \\ \hat{x}(0) = \hat{x}_0 \end{cases} \quad (II.13)$$

où $L(\hat{x}(t), u(t))$ est le gain de l'observateur calculé de telle sorte que toutes les valeurs propres de la quantité $(\frac{\partial f(x, u)}{\partial x} - L(\hat{x}, u)\frac{\partial h(x, u)}{\partial x})$ soient stables.

Remarque : Cet observateur peut provoquer des instabilités qui se manifestent en s'éloignant du point de fonctionnement. Les approches de changement de coordonnées ne peuvent être appliquées que pour une classe particulière de systèmes non linéaires. En effet, plusieurs méthodes proposent l'intégration d'un ensemble d'équations aux dérivées partielles non linéaires, ce qui augmente la difficulté de la tâche de construction de l'observateur. Pour cette raison l'observateur de Luenberger est rarement utilisé dans la pratique et le filtre de Kalman

étendu constitue l'approche la plus connue et la plus appliquée dans le traitement des systèmes non linéaires.

II.4.2.2. Filtre de Kalman Étendu (EKF)

Le filtre de Kalman étendu [38] est similaire à l'observateur de Luenberger étendu et il est le plus répandu pour l'estimation d'état des systèmes non linéaires. Cette approche permet le traitement du cas des bruits même si le caractère optimal est perdu par la linéarisation. Sa conception est basée sur une linéarisation locale du modèle du système autour de la trajectoire estimée par le filtre.

Soit le système non linéaire donné si dessous :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) + \eta(t), & \eta(t) \cong N(0, Q(t)) \\ y(t) = h(x(t), u(t)) + \zeta(t), & \zeta(t) \cong N(0, R(t)) \end{cases} \quad (\text{II.14})$$

où $\eta(t)$ et $\zeta(t)$, comme dans le cas du système (2.9), sont des bruits gaussiens de moyenne nulle et de matrice de covariance Q et R respectivement.

Pour ce système (II.14), le filtre est présenté par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t), u(t)) + S(t)H^T(\hat{x}(t), u(t))R^{-1}(t)(y(t) - h(\hat{x}(t), u(t))) \\ \dot{S}(t) = F(\hat{x}(t), u(t))S(t) + S(t)F^T(\hat{x}(t), u(t)) + Q(t) \\ \quad - S(t)H^T(\hat{x}(t), u(t))R^{-1}(t)H(\hat{x}(t), u(t))S(t) \\ F(x(t), u(t)) = \frac{\partial f(x(t), u(t))}{\partial x(t)} \\ H(x(t), u(t)) = \frac{\partial h(x(t), u(t))}{\partial x(t)} \end{cases} \quad (\text{II.15})$$

$F(x(t), u(t))$ et $H(x(t), u(t))$ sont calculés en $x(t) = \hat{x}(t)$.

Le filtre de Kalman étendu est donc une extension du filtre de Kalman linéaire au cas où le système est décrit dans l'espace d'état par une équation différentielle non linéaire. Sauf qu'un surcoût de calcul est constaté par rapport au filtre de Kalman classique. En effet, outre les opérations non linéaires introduites dans les équations d'états, il faut recalculer à chaque étape les Jacobiennes de ces équations.

Remarque : Cette méthode reste fondée sur la linéarisation qui n'est permise que dans un espace réduit autour de la trajectoire nominale et nous ne pouvons pas garantir une robustesse contre les erreurs de modélisation.

II.4.2.3. Observateurs basés sur les fonctions de Lyapunov : observateurs de Thau

Ce type d'observateur est proposé par Thau [39]. C'est une approche qui utilise des concepts du type Lyapunov pour construire des observateurs pour les systèmes non linéaires. Une application de cet observateur a été proposée par Schreier et al. [40].

Il est supposé que le système s'écrit comme la somme d'une partie linéaire observable et d'une partie non linéaire (en général supposée Lipschitz). La convergence est assurée si le gain associé à la partie linéaire est assez grand. Soit le système non linéaire :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + f(x(t), u(t)) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (\text{II.16})$$

où $A \in \mathfrak{R}^{n \times n}$ et $C \in \mathfrak{R}^{l \times n}$ tel que la paire $(A; C)$ est supposée observable. $f : \mathfrak{R}^n \rightarrow \mathfrak{R}^n$ est une fonction non linéaire, elle est supposée localement Lipschitz de constante positive γ dans un voisinage ν de l'origine, c'est-à-dire :

$$\|f(x, u) - f(\hat{x}, u)\| \leq \gamma \|x - \hat{x}\|, \quad \forall x, \hat{x} \in \nu$$

Le principe est de construire un observateur pour la partie linéaire et de montrer que la convergence s'étend au système avec la partie non linéaire sous certaines conditions. En supposant que la paire $(A; C)$ est complètement observable, nous pouvons trouver une matrice de gain $K \in \mathfrak{R}^{l \times n}$ et l'observateur est de la forme suivante:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + f(\hat{x}(t), u(t)) + K(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (\text{II.17})$$

avec le gain de l'observateur $K = P^{-1}C^T$, où P est la solution de l'équation de Lyapunov suivante :

$$A^T P + PA - C^T C + \omega P = 0 \quad (\text{II.18})$$

tel que ω est une constante positive choisie pour vérifier l'équation de Lyapunov ci dessus.

II.4.2.4. Observateurs à grand gain

Généralement, l'observabilité des systèmes non linéaires dépend de l'entrée. Néanmoins, nous pouvons trouver des systèmes qui sont observables quelque soit l'entrée, il s'agit d'une classe des systèmes uniformément observables, c'est-à-dire que toutes les entrées sont

universelles. Le travail de Gauthier et Bornard [41], montre que concernant les systèmes mono-sortie, affines en la commande et qui sont uniformément observables, il est possible de les transformer localement par un changement approprié de coordonnées dans une forme canonique constituée de deux parties : une première linéaire et observable, et une seconde qui est commandable mais non linéaire possédant une structure triangulaire.

Pour de tels systèmes, sous des hypothèses du type Lipschitz sur les non linéarités, Gauthier et al. dans [42] et [33] proposent un observateur dit « à grand gain ».

Considérons les systèmes non linéaires de la forme :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t)) + g(x(t))u(t), & x \in \mathfrak{R}^n, u \in \mathfrak{R}^m \\ y(t) = h(x(t)), & y \in \mathfrak{R}^l \end{cases} \quad (\text{II.19})$$

Après une transformation en utilisant un difféomorphisme Φ

$$\Phi = \begin{pmatrix} h(x) \\ L_f h(x) \\ \vdots \\ L_f^{n-l} h(x) \end{pmatrix} \quad (\text{II.20})$$

Le système donné par (II.19) se réécrit comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \begin{bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \\ \vdots \\ \dot{x}_{n-1}(t) \\ \dot{x}_n(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_2(t) \\ x_3(t) \\ \vdots \\ x_n(t) \\ \varphi(x(t)) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_1(x_1(t)) \\ g_2(x_1(t), x_2(t)) \\ \vdots \\ g_{n-1}(x_1(t), \dots, x_{n-1}(t)) \\ g_n(x_1(t), \dots, x_n(t)) \end{bmatrix} u(t) \\ = F(x(t)) + G(x(t))u(t) \\ y(t) = Cx(t) = x_1(t) \end{cases} \quad (\text{II.21})$$

tel que chaque composante $g_i(\bar{x}_i)$ où \bar{x}_i représente le vecteur $(x_1, \dots, x_i)^T$ est globalement Lipschitz et φ est aussi une fonction C^∞ globalement Lipschitz sur \mathfrak{R}^n .

Si le système (II.21) est uniformément observable, alors l'observateur à grand gain [47] possède la structure suivante :

$$\dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t)) + g(\hat{x}(t))u(t) - S_\infty^{-1}C^T (C\hat{x}(t) - y(t)) \quad (\text{II.22})$$

où S_∞ est la solution de l'équation :

$$-\omega_c S_\infty - A^T S_\infty - S_\infty A + C^T C = 0 \quad (\text{II.23})$$

- $C = [1 \ 0 \ \dots \ 0] \in \mathbb{R}^l$
- $A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & & & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & & 0 & 1 & \\ 0 & \dots & & & & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times n}$
- ω_c est choisi suffisamment grand pour régler la vitesse de convergence, d'où l'appellation du « grand gain » pour cet observateur. ω_c vérifie la condition suivante :

$$\|\hat{x}(t) - x(t)\| \leq K(\omega_c) \exp\left(-\frac{\omega_c}{3}t\right) \|\hat{x}_0 - x_0\| \quad (\text{II.24})$$

avec $K(\omega_c) \geq 0$

Cet observateur donne une réponse exponentielle aussi rapide que souhaitée en augmentant ω_c ; cette technique est très utilisée et permet d'établir des conditions suffisantes de convergence de l'état estimé vers l'état réel.

Cependant, parfois il est difficile d'aboutir à la construction d'une structure triangulaire, en plus nous pouvons avoir une sensibilité au bruit de mesure dans le cas d'un choix de gain trop grand.

L'algorithme de détection de défauts utilisant ce genre d'observateur à grand gain a été développé dans le travail de Hammouri et al. [15].

II.4.2.5. Observateurs à mode glissant

Toutes les approches présentées jusqu'ici considèrent que le modèle dynamique du processus à surveiller est parfaitement connu. Une des classes les plus connues des observateurs robustes contre les incertitudes paramétriques et les erreurs de modélisation est celle des observateurs qui se basent sur la théorie des systèmes à structure variable ou sur la théorie des modes glissants [44], [45], [46], [19], [47].

Pour un système de la forme :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad (\text{II.25})$$

où les variables : $x \in X \subset \mathbb{R}^n$, $u \in U \subset \mathbb{R}^m$, $y \in Y \subset \mathbb{R}^l$ sont respectivement l'état, l'entrée et la sortie du processus. f et h sont deux fonctions non linéaires.

Une structure d'observateur à mode glissant (figure II.6) est décrite par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t), u(t)) - \Lambda \operatorname{sign}(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = h(\hat{x}(t)) \end{cases} \quad (\text{II.26})$$

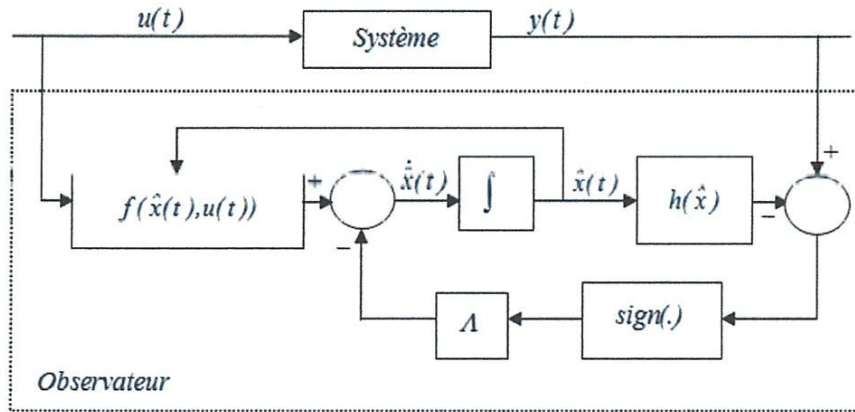


Figure II. 6. Structure d'un observateur à mode glissant

Dans ce cas, $S = e_y = y - \hat{y}$ est dite surface de glissement. Λ est un terme de correction proportionnel à la fonction sign appliquée à l'erreur de sortie.

Le choix de ce type d'observateur s'explique par les bonnes propriétés qui peuvent être satisfaites et qui se manifestent par :

- la convergence en temps fini vers une surface de glissement S nulle et l'évolution de $y(t)$ selon une dynamique d'ordre $(n-1)$. L'attractivité de cette surface est assurée par des conditions appelées conditions de glissement [19]
- la possibilité de la réduction de dimension du système d'observation à $(n-1)$.
- l'équivalence de la fonction sign à un grand gain au voisinage de l'origine assure une robustesse contre les erreurs de modèle et les perturbations externes.

Les dynamiques concernées pour les observateurs à mode glissant sont celles des erreurs d'observation $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$. A partir de leurs valeurs initiales $e(0)$, ces erreurs convergent vers les valeurs d'équilibre en deux étapes :

- Au début, la trajectoire des erreurs d'observation évolue vers la surface de glissement sur laquelle les erreurs de sortie $e_y = y(t) - \hat{y}(t)$ sont nulles. Cette étape est connue sous l'appellation de « mode d'atteinte ».
- Ensuite, la trajectoire des erreurs d'observation glisse sur la surface de glissement avec des dynamiques imposées de manière à annuler toutes les erreurs d'observation. Ce mode est appelé « mode de glissement ». Durant cette étape, le gain de correction agit de manière à satisfaire la condition d'invariance suivante $\dot{S} = 0$ et $S = 0$.

Plus de détails pour la synthèse d'un observateur à mode glissant sont clairement donnés dans [52]. Ce type d'observateur est utilisé pour résoudre le problème de détection de défauts, et il a été utilisé par Wen et Saif [49], Edwards et al. [50] et Hammouri et al. [15].

II.4.2.6. Observateurs adaptatifs

Parfois les paramètres du système varient au cours du temps ou bien ils sont inconnus. Nous avons donc besoin d'estimer simultanément les paramètres inconnus et l'état. L'idée est de combiner la connaissance du système physique avec des données expérimentales mesurables [51], [52], [53] ce qui permet de concevoir des observateurs adaptatifs.

Les premières études sur ces observateurs adaptatifs sont développées pour les systèmes linéaires par Kreisselmeier [54], Luders et Narendra [34] depuis les années 70 où l'observateur proposé assimile l'erreur de sortie avec adaptation des paramètres. Ces travaux étant eux mêmes très proches de ceux menés par Chen et Saif [55] et Fragkoulis et al. [56].

Un travail élaboré par Bastin et Gevers [31] présente un observateur adaptatif non linéaire pour des systèmes mono-entrée/mono-sortie en utilisant les mêmes concepts développés par Luders et Narendra [34]. A noter qu'il existe dans la littérature d'autres travaux sur les observateurs adaptatifs [57], [58], [59], [60], [61], [62].

Nous considérons les systèmes non linéaires décrits par:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(t, x, u, \theta) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad (\text{II.27})$$

où $x \in \mathbb{R}^n$ représente le vecteur d'état, $u \in \mathbb{R}^m$ est l'entrée mesurée, $y \in \mathbb{R}^l$ est la sortie mesurée et $\theta = [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \dots \quad \theta_p]^T \in \mathbb{R}^p$ est le vecteur de paramètres inconnus.

Dans ce cas, l'observateur adaptatif qui estime simultanément l'état et les paramètres d'un système est de la forme :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = \hat{f}(t, \hat{x}, u, \hat{\theta}, y, H) \\ \dot{\hat{\theta}}(t) = \hat{l}(t, \hat{x}, u, \hat{\theta}, y, P) \end{cases} \quad (\text{II.28})$$

avec $\hat{\theta}$ est l'estimé de θ , \hat{f} et \hat{l} sont deux fonctions non linéaires et H et P représentent les matrices des gains d'ajustement.

Pour détecter le défaut, un banc d'observateurs sera construit tel que chaque observateur adaptatif utilisé estime un seul paramètre du système à diagnostiquer, en plus des variables d'état. Le principe de cette approche est décrit par la figure (II.7).

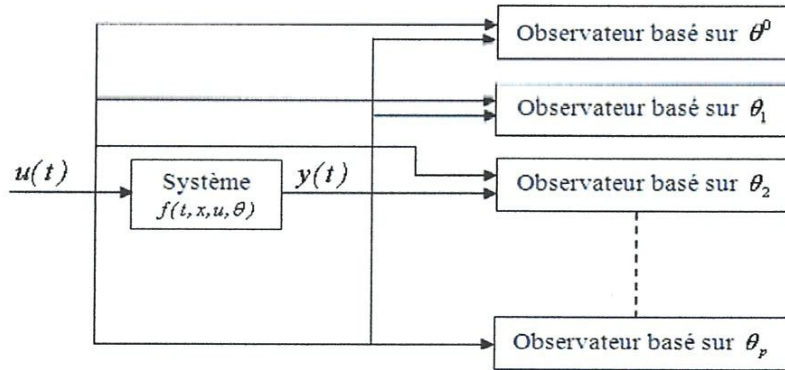


Figure II. 7. Structure du banc d'observateurs pour la surveillance des paramètres

Il nécessite un observateur nominal basé sur les paramètres nominaux θ^0 et autant d'observateurs que de paramètres à surveiller. La détection de défauts se fait à l'aide de l'évaluation des résidus qui sont définis comme étant les erreurs d'observations correspondantes.

En absence de défauts, tous les résidus sont pratiquement nuls, mais à l'instant de l'occurrence d'un défaut, le comportement des différents résidus sera modifié.

Si, après un transitoire, un des résidus converge de nouveau vers zéro, le défaut est provoqué par le changement du paramètre avec lequel a été calculé ce résidu. Nous avons constaté que dans certains cas la convergence du résidu correspondant au défaut est très lente et par conséquent l'isolation l'est aussi.

Dans le travail [56], D. Fragkoulis et al. ont introduit des modifications sur cette méthode pour étudier les défauts provenant des actionneurs d'une classe des systèmes non linéaires avec entrées affines :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x) + g(x)u(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (\text{II.29})$$

Il s'agit d'un système dynamique non linéaire affine en la commande avec $f(x) \in \mathbb{R}^n$ est une fonction non linéaire et $g(x) \in \mathbb{R}^{n \times m}$ est une matrice d'éléments non linéaires. $y \in \mathbb{R}^l$ est la sortie mesurée et C est une matrice constante.

Cette méthode proposée est basée alors sur l'utilisation d'une banque d'observateurs pour la détection et l'isolation de défauts, elle nécessite autant d'observateurs que de paramètres à suivre. Des résidus correspondants à chaque paramètre sont calculés, le résidu est nul en absence de défaut et différent de zéro pour celui qui correspond au paramètre défectueux. Le défaut est par la suite isolé.

Cette méthode est caractérisée par une vitesse lente d'isolation, et depuis quelques années d'autres techniques ont été proposées par Z. Li et B. Dahhou [63] dont le but est d'améliorer la vitesse d'isolation puisqu'elle influence surtout la conception de la commande tolérante aux fautes (FTC) des systèmes dynamiques. Ces techniques basées sur des observateurs par intervalles, utilisent une banque d'observateurs couplés au partitionnement du domaine admissible de chaque paramètre permettant d'avoir une isolation assez rapide.

II.4.2.7.Observateurs par intervalles

Pour détecter et isoler le défaut, toutes les méthodes décrites ci-dessus ont souvent construits les observateurs sur la base d'hypothèse que la valeur du vecteur de paramètre θ est un point dans l'espace de dimension p , ce qui rend difficile la tâche d'identification de défaut sous certaines conditions de fonctionnement. Une alternative intéressante consiste à se situer dans un contexte de réduction de l'espace en un sous espace en supposant qu'il est composé de p parallèles aux axes des coordonnées correspondantes. Dans ce sous espace, ces parallèles se croisent en un point vérifiant la valeur nominale θ^0 du vecteur de paramètres.

Le principe de cette méthode repose sur la subdivision du domaine des paramètres en un certain nombre d'intervalles. La valeur du paramètre en défaut doit être dans l'un de ces intervalles non contenant la valeur nominale qui correspond à ce paramètre défectueux lors de l'introduction du défaut. Par la suite, si nous arrivons à trouver l'intervalle contenant le paramètre défectueux sur les p paramètres à diagnostiquer, nous constatons que les $p-1$ restants sont sans défaut, nous pouvons isoler le défaut.

Nous considérons le système non linéaire suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(t, x, \theta, u) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (\text{II.30})$$

où $x \in \mathfrak{R}^n$ représente le vecteur d'état, $\theta \in \mathfrak{R}^p$ est le vecteur de paramètres supposé constant, sa valeur nominale est notée par θ^0 ; $u \in \mathfrak{R}^m$ est le vecteur d'entrée du système et $y \in \mathfrak{R}^l$ est le vecteur de sortie du système; $C \in \mathfrak{R}^{l \times n}$ représente la matrice de sortie.

$f(t, x, \theta, u)$ et sa première dérivée partielle par rapport à x et par rapport à θ sont continues, bornées et Lipschitz en x et en θ .

La $h^{\text{ème}}$ composante du vecteur de sortie du système est notée comme: $y_h = c_h x$, où c_h est le $h^{\text{ème}}$ vecteur ligne de la matrice C . La sortie scalaire y_h sera utilisée pour l'isolation du défaut, donc le choix de c_h doit garantir que le sous espace observable d'état basé sur y_h peut refléter les défauts considérés. Sans perte de généralité, nous supposons que $c_h = [0, \dots, 0, 1, \dots, 0, \dots, 0]$, où sa $h^{\text{ème}}$ composante est égale à 1, tandis que les autres sont égales à zéro. Par conséquent: $y_h = x_h$. Si ce n'est pas le cas, nous pouvons faire une transformation par difféomorphisme comme: $x' = \psi_i(x)$ dans laquelle $y_h = x'_h$.

Définition 2.12. [64]

Le système donné par (2.30) est dit en défaut si la différence dynamique :

$$\Delta f(t, x, \theta, \theta^0, u) = f(t, x, \theta, u) - f(t, x, \theta^0, u) \quad (\text{II.31})$$

entre le système (2.30) et son modèle nominal $\dot{x} = f(t, x, \theta^0, u)$ induite par la différence des deux vecteurs de paramètres $\Delta\theta = \theta - \theta^0$ est grande.

Comme $f(x, \theta, u)$ et sa première dérivée partielle par rapport à θ sont continues, bornées et Lipschitz en θ , par conséquent nous pouvons supposer qu'après l'occurrence d'un défaut, la différence des vecteurs de paramètres entre le système et son modèle nominal est grande.

Pour un système sans défaut, le vecteur des paramètres θ sera égal à θ^0 . Par contre pour le système avec défaut, le vecteur des paramètres est noté par θ^f . La notation θ représente θ^0 ou θ^f suivant le contexte.

Remarque :

Dans la définition 2.12, le sens du mot "grande" est relatif à la différence dynamique $\Delta f(x, \theta, \theta^0, u)$ du système sans défaut provoqué par des incertitudes de paramètres.

Dès l'occurrence d'un défaut, la procédure d'isolation de celui-ci est lancée. Pour la détection de défauts, une méthode existante de détection est utilisée [65], [66]. Nous supposons que la détection de défauts est très rapide, le temps de l'occurrence et de la détection de défaut est le même et nous le notons t_j .

Nous supposons que le défaut est provoqué par le changement d'un seul paramètre.

Soit p paramètres: $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_j, \dots, \theta_p$ du vecteur θ du système qui peuvent être affectés par un défaut. Nous divisons le domaine admissible de chaque paramètre en un certain nombre d'intervalles. Par exemple, le paramètre θ_j est divisé en q intervalles, leurs bornes sont dénotées par: $\theta_j^{(0)}, \theta_j^{(1)}, \dots, \theta_j^{(i)}, \dots, \theta_j^{(q)}$. Les bornes du $i^{\text{ème}}$ intervalle sont $\theta_j^{(i-1)}$ et $\theta_j^{(i)}$, elles sont aussi notées par $\theta_j^{\alpha(i)}(t)$ et $\theta_j^{\beta(i)}(t)$. Après l'occurrence de défaut, la valeur du paramètre défectueux doit être dans l'un de ces intervalles.

Afin de vérifier si un intervalle contient la valeur du paramètre défectueux (figure II.8), un filtre de paramètre est construit pour cet intervalle. Un filtre de paramètre est composé de deux observateurs d'isolation qui correspondent aux deux bornes de l'intervalle.

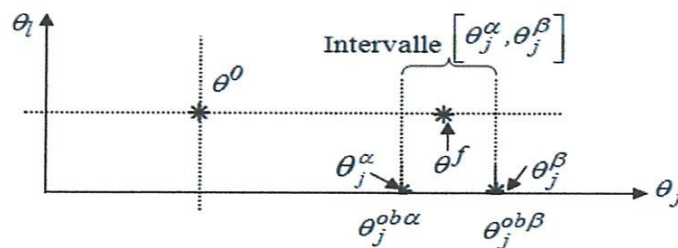


Figure II. 8. Exemple de défaut

Le filtre de paramètre pour le $i^{\text{ème}}$ intervalle du $j^{\text{ème}}$ paramètre est donné ci-dessous. Les deux observateurs d'isolation sont :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}^{\alpha(ij)}(t) = f(\hat{x}^{\alpha(ij)}, \theta^{ob\alpha(ij)}(t), u) + KC(x - \hat{x}^{\alpha(ij)}) \\ \hat{y}^{\alpha(ij)} = c\hat{x}^{\alpha(ij)} \\ e^{\alpha(ij)} = x - \hat{x}^{\alpha(ij)}, \quad \varepsilon^{\alpha(ij)} = y_h - \hat{y}_h^{\alpha(ij)} \end{cases} \quad (\text{II.32})$$

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}^{\beta(ij)}(t) = f(\hat{x}^{\beta(ij)}, \theta^{ob\beta(ij)}(t), u) + KC(x - \hat{x}^{\beta(ij)}) \\ \hat{y}^{\beta(ij)} = c\hat{x}^{\beta(ij)} \\ e^{\beta(ij)} = x - \hat{x}^{\beta(ij)}, \quad \varepsilon^{\beta(ij)} = y_h - \hat{y}_h^{\beta(ij)} \end{cases} \quad (\text{II.33})$$

où $\theta^{ob\alpha(ij)} \in \mathfrak{R}^p$ et $\theta^{ob\beta(ij)} \in \mathfrak{R}^p$ sont les vecteurs des paramètres de l'observateur d'isolation du vecteur de paramètre θ . $\varepsilon^{\alpha(ij)} \in \mathfrak{R}$ et $\varepsilon^{\beta(ij)} \in \mathfrak{R}$ sont les deux erreurs d'observation. y_h est le $h^{\text{ème}}$ composant de y , $y_h^{\alpha(ij)}$ est le $h^{\text{ème}}$ composant de $y^{\alpha(ij)}$ et $y_h^{\beta(ij)}$ est le $h^{\text{ème}}$ composant de $y^{\beta(ij)}$

Avant $t = t_f$, c'est-à-dire avant l'occurrence de défaut, nous supposons que les deux états d'observateurs $\hat{x}^{\alpha(ij)}(t)$ et $\hat{x}^{\beta(ij)}(t)$ convergent vers l'état du système $x(t)$ et nous avons donc :

$$\begin{aligned} e^{\alpha(ij)}(t_f) &= e^{\beta(ij)}(t_f) = 0 \\ \varepsilon^{\alpha(ij)}(t_f) &= \varepsilon^{\beta(ij)}(t_f) = 0 \end{aligned}$$

A $t = t_f$, le $s^{\text{ème}}$ paramètre change à cause de l'occurrence de défaut :

$$\forall t \geq t_f \quad \begin{cases} \theta_s^f = \theta_s^0 + \Delta^f \\ \theta_l^f = \theta_l^0, \quad l \neq s \end{cases} \quad (\text{II.34})$$

où Δ^f est une constante réelle. Et les $j^{\text{ème}}$ paramètres de l'observateur changent dans le but d'isoler le défaut:

$$\theta_j^{ob\alpha(ij)} = \begin{cases} \theta_j^0, & t < t_f \\ \theta_j^{\alpha(ij)}, & t \geq t_f \end{cases}, \quad \theta_l^{ob\alpha(ij)}(t) = \theta_l^0, \quad \forall t, l \neq j \quad (\text{II.35})$$

$$\theta_j^{ob\beta(ij)} = \begin{cases} \theta_j^0, & t < t_f \\ \theta_j^{\beta(ij)}, & t \geq t_f \end{cases}, \quad \theta_l^{ob\beta(ij)}(t) = \theta_l^0, \quad \forall t, l \neq j \quad (\text{II.36})$$

où $\theta_j^{\alpha(ij)}$ et $\theta_j^{\beta(ij)}$ sont les deux bornes du $j^{\text{ème}}$ intervalle du $j^{\text{ème}}$ paramètre de θ .

Nous supposons que la fonction $f(t, x, \theta, u)$ du système (II.30) satisfait la supposition 2.1 et la supposition 2.2 suivantes [64] :

Supposition 2.1.

A un certain point x de l'espace d'état avec la même variable de commande u , la fonction $f(t, x, \theta, u)$ du système (II.30) (et de l'observateur (II.32) et (II.33)) satisfait que :

- Chaque composante $f_i(t, x, \theta, u)$, $i \in \{1, \dots, n\}$ qui est une fonction explicite du paramètre considéré θ_j est une fonction monotone de ce paramètre.
- y_h est aussi une fonction monotone de ce paramètre θ_j .

Supposition 2.2.

Après l'occurrence d'un défaut sur le $s^{\text{ème}}$ paramètre, un des paramètres de l'observateur d'isolation change (par exemple le $j^{\text{ème}}$), si $s \neq j$, alors pour n'importe quelle valeur de ce paramètre, la différence dynamique entre l'observateur d'isolation est le système de post-défaut au point $\hat{x} = x$ est grande. C'est-à-dire :

$$\Delta f(t, x, \theta^f, \theta^{ob}, u) = f(t, x, \theta^f, u) - f(t, x, \theta^{ob}, u) \quad (\text{II.37})$$

est grande.

où θ^{ob} représente $\theta^{ob\alpha(ij)}$ ou $\theta^{ob\beta(ij)}$ selon le contexte.

En utilisant la supposition 2.1, nous pouvons montrer que pour le cas où $s = j$ nous avons [64]:

- l'erreur d'estimation $\varepsilon^{\alpha(ij)}(t)$ de l'observateur est une fonction monotone de la différence de paramètre $\delta\theta_j^{\alpha(ij)} = \theta_j^{ob\alpha(ij)} - \theta_j^f$;
- l'erreur d'estimation $\varepsilon^{\beta(ij)}(t)$ de l'observateur est une fonction monotone de la différence de paramètre $\delta\theta_j^{\beta(ij)} = \theta_j^{ob\beta(ij)} - \theta_j^f$.

Et pour le cas où quelque soit $s = j$ ou non, la différence de l'erreur d'estimation $\varepsilon^{\alpha\beta(ij)}(t) = \varepsilon^{\beta(ij)}(t) - \varepsilon^{\alpha(ij)}(t)$ est une fonction monotone de la différence de paramètre $\theta_j^{\beta(ij)} - \theta_j^{\alpha(ij)}$ entre les deux bornes de l'intervalle.

En utilisant la supposition 2.2 et la monotonie de $\varepsilon^{\alpha(ij)}(t)$, $\varepsilon^{\beta(ij)}(t)$ et $\varepsilon^{\alpha\beta(ij)}(t)$, le théorème suivant est donné :

Théorème 2.5. [64]

Pour isoler le défaut, nous pouvons distinguer trois cas:

- si $s = j$ et $\theta_j^f \in [\theta_j^{\alpha(ij)} \theta_j^{\beta(ij)}]$, alors il sera:

$$\text{sgn}(\varepsilon^{\alpha(ij)}(t)) = -\text{sgn}(\varepsilon^{\beta(ij)}(t)) \quad \forall t > t_j \quad (\text{II.38})$$

- si $s = j$ et $\theta_j^f \notin [\theta_j^{\alpha(ij)} \theta_j^{\beta(ij)}]$, alors il existe $t_e \geq t_j$ tel que:

$$\text{sgn}(\varepsilon^{\alpha(ij)}(t_e)) = \text{sgn}(\varepsilon^{\beta(ij)}(t_e)) \quad (\text{II.39})$$

- si $s \neq j$, alors $\forall t_e \geq t_j$ on aura:

$$\text{sgn}(\varepsilon^{\alpha(ij)}(t_e)) = \text{sgn}(\varepsilon^{\beta(ij)}(t_e)) \quad (\text{II.40})$$

Cette méthode à base d'observateurs par intervalles n'a aucune relation avec la théorie des intervalles et elle concerne seulement les systèmes monotones, elle est très proche de celle basée sur les observateurs adaptatifs sauf que cette dernière est caractérisée par une lenteur de vitesse d'isolation à cause de la procédure d'identification des paramètres.

II.4. Conclusion

Ce chapitre propose une vision d'ensemble du problème d'observation pour les systèmes dynamiques tout en donnant les différents critères d'observabilité étudiés dans la littérature. En effet, nous avons essayé de réaliser une étude bibliographique générale sur les différentes techniques de synthèse d'observateurs tout en précisant la méthodologie de la construction de ces observateurs pour les systèmes linéaires et les systèmes non linéaires.

Tout d'abord, nous avons présenté les notions des systèmes dynamiques. Ensuite nous avons rappelé quelques définitions relatives à l'observabilité de ces systèmes. Cette dernière n'est pas une tâche aisée car à chaque classe de système nous pouvons considérer qu'il existe au moins un type d'observateur. En plus, il s'avère difficile à vérifier l'observabilité surtout quand il s'agit des systèmes non linéaires et plus généralement nous nous limitons à vérifier l'observabilité locale ou bien nous faisons une linéarisation du système autour d'un point de fonctionnement.

Une synthèse sur les différents observateurs utilisés dans la littérature pour le domaine de la FDI clôture ce chapitre. En effet, nous avons présenté, en premier lieu, les observateurs les plus connus pour les systèmes linéaires : l'observateur de Luenberger et l'observateur de Kalman. En deuxième lieu, nous avons donné une description générale de l'observateur de

Luenberger étendu et de l'observateur de Kalman étendu pour le cas non linéaire. Nous avons décrit aussi les observateurs de Thau, les observateurs à grand gain, les observateurs à mode glissant, les observateurs adaptatifs et les observateurs par intervalles. Ce dernier type d'observateur est caractérisé par rapport aux autres par la subdivision du domaine des paramètres à surveiller en un certain nombre d'intervalles. C'est-à-dire que la recherche du paramètre défectueux va être dans des intervalles et non pas dans tout l'espace ce qui rend l'isolation de défaut plus rapide.

**Chapitre III : Simulation
Application de l'observateur
de luenberger à système
linéaire**

III.1. Introduction

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.

Une solution simple et optimale au problème de l'estimation de l'état des systèmes linéaires a été proposée par Luenberger dans le cadre déterministe.

III.2. Représentation d'état et fonction de transfert

Soit un système continu décrit par l'équation d'état suivante:

$$\dot{X}(t) = AX(t) + Bu(t)$$

$$Y(t) = CX(t) + Du(t)$$

Nous proposons le système linéaire possédant les matrices suivantes :

$$A = \begin{pmatrix} -1 & 0 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$$

$$B = \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$C = (0 \quad 0.5) \quad D = 0$$

La fonction de transfert équivalente est donnée par :

$$G(s) = \frac{1}{s^2 + 2s + 1}$$

Test observabilité du système

Où les vecteurs $x(t) \in R^n$, $u(t) \in R^m$ et $y(t) \in R^p$ représentent respectivement l'état, la commande et la sortie du système. Les matrices A , B et C sont des matrices constantes de dimensions appropriées. Le système est observable lorsque la matrice d'observabilité \mathcal{O} est de rang n (ordre du système).

$$\mathcal{O} = (C^T \quad A^T C^T) = \begin{pmatrix} 0 & 0.5 \\ 0.5 & -0.5 \end{pmatrix}$$

$\det(\mathcal{O}) = -0.25$ donc la matrice d'observabilité est de rang 2 et donc le système est observable.

Calcul du gain L de l'observateur de Luenberger

En utilisant la 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 $A-LC$ soit dans le demi-plan complexe gauche. Pour ce type d'observateur, une grande liberté est laissée au choix des valeurs propres, mais en pratique on choisit une dynamique d'erreur plus rapide que celle du processus. Cependant on ne peut les prendre infiniment grandes pour deux raisons essentielles : on ne peut utiliser que des gains réalisables et l'augmentation de la bande passante du reconstituteur ne permet plus de négliger les bruits qui deviennent prépondérants en hautes fréquences.

Pour la dynamique $p = (-1 \quad -1)$ Nous choisissons

$p = (-5 \quad -5)$ pour le système stabilisé rapide

Le gain L d'observateur de Luenberger égale :

$$L = \begin{pmatrix} 32 \\ 16 \end{pmatrix}$$

l'observateur de Luenberger correspondant est comme suit:

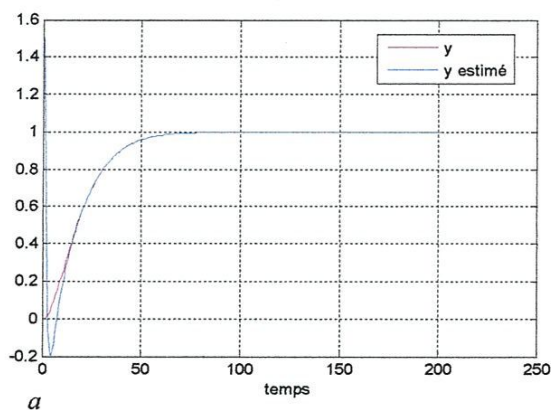
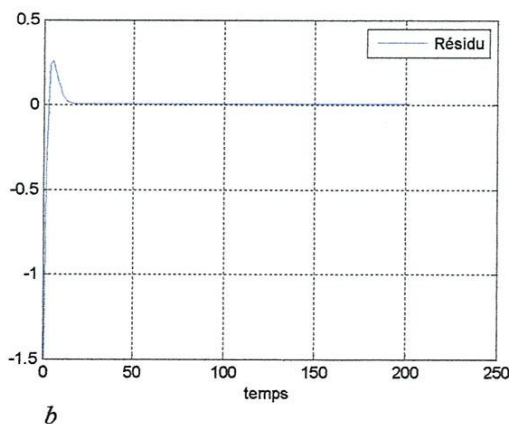
$$\dot{\hat{X}}(t) = A\hat{X}(t) + Bu(t) + L(y - \hat{y})$$

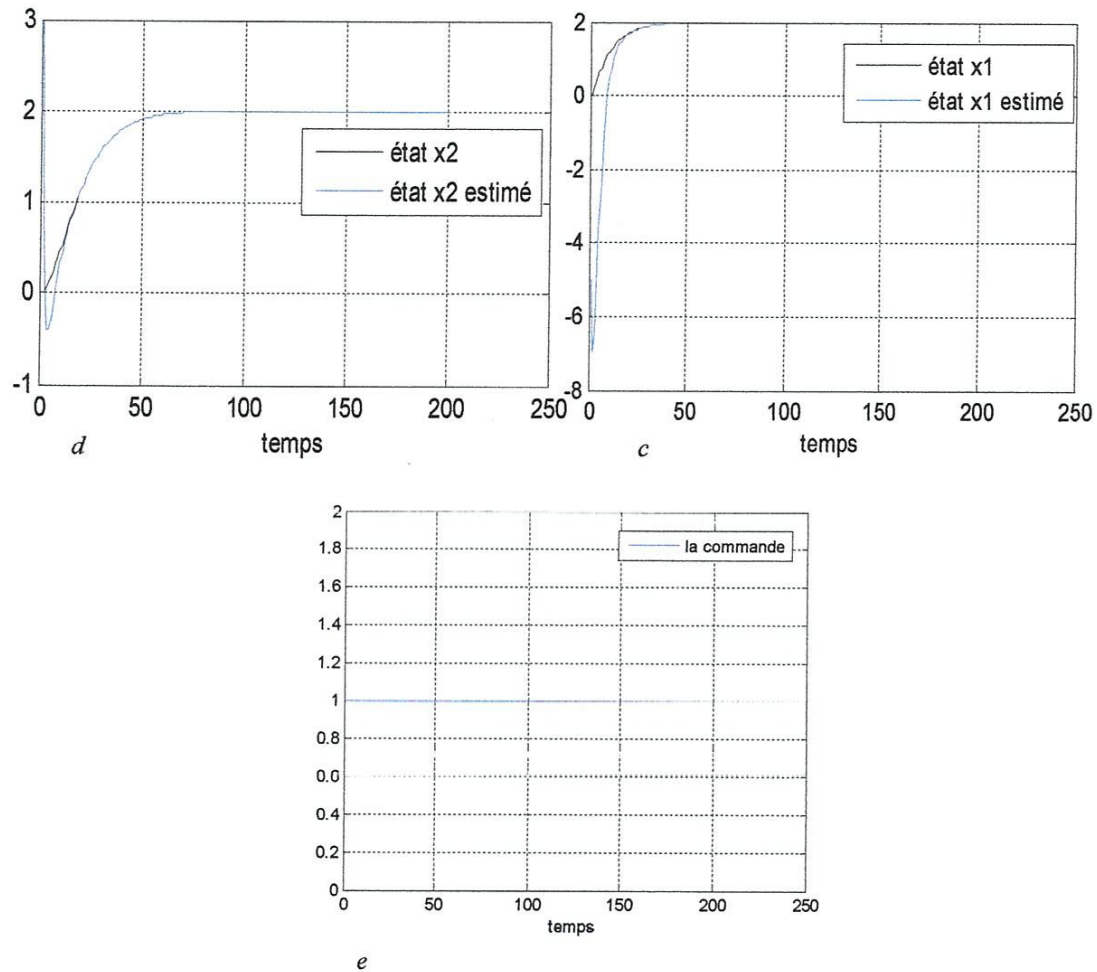
$$\hat{Y}(t) = C\hat{X}(t)$$

III.3. Résultat de la simulation : Le temps = secondes

III.3.1. Test1 : système sans défaut

Ce test est simulé sans aucun défaut pour voir la réaction de l'observateur, voir figure III.1.

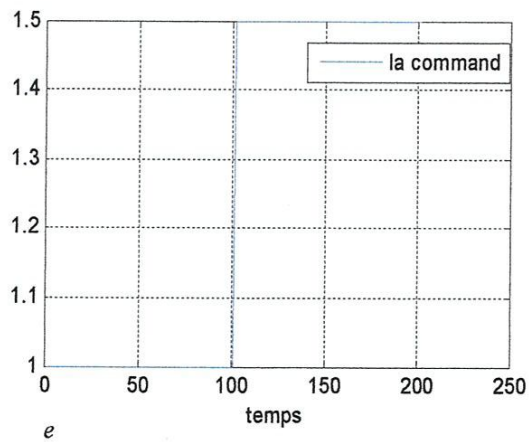
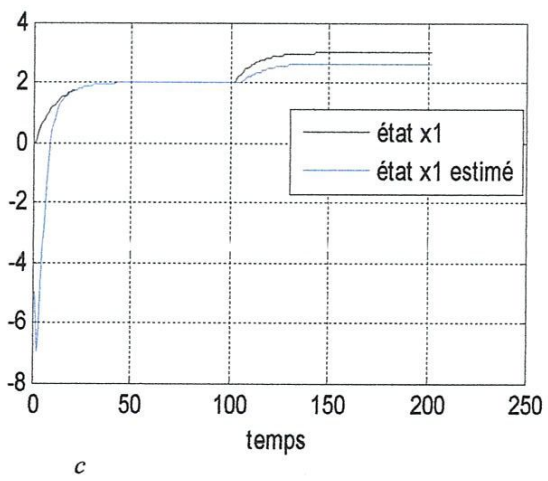
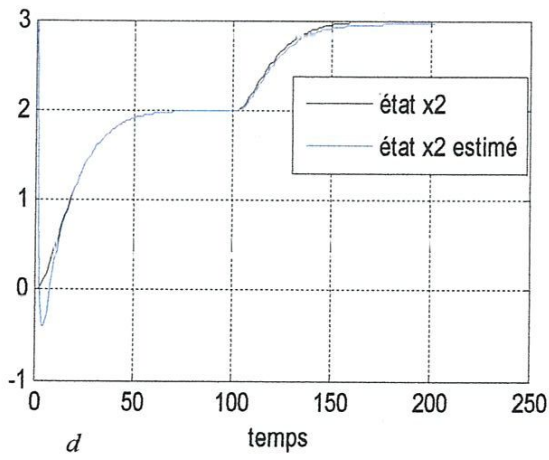
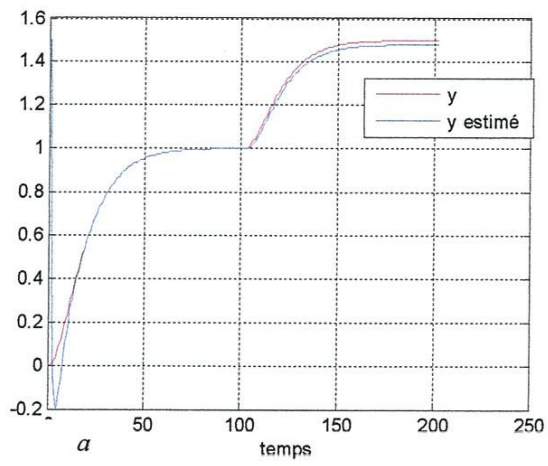
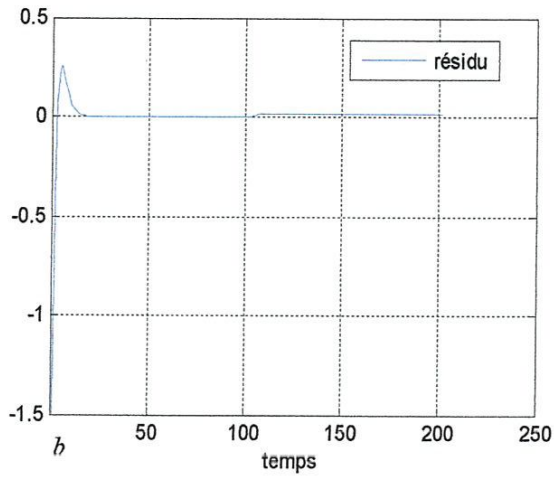




III.1.les courbes : Système sans défaut

III.3.2. Test 2 : défaut au niveau de l'entrée (défaut actionneur)

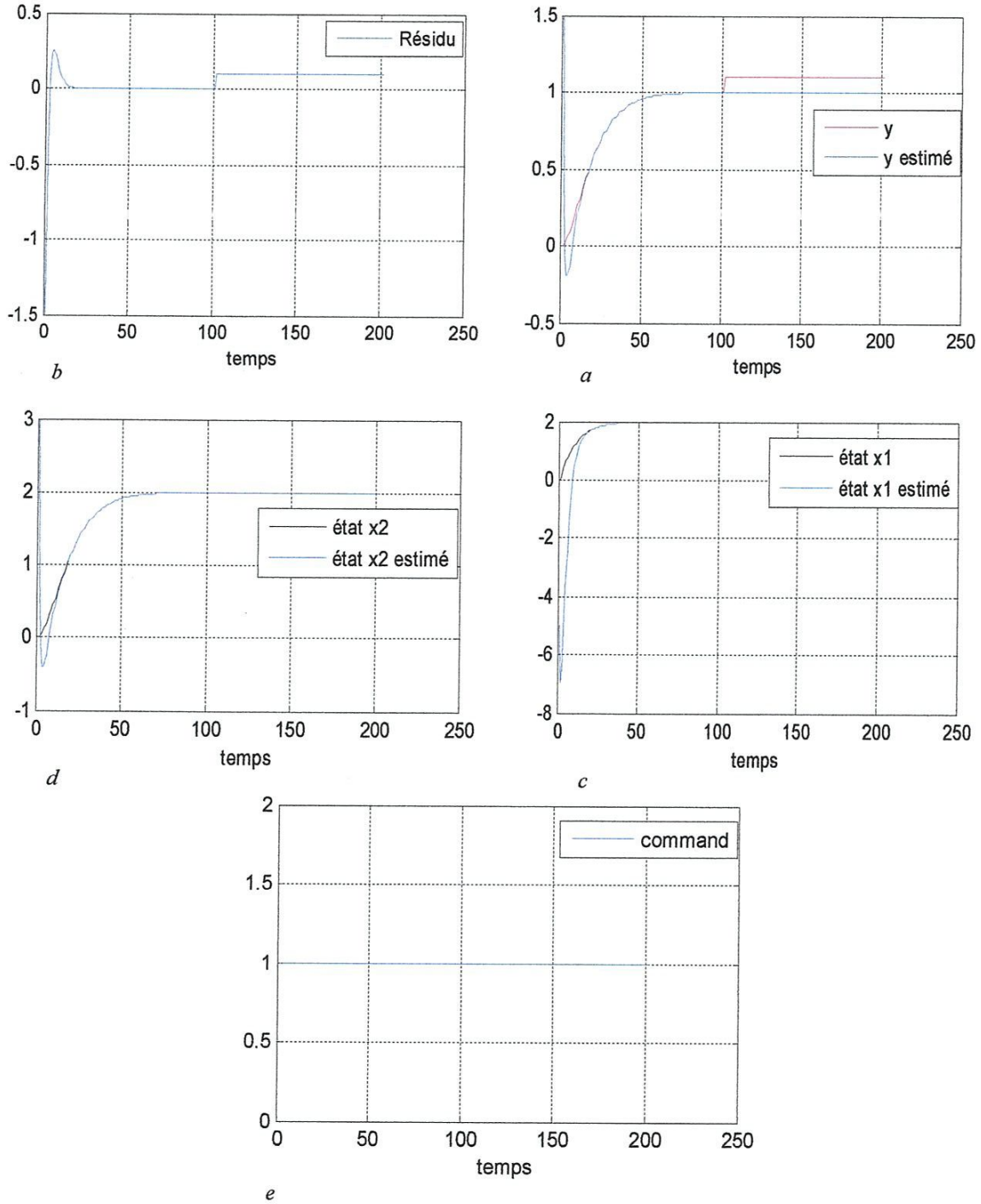
Ce test est simulé avec la présence d'un défaut à l'entrée (défaut actionneur) à l'instant $t=102$, c'est-à-dire u devient est égale $u + \Delta u = 1 + 0.5 = 1.5$. On voit clairement le petit changement au niveau du résidu à partir de l'instant $t=102$, ce défaut touche aussi les états du système, voir figure III.2. Donc l'observateur est arrivé à détecter ce défaut.



III.2. les courbes: Défaut au niveau de l'entrée (défaut actionneur)

III.3.3. Test 3 : Défaut au niveau de la sortie (défaut capteur)

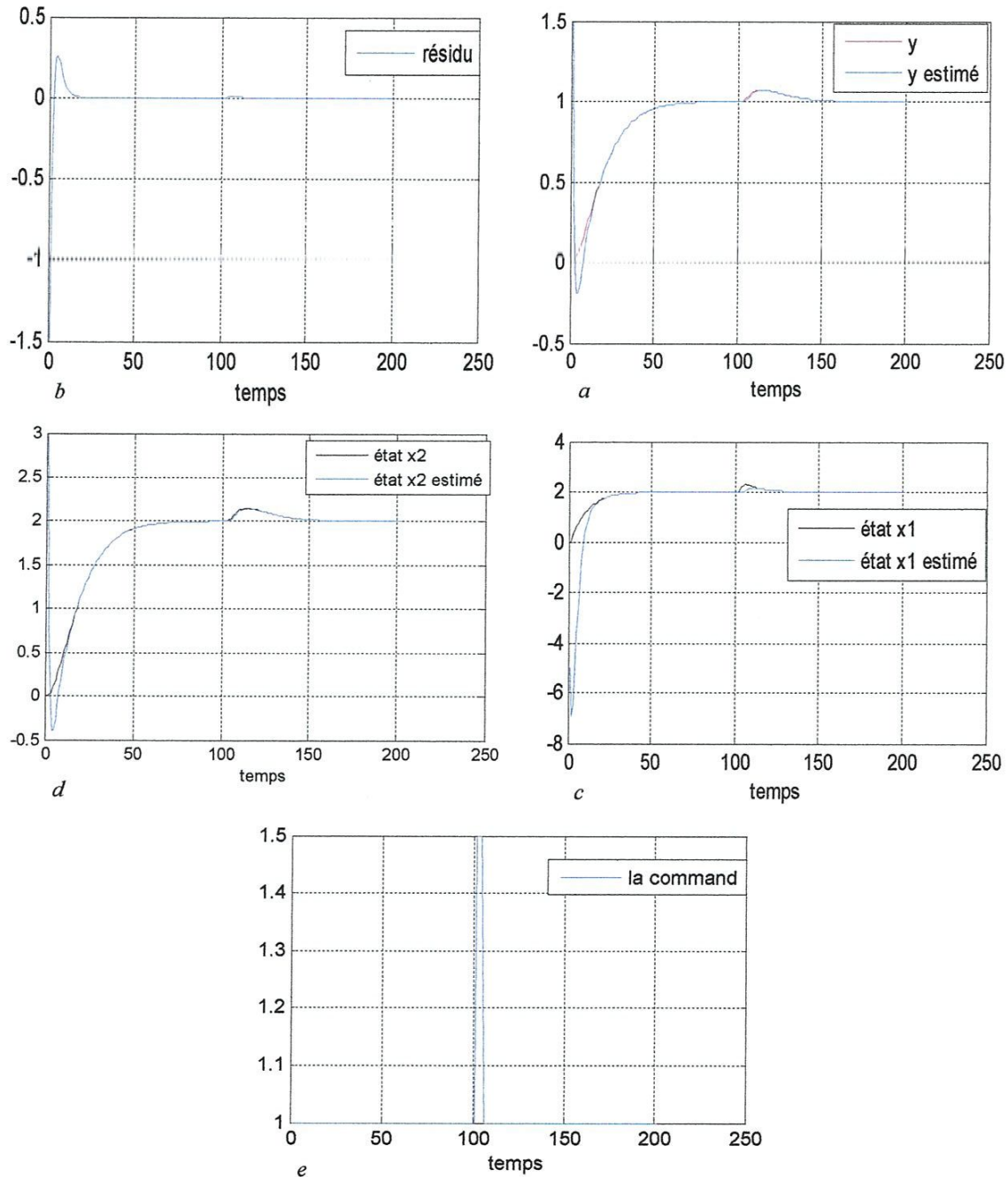
Ce test est simulé en ajoutant un défaut à la sortie y du système à l'instant $t=102$ de valeur $\Delta y = 0.1$. On voit clairement le changement au niveau du résidu (fluctuation). Mais ce changement ne touche pas les états du système. Voir figure.III.3.



III.3. les courbes: Défaut au niveau de la sortie (défaut capteur)

III.3. 4. Test 4 : Changement brusque au niveau d'actionneur

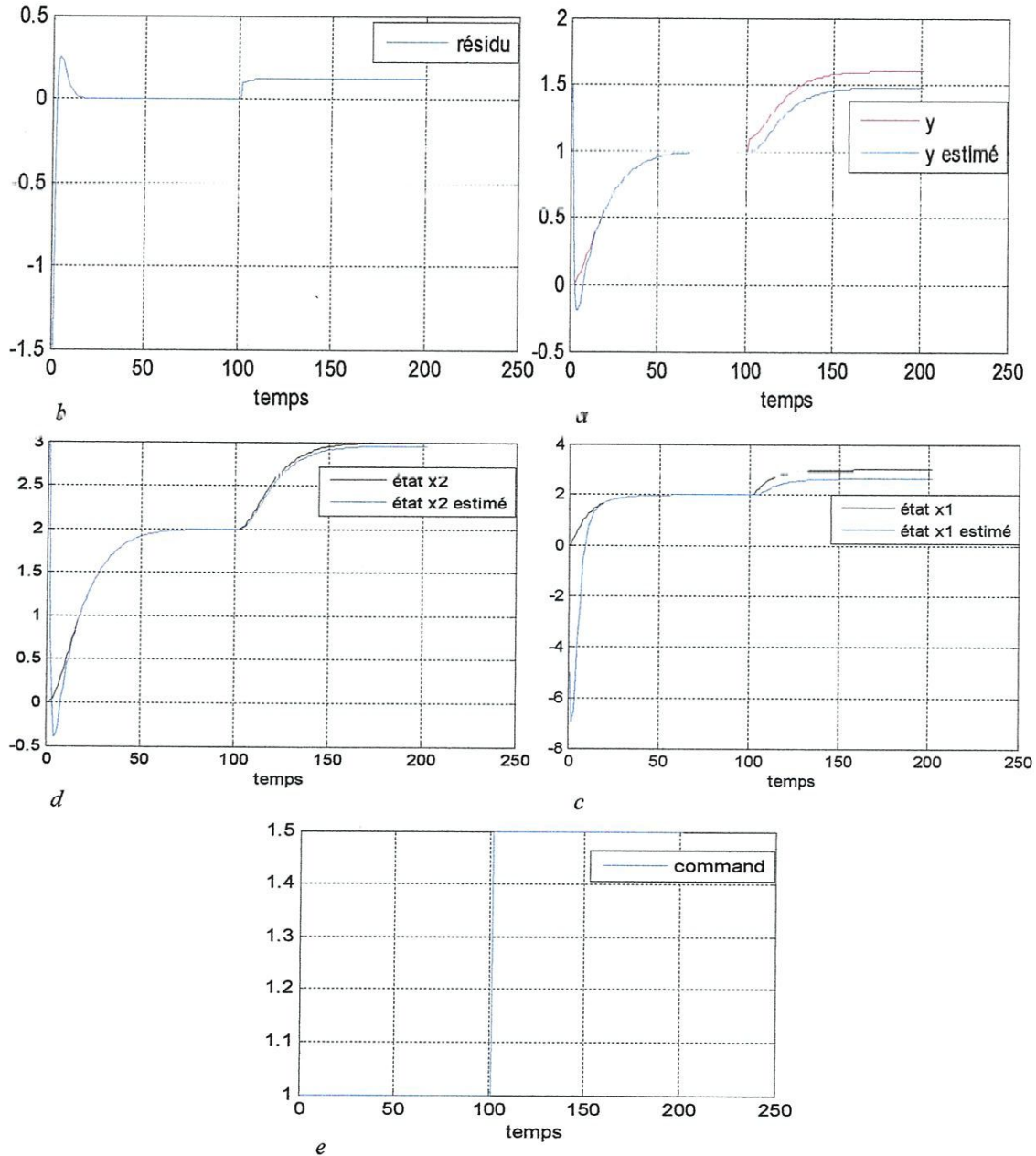
Ce test est simulé avec un changement brusque au niveau d'actionneur de l'instant $t=102$ jusqu'à $t=105$. On voit seulement une petite fluctuation au niveau du résidu qui commence à partir de l'instant $t=102$ puis après quelques secondes la valeur de résidu retourne à la valeur zéro. Voir figure III.4.



III.4. les courbes: Changement brusque au niveau d'actionneur

III.3.5. Test 5 : Défaut actionneur + défaut capteur

Ce test est réalisé en combinant deux défauts (capteur + actionneur). A l'instant $t=101$ on ajoute un défaut à l'entrée c'est-à-dire u devient $u + \Delta u = 1 + 0.5$ et en même temps on ajoute un petit bruit à la sortie du système c'est-à-dire y devient $y + \Delta y$, avec $\Delta y = 0.1$. les résultats obtenus sont donnés à la figure III.5 qui montre clairement que le défaut a été bien détecter.



III.5. les courbes Défaut actionneur + défaut capteur

III.4. Conclusion

Ce chapitre est dédié à la simulation de cinq tests, sans défaut, défaut au niveau de l'entrée (défaut actionneur), défaut au niveau de la sortie du système (défaut capteur de mesure), défaut avec changement brusque au niveau de l'entrée et à la fin défaut (capteur + actionneur). A partir de ces tests nous pouvons constater que l'observateur de Luenberger a bien été détecté les différents défauts pouvant toucher ce système linéaire.

Conclusion Générale

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

Dans le premier chapitre de ce mémoire, nous nous sommes attachés à mettre en relief les notions essentielles de diagnostic.

Le deuxième chapitre a été consacré à une synthèse des différents observateurs tout en précisant la méthodologie de la construction de ces observateurs pour les systèmes linéaires et les systèmes non linéaires. En effet, nous avons présenté, au début, les notions des systèmes dynamiques et nous avons rappelé quelques définitions relatives à l'observabilité de ces systèmes. Ensuite, nous avons présenté les structures des observateurs les plus utilisées dans la littérature, citant les observateurs de Luenberger et les observateurs de Kalman essentiellement pour les systèmes linéaires. Ces deux observateurs ont été étendus pour les systèmes non linéaires, ou ils sont connus par les observateurs de Luenberger étendus et les filtres de Kalman étendus. En plus nous avons aussi cité les observateurs qui sont basés sur les fonctions de Lyapunov : observateurs de Thau, les observateurs à grand gain, les observateurs à mode glissant, les observateurs adaptatifs et les observateurs par intervalles. Ces différents types d'observateurs ont été utilisés pour résoudre le problème de détection et d'isolation de défauts.

Dans le troisième chapitre nous avons pris l'observateur de Luenberger pour détecter des défauts pouvant toucher un système linéaire. Les résultats de simulation ont confirmé la puissance de cet observateur à détecter des défauts pouvant entacher tel genre de système.

Références bibliographiques

- [1] D.G. LUENBERGER. An introduction to observers. IEEE Transactions on Automatic Control, Vol 16, pp 596-602,1971
- [2] R.E. KALMAN. A new approach to linear filtering. Transactions of the ASME Journal of Basic Engineering, Vol 82, pp 35–45, 1960.
- [3] A.S. WILLSKEY. A Survey of Design Methods for Failure Detection in Dynamic Systems, Automatica , 1976.
- [4] G. ZWINGELSTREIN. Diagnostic des défaillances. Théorie et pratique pour les systèmes industriels, Edition Hermès, 1995.
- [5] L. ZETAO. Contributions à l'élaboration d'algorithmes d'isolation et d'identification de défaut dans un système non linéaires. Thèse, Institut national des sciences appliquées de Toulouse, 2006.
- [6] A.AKHENAK. Conception d'observateurs non linéaires par approche multimodèle : application au diagnostic. Thèse de Doctorat, Ecole doctorale IAEM de Lorraine, 2004.
- [7] R.J. PATTAN. Fault Detection and Diagnosis in Aerospace Systems using Analytical Redundancy, Computing and Control Engineering Journal, Vol.2, pp127-136, 1991.
- [8] M.L.LEUSCHEN, I.D. WALKER et J.R. CAVALLARO. Nonlinear Analytical Redundancy for Fault Detection. IEEE Transactions on Automatic Control, 2002.
- [9] S. BACHIR. Contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique. Thèse, Université de Poitiers, 2002.
- [10] T. F. LOOTSMA. Observer-based Fault Detection and Isolation for Nonlinear systems. Thèse, Department of Control Engineering, Université Aalborg , Denmark, 2001.
- [11] H.Y. CHOU. Fault Diagnosis of the Heat Exchanger system using Unknown Input observer.
- [12] O. ADROT. Diagnostic à base de modèles incertains utilisant l'analyse par intervalles : l'approche bornante. Thèse, Institut National Polytechnique de Lorraine, 2004.
- [13] H. HENRY. Diagnostic et contrôle de cohérence des systèmes multivariables incertains, Thèse de Doctorat, Université Bordeaux 1, Novembre, 1999.
- [14] R. RAOUFI. Nonlinear Robust Observer for simultaneous State and Fault Estimation, Edmonton Alberta, 2010
- [15] Hammouri, H., Kinnaert M., and El Yaagoubi, E. H., Observer-based approach to fault detection and isolation for nonlinear systems. IEEE. Transactions on Automatic Control, 44:1879-1884, 1999.

- [16] Park, J., Rizzoni, G., A new interpretation of the fault detection filter: part1. International Journal of Control, 60:767-787, 1994.
- [17] Park, J., Rizzoni, G., A new interpretation of the fault detection filter: part2. International Journal of Control, 60:1033-1055, 1994.
- [18] Roy K., Banavar, R. N., and Thangasamy, S., Application of Fault Detection and Identification (FDI) techniques in power regulating systems of nuclear reactors, IEEE Transactions on Nuclear Science, Vol.45, No.6, 1998.
- [19] Slotine, J.J. and Sastry, S.S., Tracking control of nonlinear system using sliding surface, with application to robotic manipulators. Int. Jour. of Cont., 38:465-492, 1983.
- [20] Borne, P., Dauphin-Tanguy, G., Richard, J., Rotella, F. et Zambettakis, I. Modélisation et identification des processus Tome1. Editions Technip, 1992.
- [21] Beard, R.V., Failure accommodation in linear systems through self reorganization. Phd thesis, Massachusetts Institute of Technology. Dept. of Aeronautics and Astronautics, 1971.
- [22] Frank, P.M. Analytical and qualitative model-based fault diagnosis - a survey and some new results. European Journal of Control, vol. 2, pp. 6-28, 1996.
- [23] Kailath, T., Linear System, Prentice-Hall, 1980.
- [24] Kalman, R.E., on the general theory of control systems, in first IFAC World Congress, 1960.
- [25] Luenberger, D.G., Observers for multivariable systems, IEEE Transactions on Automatic Control, 11 (2), pp. 190-197, 1966.
- [26] Szigeti, F. Kalman's rank condition for infinite-dimensional time-dependent systems, in Proc. Differentil Eq. Conference: equadiff'91, pp. 927-931, 1991.
- [27] Kalman, R.E. and Bucy R.S, 1961. New results in linear filtering and prediction theory. J. Basic. Eng, page 95-108.
- [28] Sontag, E.D. Mathematical control Theory, Text in Applied Mathematics 6, Springer-Verlag, New-York - Berlin - Heidelberg, 1990.
- [29] Bornard, G., Celle-Couenne, F., Gilles, G., Observabilité et observateurs sur les systèmes non linéaires T.1, Modélisation-Estimation, pages 177-221. Masson, 1993.
- [30] Hermann, R. et Kerner, A.J., Nonlinear controllability and observability. IEEE Transactions on Automatic Control, 22: 728-740, 1977.
- [31] Bastin, G. and Gevers, M. R., Stable adaptive observers for nonlinear time-varying systems. IEEE Transactions on Automatic Control, 33:650-658, 1988.
- [32] Chen, J. and Patton, R.J. Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems. Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [33] Deza, F., Busvelle, E., Gauthier, J. P. and Rakotopara, D., High gain estimation for nonlinear systems. Systems and Control Letters, 15:313-322, 1990.

- [34] Luders, G. and Narendra, K. S., A new canonical form for an adaptive observer. IEEE Transactions on Automatic Control, 19:117-119, 1974.
- [35] Luders, G. and Narendra, K. S., An adaptive observer and identifier for a linear system. IEEE Transactions on Automatic Control, 18:196-499, 1973.
- [36] Boutayeb, M. et Darouach, M., Observers design for linear time varying systems. In proceeding of the 39th Conference on Decision and Control, pages 3183-3187, Sidney, Australia, 2000.
- [37] Zeitz, M., The extended luenberger observer for nonlinear systems. Syst. Control Lett., 9(2):149-156, 1987.
- [38] Jazwinski, A. H., Stochastic Process and Filtrng Theory, vol. 64 of Mathematics in Science and Engineering. Academic Press, In., 1970.
- [39] Thau, F. E. Observing the state of non-linear dynamic systems. Int. J. Control, 17 (3):471-479, 1973.
- [40] Schreier, G., Ragot, J., Patton, R. J., Frank. P. M. Observer design for a class of nonlinear systems. In Proc. IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes, pages: 498-503, England, 1997.
- [41] Gauthier, J.P. and Bornard, G., Observability for any $u(t)$ of a class of bilinear systems. IEEE Transactions on Automatic Control, 26:922-926, 1981.
- [42] Gauthier, J.P., Hammouri, H., Othman, S. A simple observer for non linear systems references applications to bioreactors. IEEE Transactions on Automatic Control, 37(6):875-880, 1992.
- [43] Methnani, S. Diagnostic, reconstruction et identification des défauts capteurs et actionneurs: application aux stations d'épurations des eaux usées, thèse de doctorat, l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax, Tunisie, 2012.
- [44] Krishnaswami, V., Siviero, C., Cabognani, F. and Utkin, V., Application of sliding mode observers to automobile power-train. In: Proc. of the IEEE int. Conf. On Cont. Appli., pages 355.360, 1996.
- [45] Sira-Ramirez, H. and Spurgeon, S.K., On the robust design of sliding observers for linear systems. Syst. & Cont. Lett., 23: 9.14, 1994.
- [46] Sira-Ramirez, H., On the sliding mode control of nonlinear systems. Syst. & Cont. Lett., 19 :303.312, 1992.
- [47] Xing-Gang, Y. and Edwards, C., Robust sliding mode observer-based actuator fault detection and isolation for a class of nonlinear systems, Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control CDC 05 and the European Control Conference ECC 05, Seville, Spain, 2005.
- [48] Slotine, J.J., Hedrick, J. K. and Misawa, E. A., On sliding observers for nonlinear systems. American Control Conference, 1987.
- [49] Wen, C. and saif, M., Robust fault detection in uncertain nonlinear systems via a second order sliding mode observer. In Proceeding of the 40th Conference on Decision and control, pages 573-578, Orlando, FL., 2001.

- [50] Edwards, C., Spurgeon, S. K. and Patton, R. J., Sliding mode observers for fault detection and isolation. *Automatica*, 36:541-553, 2000.
- [51] Raghavan, S. et Hedrick, K., Observer design for a class of nonlinear systems. *International Journal of Control*, 59(2):515-528, 1994.
- [52] Rajamani, R.: Observers for Lipschitz nonlinear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 43(3):397-401, mars 1998.
- [53] Tsiniias, J., Observer design for nonlinear systems. *Systems & Control Letters*, 13(2):135-142, 1989.
- [54] Kreisselmeier, G., Adaptive observers with exponential rate of convergence. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 22:2-8, 1977.
- [55] Chen, W. and Saif, M., An actuator fault isolation strategy for linear and nonlinear systems, Proceedings of the American Control Conference ACC'05, June 8-10, Portland, OR, USA., 2005.
- [56] Fragkoulis, D., Roux, G. and Dahhou, B., A new scheme for detection, isolation and identification of single and multiple actuator faults, *International Conference on Prognostic and Health Management*, October 6-9, Denver, USA, 2007.
- [57] Adjallah, K., Maquin, D. and Ragot, J., Non-linear observer-based fault detection. In *Proceeding of the 3th IEEE Conference on Control Applications*, pages 1115-1120, Glasgow, UK, 1994.
- [58] Aiping, X, Observateurs adaptatifs non-linéaires et diagnostic de pannes, Thèse de l'Université de Rennes 1, Septembre 2002.
- [59] Gertler, J., Fault detection and isolation using parity relations. *Control Engineering Practice*, 5(5), pp 653-661, 1997.
- [60] Larroque, B., Observateurs de systèmes linéaires Application à la détection et localisation de fautes, thèse de doctorat, l'équipe de Production Automatisé du Laboratoire Génie de Production de l'Ecole Nationale de Tarbes, Toulouse, France, 2008.
- [61] Sastry, S. and Bodson, M., *Adaptive control: stability, convergence and robustness*, Prentice-Hall International Editions, 1989.
- [62] Wang, H., Huang, Z. J., and Daley, S. (1997). On the use of adaptive updating rules for actuator and sensor fault diagnosis. *Automatica*, 33 (1997) 217-225.
- [63] Li, Z. and Dahhou, B., Fault isolation for nonlinear dynamic systems based on parameter intervals. *International Journal of Systems Science*, Vol.38, Issue7, pp.531- 547, 2007.
- [64] Li, Z., Contribution à l'élaboration d'algorithmes d'isolation et d'identification de défauts dans les systèmes non linéaires, Thèse de l'Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, Juillet 2006.
- [65] Frank, P.M., Ding, S. X. Survey of robust residual generation and evaluation methods in observer-based fault detection systems. *J. Process Control*, 7:403-424, 1997.
- [66] Zhang, Q., Fault detection and isolation based on adaptive observers for nonlinear dynamic systems, Rapport technique 1261, IRISA, Rennes, France, 1999.