



HAL
open science

Contribution à l'élaboration d'algorithmes d'isolation et d'identification de défauts dans les systèmes non linéaires

Zetao Li

► **To cite this version:**

Zetao Li. Contribution à l'élaboration d'algorithmes d'isolation et d'identification de défauts dans les systèmes non linéaires. Automatique / Robotique. INSA de Toulouse, 2006. Français. NNT : . tel-00127735

HAL Id: tel-00127735

<https://theses.hal.science/tel-00127735>

Submitted on 29 Jan 2007

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Préparée au
Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes du CNRS

en vue de l'obtention du
Doctorat de l'Institut National des Sciences Appliquées

Ecole Doctorale : **Systèmes**
Spécialité : **Automatique**

par
LI Zetao
Ingénieur de l'Université de Guizhou, Chine

**CONTRIBUTION A L'ELABORATION D'ALGORITHMES D'ISOLATION ET
D'IDENTIFICATION DE DEFAUTS DANS LES SYTEMES NON LINEAIRES**

Soutenu le 11 juillet 2006 devant le Jury :

Président : **A. TITLI**, Professeur à l'INSA de Toulouse

Rapporteurs : **J. P. CASSAR**, Professeur à l'UST de Lille
 M. FARZA, Maître de Conférences à l'ENSI de Caen

Examineurs : **H. HAMMOURI**, Professeur à l'ESCPE de Lyon
 G. ROUX, Professeur à l'UPS de Toulouse

Invité : **J. AGUILAR-MARTIN**, Directeur de Recherche au LAAS-CNRS

Directeur de thèse : **B. DAHHOU**, Professeur à l'UPS de Toulouse

Remerciements

Les travaux présentés dans ce mémoire sont le fruit de quatre ans d'études menées au sein du LAAS-CNRS à Toulouse dans le groupe Diagnostic Supervision et CONduite qualitatifs.

Je remercie Monsieur Zhang Xiaoping, responsable du « Projet Chunhui pour Guizhou », pour m'avoir donné l'opportunité de venir étudier en France, grâce à une bourse de thèse.

Au terme de ces quatre ans de recherche, je suis heureux d'exprimer toute ma gratitude envers les différentes personnes qui ont permis l'aboutissement de ces travaux.

Je remercie Messieurs Jean-Claude LAPRIE et Malik GHALLAB, successivement directeur du LAAS-CNRS et Madame Louise TRAVÉ MASSUYÈS, responsable du groupe DISCO.

J'exprime toute ma reconnaissance à Monsieur Boutaïb DAHHOU, Professeur à l'UPS de Toulouse et directeur de mes travaux de recherche, pour ces judicieux conseils ainsi que la confiance qu'il m'a témoignée durant ces quatre années.

J'exprime ma gratitude à Messieurs les Professeurs Jean-Philippe CASSAR et Mohammed FARZA, respectivement Professeurs à l'UST de Lille et à l'Université de Caen, d'avoir accepté de rapporter sur mon mémoire et pour l'intérêt qu'ils ont voulu porter à ce travail.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance envers Messieurs Hassan HAMMOURI et José AGUILAR-MARTIN, respectivement Professeur à l'Université de Lyon I et Directeur de Recherche au LAAS-CNRS, pour la considération qu'ils m'ont témoignée en acceptant d'évaluer mon travail. Mes remerciements s'adresse également à Monsieur Gilles ROUX, Professeur à l'UPS de Toulouse, pour son aide durant mon travail de recherche ; de plus je n'oublie pas que c'est lui qui m'a aidé pour m'installer à mon arrivée en France.

Ma profonde gratitude va à Monsieur André TITLI, Professeur à L'INSA de Toulouse qui a accepté de présider ce jury.

Je suis reconnaissant envers mes collègues thésards ou stagiaires : Youssef, Dimitrios, Ouahib et Nabil, car durant ce travail au laboratoire, nous nous sommes aidés mutuellement. Je tiens à exprimer toute ma sympathie à mes collègues ingénieurs ou administratifs : José, Bernard, Carine, Iris, Nathalie et Pierre. Leurs amitiés ont rendu mon travail et ma vie moins difficile.

Enfin, j'adresse une pensée particulière à ma femme et notre fils, ils m'ont encouragé et soutenu pendant ces quatre longues années d'étude en France. Qu'ils trouvent ici l'expression de mes sincères remerciements.

Table des matières

Introduction	1
Chapitre 1 -Observateurs non linéaires et détection de défauts	13
1.1 Formulations des systèmes dynamiques non linéaires de défaut	13
1.2 Caractéristique distinguable de l'espace de paramètre	14
1.3 Observateur non linéaire et observateur adaptatif non linéaire	15
1.3.1 Observabilité	15
1.3.2 Observateur	20
1.3.3 Observateur adaptatif non linéaire	24
1.4 Détection de défauts	27
Chapitre 2 -Isolation et identification de défauts avec des seuils non adaptatifs	29
2.1 Le principe de la méthode	29
2.2 Caractéristique de l'erreur d'observation de l'observateur	35
2.3 Le filtre de paramètre	44
2.3.1 Construction du filtre de paramètre	44
2.3.2 Principe du filtre de paramètre	46
2.4 Mécanisme d'isolation du défaut	48
2.4.1 Filtre de défaut	48
2.4.2 Isolation de défaut	49
2.5 Caractéristiques de la méthode	49
2.5.1 Vitesse d'isolation de la méthode	49
2.5.2 Identification du paramètre défectueux	50
2.5.3 Condition d'isolation	50

2.5.4 Partition du domaine du paramètre	50
2.6 Simulation	51
2.6.1 Modèle du procédé	51
2.6.2 Filtre de paramètre	52
2.6.3 Illustration de la propriété de monotonicité	54
2.6.4 Isolation de défaut	55
2.7 Conclusion	60

Chapitre 3 -Isolation et identification de défauts avec des seuils adaptatifs

3.1 Filtre adaptatif de paramètre	63
3.2 Principe du filtre adaptatif de paramètre	66
3.3 Isolation de défaut	73
3.4 Estimation des paramètres	73
3.5 Seuils des procédures d'identification des paramètres	75
3.5.1 Le cas où l'égalité $c^{ob(ij)} = c^{oba(ij)} = c^{obb(ij)} = c^{(ij)}$ n'est pas satisfaite	76
3.5.2 Le cas où les dynamiques des trois observateurs sont différentes	81
3.6 Simulation	82
3.6.1 Le filtre de défaut	82
3.6.2 Simulation pour l'isolation de défaut et l'identification de défaut	85
3.7 Conclusion	90

Chapitre 4 -Isolation et identification de défauts sans seuils

4.1 Filtre de paramètre	93
4.1.1 Etude préliminaire	93
4.1.2 Formulation du filtre	101
4.2 Principe de l'isolation et de l'identification de défaut	102
4.2.1 filtre de défaut	102
4.2.2 Isolation et identification de défaut	102
4.2.3 Vitesse d'isolation	103

4.3 Version adaptative	103
4.4 Simulation	106
4.4.1 Le filtre de défaut	106
4.4.2 Simulation pour l'isolation de défaut et l'identification de défaut	108
4.4.3 Simulation pour l'influence des gains d'identification	113
4.5 Conclusion	114
Conclusion	117
Références	121

Introduction

La course à la performance, la rentabilité et la fiabilité a rendu les systèmes industriels de plus en plus complexes et sont de ce fait de plus en plus sensibles aux défauts. Leurs conséquences peuvent être importantes en termes de productivité (arrêt inutile d'une installation), de sécurité (anomalie non détectée) ou de qualité de la production (mesure incorrecte de la grandeur à contrôler). Le diagnostic de défauts devient donc une tâche indispensable à la bonne conduite de ces systèmes complexes [9], [62].

Depuis les années soixante, un fort intérêt relatif au diagnostic de défauts s'est manifesté à propos de la sûreté de fonctionnement. Cet intérêt s'est tout d'abord focalisé sur les grands systèmes comme ceux du nucléaire, de la pétrochimie et de l'aérospatial. Les notions correspondantes comme surveillance, supervision sont proposées. Un système de surveillance doit permettre de caractériser le mode de fonctionnement d'un système en enregistrant des informations, en reconnaissant et en indiquant les anomalies du comportement. Les fonctions de supervision servent alors à indiquer les états indésirables ou non permis du procédé, et à prendre les actions appropriées pour maintenir la bonne conduite et éviter tout endommagement ou accident.

La terminologie dans ce domaine n'est pas vraiment cohérente. Afin de fixer une base commune, il convient tout d'abord d'explicitier quelques définitions. La plupart d'entre elles ont été discutées au sein du *SAFEPROCESS Technical Committee of International Federation of Automatic Control IFAC* [41].

- **Défaut** : Un écart non permis d'au moins une propriété ou un paramètre caractéristique du système par rapport au comportement nominal (usuel ou acceptable).
- **Défaillance** : Une interruption permanente de la capacité du système à remplir une fonction requise dans des conditions d'opérations spécifiées.
- **Résidu** : Un indicateur de défaut basé sur la différence entre les mesures et les calculs basés sur un modèle.
- **Détection** : La détermination de la présence de défauts et de l'instant de leurs occurrences.

- **Isolation** : La détermination du type, de la localisation et de l'instant d'occurrence d'un défaut.
- **Identification** : La détermination de la taille et du comportement temporel d'un défaut.
- **Diagnostic** : 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 et l'identification.
- **Surveillance** : Une tâche continue, réalisée en temps réel, de détermination de l'état d'un système physique qui consiste en l'enregistrement des informations ainsi qu'en la reconnaissance et l'indication des anomalies du comportement.
- **Supervision** : La surveillance d'un système physique et la prise de décisions appropriées en vue de maintenir son opération lors de l'apparition de défauts.

Un défaut est donc un mauvais fonctionnement du système conduisant à une dégradation de ses performances. En d'autres termes un défaut est une modification suffisante des caractéristiques d'un système ou d'un de ses composants pour qu'une fonction ne puisse plus être correctement remplie.

On dit qu'il y a un défaut dans un système dynamique quand la différence entre les comportements du système et son modèle nominal est importante. Une manière de décrire le défaut est, de le définir comme la déviation du vecteur de paramètres du système par rapport à sa valeur nominale. En conséquence, la procédure d'isolation du défaut doit trouver le paramètre défectueux dans le vecteur de paramètres du système et la procédure d'identification du défaut doit estimer la valeur du paramètre défectueux.

Le défaut se distingue de la défaillance dans la mesure où il n'y a pas "arrêt" de la fonction mais seulement dysfonctionnement.

Un système de commande se compose habituellement de trois parties : le procédé, les capteurs et les actionneurs. Les défauts peuvent provenir essentiellement de chacune de ces trois parties, comme l'illustre la figure 1.1. Dans cette thèse, nous traitons le problème de l'isolation et l'identification des défauts sur la dynamique du procédé. Cependant la méthodologie proposée peut être facilement utilisée pour les défauts issus des actionneurs et des capteurs.

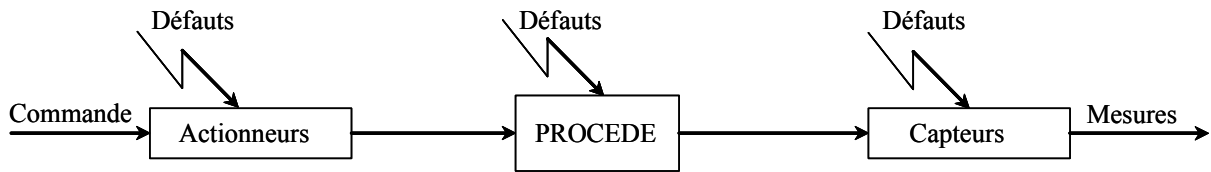


Figure 1.1

En ce qui concerne le comportement temporel, les défauts peuvent être classifiés en trois types : les défauts abrupts, les défauts intermittents et les défauts graduels [40].

Défaut abrupt :

Ce défaut a un comportement temporel discontinu:

$$\beta(t-t_f) = \begin{cases} \delta & t \geq t_f \\ 0 & t < t_f \end{cases}$$

Où : $\beta(t-t_f)$ représente le comportement temporel du défaut. Ce type de défauts est caractérisé par une discontinuité dans l'évolution temporelle de la variable. Cette évolution, si elle ne correspond pas aux évolutions dynamiques normales attendues pour la variable, est caractéristique d'une panne brutale de l'élément en question: arrêt total ou partiel, déconnexion.

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:

$$\beta(t-t_f) = \begin{cases} \delta(1 - e^{-\alpha(t-t_f)}) & t \geq t_f \\ 0 & t < t_f \end{cases}$$

Où : α est une constante positive. Ce type de défauts est très difficile à détecter car son évolution temporelle a la même signature que celle d'une modification paramétrique lente représentant une non stationnarité du procédé. Ce type de défauts est caractéristique d'un encrassement ou d'une usure de pièce.

Notre travail sera principalement focalisé sur les défauts abrupts.

Les travaux sur la détection et l'isolation de défauts (FDI) et ceux dédiés au diagnostic montrent une grande diversité à la fois dans les points de vues et dans les méthodes utilisées. Il existe plusieurs façons de catégoriser ces différentes méthodes, mais nous pouvons les classer en deux groupes: les approches basées sur la connaissance, issues de l'informatique et les approches basées sur le contrôle et l'ingénierie des systèmes, issues de l'automatique.

Notre étude sera limitée à la deuxième catégorie qui est connue aussi dans la littérature par le vocable approches analytiques. Ce choix n'est pas lié à l'importance d'une catégorie ou de l'autre. Plus de détails sur les approches à base de connaissances sont présentés dans [1], [71]. Dans les approches analytiques, les méthodes peuvent être subdivisées en deux groupes: les méthodes basées sur l'exploitation directe des signaux et celles basées sur un modèle mathématique du procédé.

Dans les méthodes basées sur l'exploitation directe des signaux, les signaux sont comparés à des seuils préétablis, le franchissement de l'un d'eux alertant d'un comportement anormal, mais ne permettant pas d'en déterminer la cause (Isolation de défaut). Afin de faire cette comparaison, les signaux mesurables sont analysés en utilisant des modèles de signaux comme les fonctions de corrélation, les spectres de fréquence, des modèles ARMA ou bien les valeurs de certaines caractéristiques (i.e. variances, moyennes, amplitudes, fréquences). L'analyse des signaux peut être aussi abordée en utilisant les approches statistiques [13]. Ce genre de méthodes a des inconvénients sérieux. Le premier inconvénient est la possibilité de déclencher des fausses alarmes en cas de bruit, de variations d'entrée et de changement de point de fonctionnement. Le deuxième inconvénient est qu'un défaut simple pourrait causer des changements sur plusieurs signaux et pourrait donc apparaître en tant que défauts multiples, et par conséquent l'isolation de défauts est très difficile. Dans le cas où le système opère en boucle fermée, les changements dans le procédé sont compensés par les actions de contrôle et ne peuvent pas être détectés à partir des signaux de sortie. La contre-réaction empêche alors la détection précoce des défauts. Le grand avantage de cette méthode est sa simplicité ; cependant, elle n'est capable de réagir qu'à la suite d'un changement relativement important d'une caractéristique. Par conséquent, l'utilisation d'une vérification de la cohérence pour un certain nombre de signaux peut éliminer les problèmes mentionnés ci-dessus, c'est une manière importante d'augmenter la capacité de diagnostic de défaut d'un système automatisé.

L'approche initiale de la vérification de la cohérence pour le diagnostic de défaut est la redondance matérielle. Cette méthode est basée sur la duplication du matériel, c.-à-d. des capteurs et des actionneurs. Alors des tests de comparaison entre ces équipements peuvent être utilisés pour détecter une occurrence de défaut. Les inconvénients principaux de cette redondance matérielle sont le coût supplémentaire d'équipement et d'entretien. Une alternative est la redondance analytique qui utilise un modèle mathématique et les entrées/sorties du système afin de générer un signal de diagnostic. Ce signal devrait être généré de telle sorte qu'il soit différent de zéro seulement quand un défaut s'est produit et peu sensible autant que possible à d'autres signaux non significatifs. Dans ce qui suit, ce signal de diagnostic sera désigné sous le vocable de résidu. Dans cette approche aucun équipement supplémentaire n'est nécessaire. Un modèle mathématique est utilisé pour décrire la relation entre les variables mesurées et les défauts. D'ailleurs, aucun défaut de matériel additionnel n'est présenté dans un schéma de redondance analytique, parce qu'aucun matériel supplémentaire n'est exigé, en conséquence la redondance analytique est potentiellement plus fiable que la redondance matérielle.

La redondance analytique utilise un modèle mathématique du procédé surveillé et est souvent appelée « approche basée sur le modèle » pour le diagnostic de défauts [29]. La figure 1.2 montre, pour le cas des capteurs, la comparaison de diagnostic entre l'approche par redondance matérielle et celle par redondance analytique. La même approche peut être utilisée pour les actionneurs. Dans ce travail, nous traitons uniquement l'approche par redondance analytique.

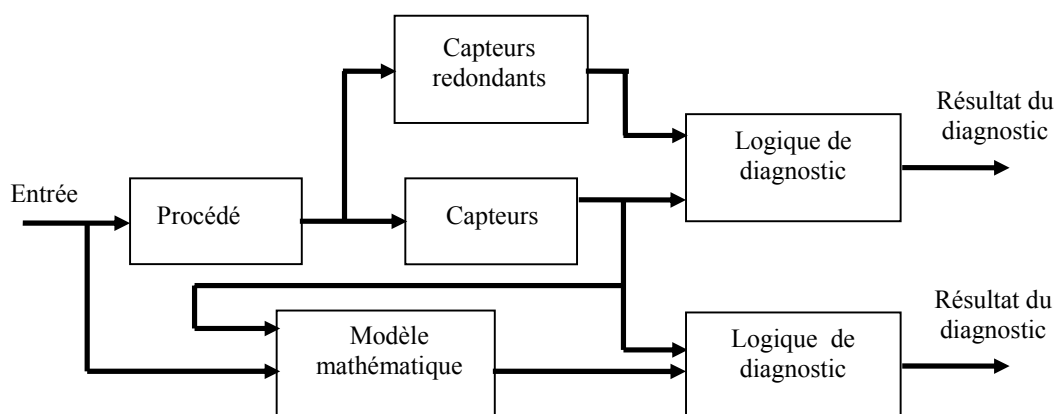


Figure 1.2

Le diagnostic de défaut basé sur la redondance analytique concerne principalement le diagnostic de défaut en ligne, dans lequel le diagnostic est effectué pendant le fonctionnement du système. Le modèle du système utilisé pour le diagnostic de défaut basé sur la redondance analytique est le modèle du système en boucle ouverte bien que le système soit en boucle fermée. Par conséquent, les informations utilisées pour le diagnostic de défaut sont la sortie mesurée par les capteurs et l'entrée fournie par les actionneurs. C'est parce que ces informations d'entrée et de sortie sont liées au système en boucle ouverte qu'elles permettent le diagnostic de défaut basé sur la redondance analytique. Par conséquent, il n'est pas nécessaire de considérer le contrôleur dans la conception d'un schéma de diagnostic de défaut. Le diagnostic de défaut peut être traité comme un problème particulier d'observation. Dans le cas où l'entrée de l'actionneur n'est pas disponible, le seul choix est d'utiliser la commande de référence et la sortie mesurée, c.-à-d. le modèle du système en boucle fermée. Dans ce cas, le contrôleur joue un rôle important dans la conception des schémas de diagnostic. Puisque, un contrôleur robuste peut désensibiliser les effets dus au défaut et rendre le diagnostic très difficile. Dans un tel cas, la meilleure solution est de concevoir le schéma de diagnostic de défaut et le contrôleur simultanément.

Une approche populaire de la redondance analytique est le filtre de détection qui a été présenté par Beard [6] et a été améliorée par Jones [43]. Il est connu aussi sous le nom du filtre de détection de Beard-Jones (BJD). Le filtre de BJD est conçu de telle manière que la direction du résidu peut être utilisée pour identifier une occurrence spécifique de défaut. Dans [53] et [54], une interprétation géométrique compréhensive du filtre de BJD est effectuée. D'autres solutions pour la conception du filtre de détection peuvent être trouvées dans les travaux de [15] et [74]. D'ailleurs, la conception des filtres de détection pour les systèmes non linéaires est faite par Isidori dans [23]. Une autre approche pour résoudre de tels problèmes est l'utilisation de méthodes d'apprentissage des systèmes comme par exemple des réseaux de neurones [63].

Comme nous l'avons mentionné, les méthodes de diagnostic de défaut basées sur la redondance analytique utilisent des variables appelées les résidus [16]. Les résidus sont identiquement égaux à zéro tant qu'il n'y a pas de défaut, ils sont différents de zéro quand il y a des défauts dans le système. En surveillant les valeurs des résidus, la détection de défaut peut être effectuée. Les résidus sont conçus de telle manière que les effets des différents défauts sur chaque résidu soient différents, l'analyse des résidus mène à l'isolation de défauts. Cependant, les problèmes

d'isolation et d'identification de défaut sont plus difficiles que le problème de détection de défaut. Dans ce travail, nous nous intéressons aux problèmes d'isolation et d'identification de défaut. Pour la détection de défaut, une méthode existante [79-80] est utilisée. On suppose seulement que la détection de défaut est assez rapide ; une fois qu'un défaut se produit, il est détecté immédiatement et la procédure d'isolation est déclenchée. L'instant de l'occurrence du défaut et l'instant du début de la procédure d'isolation sont considérés les mêmes et sont notés par t_f .

Le problème de détection et isolation de défaut pour les systèmes linéaires a été étudié intensivement dans la littérature ([27], [28], [30], [56], [59], [60]). Deux approches fondamentales sont proposées: l'une est basée sur l'ensemble structuré des résidus [18], [31] et l'autre sur le vecteur des résidus directionnel fixe [53], [58]. Dans l'approche basée sur l'ensemble structuré des résidus, chacun des résidus est construit pour être sensible à un sous-ensemble de défauts, et insensible à d'autres. D'autre part, les résidus directionnels sont construits de telle façon que la réponse à un défaut particulier se situe dans une direction spécifique dans l'espace résiduel. Ces propriétés souhaitables des résidus peuvent être réalisées pour les systèmes linéaires parce que des outils analytiques puissants sont disponibles dans la littérature. Alors des algorithmes de FDI correspondants peuvent être réalisés. Cependant, l'application de ces algorithmes linéaires est limitée parce que les systèmes industriels sont généralement non linéaires et souvent cette non linéarité est amplifiée par le défaut, ce qui peut conduire à un changement du point de fonctionnement normal. Par conséquent, le développement de méthodes de détection et d'isolation de défauts pour des systèmes non linéaires joue un rôle significatif dans des applications réelles.

Les méthodes existantes de détection et d'isolation de défauts pour les systèmes non linéaires peuvent être classifiées en trois catégories : les méthodes basées sur la théorie géométrie différentielle, celles basées sur la théorie de l'espace de parité et enfin celles basées sur l'estimation des paramètres. La plupart de ces travaux sont basés sur l'utilisation des observateurs non linéaires [37], [67], [68] et [77]. Les observateurs sont utilisés pour estimer les variables d'état du système, ces variables estimées sont alors utilisées pour reconstituer les sorties du système et pour calculer les résidus.

Il est possible de construire un ensemble structuré des résidus si :

- l'espace d'état du système peut être découplé par une transformation de coordonnées appropriées en un ensemble de sous-espaces d'état ;
- un de ces sous-espaces est insensible à un sous-ensemble de défauts mais sensible à tous les autres ;
- on peut trouver une fonction de sortie modifiée pour laquelle seulement le sous-espace d'état mentionné est observable.

Dans ce cas, les méthodes puissantes de détection et d'isolation de défaut basées sur l'ensemble structuré des résidus peuvent être développées pour les systèmes dynamiques non linéaires [23], [37], [38], [46], [78], et ce type de méthodes est basé sur la théorie de la géométrie différentielle [42], ses applications sont limitées parce qu'il est difficile, dans certains cas, de trouver un cadre approprié de découplage et des fonctions de sortie appropriées pour un système dynamique non linéaire.

D'autres approches connues, appelées méthodes utilisant l'espace de parité [65], [68], dont le principe est de vérifier la parité (cohérence) du modèle du procédé avec les sorties mesurées et des entrées connues du procédé. Les équations de parité sont formulées par reconstruction de la structure du modèle et en transformant les variables du système. Ces équations de parité sont employées pour former les résidus structurés. Comme outil mathématique pratique, la théorie d'élimination [20-21] est habituellement employée dans ce cas là. Jusqu'ici, des méthodes de l'espace de parité ont été seulement étudiées pour le cas des systèmes linéaires [18], des systèmes bilinéaires [76], des systèmes d'états affines [19]. Quelques extensions pour le cas des systèmes dynamiques non linéaires ont été faites ces dernières années [68], mais essentiellement limitées au cas des systèmes algébriques.

Les méthodes basées sur l'estimation des paramètres ([24], [44], [69], [73], [75], [79-80]) utilisent habituellement les observateurs adaptatifs, c.-à-d. estimation jointe de l'état et des paramètres. Après l'occurrence de défaut, au moyen de la procédure d'identification des paramètres, si les paramètres de l'observateur adaptatif convergent vers les paramètres du système, les paramètres défectueux du système peuvent être identifiés, le défaut est alors isolé. La condition d'application de ce type de méthodes est la disponibilité de ces observateurs adaptatifs pour le système considéré. Ainsi ce type de méthodes peut être utilisé pour beaucoup de classes de systèmes dynamiques non linéaires pour lesquels cette condition est satisfaite. En effet, la conception de ces observateurs adaptatifs pour tous les systèmes non linéaires avec une

convergence globale en ce qui concerne l'état et les paramètres est difficile, l'application de ce type de méthodes est donc limitée. Pour pallier ce problème, Zhang [79-80] utilise une supposition que le défaut considéré est provoqué par le changement d'un paramètre. Cette supposition basée sur la considération que la probabilité de l'occurrence de défaut causée par les changements multiples de paramètres est faible dans la plupart des applications réelles. Dans la méthode de Zhang [79-80], un défaut est défini comme la déviation d'un paramètre du système dynamique non linéaire. Une banque d'observateurs adaptatifs et des résidus sont établis pour tous les défauts possibles. Chacun d'eux correspond à un paramètre du système et cet observateur adaptatif identifie en ligne seulement ce paramètre. Après l'occurrence d'un défaut, tous les résidus deviennent différents de zéro à cause de la déviation des paramètres du système. Les observateurs adaptatifs sont déclenchés pour suivre le comportement du système dynamique non linéaire en identifiant les paramètres correspondants respectivement. Seul l'observateur adaptatif qui estime le paramètre défectueux du système dynamique non linéaire peut suivre correctement le comportement du système non linéaire. Après une phase transitoire, seul le résidu basé sur cet observateur adaptatif peut converger vers zéro tandis que les autres ne le peuvent pas. En conséquence le défaut est isolé.

Les méthodes basées sur l'estimation des paramètres se fondent sur des procédures d'identification, cette dépendance a un inconvénient du fait que la vitesse de convergence n'est pas satisfaisante car l'identification de paramètre nécessite beaucoup de temps.

La technique d'isolation de défaut est utilisée dans le système de commande tolérante aux fautes (FTC) [8], [9], [14], [50] et [61]. Dans ce cas, deux choses sont importantes : la première est la vitesse d'isolation et la seconde est l'identification du paramètre défectueux. Afin d'estimer la valeur du paramètre défectueux le plus tôt possible, l'isolation doit être très rapide. L'estimation de la valeur de ce paramètre défectueux est très utile pour la reconfiguration du contrôleur dans le système de FTC.

Les méthodes existantes d'isolation de défaut prêtent peu d'attentions sur l'identification du paramètre défectueux. Les méthodes basées sur la théorie géométrie différentielle et les méthodes basées sur la théorie de l'espace de parité ne fournissent pas l'estimation du paramètre défectueux. La méthode basée sur les observateurs adaptatifs peut fournir l'estimation du paramètre défectueux mais les vitesses de l'isolation et de l'identification de paramètre ne sont pas idéales.

Considérons le cas où la méthode utilisée est basée sur l'estimation de paramètres. Après l'occurrence de défaut, si la valeur initiale du vecteur de paramètre de l'observateur adaptatif est choisie très près de la valeur du vecteur de paramètre du système, l'identification peut se faire rapidement. C'est-à-dire, afin de rendre l'isolation plus rapide, il faudrait commencer la tâche de l'isolation à partir d'un paramètre initial qui est proche de la valeur du paramètre défectueux du système. Cette idée nous a servi de base pour le développement d'une nouvelle méthodologie.

Dans ce travail nous proposons une nouvelle méthode d'isolation et d'identification de défaut pour les systèmes dynamiques non linéaires. Cette méthode est basée sur la caractéristique monotone de l'erreur d'observation de l'observateur en fonction de la différence singulière de paramètres. Le sous-espace correspondant à chaque paramètre est divisé en un certain nombre d'intervalles, on construit un observateur d'isolation pour chaque intervalle. La valeur du paramètre de l'observateur d'isolation est choisie comme un point dans l'intervalle. Après l'occurrence du défaut, la valeur du paramètre défectueux doit être dans un des intervalles du paramètre. L'amplitude du résidu calculé par l'observateur d'isolation qui correspond à l'intervalle contenant la valeur du paramètre défectueux sera petite et donc l'évolution du résidu sera dans le domaine limité par les deux seuils dynamiques à tout instant (pour les seuils dynamiques voir le chapitre 2). Par contre, les résidus correspondant aux autres intervalles de paramètre maintiendront leurs grandes amplitudes et leurs évolutions ne sont pas limitées par les deux seuils dynamiques correspondants. Par conséquent l'intervalle contenant la valeur du paramètre défectueux peut être déterminé et le défaut est donc isolé et identifié. Cette méthode est conditionnée par la caractéristique monotone de la fonction dynamique du système en fonction du paramètre singulier, on ne fait aucune autre supposition particulière concernant la classe des systèmes dynamiques non linéaires. On peut montrer que cette méthode a des points communs avec celle basée sur les observateurs adaptatifs. Cependant, cette dernière a l'inconvénient d'avoir une vitesse d'isolation lente causée par la procédure d'identification des paramètres. Pour pallier ce problème, nous proposons cette méthode qui utilise comme conditions initiales des paramètres, des valeurs à l'intérieur de l'intervalle correspondant. Ceci permet de choisir une valeur proche de celle du paramètre défectueux pour l'intervalle qui contient le défaut.

Puisque notre méthode concerne l'utilisation de l'intervalle, nous devrions mentionner la méthode de l'arithmétique d'intervalles [5], même si elle n'est pas basée sur cette théorie. Dans cette méthodologie les incertitudes des paramètres du système sont exprimées par un intervalle. Selon

l'intervalle et une certaine condition initiale du système, l'enveloppe est calculée. Cette enveloppe représente les trajectoires en fonction du temps des valeurs minimales et maximales possibles de la variable de sortie du système. Par conséquent, cette enveloppe inclut la famille des courbes temporelles. Les différentes courbes temporelles sont imperceptibles, de sorte qu'on ne peut pas les distinguer. En particulier, chacune des deux courbes limites formant l'enveloppe souvent ne correspond à aucune trajectoire temporelle de la famille des courbes. D'ailleurs, une arithmétique d'intervalles ne fournit pas toujours une enveloppe exacte, c'est-à-dire l'enveloppe peut être plus grande ou plus petite que le domaine contenant la famille des courbes temporelles. Par conséquent ces approches basées sur l'arithmétique d'intervalles ne sont pas appropriées à notre méthode.

Dans [64] et [72], l'arithmétique d'intervalles est utilisée pour estimer les états du système. L'arithmétique d'intervalles est également utilisée pour la détection et l'isolation de défaut. Dans [7], l'intervalle est utilisé pour représenter les incertitudes des mesures disponibles pour dériver les tolérances résiduelles. Plus de détails sur l'utilisation de l'arithmétique d'intervalles pour la détection et l'isolation de défaut peuvent être trouvés dans [66]. Cet article concerne la détection de défaut sous la considération des incertitudes, des simplifications et des approximations des modèles. L'intervalle contient la valeur nominale du vecteur de paramètres et cet intervalle représente les maximums des déviations positives et négatives des paramètres du système provoquées par les incertitudes de modélisation, des simplifications et des approximations. Selon l'intervalle, l'enveloppe est calculée ; quand la mesure de la sortie du système est en dehors du domaine limité par l'enveloppe, un défaut est détecté.

Un autre exemple de l'arithmétique d'intervalles utilisée pour l'isolation de défaut est présenté par [26]. Dans cette méthode, chaque paramètre incertain du système est représenté par une variable bornée. Les incertitudes du système sont décrites par un ensemble de variables bornées. Le système contenant des incertitudes a une sortie décrite par un domaine, qui inclut tous les comportements normaux possibles et est calculé en utilisant l'arithmétique d'intervalles. Selon les variables bornées du système, le domaine de sortie est calculé. En comparant la valeur de sortie mesurée au domaine de sortie, la cohérence entre les comportements du système et son modèle est vérifiée. Le principe d'isolation est basé sur le raisonnement causal. Le système est décomposé en sous-ensembles et par conséquent le graphe causal dépendant des sous-systèmes et de leurs variables d'entrée et de sortie est construit. Les domaines de sortie correspondant aux

sous-systèmes sont calculés et utilisés pour vérifier les cohérences des sous-systèmes et des variables correspondantes. L'effet de l'isolation de défaut est fondé sur la décomposition du système et la construction du graphe causal.

Dans ces méthodes de détection et d'isolation de défaut basées sur l'arithmétique d'intervalle, l'intervalle est utilisé pour représenter les incertitudes du système normal. Le but de l'utilisation de l'arithmétique d'intervalles est d'augmenter la robustesse de la méthode de détection et d'isolation de défaut sous la considération des incertitudes du système. Particulièrement l'arithmétique d'intervalles est utile pour établir un cadre de détection de défaut robuste sous le contexte des incertitudes du système. Néanmoins le mécanisme de base d'isolation de défaut n'a aucun rapport avec l'arithmétique d'intervalles.

Au sujet de l'utilisation des observateurs d'intervalles, il y a également d'autres exemples qui sont basés sur la conception des "systèmes coopératifs" [25], [35]. La méthode concerne l'utilisation des observateurs d'intervalles pour l'estimation dynamique des bornes des variables non mesurées (ou des paramètres) du système dynamique incertain. Cette méthode a une condition particulière sur la matrice du Jacobien de l'erreur d'observation de l'observateur dynamique. Cette condition augmentera la limitation de l'application de la méthode.

Cette thèse est organisée comme suit. Dans le chapitre 1, quelques connaissances de base concernant notre méthode et quelques hypothèses sur les systèmes considérés sont données. Particulièrement, les techniques des observateurs non linéaires utilisées dans ce travail sont exposées. Dans le chapitre 2, les méthodes d'isolation et d'identification de défaut basées sur l'utilisation des intervalles des paramètres avec les seuils dynamiques non adaptatifs sont présentées. Dans le chapitre 3, les seuils dynamiques non adaptatifs du deuxième chapitre sont remplacés par les seuils dynamiques adaptatifs. Par conséquent, la précision de l'estimation de la valeur du paramètre défectueux et la fiabilité de l'isolation sont augmentées. Dans le chapitre 4, on propose des méthodes d'isolation et d'identification améliorées, qui n'utilisent pas les seuils dynamiques. Les seuils dynamiques sont supprimés et le nombre d'observateurs nécessaires pour q intervalles est réduit de $5q$ à $q+1$.

Chapitre 1

Observateurs non linéaires et détection de défauts

Dans ce chapitre, des connaissances de base au sujet de notre méthode et quelques hypothèses sur les systèmes considérés sont données. Les formulations des systèmes dynamiques non linéaires étudiés et la définition du défaut sont présentées. Afin de développer les algorithmes d'isolation de défaut du système, la caractéristique de distinguabilité de l'espace de paramètre du système est définie. Nous donnons quelques notions sur les observateurs qui sont des outils importants utilisés dans le domaine de la détection et de l'isolation des défauts (FDI). Nous introduisons un observateur non linéaire qui est conçu en utilisant la théorie des systèmes non linéaires et un observateur adaptatif non linéaire. La détection de défaut n'est pas l'objectif de ce travail, nous nous intéressons uniquement au problème de l'isolation et de l'identification de défaut.

1.1 Formulations des systèmes dynamiques non linéaires et de défaut

Le système dynamique non linéaire considéré est décrit par :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, \theta, u) \\ y = Cx \end{cases} \quad (1.1)$$

où, $x \in R^n$ est le vecteur d'état du système, $\theta \in R^p$ est le vecteur des paramètres supposé constant, $u \in R^m$ est le vecteur d'entrée du système, $y \in R^l$ est le vecteur de sortie du système. C est une matrice de dimension $l \times n$. θ^0 est la valeur nominale de θ . La fonction non linéaire $f(x, \theta, u)$ et sa première dérivée partielle par rapport à x et par rapport à θ sont continues, bornées et Lipschitz en x et 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 $c_h = [0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0]$, 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: $x' = \Psi_t(x)$ dans laquelle $y_h = x'_h$.

Définition 1.1

Il y a un défaut dans le système dynamique (1.1), si la différence:

$$\Delta f(x, \theta, \theta^0, u) = f(x, \theta, u) - f(x, \theta^0, u) \quad (1.2)$$

entre le système (1.1) et son modèle nominal $\dot{x} = f(x, \theta^0, u)$ induite par la différence des vecteurs de paramètre $\Delta\theta = \theta - \theta^0$ est grande. •

Comme $f(x, \theta, u)$ et sa première dérivée partielle par rapport à θ est continue, bornée et Lipschitz en θ , par conséquent on peut 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 θ^f . La notation θ représente θ^0 ou θ^f suivant le contexte.

Remarque 1.1

Dans la définition 1.1, 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 •

Dans ce travail, le cas de défauts multiples n'est pas considéré.

1.2 Caractéristique distinguable de l'espace de paramètre

Définition 1.2

Considérons θ^i , θ^j deux vecteurs de l'espace des paramètres du système dynamique non linéaire et soit $z(t) \stackrel{\Delta}{=} (x(t), u(t))$ l'état augmenté du système, $z^l = (x^l, u^l)$ est un point dans l'espace d'état augmenté. Si $f(z^l, \theta^i) \neq f(z^l, \theta^j)$ on dit que ces deux vecteurs θ^i , θ^j dans l'espace des paramètres ($\theta^i \neq \theta^j$) sont distinguables ponctuellement dans cet point d'état augmenté. En conséquence, le point z^l est un point d'état augmenté permettant de distinguer les deux vecteurs θ^i , θ^j dans l'espace des paramètres.

Tous les points de cet espace d'état augmenté permettant de distinguer les deux vecteurs de paramètres θ^i et θ^j forment un sous espace d'état permettant de distinguer ces deux vecteurs. Si l'évolution de l'état augmenté demeure dans ce sous espace d'état, on dit que ces deux vecteurs θ^i et θ^j sont distinguables •

1.3 Observateur non linéaire et observateur adaptatif non linéaire

La plupart des travaux effectués sur la détection et l'isolation de défaut dans les systèmes dynamiques non linéaires sont basés sur les observateurs non linéaires [68]. Dans ce paragraphe nous rappelons quelques notions sur la théorie des observateurs non linéaires.

Pour les systèmes dynamiques linéaires, les problèmes liés à la conception des observateurs sont pratiquement résolus. Cependant, pour les systèmes dynamiques non linéaires, il n'existe pas de solutions universelles.

1.3.1 Observabilité [36], [48]

Considérons le système dynamique non linéaire décrit par:

$$\Sigma : \begin{cases} \dot{x} = f(x, \theta, u) \\ y = Cx \end{cases} \quad (1.3)$$

où l'état $x(t) \in \mathcal{V}$ est un ouvert de R^n , l'entrée est $u(t) \in \mathcal{U}$ où \mathcal{U} est un ensemble mesurable de R^m et les sorties $y(t) \in R^l$. $\theta \in R^p$ est le vecteur de paramètres qui est supposé connu. La variable t représente le temps.

Ces systèmes constituent une représentation du comportement du procédé. Pour une entrée donnée, les trajectoires au cours du temps des variables d'états dépendent de leurs conditions initiales. Par la suite, étant donné t_0 un instant initial, $T > 0$ un horizon temporel (éventuellement infini) et $u(t, t_0)$ une entrée, on note $x(t, x(t_0), u(t))$ la trajectoire du système lorsqu'elle existe de manière unique pour tout temps $t \in [t_0, t_0 + T[$ (Problème de Cauchy).

L'observabilité d'un système exprime la possibilité de reconstruire l'état initial $x(t_0)$ à partir de la seule connaissance des sorties $y(t, t_0)$ et des entrées $u(t, t_0)$ pendant un intervalle de temps suffisamment long contenu dans $[t_0, t_0 + T[$.

a) Quelques définitions

Etant donné le système Σ , l'espace de l'état V et l'ensemble U des entrées, la notion d'observabilité est basée sur la possibilité de différencier deux conditions initiales distinctes. On parlera ainsi de la distinguabilité d'un couple de conditions initiales. Les définitions que nous allons énoncer sont extraites des articles [2], [36] et du livre [48].

Définition 1.3 (Distinguabilité- Indistinguabilité) : Deux états initiaux $x_0, x_1 \in V$ tel que $x_0 \neq x_1$ sont dits distinguables dans V si $\exists t \geq 0$ et $\exists u : [0, t] \rightarrow U$ une entrée admissible telle que les trajectoires des sorties issues respectivement de x_0 et x_1 restent dans V pendant la durée $[0, t]$ et vérifient $y(t, x_0, u(t)) \neq y(t, x_1, u(t))$. Dans ce cas, on dira que u distingue x_0 et x_1 dans V . Réciproquement, deux états initiaux $x_0, x_1 \in V$ tel que $x_0 \neq x_1$ sont dits indistinguables si $\forall t \geq 0$ et $\forall u : [0, t] \rightarrow U$ pour lesquels les trajectoires issues de x_0, x_1 restent dans V on a : $y(t, x_0, u(t)) = y(t, x_1, u(t))$. •

Il est maintenant possible de donner une définition de l'observabilité d'un système en un point, et par extension, de définir un système observable.

Définition 1.4 (Observabilité et observabilité locale faible): Un système est observable en $x_0 \in \mathcal{V}$ si tout autre état $x_1 \neq x_0$ est distinguable de x_0 dans \mathcal{V} . Un système est observable s'il est observable en tout point $x_0 \in \mathcal{V}$.

Le système est localement faiblement observable en $x_0 \in \mathcal{V}$, s'il existe un voisinage ouvert $\mathcal{V}'(x_0) \subset \mathcal{V}$ contenant x_0 , tel que pour tout voisinage $\mathcal{V}'' \subset \mathcal{V}'(x_0)$ de x_0 , pour tout point $x_1 \in \mathcal{V}''(x_0)$, les couples (x_0, x_1) sont distinguables et les trajectoires $x(t, x_0, u(t))$ et $x(t, x_1, u(t))$ évoluent à l'intérieur de $\mathcal{V}''(x_0)$. •

Définition 1.5 (Espace d'observation): L'espace d'observation du système Σ est le plus petit espace vectoriel \mathcal{O} contenant c_1, \dots, c_l , et tel que pour toute entrée $u \in \mathcal{U}$ et pour tout $\tau \in \mathcal{O}$, $L_{f_u}(\tau) \in \mathcal{O}$. •

Définition 1.6 (Observabilité au sens du rang): Le système Σ est observable au sens du rang en $x_0 \in \mathcal{V} \subset \mathbb{R}^n$ si la dimension de l'espace vectoriel engendré $d\mathcal{O}|_{x_0} = \{ d\tau|_{x_0}, \tau \in \mathcal{O} \}$ est égale à n . •

L'observabilité exprime le fait que si l'on connaît à l'instant t_0 la sortie $y(t)$ et toutes ses dérivées, alors $x(t_0)$ est défini de manière biunivoque.

Théorème 1.1 (Condition du rang): Si le système Σ satisfait en x_0 la condition d'observabilité au sens du rang, alors le système Σ est localement faiblement observable en x_0 . •

L'étude de l'observabilité au sens du rang renseigne sur la locale faible observabilité du système. Elle permet de déterminer les portions de l'espace d'état pour lesquelles en chaque point $x_0 \in \mathcal{V}$ il existe un difféomorphisme $z = \phi(x)$ défini sur un voisinage $\mathcal{V}(x_0)$ de x_0 qui transforme la structure initiale du système sous une forme plus simple et pour laquelle on peut construire un observateur.

On remarque que les définitions d'observabilité données précédemment n'impliquent pas que toute entrée distingue des couples de points de V . En pratique, on aimerait se placer dans le cas où l'entrée u étant fixée, tout couple d'états distincts donne lieu à des sorties différents. En effet, ce n'est que dans ce cas que l'on peut reconnaître l'état initial du système à partir des informations antérieures à l'entrée et la sortie. Ceci nous conduit au concept des entrées universelles et des systèmes qui sont observables au sens du rang pour toutes les entrées appliquées.

b) U -uniforme observabilité [10], [32], [34], [48]

Lorsqu'une entrée distingue tous les couples d'état initiaux sur V , celle-ci est dite universelle.

Définition 1.7 (Entrée universelle): Une entrée $u : [0, T] \rightarrow \mathcal{U}$ admissible est dite universelle pour le système Σ sur $[0, T]$ si, pour tout couple d'états initiaux distincts x_0 et x_1 , il existe au moins un temps $t \in [0, T]$ tel que $y(t, x_0, u(t)) \neq y(t, x_1, u(t))$. Une entrée non universelle est dite singulière. •

Lorsqu'il n'existe pas d'entrée singulière parmi l'ensemble des entrées admissibles \mathcal{U} , alors tout couple d'états initiaux sont distinguables. Cette propriété est appelée la U -uniforme observabilité.

Définition 1.8 (U -uniforme observabilité et U -locale uniforme observabilité): Un système dont toutes les entrées admissibles à valeur dans \mathcal{U} sont universelles est dit U -uniforme observabilité. •

Dans le cas où l'ensemble de toutes les entrées à valeurs bornées dans R^m sont universelles, ce système sera dit R^m -uniformément observable (et l'on dira par la suite seulement uniformément observable). Un système est dit U -localement uniformément observable si et seulement si pour tout $x \in V$, il existe un voisinage V_x de x tel que le système restreint à ce voisinage est uniformément observable.

L'uniforme observabilité sur un espace V permet de caractériser un ensemble d'entrées \mathcal{U} tel que pour toute entrée $u(t) \in \mathcal{U}$, le système soit observable sur V . Ainsi, les systèmes linéaires observables sont uniformément observables.

Nous proposons quelques rappels sur l'observation des systèmes affines en l'état qui sont un cas particulier des systèmes non linéaires. La motivation derrière la mise en avant de ces systèmes réside dans deux faits :

- le modèle physique de plusieurs procédés (notamment les procédés biochimiques) se présente sous cette forme.
- la synthèse de l'observateur pour ces systèmes est basée sur la partie affine en l'état.

c) Observabilité des systèmes affines en l'état

Un système affine en l'état est de la forme [57]:

$$\mathcal{L} : \begin{cases} \dot{x} = A(u)x + B(u) \\ y = Cx \end{cases} \quad (1.4)$$

où $x \in R^n$ est l'état du système, $u \in \mathcal{U}$ sont les entrées appartenant à un borélien et $y \in R^l$ sont les signaux de sorties. Les matrices $A(u)$ et $B(u)$ sont mesurables en u , respectivement de dimension $n \times n$ et $n \times 1$. C est une matrice $l \times n$ constante.

On appelle matrice de transition du système \mathcal{L} la matrice $n \times n$ inversible solution de :

$$\begin{cases} \frac{d\phi_u(t, t_0)}{dt} = A(u)\phi_u(t, t_0) \\ \phi(t_0, t_0) = I \end{cases} \quad (1.5)$$

I étant la matrice identité.

on peut montrer facilement que les propriétés suivantes sont équivalentes :

- u est universelle sur $[0, T]$ pour le système \mathcal{L} .
- u est universelle sur $[0, T]$ pour le système homogène :

$$\mathcal{L}^0 : \begin{cases} \dot{x} = A(u)x \\ y = Cx \end{cases}$$

iii) Si la sortie du système homogène est nulle sur $[0, T]$, alors la condition initiale x est nulle.

iv) le Grammien d'observabilité de \mathcal{L} i.e.

$$G(u, t_0, t_0 + T) = \int_{t_0}^{t_0+T} \phi_u^T(t, t_0) C^T C \phi_u(t, t_0) dt$$

est symétrique défini positif.

La définition de la complète uniforme observabilité du système \mathcal{L} fait recours à la notion d'entrée régulièrement persistante que nous rappelons ici [48].

Définition 1.9 (entrée régulièrement persistante): Une entrée $u \in \mathcal{U}$ est dite régulièrement persistante si le Grammien d'observabilité du système \mathcal{L} vérifie :

$$\exists t_0 \geq 0; \exists T > 0; \exists \alpha_1; \exists \alpha_2 > 0; \forall t \geq t_0 : \alpha_1 I \leq \int_t^{t+T} \phi_u^T(\tau, t_0) C^T C \phi_u(\tau, t_0) d\tau \leq \alpha_2 I \quad \bullet$$

Nous donnons maintenant la définition suivante:

Définition 1.10 (Système complètement uniformément observable): Lorsque toutes les entrées $u \in \mathcal{U}$ sont régulièrement persistantes, le système \mathcal{L} est dit complètement uniformément observable

•

1.3.2 Observateur

Un observateur ou reconstituteur d'état est un système dynamique qui permet d'obtenir une estimation de la valeur courante de l'état non mesuré d'un système à partir des informations antérieures sur les entrées et la sortie de ce dernier. La conception des observateurs non linéaires a été faite par plusieurs auteurs, on peut trouver les détails concernant ce problème dans [10], [12], [22], [32], [48] et [82].

Considérons le système dynamique suivant :

$$\mathcal{O} : \begin{cases} \dot{z} = \bar{f}(z, u, y) \\ \hat{x} = \bar{h}(z) \end{cases} \quad (1.6)$$

où $z \in M$ est une variété différentiable telle que $\bar{h} : M \rightarrow V$ soit une submersion (application différentiable surjective de rang n), V étant l'ouvert de R^n constituant l'espace d'état de Σ ; u et y sont respectivement les entrées et les sorties de Σ .

Définition 1.11 (Observateur) [70] : (i) Le système \mathcal{O} est un observateur asymptotique local s'il existe $x_0 \in \mathcal{V}$ et un voisinage V_{x_0} de x_0 tel que :

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|\hat{x}(t) - x(t)\| = 0$$

pour toutes conditions initiales $x(0) \in V_{x_0}$ et $z(0) \in \bar{h}^{-1}(V_{x_0})$.

(ii) Le système \mathcal{O} est un observateur global si

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|\hat{x}(t) - x(t)\| = 0$$

pour toutes conditions initiales $x(0) \in \mathcal{V}$ et $z(0) \in M$

(iii) Dans les deux cas ci-dessus, \mathcal{O} est dit observateur exponentiel si :

$$\exists \lambda, \mu > 0 \text{ tel que } \|\hat{x}(t) - x(t)\| \leq \mu e^{-\lambda t} \|\hat{x}(0) - x(0)\| \quad \bullet$$

La structure d'observateur la plus utilisée est :

$$\mathcal{O} : \begin{cases} \dot{\hat{x}} = f(\hat{x}, u) - G(g)(\hat{x} - y) \\ \dot{g} = \varphi(\hat{x}, u, y, g) \end{cases} \quad (1.7)$$

$G(g)$ est appelé gain d'observation et $G(g)(\hat{x} - y)$ est le terme de correction. Dans ce qui suit, nous allons rappeler quelques résultats existants sur la synthèse d'observateurs.

a) Systèmes linéaires stationnaires : observateur de Luenberger [47], [48]

Soit le système linéaire stationnaire suivant.

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx \end{cases} \quad (1.8)$$

où $x \in R^n$, $u \in R^m$, $y \in R^l$ et A, B, C sont des matrices constantes de dimensions appropriées.

Le système suivant:

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu - K(C\hat{x} - y) \quad (1.9)$$

où la matrice K est choisie telle que les valeurs propres de $A - KC$ sont à parties réelles négatives, est un observateur exponentiel pour le système (1.8), communément appelé par le nom de son auteur i.e. observateur de Luenberger .

b) Systèmes linéaires temps variant : filtre de Kalman [48]

Soit le système linéaire temps variant suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t) \\ y(t) = C(t)x(t) \end{cases} \quad (1.10)$$

où $x \in R^n$, $u \in R^m$, $y \in R^l$, les matrices A, B et C étant de dimensions appropriées.

Pour les systèmes linéaires temps variant de la forme (1.10), il existe des observateurs de type Kalman. La synthèse de ces observateurs suppose que les entrées sont régulièrement persistantes. Les observateurs de Kalman prennent les deux formes suivantes selon que l'on utilise une équation dynamique de Lyapunov (1.11) ou de Riccati (1.12) pour le gain.

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A(t)\hat{x} + B(t)u(t) - S^{-1}(t)C^T(t)(C(t)\hat{x} - y(t)) \\ \dot{S}(t) = -\theta S(t) - A^T(t)S(t) - S(t)A(t) + C^T(t)C(t) \\ S(0) = S_0 \end{cases} \quad (1.11)$$

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A(t)\hat{x} + B(t)u(t) - R^{-1}(t)C^T(t)(C(t)\hat{x} - y(t)) \\ \dot{R}(t) = -RQR - A^T(t)R(t) - R(t)A(t) + C^T(t)C(t) \\ R(0) = R_0; Q(0) = Q_0 \end{cases} \quad (1.12)$$

$\theta > 0$ et S_0, Q_0 étant définies positives.

La convergence de ces observateurs est garantie sous l'hypothèse de l'uniforme complète observabilité du système. Dans ce type de synthèse, il faut assurer non seulement la stabilité de l'équation d'erreur, mais aussi celle de la matrice de gain S ou R . Celles-ci doivent être symétriques définies positives et bornées pour tout t .

c) Systèmes mono-sortie non affines en la commande [33]

Soit le système non-linéaire de la forme triangulaire suivante:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = f_1(x_1, x_2, u) \\ \dot{x}_2 = f_2(x_1, x_2, x_3, u) \\ \vdots \\ \dot{x}_n = f_n(x, u) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (1.13)$$

où $x \in R^n$, $u \in R^m$, $y \in R$.

Le système (1.13) peut se mettre sous la forme condensée suivante :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, u) \\ y = Cx \end{cases} \quad (1.14)$$

où $C = [1, \dots, 0]$.

On considère les hypothèses suivantes :

(H1') Le système (1.13) est uniformément observable ;

(H2') $\exists \alpha > 0, \beta > 0$ telle que :

$$\alpha \leq \frac{\partial f_i}{\partial x_{i+1}}(u, x_1, \dots, x_{i+1}) \leq \beta; \quad \forall (x, u) \quad (1.15)$$

(H3') les fonctions $f_i, i = 1, \dots, n$ sont globales Lipschitz.

Soit maintenant le système dynamique suivant :

$$\dot{\hat{x}} = f(\hat{x}, u) - \Delta_\theta K(C\hat{x} - y) \quad (1.16)$$

où $\Delta_\theta = \text{diag}(\theta, \theta^2, \dots, \theta^n)$, $K = \begin{bmatrix} k_1 \\ \vdots \\ k_{n-1} \\ k_n \end{bmatrix}$ est un vecteur constant choisi de telle manière que

l'inégalité de stabilité suivante soit vérifiée :

$$(A(t) - KC)^T S + S(A(t) - KC) \leq -\eta I_n \quad (1.17)$$

où $\eta > 0$, S est une matrice constante de dimension $(n \times n)$, I_n est la matrice identité de

dimension $(n \times n)$, $A(t) = \begin{bmatrix} 0 & a_1(t) & 0 & 0 \\ \vdots & & a_2(t) & 0 \\ 0 & & & \ddots & a_{n-1}(t) \\ 0 & \dots & & & 0 \end{bmatrix}$ où les $a_i(t)$ sont données par :

$$a_i(t) = \frac{\partial f_i}{\partial x_{i+1}}(u, x_1, \dots, x_{i+1}), i = 1, \dots, n-1$$

Théorème 1.2 : Sous les trois hypothèses (H1'), (H2') et (H3'), le système (1.16) est un observateur exponentiel pour le système (1.13). •

1.3.3 Observateur adaptif non linéaire

Quand l'état et les paramètres du système sont inconnus, il est nécessaire de concevoir des observateurs capables d'estimer l'état et les paramètres. Cette tâche s'appelle l'estimation conjointe de l'état et des paramètres, c'est la notion clé des observateurs adaptatifs [75].

On peut en fait montrer que la plupart des observateurs adaptatifs proposés dans la littérature portent sur des systèmes qui ont comme propriété commune de pouvoir tous s'écrire sous une forme similaire [11], [48] appelée ci-après forme d'observateur adaptatif non linéaire.

Définition 1.12 : Un système de la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{y} = \alpha(y, \zeta, u, t) + \beta(y, \zeta, u, t)\theta; & u \in R^m; y \in R^l; \theta \in R^p \\ \dot{\zeta} = z(y, \zeta, u, t); & \zeta \in R^r \end{cases} \quad (1.18)$$

est dit sous la forme d'observateur adaptatif non linéaire si :

a) y est la sortie mesurée ;

b) il existe une fonction définie positive et décroissant propre $V(t, e)$, telle que pour toute

condition initiale $x_0 = \begin{pmatrix} y_0 \\ \zeta_0 \end{pmatrix}$ pour le système (1.18), toute entrée $u \in \mathcal{U}$, toute fonction $y(t)$

satisfaisant (1.18) avec l'entrée u et $y(0) = y_0$, tout $z, e \in R^r$, et tout $t \geq 0$:

$$\frac{\partial V}{\partial t}(t, e) + \frac{\partial V}{\partial e}(Z(y(t), e + z, u(t), t) - Z(y(t), z, u(t), t)) \leq -\kappa(e) \quad (1.19)$$

Où κ est une fonction définie positive ;

c) pour toute condition initiale $x_0 = \begin{pmatrix} y_0 \\ \zeta_0 \end{pmatrix}$ pour le système (1.18), toute entrée $u \in \mathcal{U}$, toute

fonction $x(t) = \begin{pmatrix} y(t) \\ \zeta(t) \end{pmatrix}$ satisfaisant (1.18) avec l'entrée u et $x(0) = x_0$, tout $z, e \in R^r$, tout

$t \geq 0$:

$$(i) \quad \|\alpha(y(t), e + z, u(t), t) - \alpha(y(t), z, u(t), t)\| \leq \varphi_\alpha \sqrt{\kappa(e)}; \varphi_\alpha > 0 \text{ et}$$

$$\|\beta(y(t), e + z, u(t), t) - \beta(y(t), z, u(t), t)\| \leq \varphi_\beta \sqrt{\kappa(e)}; \varphi_\beta > 0 \quad (1.20)$$

$$(ii) \quad \|\beta(y(t), \zeta(t), u(t), t)\| \leq b; b > 0 \quad (1.21)$$

Pour tout système sous cette forme, on peut en effet montrer qu'il est possible de synthétiser un observateur adaptatif comme suit. •

Théorème 1.3 : Pour tout système (1.18) (satisfaisant (1)-(3)) avec $\dot{\theta} = 0$, il existe un observateur de la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{\hat{y}} = \alpha(y, \hat{\zeta}, u, t) + \beta(y, \hat{\zeta}, u, t)\hat{\theta} - k_y(\hat{y} - y); k_y > 0 \\ \dot{\hat{\zeta}} = Z(y, \hat{\zeta}, u, t) \\ \dot{\hat{\theta}} = -k_0\beta^T(y, \hat{\zeta}, u, t)(\hat{y} - y)^T; k_0 > 0 \end{cases} \quad (1.22)$$

Tel que pour tout $\hat{y}(0)$, $\hat{\zeta}(0)$, tout $y(0)$, $\zeta(0)$, et tout $u \in \mathcal{U}$, les erreurs d'estimation $\|\hat{y}(t) - y(t)\|$ et $\|\hat{\zeta}(t) - \zeta(t)\|$ tendent vers zéro quand t tend vers l'infini, tandis que $\|\hat{\theta}(t) - \theta\|$ reste borné.

En outre, si $\beta^T(y, \zeta, u, t)$ satisfait la condition d'excitation persistante et sa dérivée par rapport au temps reste bornée, alors il s'ensuit que $\|\hat{\theta}(t) - \theta\| \rightarrow_{t \rightarrow \infty} 0$ •

A titre d'exemple de systèmes qui admettent un observateur adaptatif (1.22), on peut remarquer que tout système qui peut s'écrire sous une forme affine en les variables non mesurées comme suit (plusieurs travaux existent sur les conditions de transformation d'un système quelconque en une forme de ce type -voir par exemple [12] et les références incluses) :

$$\begin{cases} \dot{x} = A(u(t), y(t))x(t) + B(u(t), y(t)) + \Psi(u(t), y(t))\theta \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (1.23)$$

peut aussi s'écrire sous une forme d'observateur adaptatif non linéaire (on pourra supposer sans restriction $x^T = (y^T \ z^T)^T$ dans (1.23)).

Un autre exemple de conception d'observateur adaptatif est donné dans [81].

La preuve de la convergence globale de ces observateurs adaptatifs pour un système non linéaire est complexe. Cependant, dans notre méthode, nous utilisons un observateur adaptatif pour estimer chaque paramètre. Dans ce cas, la convergence de ce type d'observateur adaptatif non

linéaire est plus aisée. Dans [79], la conception de ce type d'observateur adaptatif est basée sur le théorème suivant :

Théorème 1.4 : Supposons que le système (1.3), où $x \in R^n$ est le vecteur d'état, $y \in R$ est la sortie du système et $\vartheta \in R$ est un paramètre scalaire, peut, après une transformation des variables d'état, s'écrire sous la forme triangulaire suivante:

$$\begin{cases} y = Cx_1 \\ \dot{x}_1 = f_1(x_1, x_2, u) \\ \dot{x}_2 = f_2(x_1, x_2, x_3, u) \\ \vdots \\ \dot{x}_{n-1} = f_{n-1}(x_1, \dots, x_n, u) \\ \dot{x}_n = f_n(\vartheta, x_1, \dots, x_n, u) \end{cases}$$

où $x = (x_1, \dots, x_n)^T$ et $f = (f_1, \dots, f_n)^T$. Supposons $\exists \alpha > 0, \beta_x < \infty, \beta_\vartheta < \infty$ tels que $\forall x$ et ϑ ,

$$\alpha \leq \frac{\partial}{\partial x_1} Cx_1 = C$$

$$\alpha \leq \frac{\partial}{\partial x_1} f_{i-1}(x_1, \dots, x_i, u), i = 2, \dots, n$$

$$\left\| \frac{\partial}{\partial x} f(\vartheta, x, u) \right\| \leq \beta_x$$

$$\alpha \leq \frac{\partial}{\partial \vartheta} f_n(\vartheta, x_1, u) \leq \beta_\vartheta$$

Alors, ils existent des gains constants $K_x \in R^n$ et $K_\vartheta \in R$ tels que l'observateur adaptatif:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = f(\vartheta, \hat{x}, u) - K_x(C\hat{x}_1 - y) \\ \dot{\hat{\vartheta}} = K_\vartheta(C\hat{x}_1 - y) \end{cases}$$

a une convergence exponentielle globale, c.-à-d., pour n'importe quelle condition initiale $\hat{x}(t_0)$, $\hat{\vartheta}(t_0)$, l'erreur d'observation de l'état $\hat{x}(t) - x(t)$ et l'erreur de l'estimation du paramètre $\hat{\vartheta}(t) - \vartheta$ tendent exponentiellement vers zéro. •

Puisque la méthode proposée dans ce travail est basée sur l'utilisation des observateurs, nous devons supposer que les systèmes considérés sont observables, nous devons également supposer la disponibilité de ces observateurs pour les systèmes considérés. Nous supposons aussi que les états des observateurs peuvent converger vers les états des systèmes considérés quand les vecteurs des paramètres des observateurs sont égaux aux vecteurs des paramètres des systèmes considérés. Les problèmes de l'observabilité des systèmes non linéaires et de la conception des observateurs non linéaires ne sont pas l'objectif de ce travail. Pour ces problèmes, on peut se référer à [3], [4], [25], [32], [33], [36], [42] et [48]. Pour les observateurs adaptatifs non linéaires on peut se référer à [11], [17], [45], [48], [51], [79] et [81]. Dans notre méthode d'isolation et d'identification de défauts, un observateur adaptatif estime seulement un paramètre, ceci facilitera le problème de conception [44], [79]. Par ailleurs, les observateurs adaptatifs utilisés dans notre méthode opèrent dans des petits intervalles de paramètres, la caractéristique nécessaire de convergence de paramètre est presque locale. Dans ce travail, plusieurs types d'observateurs adaptatifs peuvent être utilisés. Nous nous limitons à l'utilisation de l'observateur adaptatif présenté dans [81], ce qui nous permettra de développer notre méthode d'isolation et d'identification des défauts.

1.4 Détection de défauts

Comme nous l'avons déjà mentionné, la détection de défaut n'est pas notre objectif. Cependant, nous donnons quelques notions sur la détection de défauts. Beaucoup de travaux sur la détection de défauts ont été effectués [27], [79].

Pour détecter le défaut, l'observateur de détection suivant dont le vecteur de paramètres est $\theta^{ob} = \theta^0$, est construit:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}^d = f(\hat{x}^d, \theta^0, u) + kC(x - \hat{x}^d) \\ e^d = x - \hat{x}^d \\ \varepsilon^d = c_h e^d \end{cases} \quad (1.24)$$

Pour un système sans défaut, comme $\theta = \theta^0 = \theta^{ob}$, l'erreur e sera identiquement égale à zéro.

Quand le défaut se produit à un instant donné, noté t_f , nous avons :

$$\begin{aligned}\dot{\varepsilon}^d(t_f) &= c_h(f(x, \theta^f, u) - f(\hat{x}^d, \theta^0, u) - kC(x - \hat{x}^d)) \\ &= c_h(f(x(t_f), \theta^f, u) - f(x(t_f), \theta^0, u))\end{aligned}$$

Selon la définition 1.1, la différence $f(x(t_f), \theta^f, u) - f(x(t_f), \theta^0, u)$ est grande, ainsi $\dot{\varepsilon}^d(t_f)$ est grande. Nous utilisons un seuil δ_ε pour vérifier la valeur non nulle de ε^d . si $|\varepsilon^d| \geq \delta_\varepsilon$, alors le défaut est détecté. Puisque $\dot{\varepsilon}^d(t_f)$ est grande, dans le voisinage de t_f ($t \geq t_f$), $\dot{\varepsilon}^d(t)$ est également grande. Si le seuil δ_ε choisi est assez petit, nous pouvons détecter le défaut très rapidement. Dans notre travail, nous supposons que la détection de défaut est très rapide, l'instant de l'occurrence du défaut et celui où il est détecté sont considérés les mêmes et sont notés par t_f .

Chapitre 2

Isolation et identification de défauts avec des seuils non adaptatifs

Introduction

L'étude d'isolation de défauts pour les systèmes dynamiques non linéaires a suscité une attention significative. Zhang [79-80] a proposé une méthode basée sur l'utilisation d'une banque d'observateurs pour détecter et isoler les défauts. Cette méthode nécessite autant d'observateurs que de paramètres à surveiller, chaque observateur estime un des paramètres à surveiller alors que les autres sont supposés à leurs valeurs nominales. Les résidus correspondant à chaque paramètre sont calculés et sont différents de zéro à l'exception de celui qui correspond au défaut. Le défaut est donc isolé. L'inconvénient de cette méthode est la lenteur de l'isolation. Jusqu'à maintenant, peu d'importance est accordée à la vitesse d'isolation de défaut. Cependant, c'est un problème crucial pour la conception de la commande tolérante aux défauts (FTC) des systèmes dynamiques non linéaires [9], [61]. Dans ce travail, nous proposons une méthode basée aussi sur l'utilisation d'une banque d'observateurs que nous couplons au partitionnement du domaine admissible de chaque paramètre ce qui nous permet d'avoir une isolation est très rapide.

2.1 Le principe de la méthode

La valeur du vecteur de paramètre θ est un point dans l'espace de dimension p . Après l'occurrence d'un défaut, si la valeur de θ^f est identifiée, le défaut peut être isolé en comparant θ^f avec θ^0 [39], [40].

Il est difficile d'identifier la valeur de θ^f dans l'espace entier du paramètre pour un système dynamique non linéaire. Comme pour les travaux présentés dans [79-80], nous considérerons seulement le cas où le défaut est causé par un changement d'un seul paramètre (défaut singulier). En pratique, cette situation est réaliste dans la plupart des installations industrielles. Elle nous permet de réduire l'espace de paramètres recherché à un sous-espace qui se compose de p

parallèles aux axes des coordonnées correspondantes. Dans ce sous-espace, ces parallèles se croisent au point correspondant à la valeur nominale θ^0 du vecteur de paramètres.

Pour un de ces paramètres, on subdivise son domaine de valeurs admissibles en un certain nombre d'intervalles. Si le défaut a lieu sur ce paramètre, la valeur de ce paramètre défectueux doit être dans un des intervalles qui ne contient pas la valeur nominale de ce paramètre. Après vérification, si un de ces intervalles contient la valeur du paramètre défectueux, alors on peut conclure que le défaut a lieu sur ce paramètre.

Sur les p paramètres à surveiller, si on conclut que $p - 1$ paramètres sont sans défaut, le défaut est isolé.

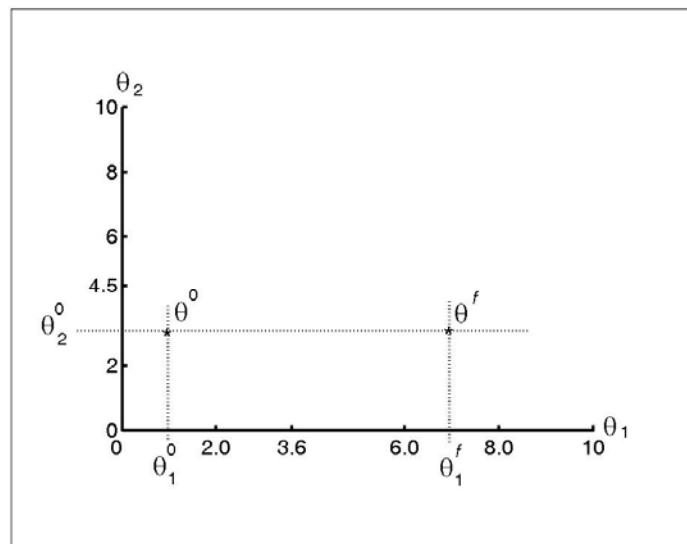


Figure 2.1

La figure 2.1 montre un exemple d'un défaut. Dans cet exemple, le vecteur de paramètres du système a deux composantes. La valeur nominale du vecteur de paramètres est $\theta^0 = [\theta_1^0, \theta_2^0] = [1, 3.1]$. En considérant que le défaut se trouve sur le paramètre θ_1 , l'intervalle $[6, 8]$ du paramètre θ_1 contient la valeur du paramètre défectueux θ_1^f .

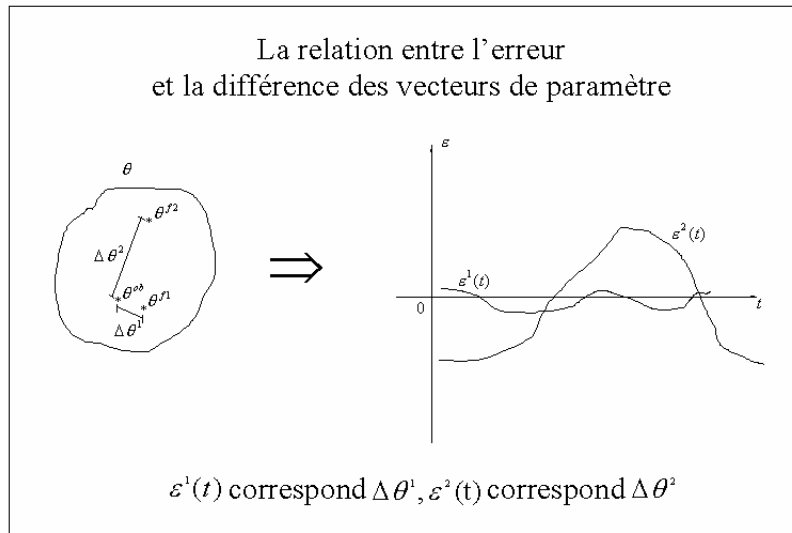


Figure 2.2

Généralement, l'amplitude de l'erreur d'observation d'un observateur dépend de la différence entre les vecteurs de paramètres du système et de l'observateur. Une grande différence des vecteurs de paramètre cause une grande amplitude de l'erreur d'observation. La figure 2.2 montre la relation entre l'erreur d'observation de l'observateur et la différence des vecteurs de paramètres du système et de l'observateur. En effet, sur la figure 2.2 $\|\Delta\theta^2\| > \|\Delta\theta^1\|$, ainsi $\|\varepsilon^2(t)\| > \|\varepsilon^1(t)\|$.

Pour le cas où la différence des vecteurs de paramètres implique seulement un paramètre singulier (voir la figure 2.3, $(\theta_1^{ob} - \theta_1^{f1})$ ou $(\theta_1^{ob} - \theta_1^{f2})$), on peut prouver (Théorème 2.1) que l'erreur d'observation est une fonction monotone de la différence des paramètres quand cette différence est inférieure à une certaine valeur (Cf. démonstration du théorème 2.1). Cette situation est montrée par la figure 2.3 où la différence est seulement sur θ_1 .

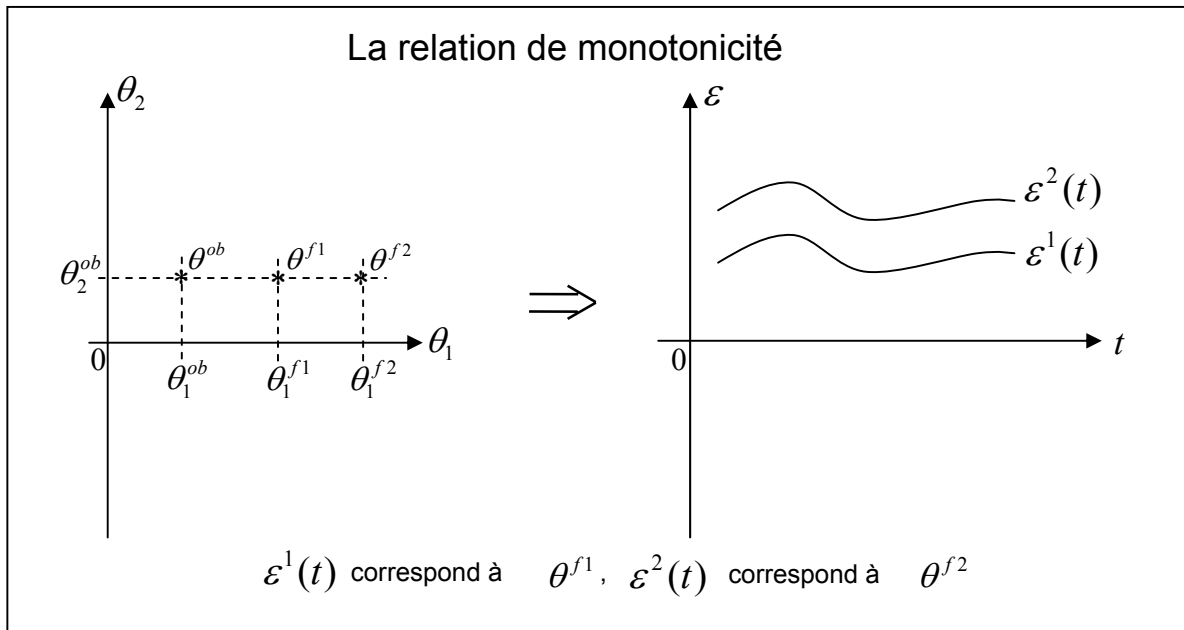


Figure 2.3

Focalisons nous sur le param tre θ_j (ici $j=1$), apr s l'occurrence du d faut, tous les observateurs li s   ce param tre sont initialis s   une valeur (θ_j^{ob}) dans chacun des intervalles. On  tablit deux seuils dynamiques $\varepsilon^b(t)$ et $\varepsilon^a(t)$, chacun d'eux est calcul  pour chacune des deux bornes (θ_j^b et θ_j^a) d'un des intervalles du param tre. Les courbes d' volution des deux seuils d finissent un domaine dans lequel peut  voluer l'erreur d'observation de l'observateur d'isolation. D'apr s la relation de monotonicit , si l'intervalle contient la valeur du param tre d fectueux, cette erreur sera   l'int rieur de ce domaine (voir la figure 2.4).

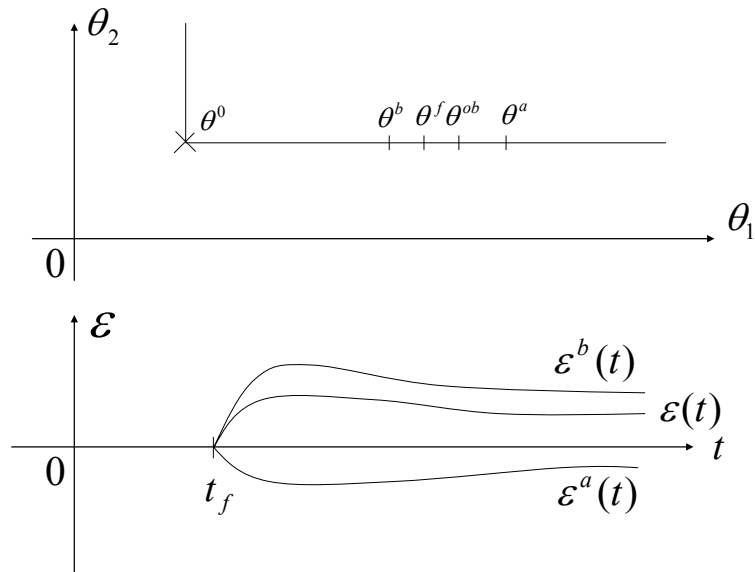


Figure 2.4

Pour chacun des autres intervalles du paramètre θ_j (ceux qui ne contiennent pas la valeur du paramètre défectueux), la valeur absolue de la différence $(\theta_j^{ob} - \theta_j^f)$ est plus grande que la valeur absolue de la différence $(\theta_j^{ob} - \theta_j^a)$ ou $(\theta_j^{ob} - \theta_j^b)$.

Comme les valeurs initiales (θ_j^{ob}) des observateurs sont à l'intérieur de chaque intervalle, nous considérons celles-ci comme point de repère. Deux situations sont envisageables :

- a) La première est que le paramètre défectueux se trouve à l'extérieur de l'intervalle considéré et du côté de la borne inférieure. La différence $(\theta_j^{ob} - \theta_j^f)$ est plus grande que celle entre $(\theta_j^{ob} - \theta_j^b)$.
- b) La seconde est que le paramètre défectueux se trouve à l'extérieur de l'intervalle considéré et cette fois ci du côté de la borne supérieure. La différence $(\theta_j^f - \theta_j^{ob})$ est plus grande que celle entre $(\theta_j^a - \theta_j^{ob})$.

Dans ces cas là, après l'occurrence du défaut, il existe un instant où la courbe de l'erreur d'observation de l'observateur d'isolation sera en dehors du secteur limité par les courbes des seuils (voir la figure 2.5).

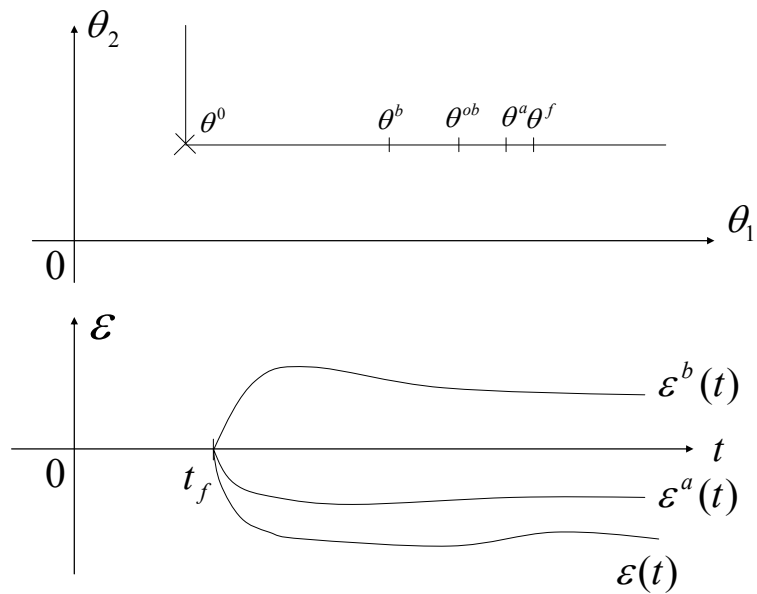


Figure 2.5

Si le défaut a lieu sur l'autre paramètre θ_s ($s \neq j$, ici $s=2$, voir la figure 2.6), pour chacun des intervalles de θ_j , la différence entre les vecteurs de paramètres du système et de l'observateur est grande, ainsi l'erreur d'observation de l'observateur d'isolation est grande. Si les intervalles sont petits, la distance entre les deux seuils $\epsilon^b(t)$ et $\epsilon^a(t)$ est petite. La courbe de l'erreur d'observation de l'observateur d'isolation $\epsilon(t)$ sortira du secteur limité par les deux courbes $\epsilon^b(t)$ et $\epsilon^a(t)$ au moins une fois après l'occurrence du défaut.

En résumé, si l'erreur d'observation de l'observateur d'isolation est en dehors, à un instant donné, du domaine limité par les deux courbes des seuils de l'intervalle, on peut conclure que l'intervalle ne contient pas la valeur du paramètre défectueux.

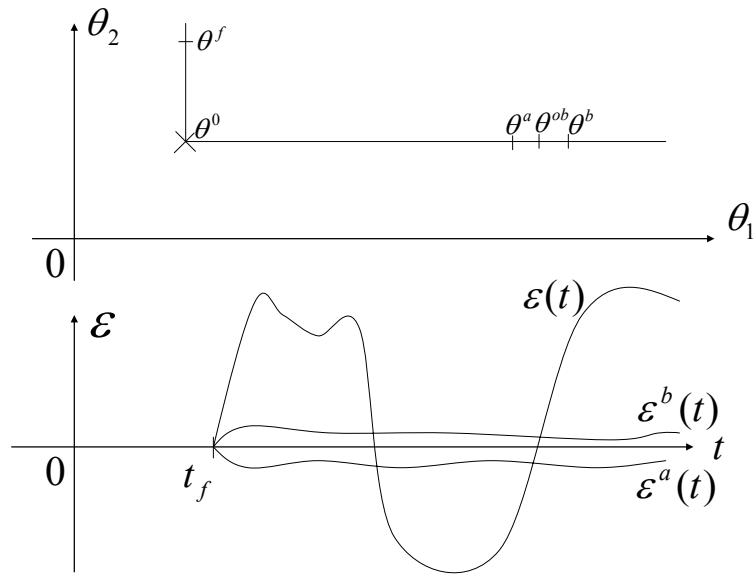


Figure 2.6

Les procédures d'isolation et d'identification du paramètre défectueux sont exécutées d'une manière synchrone pour tous les intervalles, ce qui permet une isolation très rapide.

2.2 Caractéristique de l'erreur d'observation de l'observateur

Dans cette section, deux théorèmes concernant l'erreur d'observation de l'observateur sont présentés. Ils sont à la base du développement de la méthode d'isolation et d'identification de défaut. L'observateur considéré est décrit par les équations suivantes :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = f(\hat{x}, \theta^{ob}, u) + kC(x - \hat{x}) \\ e = x - \hat{x} \\ \varepsilon = c_h e \end{cases} \quad (2.1)$$

Ou encore :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = f(\hat{x}, \theta^{ob}, u) + k(y - \hat{y}) \\ \hat{y} = C\hat{x} \\ \varepsilon = y_h - \hat{y}_h \end{cases} \quad (2.2)$$

où: x est l'état du système (1.1). $\hat{x}(t)$ est l'état de l'observateur. $e(t)$ est l'erreur d'observation de l'observateur. $\varepsilon(t)$ est un scalaire représentant l'erreur d'observation de sortie. θ^{ob} est le vecteur de paramètres de l'observateur qui est égal au vecteur de paramètres nominaux avant l'occurrence de défaut :

$$\theta^{ob} = \theta^0, t < t_f$$

On suppose qu'avant t_f , l'état $\hat{x}(t)$ de l'observateur (2.1) a convergé vers l'état du système x .

Ainsi :

$$e(t_f) = 0, \varepsilon(t_f) = 0 \quad (2.3)$$

A l'instant t_f , un paramètre du système (1.1) change en raison de l'occurrence de défaut. Tous les observateurs des intervalles des différents paramètres sont initialisés à des valeurs présélectionnées à l'intérieur de chacun des intervalles.

On définit par :

$$\Delta\theta = (\theta^f - \theta^{ob}) \Big|_{t \geq t_f} \quad (2.4)$$

la différence entre les vecteurs de paramètres du système avec défaut et de l'observateur.

Supposition 2.1

Le sous-espace de paramètres considéré du système dynamique non linéaire est distinguable.

•

Supposition 2.2

À un certain point x de l'espace d'état avec la même variable de commande u , la fonction $f(x, \theta, u)$ du système (1.1) (et de l'observateur (2.1)) satisfait que :

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

2) $c_h f(x, \theta, u)$ est aussi une fonction monotone de ce paramètre.

•

Afin d'introduire le théorème 2.1 ci-dessous, on définit une représentation d'état associée aux seuils x^a et x^b d'un intervalle du $j^{\text{ème}}$ paramètre, leurs observation \hat{x}^a et \hat{x}^b et leurs erreurs d'observation ε^a et ε^b :

$$\begin{cases} \dot{x}^a = f(x^a, \theta^a, u) \\ \dot{x}^b = f(x^b, \theta^b, u) \end{cases} \quad (2.5)$$

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}^a = f(\hat{x}^a, \theta^{ob}, u) + kC(x^a - \hat{x}^a) \\ \dot{\hat{x}}^b = f(\hat{x}^b, \theta^{ob}, u) + kC(x^b - \hat{x}^b) \end{cases} \quad (2.6)$$

$$\begin{cases} e^a = x^a - \hat{x}^a \\ e^b = x^b - \hat{x}^b \end{cases} \quad (2.7)$$

$$\begin{cases} \varepsilon^a = c_h e^a \\ \varepsilon^b = c_h e^b \end{cases} \quad (2.8)$$

où:

$$\theta^a = \theta^b = \theta^{ob} = \theta^0, \quad t < t_f$$

$$\begin{cases} \theta_j^{ob} = \theta_j^0 + \Delta^{ob} \\ \theta_l^{ob} = \theta_l^0, l \neq j \end{cases} \quad t \geq t_f$$

$$\begin{cases} \theta_j^a = \theta_j^{ob} + \Delta^a \\ \theta_l^a = \theta_l^{ob}, l \neq j \end{cases} \quad t \geq t_f$$

$$\begin{cases} \theta_j^b = \theta_j^{ob} - \Delta^b \\ \theta_l^b = \theta_l^{ob}, l \neq j \end{cases} \quad t \geq t_f$$

Δ^a et Δ^b sont deux constantes petites positives réelles, Δ^{ob} est une constante réelle quelconque.

La figure 2.7 montre un exemple sur une variation du paramètre θ_j (θ_j^0 , θ_j^{ob} , θ_j^a et θ_j^b)

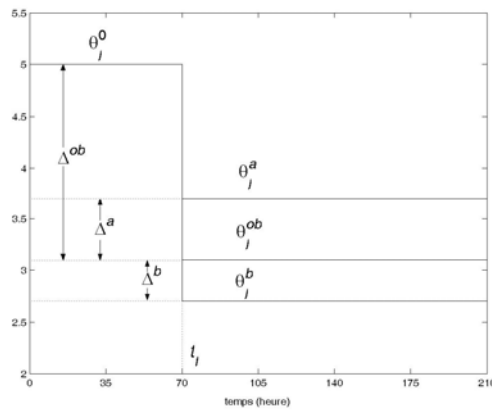


Figure 2.7

On suppose que les états x^a , x^b ont le même état initial que x . Donc ils ont le même comportement que l'état x avant t_f . C'est-à-dire :

$$x(t) = x^a(t) = x^b(t) \quad t \leq t_f \quad (2.9)$$

Nous allons considérer à présent un observateur associé au $j^{\text{ème}}$ paramètre et qu'un défaut apparaît sur le $s^{\text{ème}}$ paramètre du système.

Théorème 2.1

Supposons que $s = j$.

Cas 1

Si $\delta\theta_j = (\theta_j^f - \theta_j^{ob}) \in [-\Delta^b, \Delta^a]$ alors :

$$\varepsilon(t) \in [\min\{\varepsilon^a(t), \varepsilon^b(t)\}, \max\{\varepsilon^a(t), \varepsilon^b(t)\}], \quad \forall t > t_f$$

et $\varepsilon(t)$ est une fonction monotone de la différence $\delta\theta_j$ avec :

$$\lim_{\delta\theta_j \rightarrow 0} \varepsilon(t) = 0$$

Cas 2

Si $\delta\theta_j \notin [-\Delta^b, \Delta^a]$ alors, après l'occurrence du défaut, $\exists t_e \geq t_f$:

$$\varepsilon(t_e) \notin [\min\{\varepsilon^a(t_e), \varepsilon^b(t_e)\}, \max\{\varepsilon^a(t_e), \varepsilon^b(t_e)\}]$$

Démonstration :

Cas 1 (Figure 2.4)

Soit x^* l'état du système lorsque $\theta = \theta^{ob}$. Comme le défaut est sur le $j^{\text{ème}}$ paramètre, alors $\delta\theta_l|_{l \neq j} = 0$ et si $|\delta\theta_j| = |\theta_j^f - \theta_j^{ob}|$ est petit, on peut prouver que $|e(t)|$ est petit, $|x - x^*|$ et $|\hat{x} - x^*|$ sont également petits.

En faisant une linéarisation de l'erreur d'observation de l'observateur:

$$\begin{aligned} \dot{e}(t) &= \dot{x} - \dot{\hat{x}} \\ \dot{e}(t) &= f(x, \theta^f, u) - f(\hat{x}, \theta^{ob}, u) - kC(x - \hat{x}) \end{aligned} \quad (2.10)$$

au point (x^*, θ^{ob}) , et en négligeant les termes d'ordre élevé, on peut obtenir:

$$\dot{e} = \left(\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial x} \Big|_{\theta^{ob}, x^*} - kC \right) e + \frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial \theta} \Big|_{\theta^{ob}, x^*} \delta\theta \quad (2.11)$$

où:

$$f(x, \theta^f, u) = \frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial x} \Big|_{\theta^{ob}, x^*} (x - x^*) + \frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial \theta} \Big|_{\theta^{ob}, x^*} \delta\theta + f(x^*, \theta^{ob}, u)$$

$$f(\hat{x}, \theta^{ob}, u) = \frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial x} \Big|_{\theta^{ob}, x^*} (\hat{x} - x^*) + f(x^*, \theta^{ob}, u)$$

$\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial \theta} \Big|_{\theta^{ob}, x^*}$ est la dérivée de $f(x, \theta, u)$ par rapport au vecteur θ évaluée au point (x^*, θ^{ob}) .

$\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial \theta}$ est une fonction de x , θ et u . Quand le paramètre θ_j varie dans l'intervalle

$[-\Delta^b, \Delta^a]$, $x - x^*$ est petit, il est donc raisonnable d'approximer $\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial \theta}$ par $\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial \theta} \Big|_{x^*}$.

D'après la supposition 2.2, $f_i(x, \theta, u)$ est une fonction monotone de θ_j à un certain point de

l'état. Ainsi dans l'intervalle de paramètre le signe de $\frac{\partial f_i(x, \theta, u)}{\partial \theta_j} \Big|_{x^*}$ ne change pas, par

conséquent $\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial \theta}$ peut être approximée par $\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial \theta} \Big|_{\theta^{ob}, x^*}$.

Les matrices $\left(\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial x} \Big|_{\theta^{ob}, x^*} - kC \right)$ et $\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial \theta} \Big|_{\theta^{ob}, x^*}$ ne sont pas des fonctions de

$\delta\theta = \theta^f - \theta^{ob}$ mais elles sont des fonctions de θ^{ob} , x^* et u . Ce sont des matrices variables dans

le temps car x^* et u sont variables dans le temps. Elles sont réécrites comme suit:

$$A(t) = \left(\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial x} \Big|_{\theta^{ob}, x^*} - kC \right) \quad (2.12)$$

$$B(t) = \frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial \theta} \Big|_{\theta^{ob}, x^*} \quad (2.13)$$

Ainsi la dynamique de l'erreur d'observation de l'observateur est:

$$\dot{e} = A(t)e + B(t)\delta\theta \quad (2.14)$$

La solution de l'erreur d'observation est:

$$e(t) = \Phi(t, t_0)e(t_0) + \int_{t_0}^t \Phi(t, \tau)B(\tau)\delta\theta d\tau \quad (2.15)$$

où t_0 est la valeur initiale du temps. $\Phi(t, \tau)$ est la matrice de transition d'état qui est fonction de la matrice $A(t)$, donnée par :

$$\Phi(t, \tau) = I + \int_{\tau}^t A(\lambda_0) d\lambda_0 + \int_{\tau}^t A(\lambda_0) \int_{\tau}^{\lambda_0} A(\lambda_1) d\lambda_1 d\lambda_0 + \int_{\tau}^t A(\lambda_0) \int_{\tau}^{\lambda_0} A(\lambda_1) \int_{\tau}^{\lambda_1} A(\lambda_2) d\lambda_2 d\lambda_1 d\lambda_0 + \dots$$

Puisque quand $t = t_f$, $e(t_f) = 0$, alors :

$$\begin{aligned} e(t) &= \Phi(t, t_0)e(t_0) + \int_{t_0}^t \Phi(t, \tau)B(\tau)\delta\theta d\tau \\ &= \Phi(t, t_f)e(t_f) + \int_{t_f}^t \Phi(t, \tau)B(\tau)\delta\theta d\tau \\ &= \int_{t_f}^t \Phi(t, \tau)B(\tau)\delta\theta d\tau \end{aligned} \quad (2.16)$$

Lorsque $s = j$, alors $\delta\theta = V_j\delta\theta_j$, avec:

$$V_j = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \leftarrow j \quad (2.17)$$

Par conséquent on peut obtenir :

$$e(t) = \left(\int_{t_f}^t \Phi(t, \tau)B(\tau)V_j d\tau \right) \delta\theta_j \quad (2.18)$$

$$\varepsilon(t) = c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi(t, \tau)B(\tau)V_j d\tau \right) \delta\theta_j \quad (2.19)$$

$c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi(t, \tau)B(\tau)V_j d\tau \right)$ est fonction de $A(t)$ et $B(t)$ et donc seulement fonction de θ^{ob}, x^*, u mais pas de $\delta\theta_j$.

L'équation (2.19) indique que l'erreur $\varepsilon(t)$ est une fonction linéaire de la différence $\delta\theta_j$. Si $\delta\theta_j$ est assez petite, cette linéarisation sera assez précise. Au point $(x, \hat{x}, \theta^f, \delta\theta_j) = (x^*, x^*, \theta^{ob}, 0)$, la dérivée vaut $d\varepsilon(t)/d(\delta\theta_j)|_{\delta\theta_j \rightarrow 0} = c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi(t, \tau)B(\tau)V_j d\tau \right)$. Comme $f(x, \theta, u)$ et ses premières dérivées partielles par rapport à x et θ sont continues en x et θ , la fonction

$\varepsilon(t) = \varepsilon(x, \hat{x}, \theta^f, \delta\theta_j)$ et ses premières dérivées partielles par rapport à x , \hat{x} , θ^f , $\delta\theta_j$ le sont également en x , \hat{x} , θ^f et $\delta\theta_j$. Ce qui implique que $d\varepsilon(t)/d(\delta\theta_j)$ l'est aussi.

En raison de la continuité de $d\varepsilon(t)/d(\delta\theta_j)$, il y a un domaine compact $D \subseteq R^{2n+p+1}$ qui contient le point $(x^*, \hat{x}^*, \theta^{ob}, 0)$. Pour n'importe quel point $(x, \hat{x}, \theta^f, \delta\theta_j) \in D$, le signe de $d\varepsilon(t)/d(\delta\theta_j)$ est identique au signe de $c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi(t, \tau) B(\tau) V_j d\tau \right)$.

Puisque \hat{x} est une fonction continue de $\delta\theta_j$, quand $\delta\theta_j \rightarrow 0$, en d'autres termes quand $\theta_j^f \rightarrow \theta_j^{ob}$, nous avons $(x, \hat{x}, \theta^f, \delta\theta_j) \rightarrow (x^*, \hat{x}^*, \theta^{ob}, 0)$. Ainsi dans l'espace de θ_j^f il y a un domaine compact $Q \subseteq R$ qui contient le point $\theta_j^f = \theta_j^{ob}$, quand $\theta_j^f \in Q$, le point $(x, \hat{x}, \theta^f, \delta\theta_j) \in D$.

Afin de faciliter la compréhension nous avons représenté sur la figure 2.8 deux graphes $\varepsilon(t) = \xi(\delta\theta_j)$ et $d\varepsilon(t)/d(\delta\theta_j) = g(\delta\theta_j)$. Dans le domaine Q , $\varepsilon(t)$ est une fonction monotone de la différence de paramètre singulier $\delta\theta_j$ parce que le signe de $d\varepsilon(t)/d(\delta\theta_j)$ est indépendant de $\delta\theta_j$. Nous notons aussi que la taille du domaine Q dépend de la valeur de la dérivée.

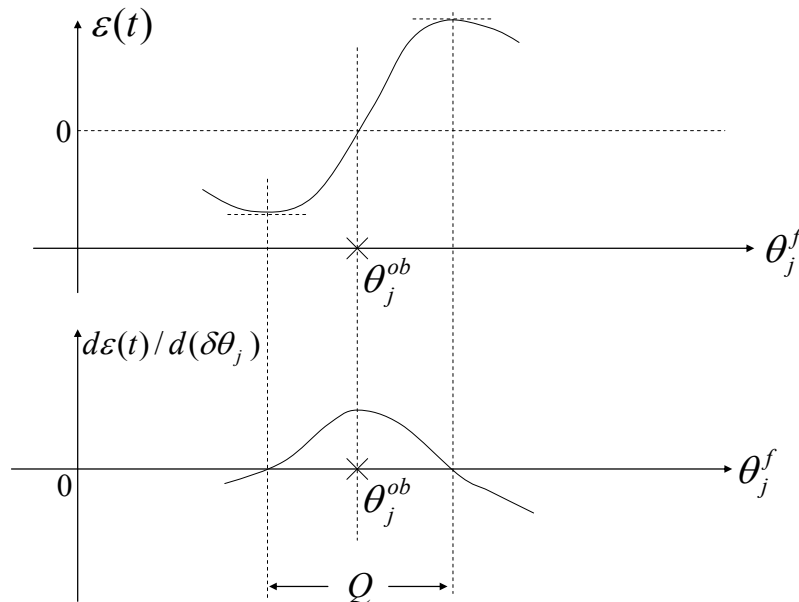


Figure 2.8

Pour différentes entrées du système (1.1), Q n'est pas le même. Pour toutes les entrées considérées u_i , nous notons l'intersection de tous les domaines possibles Q_i correspondants aux différentes entrées comme Q_{\min} . Si l'intervalle $[-\Delta^b, \Delta^a]$ est plus petit qu'une certaine taille, nous pouvons assurer que $[\theta_j^{ob} - \Delta^b, \theta_j^{ob} + \Delta^a] = [\theta_j^b, \theta_j^a] \subseteq Q_{\min}$. Dans ce cas, pour n'importe quelle valeur de $\delta\theta_j \in [-\Delta^b, \Delta^a]$, nous avons:

a) $\varepsilon(t)$ est une fonction monotone de $\delta\theta_j$

b) $\lim_{\delta\theta_j \rightarrow 0} \varepsilon(t) = 0, \forall t \geq t_f$.

Quand $\delta\theta_j = \Delta^a$, nous avons : $x = x^a$, $\hat{x} = \hat{x}^a$, et l'erreur d'observation est $\varepsilon(t) = \varepsilon^a(t)$. Quand $\delta\theta_j = -\Delta^b$, nous avons : $x = x^b$, $\hat{x} = \hat{x}^b$, et l'erreur d'observation est $\varepsilon(t) = \varepsilon^b(t)$. Alors, si $\delta\theta_j \in [-\Delta^b, \Delta^a]$ l'erreur d'observation sera dans l'intervalle:

$$\varepsilon(t) \in [\min\{\varepsilon^a(t), \varepsilon^b(t)\}, \max\{\varepsilon^a(t), \varepsilon^b(t)\}] \text{ tout le temps.}$$

Alors, Cas 1 du théorème 2.1 est prouvé.

Cas 2 (Figure 2.5)

À t_f , on peut écrire:

$$\dot{\varepsilon}(t_f) = c_h \dot{\varepsilon}(t_f) = c_h f(x(t_f), \theta^f, u) - c_h f(\hat{x}(t_f), \theta^{ob}, u) - c_h k C e(t_f) \quad (2.20)$$

$$\dot{\varepsilon}^a(t_f) = c_h \dot{\varepsilon}^a(t_f) = c_h f(x^a(t_f), \theta^a, u) - c_h f(\hat{x}^a(t_f), \theta^{ob}, u) - c_h k C e^a(t_f) \quad (2.21)$$

$$\dot{\varepsilon}^b(t_f) = c_h \dot{\varepsilon}^b(t_f) = c_h f(x^b(t_f), \theta^b, u) - c_h f(\hat{x}^b(t_f), \theta^{ob}, u) - c_h k C e^b(t_f) \quad (2.22)$$

Selon (2.3), (2.9), nous avons:

$$\hat{x}(t_f) = x(t_f) = \hat{x}^a(t_f) = x^a(t_f) = \hat{x}^b(t_f) = x^b(t_f) \text{ et } e^a(t_f) = e^b(t_f) = e(t_f) = 0$$

alors,

$$\dot{\varepsilon}(t_f) = c_h f(x(t_f), \theta^f, u) - c_h f(x(t_f), \theta^{ob}, u)$$

$$\dot{\varepsilon}^a(t_f) = c_h f(x(t_f), \theta^a, u) - c_h f(x(t_f), \theta^{ob}, u)$$

$$\dot{\varepsilon}^b(t_f) = c_h f(x(t_f), \theta^b, u) - c_h f(x(t_f), \theta^{ob}, u)$$

Pour $\delta\theta_j = \theta_j^f - \theta_j^{ob} > \Delta^a = \theta_j^a - \theta_j^{ob}$, c'est-à-dire: $\theta_j^f > \theta_j^a > \theta_j^{ob}$, on considère deux situations :

- La fonction $c_h f(x, \theta, u)$ est une fonction monotone croissante en fonction de θ_j . On a :

$$\dot{\varepsilon}^a(t_f) = c_h f(x(t_f), \theta^a, u) - c_h f(x(t_f), \theta^{ob}, u) > 0$$

$$\begin{aligned} \dot{\varepsilon}(t_f) &= c_h f(x(t_f), \theta^f, u) - c_h f(x(t_f), \theta^{ob}, u) \\ &= c_h f(x(t_f), \theta^a + (\theta^f - \theta^a), u) - c_h f(x(t_f), \theta^{ob}, u) \end{aligned}$$

parce que $\theta_j^f - \theta_j^a > 0$, $\theta_i^f - \theta_i^a = 0$, $1 \neq j$, ainsi :

$$c_h f(x(t_f), \theta^a + (\theta^f - \theta^a), u) > c_h f(x(t_f), \theta^a, u)$$

$$\begin{aligned} \dot{\varepsilon}(t_f) &= c_h f(x(t_f), \theta^a + (\theta^f - \theta^a), u) - c_h f(x(t_f), \theta^{ob}, u) \\ &> c_h f(x(t_f), \theta^a, u) - c_h f(x(t_f), \theta^{ob}, u) = \dot{\varepsilon}^a(t_f) > 0 \end{aligned}$$

- La fonction $c_h f(x, \theta, u)$ est une fonction monotone décroissante en fonction de θ_j . En même façon on a :

$$\dot{\varepsilon}^a(t_f) = c_h f(x(t_f), \theta^a, u) - c_h f(x(t_f), \theta^{ob}, u) < 0$$

$$c_h f(x(t_f), \theta^a + (\theta^f - \theta^a), u) < c_h f(x(t_f), \theta^a, u), \text{ (Car } \theta_j^f - \theta_j^a > 0 \text{)}$$

$$\begin{aligned} \dot{\varepsilon}(t_f) &= c_h f(x(t_f), \theta^a + (\theta^f - \theta^a), u) - c_h f(x(t_f), \theta^{ob}, u) \\ &< c_h f(x(t_f), \theta^a, u) - c_h f(x(t_f), \theta^{ob}, u) = \dot{\varepsilon}^a(t_f) < 0 \end{aligned}$$

Pour les deux situations, on a :

$$|\dot{\varepsilon}(t_f)| > |\dot{\varepsilon}^a(t_f)| \text{ et } \text{sgn}(\dot{\varepsilon}(t_f)) = \text{sgn}(\dot{\varepsilon}^a(t_f))$$

Pour $\delta\theta_j = \theta_j^f - \theta_j^{ob} < -\Delta^b = \theta_j^b - \theta_j^{ob}$, c'est-à-dire: $\theta_j^f < \theta_j^b < \theta_j^{ob}$, de même façon on peut obtenir :

$$|\dot{\varepsilon}(t_f)| > |\dot{\varepsilon}^b(t_f)| \text{ et } \text{sgn}(\dot{\varepsilon}(t_f)) = \text{sgn}(\dot{\varepsilon}^b(t_f))$$

Au voisinage de t_f , les variations de $\dot{\varepsilon}(t)$, $\dot{\varepsilon}^a(t)$ et $\dot{\varepsilon}^b(t)$ sont petites, alors:

$$\varepsilon^a(t_f + \Delta t) = \varepsilon^a(t_f) + \dot{\varepsilon}^a(t_f)\Delta t = \dot{\varepsilon}^a(t_f)\Delta t$$

$$\varepsilon^b(t_f + \Delta t) = \varepsilon^b(t_f) + \dot{\varepsilon}^b(t_f)\Delta t = \dot{\varepsilon}^b(t_f)\Delta t$$

$$\varepsilon(t_f + \Delta t) = \varepsilon(t_f) + \dot{\varepsilon}(t_f)\Delta t = \dot{\varepsilon}(t_f)\Delta t$$

donc,

$$|\varepsilon(t_f + \Delta t)| > |\varepsilon^a(t_f + \Delta t)| \text{ et } \text{sgn}(\varepsilon(t_f + \Delta t)) = \text{sgn}(\varepsilon^a(t_f + \Delta t))$$

ou,

$$|\varepsilon(t_f + \Delta t)| > |\varepsilon^b(t_f + \Delta t)| \text{ et } \text{sgn}(\varepsilon(t_f + \Delta t)) = \text{sgn}(\varepsilon^b(t_f + \Delta t))$$

Cas 2 du théorème 2.1 est prouvé. □

Remarque 2.1

Selon la définition 1.1 (chapitre 1), après l'occurrence d'un défaut sur le $s^{\text{ème}}$ paramètre, si le vecteur de paramètres de l'observateur ne change pas (égal à θ^0), au point $x = \hat{x}$, la différence $f(x, \theta^f, u) - f(\hat{x}, \theta^0, u)$ est grande. Supposons, que l'observateur associé au $j^{\text{ème}}$ paramètre (avec $j \neq s$) soit actif, alors la différence $f(x, \theta^f, u) - f(\hat{x}, \theta^{ob}, u)$ devient plus grande ou plus petite. Cette différence ne sera pas égale à zéro car le vecteur des paramètres du système sera différent de celui de l'observateur, et le sous-espace de paramètres considéré est distinguable.

Dans ce qui suit, pour n'importe quelle valeur du changement du paramètre de l'observateur, on supposera que cette différence est grande. •

Théorème 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, l'amplitude de l'erreur d'observation de l'observateur d'isolation est grande. •

D'après la remarque 2.1, le théorème 2.2 est évident pour un observateur (Figure 2.6).

2.3 Le filtre de paramètre

Soit p paramètres: $\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_j, \dots, \theta_{p-1}$ du vecteur θ du système qui peuvent être assujettis à un défaut. On divise 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 $\theta_j^{(i)}$.

2.3.1 Construction du filtre de paramètre

Après vérification de tous les intervalles pour savoir s'ils contiennent la valeur du paramètre défectueux, le défaut est isolé. Dans ce but, un filtre de paramètre est construit pour un intervalle donné. Chaque intervalle de paramètre a un filtre de paramètre qui est différent des autres. Pour faciliter l'explication, seul le filtre de paramètre du $i^{\text{ème}}$ intervalle du $j^{\text{ème}}$ paramètre est considéré. Ce filtre de paramètre est composé :

- d'un observateur d'isolation ($\hat{x}^{(ij)}$)
- deux modèles de seuil qui produisent deux états des seuils, ($x^{a(ij)}$, $x^{b(ij)}$)
- deux observateurs d'états des seuils qui produisent deux seuils dynamiques ($\hat{x}^{a(ij)}$, $\hat{x}^{b(ij)}$)

L'observateur d'isolation est donné par:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}^{(ij)} = f(\hat{x}^{(ij)}, \theta^{ob(ij)}, u) + kC(x - \hat{x}^{(ij)}) \\ e^{(ij)} = x - \hat{x}^{(ij)} \\ \varepsilon^{(ij)} = c_h e^{(ij)} \end{cases}$$

où:

$$\theta_j^{ob(ij)} = \begin{cases} \theta_j^0, & t < t_f \\ \theta_j^0 + \Delta^{ob(ij)} \in (\theta_j^{(i-1)}, \theta_j^{(i)}), & t \geq t_f \end{cases}$$

$$\theta_l^{ob(ij)} = \theta_l^0, \forall t, l \neq j$$

$\Delta^{ob(ij)}$ est un nombre réel. $\varepsilon^{(ij)}$ est un scalaire.

Les deux modèles des seuils sont:

$$\dot{x}^{a(ij)} = f(x^{a(ij)}, \theta^{a(ij)}, u) + kC\eta(t - t_f)(x - x^{a(ij)})$$

$$\dot{x}^{b(ij)} = f(x^{b(ij)}, \theta^{b(ij)}, u) + kC\eta(t - t_f)(x - x^{b(ij)})$$

où:

$$\theta_j^{a(ij)} = \begin{cases} \theta_j^0, & t < t_f \\ \theta_j^{(i)} = \theta_j^{ob(ij)} + \Delta\theta_j^{a(ij)}, & t \geq t_f \end{cases}$$

$$\theta_l^{a(ij)} = \theta_l^0, l \neq j, \forall t$$

$$\theta_j^{b(ij)} = \begin{cases} \theta_j^0, & t < t_f \\ \theta_j^{(i-1)} = \theta_j^{ob(ij)} - \Delta\theta_j^{b(ij)}, & t \geq t_f \end{cases}$$

$$\theta_l^{b(ij)} = \theta_l^0, l \neq j, \forall t$$

$$\eta(t-t_f) = \begin{cases} 1, & t < t_f \\ 0, & t \geq t_f \end{cases}$$

$x^{a(ij)}(t)$ et $x^{b(ij)}(t)$ s'appellent les deux états des seuils. $\Delta\theta_j^{a(ij)}, \Delta\theta_j^{b(ij)}$ sont deux constantes petites positives correspondant aux bornes de l'intervalle.

Les deux observateurs des deux états des seuils sont donnés par:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}^{a(ij)} = f(\hat{x}^{a(ij)}, \theta^{ob(ij)}, u) + kC(x^{a(ij)} - \hat{x}^{a(ij)}) \\ e^{a(ij)} = x^{a(ij)} - \hat{x}^{a(ij)} \\ \varepsilon^{a(ij)} = c_h e^{a(ij)} \end{cases}$$

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}^{b(ij)} = f(\hat{x}^{b(ij)}, \theta^{ob(ij)}, u) + kC(x^{b(ij)} - \hat{x}^{b(ij)}) \\ e^{b(ij)} = x^{b(ij)} - \hat{x}^{b(ij)} \\ \varepsilon^{b(ij)} = c_h e^{b(ij)} \end{cases}$$

Les erreurs $\varepsilon^{a(ij)}$ et $\varepsilon^{b(ij)}$ sont deux scalaires.

2.3.2 Principe du filtre de paramètre

Avant l'occurrence du défaut, les vecteurs des paramètres de l'observateur d'isolation, des modèles des seuils et des observateurs d'états des seuils sont les mêmes, ils sont égaux au vecteur nominal θ^0 . On suppose que les états $\hat{x}^{(ij)}$, $\hat{x}^{a(ij)}$ et $\hat{x}^{b(ij)}$ ont convergé respectivement vers les états x , $x^{a(ij)}$ et $x^{b(ij)}$ avant t_f . Donc :

$$e^{(ij)}(t_f) = 0$$

$$e^{a(ij)}(t_f) = 0$$

$$e^{b(ij)}(t_f) = 0$$

Puisque $\eta(t-t_f)\Big|_{t < t_f} = 1$, les deux modèles de seuils jouent les mêmes rôles que les deux observateurs d'état du système avant l'occurrence du défaut. Ainsi :

$$x(t_f) - x^{a(ij)}(t_f) = 0$$

$$x(t_f) - x^{b(ij)}(t_f) = 0$$

donc :

$$x(t_f) = \hat{x}^{(ij)}(t_f) = x^{a(ij)}(t_f) = x^{b(ij)}(t_f) = \hat{x}^{a(ij)}(t_f) = \hat{x}^{b(ij)}(t_f) \quad (2.23)$$

Après l'occurrence d'un défaut $\eta(t - t_f) \Big|_{t \geq t_f} = 0$, donc les deux modèles de seuils ne jouent plus le rôle d'observateurs pour estimer l'état x du système. On peut dire que ces deux erreurs d'observation $\varepsilon^{a(ij)}$ et $\varepsilon^{b(ij)}$ jouent le rôle de deux fonctions de seuils parce que :

- Les modèles des seuils ont les mêmes états initiaux que le système, et les observateurs d'états des seuils ont les mêmes états initiaux que l'observateur d'isolation, au temps t_f :

$$x(t_f) = x^{a(ij)}(t_f) = x^{b(ij)}(t_f) \quad (2.24)$$

$$\hat{x}(t_f) = \hat{x}^{a(ij)}(t_f) = \hat{x}^{b(ij)}(t_f) \quad (2.25)$$

- Après t_f , les paramètres des deux modèles de ces seuils correspondent à ceux des deux bornes (les deux bornes du $i^{\text{ème}}$ intervalle du $j^{\text{ème}}$ paramètre), c'est à dire :

$$\theta_j^{a(ij)} \Big|_{t \geq t_f} = \theta_j^{(i)} \quad (2.26)$$

$$\theta_j^{b(ij)} \Big|_{t \geq t_f} = \theta_j^{(i-1)} \quad (2.27)$$

- Les deux observateurs d'états des seuils ont le même paramètre $\theta_j^{ob(ij)}$ à tout instant, qui est également le paramètre de l'observateur d'isolation.

Dans ce qui suit, nous appellerons, les deux erreurs d'observation $\varepsilon^{a(ij)}$ et $\varepsilon^{b(ij)}$ « les seuils dynamiques ».

Après t_f , un paramètre du système change. On suppose que le défaut a lieu sur le $s^{\text{ème}}$ paramètre. Les paramètres du système sont:

$$\theta_s = \begin{cases} \theta_s^0, & t < t_f \\ \theta_s^f = \theta_s^0 + \Delta_s^f, & t \geq t_f \end{cases}$$

$$\theta_l = \theta_l^0, \forall l, l \neq s$$

Δ_s^f est une constante réelle.

On rappelle que $\theta \Big|_{t \geq t_f} = \theta^f$ et on définit $\delta\theta^{(ij)} = (\theta^f - \theta^{ob(ij)}) \Big|_{t \geq t_f}$. Après l'occurrence d'un défaut, deux situations sont à envisager :

Cas 1 : $s = j$

Le défaut est sur le $s^{\text{ème}}$ paramètre et l'observateur d'isolation considéré est celui qui correspond à ce $s^{\text{ème}}$ paramètre (avec $s = j$). Soit $\Delta\theta_j^{a(ij)} = \Delta^a$ et $\Delta\theta_j^{b(ij)} = \Delta^b$. D'après le théorème 2.1, quand la supposition 2.2 est satisfaite :

- Soit $\theta_j^f \in [\theta_j^{b(ij)}, \theta_j^{a(ij)}] = [\theta_j^{ob(ij)} - \Delta\theta_j^{b(ij)}, \theta_j^{ob(ij)} + \Delta\theta_j^{a(ij)}]$ ou en d'autres termes $\delta\theta_j \in [-\Delta\theta_j^{b(ij)}, \Delta\theta_j^{a(ij)}]$, alors la courbe d'erreur d'observation de l'observateur d'isolation sera dans le secteur limité par les deux courbes de seuils qui correspondent aux deux bornes $\theta_j^{b(ij)}$ et $\theta_j^{a(ij)}$ après t_f .
- Soit $\theta_j^f \notin [\theta_j^{b(ij)}, \theta_j^{a(ij)}] = [\theta_j^{ob(ij)} - \Delta\theta_j^{b(ij)}, \theta_j^{ob(ij)} + \Delta\theta_j^{a(ij)}]$ ou $\delta\theta_j \notin [-\Delta\theta_j^{b(ij)}, \Delta\theta_j^{a(ij)}]$, alors après t_f , $\exists t_e \geq t_f$, la courbe d'erreur d'observation de l'observateur d'isolation sera hors du secteur limité par les deux courbes de seuils.

Cas 2 : $s \neq j$

Le défaut est sur le $s^{\text{ème}}$ paramètre et l'observateur d'isolation considéré est celui qui correspond au $j^{\text{ème}}$ paramètre (avec $s \neq j$). Le théorème 2.2 montre que l'erreur d'observation de l'observateur d'isolation sera grande après t_f . Comme l'intervalle est petit, le domaine limité par les deux seuils est aussi petit. Alors, l'erreur d'observation $\varepsilon^{(ij)}(t)$ de l'observateur d'isolation, sera en dehors ou sortira du secteur limité par les deux courbes des seuils quelques instants après t_f .

Si l'erreur $\varepsilon^{(ij)}(t)$ est en dehors du secteur limité par les deux seuils après t_f , le signal de 'non contenance' de défaut pour cet intervalle est envoyé pour indiquer qu'il ne contient pas la valeur du paramètre défectueux. Alors le filtre de paramètre peut être utilisé pour localiser l'intervalle contenant la valeur du paramètre défectueux.

2.4 Mécanisme d'isolation du défaut

2.4.1 Filtre de défaut

L'ensemble de tous les filtres d'un même paramètre (un filtre pour un intervalle) s'appelle le filtre de défaut de ce paramètre. Nous allons maintenant étudier le principe du filtre de défaut. Pour faciliter l'explication, seul le filtre de défaut du $j^{\text{ème}}$ paramètre sera étudié. Deux cas sont possibles :

Cas 1 : Le défaut n'est pas sur le $j^{\text{ème}}$ paramètre.

Après l'occurrence du défaut, tous les intervalles du $j^{\text{ème}}$ paramètre ne contiennent pas la valeur du paramètre défectueux et donc tous les filtres de paramètres envoient un signal de 'non contenance' à un instant donné après t_f . Quand tous les filtres du $j^{\text{ème}}$ paramètre ont envoyé les signaux de 'non contenance', le filtre du défaut envoie un signal d' 'exclusion' pour indiquer que le défaut n'est pas sur le $j^{\text{ème}}$ paramètre.

Cas 2 : Le défaut est sur le $j^{\text{ème}}$ paramètre.

Après l'occurrence du défaut, la valeur du paramètre défectueux sera dans un des intervalles du $j^{\text{ème}}$ paramètre. Le filtre de paramètre associé à cet intervalle ne peut pas envoyer le signal de 'non contenance', donc le filtre du défaut du $j^{\text{ème}}$ paramètre ne peut pas envoyer un signal d' 'exclusion'.

2.4.2 Isolation de défaut

Après la détection d'un défaut, si les $p - 1$ filtres de défaut ont envoyé des signaux d' 'exclusion', le défaut est isolé. Le filtre de défaut qui n'a pas envoyé le signal d' 'exclusion' correspond au paramètre défectueux. Le filtre de paramètre qui n'envoie pas le signal de 'non contenance', permet de déterminer l'intervalle où se trouve le défaut.

2.5 Caractéristiques de la méthode

2.5.1 Vitesse d'isolation de la méthode

Après l'occurrence du défaut, pour tous les filtres de paramètres (excepté celui contenant le défaut), la valeur absolue de l'erreur d'observation croîtra immédiatement avec la vitesse initiale

$$\text{suivante : } |\dot{\varepsilon}(t_f)| = |c_h \dot{\varepsilon}(t_f)| = |c_h (f(x(t_f), \theta^f, u) - f(x(t_f), \theta^{ob}, u))|.$$

D'après la remarque 2.1, pour le filtre qui ne correspond pas au paramètre défectueux, cette vitesse initiale est grande. D'autre part, les seuils $\varepsilon^{a(ij)}(t)$ et $\varepsilon^{b(ij)}(t)$ sont des fonctions monotones des différences de paramètres $\Delta\theta_j^{a(ij)}$ et $-\Delta\theta_j^{b(ij)}$, de plus $\lim_{\Delta\theta_j^{a(ij)} \rightarrow 0} \varepsilon^{a(ij)}(t) = 0$ et

$\lim_{\Delta\theta_j^{b(ij)} \rightarrow 0} \varepsilon^{b(ij)}(t) = 0$. Ainsi, du point de vue théorique, si les constantes $\Delta\theta_j^{a(ij)}$ et $\Delta\theta_j^{b(ij)}$ sont assez petites, $|\varepsilon^{a(ij)}(t)|$, $|\varepsilon^{b(ij)}(t)|$ et la distance $[\min\{\varepsilon^{a(ij)}(t), \varepsilon^{b(ij)}(t)\}, \max\{\varepsilon^{a(ij)}(t), \varepsilon^{b(ij)}(t)\}]$ le sont aussi. L'erreur $\varepsilon^{(ij)}(t)$ sortira rapidement du secteur limité par les seuils $\varepsilon^{a(ij)}(t)$ et $\varepsilon^{b(ij)}(t)$ après l'occurrence du défaut, donc l'isolation de défaut est rapide.

2.5.2 Identification du paramètre défectueux

La méthode d'isolation présentée isole le défaut et fournit également l'estimation de la valeur du paramètre défectueux. Cette valeur $\hat{\theta}_j^f$ correspond à $\theta_j^{ob(ij)}$ de l'observateur d'isolation du filtre de paramètre dont l'intervalle contient la valeur du paramètre défectueux. La méthode fournit également les bornes du paramètre estimé $\theta_j^{a(ij)}$ et $\theta_j^{b(ij)}$. Le fait que, cette méthode utilise ces bornes comme conditions initiales, permet d'estimer le paramètre défectueux d'une manière très rapide par rapport aux méthodes classiques.

2.5.3 Condition d'isolation

On sait qu'un défaut sur le paramètre θ_s , peut être isolé si et seulement si pour n'importe quel paramètre θ_j ($j \neq s$) et dans n'importe quel intervalle (par exemple le $i^{\text{ème}}$ intervalle), la courbe d'erreur $\varepsilon^{(ij)}(t)$ sort du secteur limité par les seuils. Par conséquent, les faibles amplitudes des seuils $\varepsilon^{a(ij)}(t)$, $\varepsilon^{b(ij)}(t)$, et la grande amplitude de l'erreur $\varepsilon^{(ij)}(t)$ rendent l'isolation aisée.

Si la situation de la remarque 2.1 n'est pas satisfaite, l'amplitude de $\varepsilon^{(ij)}(t)$ sera faible. Dans ce cas, il va falloir attribuer des petites valeurs à $\Delta\theta_j^{a(ij)}$ et $\Delta\theta_j^{b(ij)}$. Le paramètre sera divisé en plusieurs petits intervalles ce qui augmentera le nombre de filtres de paramètre et donc la procédure d'isolation nécessitera beaucoup plus de temps de calcul en ligne. Pour pallier ce problème, nous proposons une version améliorée de la méthode dans le prochain chapitre en utilisant des seuils adaptatifs.

2.5.4 Partition du domaine du paramètre

Selon ce qui a été mentionné plus haut, afin d'obtenir de bons résultats d'isolation et d'identification de défaut, la subdivision du paramètre en un certain nombre d'intervalles doit être bien faite. Autrement dit, la taille des intervalles doit être petite. D'autre part, plus le nombre d'intervalles est important plus le temps de calcul l'est aussi. Ainsi, un compromis doit être fait entre le nombre d'intervalles et la qualité de l'isolation et de l'identification du défaut. Cette subdivision dépend du modèle dynamique du système, un bon choix peut être fait à l'aide des simulations de ce modèle.

2.6 Simulation

Afin d'illustrer les algorithmes développés, nous considérons un modèle non linéaire d'un procédé de fermentation alcoolique [52]

2.6.1 Modèle du procédé

Le modèle obtenu à partir du bilan matières d'un procédé de fermentation alcoolique est donné par :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dC(t)}{dt} = \mu(t)C(t) - u(t)C(t) \\ \frac{dS(t)}{dt} = -\frac{1}{Y_{c/s}} \mu(t)C(t) + u(t)S_a - u(t)S(t) \\ \frac{dP(t)}{dt} = \frac{Y_{p/s}}{Y_{c/s}} \mu(t)C(t) - u(t)P(t) \end{array} \right. \quad (2.28)$$

Où : $C(t)$, $S(t)$ et $P(t)$ représentent respectivement les concentrations en biomasse, en substrat et en produit dans le bioréacteur. Le taux de dilution $u(t)$ est utilisé comme la variable de commande. S_a représente la concentration en substrat dans l'alimentation. On suppose que les coefficients des rendements $Y_{c/s}$ et $Y_{p/s}$ sont connus et constants. L'état mesurable est la concentration en substrat $S(t)$. Pour l'illustration, le variable $P(t)$ ne sera pas considéré dans le modèle.

Le terme $\mu(t)$ représente le taux de croissance de la concentration en biomasse. En général, il est une fonction non linéaire des concentrations $C(t)$, $S(t)$ et $P(t)$, et du vecteur θ des paramètres, c.-à-d. $\mu = \mu(\theta, S, C, P)$, où $\mu(\cdot)$ est décrit par la "loi de Monod" [55]:

$$\mu(t) = \mu(\theta, S(t)) = \mu_m \frac{S(t)}{K_s + S(t)}$$

μ_m est le taux de croissance maximum et K_s est la constante de saturation.

La variable de commande $u(t)$ est choisie comme une fonction variable sous forme de créneaux. Le défaut est supposé apparaître au temps $t_f = 70h$. La concentration $S(t)$ en substrat sera considérée comme la variable de sortie du système.

Un défaut est simulé par un changement de paramètre singulier du vecteur $\theta = [\mu_m, K_s]$ des paramètres du système. $\theta^0 = [\mu_m^0, K_s^0]$ est le vecteur nominal.

Pour l'étude en simulation, le vecteur des paramètres nominaux est choisi comme : $\theta^0 = [0,38 \quad 5,0]$. Les autres constantes dans le modèle (2.28) sont choisies comme :

$$S_a = 100g/l, Y_{c/s} = 0,07 \text{ et } Y_{p/s} = 0,44 .$$

2.6.2 Filtre de paramètre

Soit le paramètre μ_m le premier paramètre et K_s le deuxième paramètre. Le vecteur de gain d'observateur k est noté par $k = [\alpha(t) \quad \beta(t)]^T$. Le filtre pour le $i^{\text{ème}}$ intervalle du $j^{\text{ème}}$ paramètre μ_m est donné par:

- L'observateur d'isolation est :

$$\begin{cases} \frac{d\hat{C}^{(ij)}(t)}{dt} = \mu^{ob(ij)}(t)\hat{C}^{(ij)}(t) - u(t)\hat{C}^{(ij)}(t) + \alpha(t)(S(t) - \hat{S}^{(ij)}(t)) \\ \frac{d\hat{S}^{(ij)}(t)}{dt} = -\frac{1}{Y_{c/s}}\mu^{ob(ij)}(t)\hat{C}^{(ij)}(t) - u(t)\hat{S}^{(ij)}(t) + u(t)S_a + \beta(t)(S^{(ij)}(t) - \hat{S}^{(ij)}(t)) \\ \mu^{ob(i1)}(t) = \mu_m^{ob(i)}(t) \frac{S(t)}{K_s^0 + S(t)}, \mu^{ob(i2)}(t) = \mu_m^0 \frac{S(t)}{K_s^{ob(i)}(t) + S(t)} \\ \mu_m^{ob(i)}(t) = \begin{cases} \mu_m^0, & t < t_f \\ \mu_m^0 + \Delta^{ob(i1)} \in (\mu_m^{(i-1)}, \mu_m^{(i)}), & t \geq t_f \end{cases}, K_s^{ob(i)}(t) = \begin{cases} K_s^0, & t < t_f \\ K_s^0 + \Delta^{ob(i2)} \in (K_s^{(i-1)}, K_s^{(i)}), & t \geq t_f \end{cases} \end{cases}$$

Où : $\Delta^{ob(i1)}$ et $\Delta^{ob(i2)}$ sont des constantes réelles. $\mu_m^{(i-1)}$ et $\mu_m^{(i)}$ sont deux bornes du $i^{\text{ème}}$ intervalle du paramètre μ_m . $K_s^{(i-1)}$ et $K_s^{(i)}$ sont deux bornes du $i^{\text{ème}}$ intervalle du paramètre K_s .

- Les deux modèles des seuils sont:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dC^{a(ij)}(t)}{dt} = \mu^{a(ij)}(t)C^{a(ij)}(t) - u(t)C^{a(ij)}(t) + \alpha(t)(S^{-a(ij)}(t) - S^{a(ij)}(t)) \\ \frac{dS^{a(ij)}(t)}{dt} = -\frac{1}{Y_{c/s}} \mu^{a(ij)}(t)C^{a(ij)}(t) - u(t)S^{a(ij)}(t) + u(t)S_a + \beta(t)(S^{-a(ij)}(t) - S^{a(ij)}(t)) \\ \mu^{a(i1)}(t) = \mu_m^{a(i)}(t) \frac{S^{-a(i1)}(t)}{K_s^0 + S^{-a(i1)}(t)}, \mu^{a(i2)}(t) = \mu_m^0 \frac{S^{-a(i2)}(t)}{K_s^{a(i)}(t) + S^{-a(i2)}(t)}, S^{-a(ij)}(t) = \begin{cases} S(t), t < t_f \\ S^{a(ij)}(t), t \geq t_f \end{cases} \\ \mu_m^{a(i)}(t) = \begin{cases} \mu_m^0, & t < t_f \\ \mu_m^{(i)} = \mu_m^{ob(i)}(t) + \Delta^{a(i1)}, & t \geq t_f \end{cases} \\ K_s^{a(i)}(t) = \begin{cases} K_s^0, & t < t_f \\ K_s^{(i)} = K_s^{ob(i)}(t) + \Delta^{a(i2)}, & t \geq t_f \end{cases} \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dC^{b(ij)}(t)}{dt} = \mu^{b(ij)}(t)C^{b(ij)}(t) - u(t)C^{b(ij)}(t) + \alpha(t)(S^{-b(ij)}(t) - S^{b(ij)}(t)) \\ \frac{dS^{b(ij)}(t)}{dt} = -\frac{1}{Y_{c/s}} \mu^{b(ij)}(t)C^{b(ij)}(t) - u(t)S^{b(ij)}(t) + u(t)S_a + \beta(t)(S^{-b(ij)}(t) - S^{b(ij)}(t)) \\ \mu^{b(i1)}(t) = \mu_m^{b(i)}(t) \frac{S^{-b(i1)}(t)}{K_s^0 + S^{-b(i1)}(t)}, \mu^{b(i2)}(t) = \mu_m^0 \frac{S^{-b(i2)}(t)}{K_s^{b(i)}(t) + S^{-b(i2)}(t)}, S^{-b(ij)}(t) = \begin{cases} S(t), t < t_f \\ S^{b(ij)}(t), t \geq t_f \end{cases} \\ \mu_m^{b(i)}(t) = \begin{cases} \mu_m^0, & t < t_f \\ \mu_m^{(i-1)} = \mu_m^{ob(i)}(t) - \Delta^{b(i1)}, & t \geq t_f \end{cases} \\ K_s^{b(i)}(t) = \begin{cases} K_s^0, & t < t_f \\ K_s^{(i-1)} = K_s^{ob(i)}(t) - \Delta^{b(i2)}, & t \geq t_f \end{cases} \end{array} \right.$$

Où $\Delta^{a(i1)}$, $\Delta^{b(i1)}$, $\Delta^{a(i2)}$, $\Delta^{b(i2)}$ sont des constantes positives petites.

Nous devrions mentionner qu'après l'occurrence du défaut les termes $S^{a(ij)}(t) - S^{-a(ij)}(t)$ et $S^{b(ij)}(t) - S^{-b(ij)}(t)$ dans les deux modèles de seuils deviennent nuls. Dans cette situation, nous n'avons pas besoin de la fonction $\eta(t - t_f)$ utilisée dans les deux modèles des seuils.

- Les deux observateurs des deux états des seuils sont:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\hat{C}^{a(ij)}(t)}{dt} = \mu^{sa(ij)}(t)\hat{C}^{a(ij)}(t) - u(t)\hat{C}^{a(ij)}(t) + \alpha(t)(S^{a(ij)}(t) - \hat{S}^{a(ij)}(t)) \\ \frac{d\hat{S}^{a(ij)}(t)}{dt} = -\frac{1}{Y_{c/s}}\mu^{sa(ij)}(t)\hat{C}^{a(ij)}(t) - u(t)\hat{S}^{a(ij)}(t) + u(t)S_a + \beta(t)(S^{a(ij)}(t) - \hat{S}^{a(ij)}(t)) \\ \mu^{sa(i1)}(t) = \mu_m^{ob(i)}(t)\frac{S^{a(i1)}(t)}{K_s^0 + S^{a(i1)}(t)}, \mu^{sa(i2)}(t) = \mu_m^0\frac{S^{a(i2)}(t)}{K_s^{ob(i)}(t) + S^{a(i2)}(t)} \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\hat{C}^{b(ij)}(t)}{dt} = \mu^{sb(ij)}(t)\hat{C}^{b(ij)}(t) - u(t)\hat{C}^{b(ij)}(t) + \alpha(t)(S^{b(ij)}(t) - \hat{S}^{b(ij)}(t)) \\ \frac{d\hat{S}^{b(ij)}(t)}{dt} = -\frac{1}{Y_{c/s}}\mu^{sb(ij)}(t)\hat{C}^{b(ij)}(t) - u(t)\hat{S}^{b(ij)}(t) + u(t)S_a + \beta(t)(S^{b(ij)}(t) - \hat{S}^{b(ij)}(t)) \\ \mu^{sb(i1)}(t) = \mu_m^{ob(i)}(t)\frac{S^{b(i1)}(t)}{K_s^0 + S^{b(i1)}(t)}, \mu^{sb(i2)}(t) = \mu_m^0\frac{S^{b(i2)}(t)}{K_s^{ob(i)}(t) + S^{b(i2)}(t)} \end{array} \right.$$

On trouvera des détails concernant le choix des paramètres $\alpha(t)$, $\beta(t)$ dans [81]. Dans ce travail nous avons fait le choix suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha(t) = -\frac{\hat{\mu}(t)}{Y_{c/s}} \\ \beta(t) = \hat{\mu}(t) \end{array} \right.$$

Où $\hat{\mu}(t)$ représente l'estimation de $\mu(t)$. Pour l'observateur d'isolation $\hat{\mu}(t)$ est égal à $\mu^{ob(ij)}(t)$; pour les modèles des seuils $\hat{\mu}(t)$ est égal à $\mu^{a(ij)}(t)$ ou $\hat{\mu}(t)$ est égal à $\mu^{b(ij)}(t)$; pour les observateurs des seuils $\hat{\mu}(t)$ est égal à $\mu^{sa(ij)}(t)$ ou $\hat{\mu}(t)$ est égal à $\mu^{sb(ij)}(t)$.

2.6.3 Illustration de la propriété de monotonicité.

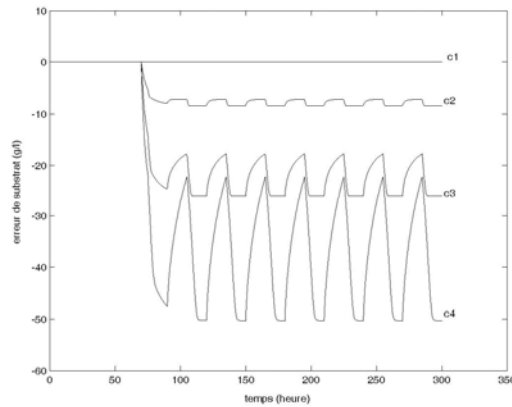


Figure 2.9

Les paramètres nominaux du système non linéaire sont $\mu_m = 0,38$ et $K_s = 5,0$. Les paramètres de l'observateur sont les mêmes. On suppose que le paramètre K_s du système est constant et égal à sa valeur nominale. Le paramètre μ_m du système varie comme suit : 0,38 ; 0,35 ; 0,30 ; 0,25. La figure 2.9 montre que l'erreur $\varepsilon(t)$ de l'observateur est une fonction monotone de la différence de paramètre entre le système et l'observateur. Dans cette figure, les courbes $c1$, $c2$, $c3$ et $c4$ correspondent aux erreurs $\varepsilon(t)$ engendrées par les valeurs 0,38 ; 0,35 ; 0,30 et 0,25 de μ_m .

2.6.4 Isolation de défaut.

Pour la détection du défaut, nous avons utilisé l'algorithme développé dans [44], [79-80]. Les domaines admissibles des paramètres sont: $\mu_m \in [0,2 \quad 0,53]$ et $K_s \in [0,5 \quad 5,1]$. Ils sont subdivisés en 6 intervalles et pour chaque intervalle, on construit un filtre de paramètres.

Les bornes des intervalles et les valeurs d'initialisation des observateurs pour μ_m sont :

No	1	2	3	nominal	4	5	6
μ_m^b	0,20	0,26	0,32	0,36	0,41	0,45	0,49
μ_m^{ob}	0,24	0,30	0,34		0,43	0,47	0,51
μ_m^a	0,26	0,32	0,36	0,41	0,45	0,49	0,53

Les bornes des intervalles et les valeurs d'initialisation des observateurs pour K_s sont :

No	1	2	3	4	5	6	nominal
K_s^b	0,50	1,60	2,70	3,70	4,00	4,40	4,90
K_s^{ob}	1,10	2,10	3,10	3,80	4,20	4,60	
K_s^a	1,60	2,70	3,70	4,00	4,40	4,90	5,10

Pour différentes valeurs du paramètre défectueux, les valeurs du temps d'isolation (heures) sont présentés dans les tables ci-dessous. A titre de comparaison, les résultats obtenus en utilisant l'approche basée sur les observateurs adaptatifs [79-80] sont également présentés.

a) Le paramètre K_s du système est égal au paramètre nominal. Le paramètre défectueux du système est μ_m . Pour différentes valeurs du paramètre défectueux μ_m , les temps d'isolation sont :

Paramètre défectueux (μ_m)	0,2	0,25	0,30	0,35	0,42	0,45	0,50
Temps d'isolation (h) (intervalles)	0,15	0,15	0,15	0,15	5,80	1,90	1,25
Temps d'isolation (h) (obs. adap.)	56	51	49	30,5	49	54	64

b) Le paramètre μ_m du système est égal au paramètre nominal. Le paramètre défectueux du système est K_s . Pour différentes valeurs du paramètre défectueux K_s , les temps d'isolation sont donnés par :

Paramètre défectueux (K_s)	0,5	1,0	1,5	2,0	2,5	3,0	3,5	4,0	4,5	4,8
Temps d'isolation (h) (intervalles)	0,5	1,0	1,85	1,9	5,75	5,45	9,1	0,6	0,3	0,25
Temps d'isolation (h) (obs. adap.)	245	50	50	43	33	36	41	36	40	31

Dans les tableaux ci-dessus, le terme “intervalles” représente les résultats obtenus en utilisant la méthode proposée dans ce travail, tandis que “obs. adap.” représente les résultats de la méthode basée sur les observateurs adaptatifs [79-80].

c) Pour donner plus de détails sur le mécanisme d'isolation, nous avons choisi deux exemples de défaut.

Exemple 1 :

Le défaut est sur K_s , dans ce cas, le paramètre μ_m est égal au paramètre nominal et K_s varie de 5,0 à 2,0.

Les figures 2.10 (a) et 2.10 (b) montrent les signaux d'‘exclusion’ envoyé par le filtre de défaut du paramètre μ_m et de ‘non-exclusion’ envoyé par le filtre de défaut du paramètre K_s . Ce signal d'‘exclusion’ (indiqué par la valeur ‘1’) apparaît à $t_f=71,9$ h.

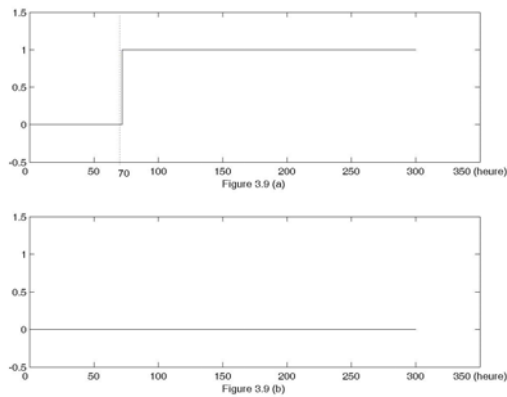


Figure 2.10

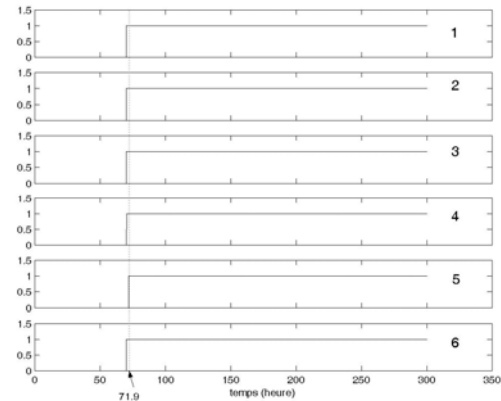


Figure 2.11

La figure 2.11 montre les signaux de ‘non contenance’ envoyés par les six filtres du paramètre du μ_m . Elle montre que le 5^{ème} filtre est le dernier qui envoie le signal de ‘non contenance’ et donc le temps d’isolation de défaut est déterminé par ce filtre.

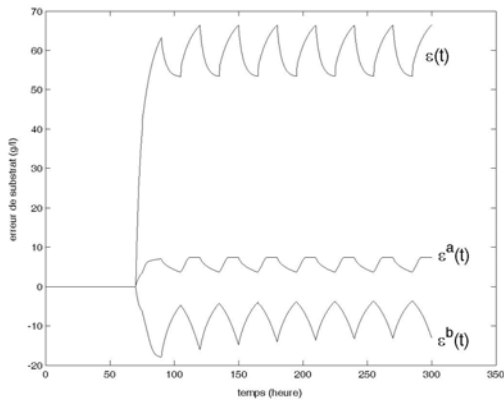


Figure 2.12 : 1^{er} intervalle de μ_m

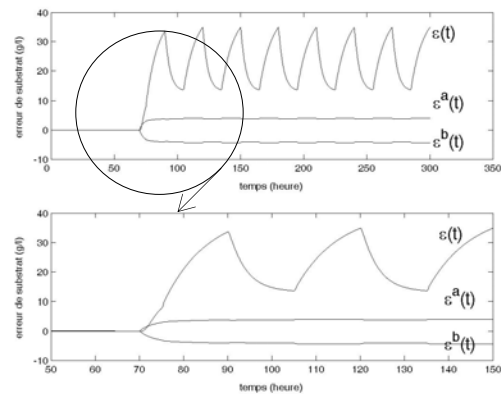


Figure 2.13 : 5^{ème} intervalle de μ_m

La figure 2.12 montre les résultats du filtre associé au 1^{er} intervalle du paramètre μ_m . Puisque le défaut n'est pas sur le paramètre μ_m , alors la courbe $\varepsilon(t)$ n'est pas dans le secteur limité par les courbes $\varepsilon^a(t)$ et $\varepsilon^b(t)$ des seuils dynamiques pour $\mu_m = 0,26$ et $\mu_m = 0,20$. La figure 2.13 montre les résultats du filtre associé au 5^{ème} intervalle du paramètre μ_m . Puisque le défaut n'est pas sur le paramètre μ_m , alors la courbe $\varepsilon(t)$ de l'erreur sort du secteur limité par les courbes

$\varepsilon(t)^a$ et $\varepsilon(t)^b$ des seuils dynamiques pour $\mu_m = 0,49$ et $\mu_m = 0,45$. On peut noter que $\varepsilon(t)$ pour cet intervalle met un peu plus de temps pour sortir du secteur.

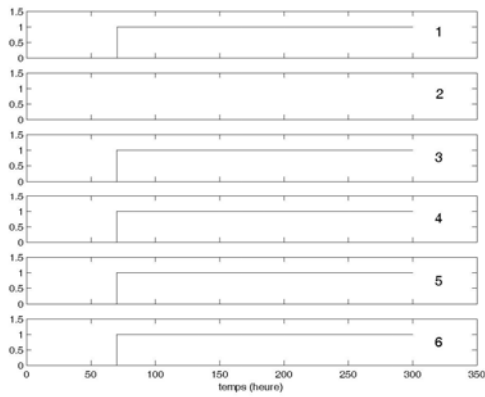


Figure 2.14

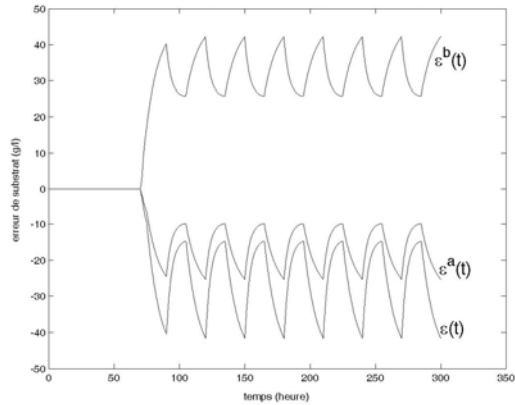


Figure 2.15 : 1^{er} intervalle de K_s

La figure 2.14 montre les signaux de ‘non contenance’ envoyés par les filtres de paramètre K_s . Elle montre que le filtre associé au 2^{ème} intervalle de paramètre n’envoie pas le signal de ‘non contenance’, par conséquent le défaut est sur le paramètre K_s . La figure 2.15 montre les résultats du filtre associé au 1^{er} intervalle du paramètre K_s . Puisque la valeur 2,0 du paramètre défectueux K_s n’est pas dans le 1^{er} intervalle, alors la courbe $\varepsilon(t)$ de l’erreur n’est pas dans le secteur limité par les courbes $\varepsilon^a(t)$ et $\varepsilon^b(t)$ (correspondant aux deux bornes de l’intervalle). Donc cet intervalle ne contient pas la valeur du paramètre défectueux.

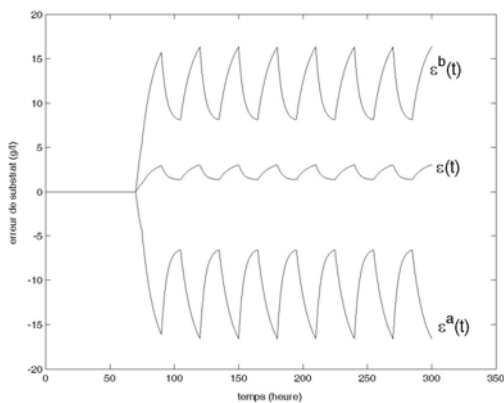


Figure 2.16 : 2^{ème} intervalle de K_s

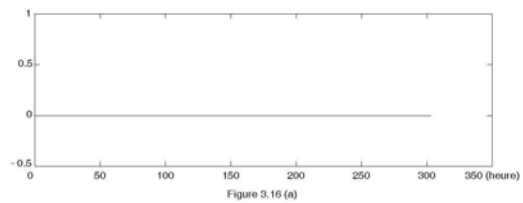


Figure 2.17 (a)

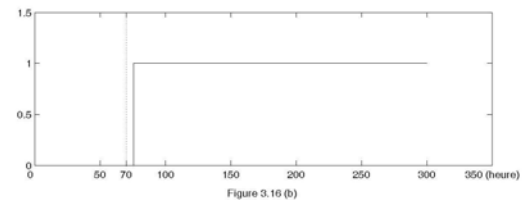


Figure 2.17 (b)

Figure 2.17

La figure 2.16 montre les résultats du filtre associé au 2^{ème} intervalle du paramètre K_s . Puisque la valeur 2,0 est dans cet intervalle, alors la courbe $\varepsilon(t)$ de l'erreur est dans le secteur limité par les courbes $\varepsilon^a(t)$ et $\varepsilon^b(t)$ à tout instant.

Exemple 2 :

Dans cet exemple le défaut est sur μ_m , le paramètre K_s est égal au paramètre nominal et le paramètre défectueux du système (μ_m) varie de 0,38 à 0,42. Sur la figure 2.17, le signal d'«exclusion» apparaît à $t_f=75,8$ h. Les figures 2.18 à 2.22 montrent que nous obtenons des résultats similaires à ceux obtenus pour l'isolation du défaut sur le paramètre K_s dans l'exemple précédent. Dans ce cas, les résultats sont tout aussi probants.

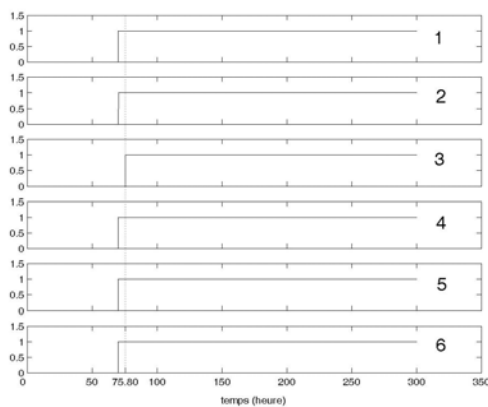


Figure 2.18 (K_s)

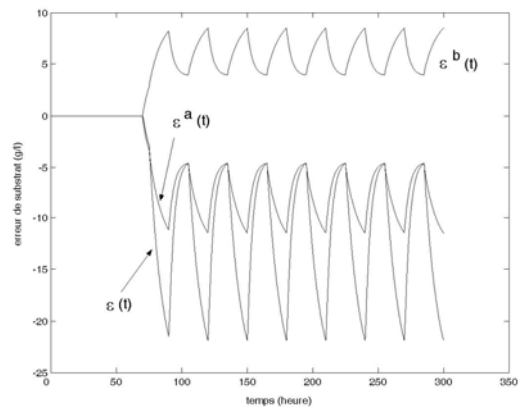


Figure 2.19 : 3^{ème} intervalle de K_s

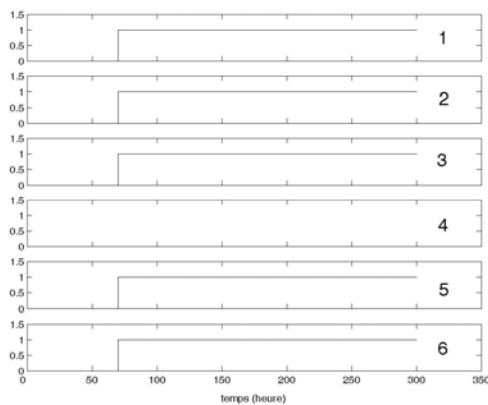


Figure 2.20 (μ_m)

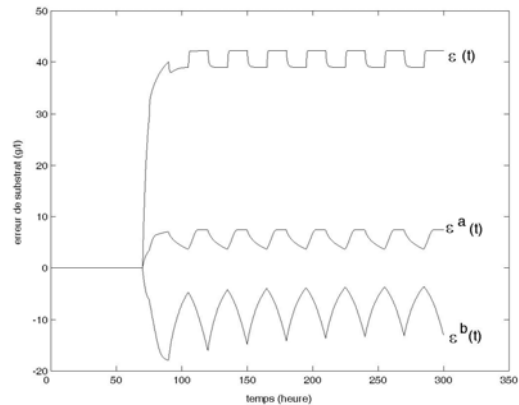


Figure 2.21 : 1^{er} intervalle de μ_m

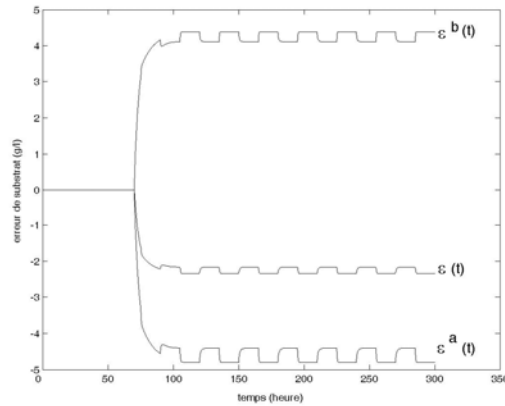


Figure 2.22 : 4^{ème} intervalle de μ_m

2.7 Conclusion

La méthode présentée dans ce chapitre s'applique à une grande classe de systèmes dynamiques non linéaires. La seule condition exigée est que la dynamique du système soit une fonction monotone du paramètre considéré. Nous avons montré que, si les intervalles des paramètres sont assez petits, alors la vitesse d'isolation est assez rapide. Par conséquent, ce résultat est très utile pour la conception de systèmes de commande tolérant aux fautes.

L'avantage de la méthode proposée est illustré par un exemple de simulation sur un procédé de fermentation alcoolique. Ce procédé est décrit par un modèle non linéaire obtenu à partir des considérations de bilan de matière. L'objectif est d'isoler le paramètre défectueux (le taux de croissance maximum μ_m et la constante de saturation K_s) quand un défaut est détecté dans la dynamique du système. Les résultats de simulation ont montré l'efficacité de la méthode proposée en ce qui concerne la vitesse d'isolation. De plus, cette méthode donne également l'estimation de la valeur du paramètre défectueux.

Il est difficile, en particulier dans l'exemple considéré, de résoudre le problème de l'isolation de défaut par la théorie de l'espace de parité à cause du type du modèle considéré. Il est également difficile d'utiliser la méthode basée sur la théorie de la géométrie différentielle, parce que les deux paramètres μ_m et K_s ne peuvent pas être séparés dans différents champs de vecteurs. Donc les défauts causés par μ_m et K_s ne peuvent pas être découplés en choisissant une transformation

de coordonnées. En utilisant la méthode basée sur les observateurs adaptatifs, l'isolation peut être effectuée, mais sa vitesse est lente.

Chapitre 3

Isolation et identification de défauts avec des seuils adaptatifs

Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons mentionné que quand le défaut est isolé, l'estimation de la valeur du paramètre défectueux et de ses bornes supérieure et inférieure sont déterminées. Ces deux bornes sont celles de l'intervalle qui contient la valeur du paramètre défectueux. Si l'intervalle n'est pas assez petit, l'estimation de la valeur du paramètre défectueux ne sera pas assez précise. Il a été aussi mentionné que si la remarque 2.1 n'est pas satisfaite, l'amplitude de $\varepsilon^{(ij)}(t)$ ne sera pas grande, donc des intervalles de petites tailles sont nécessaires pour l'isolation. Pour ces deux raisons, les domaines des paramètres devraient être divisés en plus petits intervalles. Ceci implique une augmentation du nombre de filtres de paramètres et par conséquent un temps de calcul plus important. Pour pallier ces problèmes, nous proposons dans ce chapitre une nouvelle version basée sur l'utilisation des seuils adaptatifs.

Après l'occurrence d'un défaut, dans chaque filtre de paramètre, on fait fonctionner l'observateur d'isolation comme un observateur adaptatif qui identifie en ligne le paramètre du système. En même temps, on fait fonctionner les deux observateurs d'états des seuils en tant qu'observateurs adaptatifs qui identifient en ligne les paramètres des deux modèles de seuil. Soit au total trois observateurs adaptatifs qui ont un même gain d'identification. Le choix de ces gains doit garantir que les procédures d'identification soient sans dépassement (monotone en fonction du temps).

Dans ce chapitre, l'observateur d'isolation, les observateurs des seuils et les seuils employés dans le chapitre 2 sont les mêmes sauf qu'ils sont adaptatifs. Toutes les notations et les hypothèses faites dans le chapitre précédent sont les mêmes sauf dans quelques cas particuliers que nous mentionnerons.

3.1 Filtre adaptatif de paramètre

Le filtre adaptatif de paramètre pour le $i^{\text{ème}}$ intervalle du $j^{\text{ème}}$ paramètre est composé de :

a-) Un observateur adaptatif d'isolation :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}^{(ij)} = f(\hat{x}^{(ij)}, \hat{\theta}^{ob(ij)}(t), u) + kC(x - \hat{x}^{(ij)}) \\ e^{(ij)} = x - \hat{x}^{(ij)} \\ \varepsilon^{(ij)} = c_h e^{(ij)} \end{cases} \quad (3.1)$$

Où:

$$\begin{cases} \hat{\theta}^{ob(ij)}(t) = [\theta_1^{ob(ij)}(t), \theta_2^{ob(ij)}(t), \dots, \theta_{j-1}^{ob(ij)}(t), \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t), \theta_{j+1}^{ob(ij)}(t), \dots, \theta_p^{ob(ij)}(t)] \\ \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t) = \theta_j^0, \quad t < t_f \\ \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t) = \theta_j^0 + \Delta^{ob(ij)} \in (\theta_j^{(i-1)}, \theta_j^{(i)}), \quad t = t_f \\ \frac{d\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)}{dt} = K_\theta^{(ij)}(x, \hat{x}^{(ij)})e^{(ij)}, \quad t \geq t_f \\ \theta_l^{ob(ij)}(t) = \theta_l^0, \quad l \neq j, \quad \forall t \end{cases} \quad (3.2)$$

$\hat{\theta}^{ob(ij)}(t) \in R^p$ est le vecteur de paramètre de l'observateur. $K_\theta^{(ij)}(.,.)$ est le vecteur de gain d'adaptation de paramètre pour le $j^{\text{ème}}$ paramètre de dimension n .

b-) Deux modèles de seuils :

$$\dot{x}^{a(ij)} = f(x^{a(ij)}, \theta^{a(ij)}, u) + kC\eta(t - t_f)(x - x^{a(ij)}) \quad (3.3)$$

$$\dot{x}^{b(ij)} = f(x^{b(ij)}, \theta^{b(ij)}, u) + kC\eta(t - t_f)(x - x^{b(ij)}) \quad (3.4)$$

Où:

$$\begin{cases} \theta_j^{a(ij)} = \theta_j^0, & t < t_f \\ \theta_j^{a(ij)} = \theta_j^{(i)} = \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) + \Delta\theta_j^{a(ij)}, & t \geq t_f \\ \theta_l^{a(ij)} = \theta_l^0, & l \neq j, \quad \forall t \end{cases} \quad (3.5)$$

$$\begin{cases} \theta_j^{b(ij)} = \theta_j^0, & t < t_f \\ \theta_j^{b(ij)} = \theta_j^{(i-1)} = \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) - \Delta\theta_j^{b(ij)}, & t \geq t_f \\ \theta_l^{b(ij)} = \theta_l^0, & l \neq j, \quad \forall t \end{cases} \quad (3.6)$$

$$\eta(t - t_f) = \begin{cases} 1, & t < t_f \\ 0, & t \geq t_f \end{cases} \quad (3.7)$$

c-) Deux observateurs adaptatifs de seuils :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}^{a(ij)} = f(\hat{x}^{a(ij)}, \hat{\theta}^{oba(ij)}(t), u) + kC(x^{a(ij)} - \hat{x}^{a(ij)}) \\ e^{a(ij)} = x^{a(ij)} - \hat{x}^{a(ij)} \\ \varepsilon^{a(ij)} = c_h e^{a(ij)} \end{cases} \quad (3.8)$$

$$\begin{cases}
\hat{\theta}^{oba(ij)}(t) = [\theta_1^{oba(ij)}(t), \theta_2^{oba(ij)}(t), \dots, \theta_{j-1}^{oba(ij)}(t), \hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t), \theta_{j+1}^{oba(ij)}(t), \dots, \theta_p^{oba(ij)}(t)] \\
\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t) = \theta^0, \quad t < t_f \\
\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t) = \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t), \quad t = t_f \\
\frac{d\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t)}{dt} = K_{\theta}^{(ij)}(x^{a(ij)}, \hat{x}^{a(ij)})e^{a(ij)}, \quad t \geq t_f \\
\theta_l^{oba(ij)}(t) = \theta_l^0, \quad l \neq j, \quad \forall t
\end{cases} \quad (3.9)$$

$$\begin{cases}
\dot{\hat{x}}^{b(ij)} = f(\hat{x}^{b(ij)}, \hat{\theta}^{obb(ij)}(t), u) + kC(x^{b(ij)} - \hat{x}^{b(ij)}) \\
e^{b(ij)} = x^{b(ij)} - \hat{x}^{b(ij)} \\
\varepsilon^{b(ij)} = c_h e^{b(ij)}
\end{cases} \quad (3.10)$$

$$\begin{cases}
\hat{\theta}^{obb(ij)}(t) = [\theta_1^{obb(ij)}(t), \theta_2^{obb(ij)}(t), \dots, \theta_{j-1}^{obb(ij)}(t), \hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t), \theta_{j+1}^{obb(ij)}(t), \dots, \theta_p^{obb(ij)}(t)] \\
\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t) = \theta^0, \quad t < t_f \\
\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t) = \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t), \quad t = t_f \\
\frac{d\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)}{dt} = K_{\theta}^{(ij)}(x^{b(ij)}, \hat{x}^{b(ij)})e^{b(ij)}, \quad t \geq t_f \\
\theta_l^{obb(ij)}(t) = \theta_l^0, \quad l \neq j, \quad \forall t
\end{cases} \quad (3.11)$$

On peut noter que, dans ce chapitre les paramètres des observateurs $\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)$, $\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t)$ et $\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)$ sont variables en fonction du temps, alors que dans le chapitre précédent, après l'occurrence d'un défaut, $\theta_j^{ob(ij)}$, $\theta_j^{oba(ij)}$ et $\theta_j^{obb(ij)}$ sont des paramètres constants.

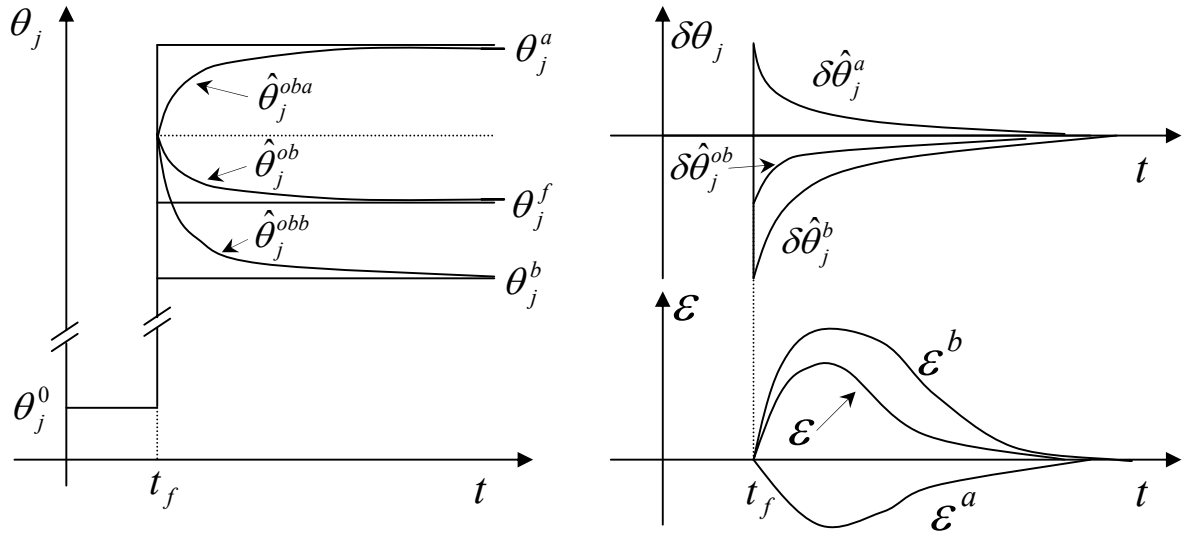


Figure 3.1

La figure 3.1 illustre un intervalle adaptatif qui contient la valeur du paramètre défectueux θ_j^f . ε^a et ε^b sont deux seuils adaptatifs. ε est l'erreur d'observation de l'observateur adaptatif d'isolation. Si à t_f la valeur du paramètre défectueux θ_j^f est dans l'intervalle de paramètre, alors ε sera limitée par ε^a et ε^b à tout instant après t_f . Ainsi, si ε est hors du secteur limité par ε^a et ε^b à un instant donné après t_f , nous pouvons conclure que la valeur du paramètre défectueux n'est pas dans cet intervalle.

3.2 Principe du filtre adaptatif de paramètre

Avant l'occurrence de défaut, les vecteurs de paramètres de l'observateur adaptatif d'isolation, des modèles de seuils et des observateurs adaptatifs de seuils sont identiques, ils sont égaux à la valeur nominale θ^0 .

Comme nous l'avons mentionné dans le chapitre 2, à t_f nous avons :

$$x(t_f) = \hat{x}^{(ij)}(t_f) = x^{a(ij)}(t_f) = x^{b(ij)}(t_f) = \hat{x}^{a(ij)}(t_f) = \hat{x}^{b(ij)}(t_f) \quad (3.12)$$

Après l'occurrence d'un défaut, $\eta(t - t_f) \Big|_{t \geq t_f} = 0$ et les expressions (3.3) et (3.4) deviennent :

$$\dot{x}^{a(ij)} = f(x^{a(ij)}, \theta^{a(ij)}, u), \quad t \geq t_f \quad (3.13)$$

$$\dot{x}^{b(ij)} = f(x^{b(ij)}, \theta^{b(ij)}, u), \quad t \geq t_f \quad (3.14)$$

On définit:

$$\begin{cases} \delta \hat{\theta}^{ob(ij)}(t) = (\theta^f - \hat{\theta}^{ob(ij)}(t)) \Big|_{t \geq t_f} \\ \delta \hat{\theta}^{a(ij)}(t) = (\theta^{a(ij)} - \hat{\theta}^{oba(ij)}(t)) \Big|_{t \geq t_f} \\ \delta \hat{\theta}^{b(ij)}(t) = (\theta^{b(ij)} - \hat{\theta}^{obb(ij)}(t)) \Big|_{t \geq t_f} \end{cases} \quad (3.15)$$

Le choix du gain d'identification $K_{\theta}^{(ij)}(.,.)$ doit garantir que les procédures d'identification de $\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t)$ et $\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)$ sont sans dépassement. Il doit garantir aussi que la procédure d'identification de $\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)$ (dans le cas où l'intervalle contient la valeur du paramètre défectueux) est également sans dépassement. Ce choix peut être fait à l'aide d'une étude en simulation.

Nous considérons que les intervalles sont petits et alors nous pouvons utiliser les outils de la théorie systèmes linéaires. Ainsi, dans un premier temps, nous présentons le principe de la méthode en faisant une linéarisation. Nous décrivons les trois procédures d'identification des observateurs adaptatifs en approximant ceux-ci par les fonctions exponentielles suivantes :

$$\begin{cases} \delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t) = \delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \exp(-c^{ob(ij)}(t - t_f)) \\ \delta \hat{\theta}_j^{a(ij)}(t) = \delta \hat{\theta}_j^{a(ij)}(t_f) \exp(-c^{oba(ij)}(t - t_f)) \\ \delta \hat{\theta}_j^{b(ij)}(t) = \delta \hat{\theta}_j^{b(ij)}(t_f) \exp(-c^{obb(ij)}(t - t_f)) \end{cases} \quad (3.16)$$

Où les trois constantes de temps sont égales et données par :

$$c^{ob(ij)} = c^{oba(ij)} = c^{obb(ij)} = c^{(ij)} \quad (3.17)$$

Les caractéristiques dynamiques non linéaires des trois observateurs sont supposées les mêmes. Ces approximations peuvent impliquer parfois des erreurs et donc peuvent causer des décisions fausses de l'isolation de défaut. La gestion des ces imprécisions sera discutée dans la section "seuils des procédures d'identification de paramètre".

Si $s = j$ et $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \in [\delta \hat{\theta}_j^{b(ij)}(t_f), \delta \hat{\theta}_j^{a(ij)}(t_f)] = [-\Delta \theta_j^{b(ij)}, \Delta \theta_j^{a(ij)}]$, à partir des expressions (3.16) et (3.17) on peut obtenir :

$$\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t) \in [\delta \hat{\theta}_j^{b(ij)}(t), \delta \hat{\theta}_j^{a(ij)}(t)] \subseteq [-\Delta \theta_j^{b(ij)}, \Delta \theta_j^{a(ij)}], \forall t \geq t_f. \quad (3.18)$$

De la même manière que pour le théorème 2.1, la preuve du théorème 3.1 suivant peut être démontrée.

Théorème 3.1

On suppose que le défaut est sur le $s^{\text{ème}}$ paramètre et l'observateur d'isolation considéré est celui qui correspond à ce $s^{\text{ème}}$ paramètre, c.-à-d. $s = j$.

Si nous supposons que les caractéristiques dynamiques non linéaires des trois observateurs sont les mêmes, et que leurs constantes de temps sont identiques (c.f. (3.17)), alors nous avons :

1-) Pour l'observateur adaptatif d'isolation, si $\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \in [-\Delta\theta_j^{b(ij)}, \Delta\theta_j^{a(ij)}]$ alors $\varepsilon^{(ij)}(t) \in [\min\{\varepsilon^{a(ij)}(t), \varepsilon^{b(ij)}(t)\}, \max\{\varepsilon^{a(ij)}(t), \varepsilon^{b(ij)}(t)\}] \forall t$ et $\varepsilon^{(ij)}(t)$ est une fonction monotone de la différence de paramètre $\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)$, donc :

$$\begin{aligned} \lim_{\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \rightarrow \Delta\theta_j^{a(ij)}} \varepsilon^{(ij)}(t) &= \varepsilon^{a(ij)}(t), \quad \forall t \geq t_f \\ \lim_{\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \rightarrow 0} \varepsilon^{(ij)}(t) &= 0, \quad \forall t \geq t_f \\ \lim_{\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \rightarrow -\Delta\theta_j^{b(ij)}} \varepsilon^{(ij)}(t) &= \varepsilon^{b(ij)}(t), \quad \forall t \geq t_f. \end{aligned}$$

Les observateurs adaptatifs de seuils, $\varepsilon^{a(ij)}(t)$ et $\varepsilon^{b(ij)}(t)$ sont respectivement des fonctions monotones des différences des paramètres $\delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t_f)$ et $\delta\hat{\theta}_j^{b(ij)}(t_f)$, donc :

$$\begin{aligned} \lim_{\delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t_f) \rightarrow 0} \varepsilon^{a(ij)}(t) &= 0, \quad \forall t \geq t_f \\ \lim_{\delta\hat{\theta}_j^{b(ij)}(t_f) \rightarrow 0} \varepsilon^{b(ij)}(t) &= 0, \quad \forall t \geq t_f \end{aligned}$$

2-) Pour l'observateur adaptatif d'isolation, si $\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \notin [-\Delta\theta_j^{b(ij)}, \Delta\theta_j^{a(ij)}]$, alors, au début de l'occurrence de défaut: $\varepsilon^{(ij)}(t) \notin [\min\{\varepsilon^{a(ij)}(t), \varepsilon^{b(ij)}(t)\}, \max\{\varepsilon^{a(ij)}(t), \varepsilon^{b(ij)}(t)\}]$.

Démonstration :

De la même manière que pour la démonstration du théorème 2.1, on peut obtenir :

$$e^{(ij)}(t) = \left(\int_{t_f}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(\tau), \tau) V_j \exp(-c^{ob(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)$$

et:

$$\varepsilon^{(ij)}(t) = c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(\tau), \tau) V_j \exp(-c^{ob(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \quad (3.19)$$

(Pour les notations, c.f. le chapitre 2)

La fonction $c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(\tau), \tau) V_j \exp(-c^{ob(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right)$ est une fonction de $A^{(ij)}(\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t), t)$ et $B^{(ij)}(\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t), t)$, ainsi elle est seulement une fonction de $\hat{\theta}^{ob(ij)}(t)$, $x^{*(ij)}$ et u mais pas de $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)$.

L'équation (3.19) indique que pour un point $\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)$, l'erreur $\varepsilon^{(ij)}(t)$ est une fonction linéaire de la différence de paramètre $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)$. Si $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)$ est assez petite, cette relation linéaire sera assez précise.

De la même manière que pour la démonstration du théorème 2.1, nous pouvons montrer que si l'intervalle $[\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) - \Delta \theta_j^{b(ij)}, \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) + \Delta \theta_j^{a(ij)}]$ est inférieur à une certaine taille et si $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)$ est dans l'intervalle $[-\Delta \theta_j^{b(ij)}, \Delta \theta_j^{a(ij)}]$, alors l'erreur d'observation $\varepsilon^{(ij)}(t)$ est une fonction monotone de la différence de paramètres $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)$.

De la même manière, au voisinage de $\delta \hat{\theta}_j^{a(ij)} = 0$ et de $\delta \hat{\theta}_j^{b(ij)} = 0$ on peut obtenir :

$$\begin{aligned} \varepsilon^{a(ij)}(t) &= c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{a(ij)}(t, \tau) B^{a(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{oba(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \delta \hat{\theta}_j^{a(ij)}(t_f) \\ &= c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{a(ij)}(t, \tau) B^{a(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{oba(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \Delta \theta_j^{a(ij)} \end{aligned} \quad (3.20)$$

$$\begin{aligned} \varepsilon^{b(ij)}(t) &= c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{b(ij)}(t, \tau) B^{b(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{obb(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \delta \hat{\theta}_j^{b(ij)}(t_f) \\ &= -c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{b(ij)}(t, \tau) B^{b(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{obb(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \Delta \theta_j^{b(ij)} \end{aligned} \quad (3.21)$$

Où $\delta \hat{\theta}_j^{a(ij)}(t_f) = \Delta \theta_j^{a(ij)}$ et $\delta \hat{\theta}_j^{b(ij)}(t_f) = -\Delta \theta_j^{b(ij)}$.

Si l'intervalle $[\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) - \Delta \theta_j^{b(ij)}, \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) + \Delta \theta_j^{a(ij)}]$ est inférieur à une certaine taille et si $\delta \hat{\theta}_j^{a(ij)}(t_f)$ et $\delta \hat{\theta}_j^{b(ij)}(t_f)$ sont dans l'intervalle $[-\Delta \theta_j^{b(ij)}, \Delta \theta_j^{a(ij)}]$, alors les erreurs d'observation

$\varepsilon^{a(ij)}(t)$ et $\varepsilon^{b(ij)}(t)$ sont des fonctions monotones de la différence de paramètres $\delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t_f)$ et $\delta\hat{\theta}_j^{b(ij)}(t_f)$.

Dans les équations (3.20) et (3.21), $\Phi^{a(ij)}(t, \tau)$ et $\Phi^{b(ij)}(t, \tau)$ respectivement $B^{a(ij)}(\tau)$ et $B^{b(ij)}(\tau)$ ont des structures similaires à $\Phi^{(ij)}(t, \tau)$ et $B^{(ij)}(\tau)$ (c'est-à-dire: $B^{(ij)}(\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(\tau), \tau)$). Nous devons mentionner que $\varepsilon^{a(ij)}(t)$ et $\varepsilon^{b(ij)}(t)$ sont indépendantes de θ^f , c'est-à-dire, les résultats de (3.20) et (3.21) ne dépendent pas de la condition $s = j$. Comme nous l'avons supposé, puisque l'intervalle est petit, les caractéristiques dynamiques non linéaires des trois observateurs sont les mêmes. Ainsi nous considérons les égalités suivantes :

$$\Phi^{a(ij)}(t, \tau) = \Phi^{b(ij)}(t, \tau) = \Phi^{(ij)}(t, \tau) \quad (3.22)$$

$$B^{a(ij)}(\tau) = B^{b(ij)}(\tau) = B^{(ij)}(\tau) \quad (3.23)$$

Selon (3.17) et (3.19) à (3.23), on peut obtenir:

$$\begin{aligned} \varepsilon^{a(ij)}(t) - \varepsilon^{(ij)}(t) &= c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{a(ij)}(t, \tau) B^{a(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{oba(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \Delta\theta_j^{a(ij)} \\ &\quad - c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{ob(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \\ &= c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \Delta\theta_j^{a(ij)} \\ &\quad - c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \\ &= c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \left(\Delta\theta_j^{a(ij)} - \delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \right) \end{aligned} \quad (3.24)$$

$$\begin{aligned} \varepsilon^{(ij)}(t) - \varepsilon^{b(ij)}(t) &= c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{ob(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \\ &\quad + c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{b(ij)}(t, \tau) B^{b(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{obb(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \Delta\theta_j^{b(ij)} \\ &= c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \\ &\quad + c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \Delta\theta_j^{b(ij)} \end{aligned}$$

$$= c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \left(\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) + \Delta \theta_j^{b(ij)} \right) \quad (3.25)$$

Si $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \in [-\Delta \theta_j^{b(ij)}, \Delta \theta_j^{a(ij)}]$:

- alors nous avons $(\Delta \theta_j^{a(ij)} - \delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)) \geq 0$ et $(\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) + \Delta \theta_j^{b(ij)}) \geq 0$. À partir de (3.24) et (3.25), on peut conclure que $\varepsilon^{a(ij)}(t) - \varepsilon^{(ij)}(t)$ et $\varepsilon^{(ij)}(t) - \varepsilon^{b(ij)}(t)$ ont le même signe, donc : $\varepsilon^{(ij)}(t) \in \left] \min\{\varepsilon^{a(ij)}(t), \varepsilon^{b(ij)}(t)\}, \max\{\varepsilon^{a(ij)}(t), \varepsilon^{b(ij)}(t)\} \right]$.
- Lorsque $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) = \Delta \theta_j^{a(ij)}$ ou $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) = -\Delta \theta_j^{b(ij)}$, nous avons $x = x^{a(ij)}$ et $\hat{x}^{(ij)} = \hat{x}^{a(ij)}$ ou $x = x^{b(ij)}$ et $\hat{x}^{(ij)} = \hat{x}^{b(ij)}$; les erreurs d'observation sont données par $\varepsilon^{(ij)}(t) = \varepsilon^{a(ij)}(t)$ ou $\varepsilon^{(ij)}(t) = \varepsilon^{b(ij)}(t)$.

Ainsi, nous avons :

$$\varepsilon^{(ij)}(t) \in \left[\min\{\varepsilon^{a(ij)}(t), \varepsilon^{b(ij)}(t)\}, \max\{\varepsilon^{a(ij)}(t), \varepsilon^{b(ij)}(t)\} \right], \quad \forall t \geq t_f \quad (3.26)$$

À partir (3.19), (3.20), et (3.21) on peut obtenir : $\lim_{\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \rightarrow 0} \varepsilon^{(ij)}(t) = 0, \forall t \geq t_f$,

$\lim_{\delta \hat{\theta}_j^{a(ij)}(t_f) \rightarrow 0} \varepsilon^{a(ij)}(t) = 0, \forall t \geq t_f$ et $\lim_{\delta \hat{\theta}_j^{b(ij)}(t_f) \rightarrow 0} \varepsilon^{b(ij)}(t) = 0, \forall t \geq t_f$ dans lesquelles $\delta \hat{\theta}_j^{a(ij)}(t_f) = \Delta \theta_j^{a(ij)}$,

$\delta \hat{\theta}_j^{b(ij)}(t_f) = \Delta \theta_j^{b(ij)}$. La première partie du théorème 3.1 est donc prouvée.

2 -) Au de voisinage de t_f , les variations de $\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)$, $\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t)$ et $\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)$ causées par les procédures d'identification de paramètre sont petites. De la même manière que pour la démonstration de la 2^{ème} partie du théorème 2.1, la 2^{ème} partie du théorème 3.1 peut être prouvée.

□

Pour la démonstration du théorème 3.1, nous avons utilisé l'équation linéarisée suivante :

$$\dot{e}^{(ij)} = \left(\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial x} \Big|_{\hat{\theta}^{ob(ij)}(t), x^{*(ij)}} - kC \right) e^{(ij)} + \frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial \theta} \Big|_{\hat{\theta}^{ob(ij)}(t), x^{*(ij)}} \delta \hat{\theta}^{ob(ij)}(t)$$

Si nous considérons l'effet de la variation du paramètre sur le premier terme

$\left(\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial x} \Big|_{\hat{\theta}^{ob(ij)}(t), x^{*(ij)}} - kC \right) e^{(ij)}$, celui-ci devient :

$$\left(\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial x} \Big|_{\hat{\theta}^{ob(ij)}(t), x^{*(ij)}} + \frac{\partial}{\partial \theta} \left(\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial x} \right) \Big|_{\hat{\theta}^{ob(ij)}(t), x^{*(ij)}} \delta \hat{\theta}^{ob(ij)}(t) - kC \right) e^{(ij)}$$

Puisque la fonction $f(x, \theta, u)$ et ses premières dérivées partielles, en fonction de x et θ sont continues, bornées en x et θ , nous avons :

$$\begin{aligned} & \lim_{\delta \hat{\theta}^{ob(ij)} \rightarrow 0} \left(\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial x} \Big|_{\hat{\theta}^{ob(ij)}(t), x^{*(ij)}} + \frac{\partial}{\partial \theta} \left(\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial x} \right) \Big|_{\hat{\theta}^{ob(ij)}(t), x^{*(ij)}} \delta \hat{\theta}^{ob(ij)}(t) - kC \right) e^{(ij)} \\ &= \left(\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial x} \Big|_{\hat{\theta}^{ob(ij)}(t), x^{*(ij)}} - kC \right) e^{(ij)} \end{aligned}$$

L'effet de la variation du paramètre peut être ignoré si l'intervalle du paramètre est petit.

Les valeurs des seuils aux points $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) = \Delta \theta_j^{a(ij)}$ et $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) = -\Delta \theta_j^{b(ij)}$ sont très importantes. Nous allons montrer qu'il est possible de déterminer de manière exacte ces valeurs sans l'utilisation de la linéarisation. Ce résultat est basé sur les faits qu'aux frontières (lorsque $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) = \Delta \theta_j^{a(ij)}$ ou $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) = -\Delta \theta_j^{b(ij)}$), nous avons $x = x^{a(ij)}$ et $\hat{x}^{(ij)} = \hat{x}^{a(ij)}$ ou $x = x^{b(ij)}$ et $\hat{x}^{(ij)} = \hat{x}^{b(ij)}$ et donc $\varepsilon^{(ij)}(t) = \varepsilon^{a(ij)}(t)$ ou $\varepsilon^{(ij)}(t) = \varepsilon^{b(ij)}(t)$. La raison est que, aux points frontières les non linéarités du système et les modèles de seuils s'annulent mutuellement.

Nous pouvons dire que le mécanisme des seuils est basé sur les faits suivants :

- Au point $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) = 0$, $\varepsilon^{(ij)}(t) = 0$, $\forall t \geq t_f$. Ce résultat peut être obtenu sans l'utilisation de la linéarisation mais directement à partir du principe de l'observateur.
- Au point $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) = \Delta \theta_j^{a(ij)}$, nous avons $\varepsilon^{(ij)}(t) = \varepsilon^{a(ij)}(t)$, $\forall t \geq t_f$ et au point $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) = -\Delta \theta_j^{b(ij)}$, nous avons $\varepsilon^{(ij)}(t) = \varepsilon^{b(ij)}(t)$, $\forall t \geq t_f$. Ce résultat peut également être obtenu sans l'utilisation de la linéarisation.
- Lorsque $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \in (-\Delta \theta_j^{b(ij)}, 0)$ et $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \in (0, \Delta \theta_j^{a(ij)})$, le comportement de l'erreur d'observation de l'observateur peut être décrit, puisque l'intervalle de paramètre est petit, par une relation obtenue par une linéarisation en fonction de la différence des paramètres $\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)$.
- Dans notre cas, nous supposons que les intervalles sont petits, ces petites tailles sont également nécessaires pour obtenir une bonne vitesse d'isolation comme il a été

mentionné dans le chapitre 1. De plus, les petites tailles d'intervalles réduiront considérablement les non linéarités du système.

Après l'occurrence de défaut au $s^{\text{ème}}$ paramètre, dans le cas où $s \neq j$, la procédure d'identification du paramètre ne peut pas correctement identifier la valeur du paramètre défectueux. Selon la supposition 2.1, le sous-ensemble considéré du paramètre est distinguable, nous faisons la remarque suivante qui est semblable à la remarque 2.1.

Remarque 3.1

Après l'occurrence d'un défaut et afin de l'isoler, l'observateur adaptatif d'isolation (dans le cas où $s \neq j$) essaye de s'adapter mais la différence dynamique entre l'observateur adaptatif d'isolation et le système au point $x = \hat{x}$ est grande. C'est-à-dire : $\Delta f(x, \theta^f, \hat{\theta}^{ob}(t), u) = f(x, \theta^f, u) - f(x, \hat{\theta}^{ob}(t), u)$ est grande. •

En utilisant la remarque 3.1, nous pouvons montrer que le théorème 2.2 est vrai pour l'observateur adaptatif.

3.3 Isolation de défaut

Selon la discussion ci-dessus, si nous utilisons les observateurs adaptatifs à la place de ceux utilisés dans le chapitre 2, le théorème 2.1 peut être remplacé par le théorème 3.1, et le théorème 2.2 restera valable. Ainsi nous pouvons construire des filtres de défaut en remplaçant les observateurs par les observateurs adaptatifs. Dans ce cas, la procédure d'isolation est la même que celle présentée dans le chapitre 1.

3.4 Estimation des paramètres

Lorsque le défaut est isolé, le filtre de défaut adaptatif qui n'a pas envoyé le signal d' 'exclusion' est lié au paramètre défectueux. De plus l'intervalle de paramètre dont le filtre de paramètre adaptatif n'a pas envoyé le signal de 'non contenance', contient la valeur du paramètre défectueux.

Nous utilisons la valeur du paramètre $\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)$ de l'observateur adaptatif d'isolation, dont l'intervalle contient la valeur du paramètre défectueux comme estimation de la valeur de ce paramètre :

$$\hat{\theta}_j^f(t) = \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t) \quad (3.27)$$

Alors les bornes d'erreur de l'estimation du paramètre peuvent être données par :

$$e_\theta(t) = \theta_j^f - \hat{\theta}_j^f(t) \in [\delta\hat{\theta}_j^{b(ij)}(t), \delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t)] \quad (3.28)$$

Au moment où le défaut est isolé et parce que la méthode d'isolation proposée est rapide, on a :

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_j^f(t) &\cong \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) = \theta_j^0 + \Delta^{ob(ij)} \\ e_\theta(t) &\cong \theta_j^f - \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \in [-\Delta\theta_j^{b(ij)}, \Delta\theta_j^{a(ij)}] \end{aligned} \quad (3.29)$$

La procédure d'isolation nous permet de localiser le défaut et donc l'intervalle où il se trouve. Ceci nous permet de lancer la procédure d'identification avec des conditions initiales connues à savoir les bornes de l'intervalle où le défaut est localisé. Cette méthode utilise, un domaine de paramètre réduit pour l'identification de cette valeur (la taille de l'intervalle). C'est un précieux avantage, qui permet d'identifier rapidement cette valeur, contrairement aux autres approches. La détermination des bornes et l'estimation rapide de la valeur du paramètre défectueux sont très utiles pour la reconfiguration du contrôleur du système de FTC.

Après l'isolation du défaut, l'estimation du paramètre deviendra de plus en plus précise avec l'opération d'identification. Les bornes d'erreur de l'estimation du paramètre dans (3.28) sont données par (3.16), on peut avoir :

$$\lim_{t \rightarrow \infty} [\delta\hat{\theta}_j^{b(ij)}(t), \delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t)] = [0^-, 0^+] \quad (3.30)$$

Ainsi, les erreurs entre les bornes et la valeur du paramètre défectueux deviennent de plus en plus petites. En utilisant ces bornes d'erreur $\delta\hat{\theta}_j^{b(ij)}(t)$ et $\delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t)$, les bornes du paramètre défectueux sont : $\theta_j^f \in [\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t) + \delta\hat{\theta}_j^{b(ij)}(t), \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t) + \delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t)]$

Remarque : Effet de l'approche adaptative sur l'isolation

Comme la procédure d'isolation fonctionne d'une façon adaptative, les deux seuils dynamiques convergeront vers zéro, donc $\varepsilon^{(ij)}(t)$ sortira du secteur limité par les deux seuils adaptatifs un

certain instant après l'occurrence du défaut, même si son amplitude n'est pas grande importante. Ainsi, l'isolation sera faite correctement.

3.5 Seuils des procédures d'identification des paramètres

Dans la démonstration du théorème 3.1, nous avons utilisé les deux hypothèses suivantes :

- les trois procédures d'identification ont la même constante de temps :

$$c^{ob(ij)} = c^{oba(ij)} = c^{obb(ij)} = c^{(ij)} \quad (3.31)$$

- les dynamiques non linéaires des trois observateurs correspondant aux différents paramètres $\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)$, $\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t)$ et $\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)$ sont supposées les mêmes, ainsi on a :

$$\Phi^{a(ij)}(t, \tau) = \Phi^{b(ij)}(t, \tau) = \Phi^{(ij)}(t, \tau) \quad (3.32)$$

$$B^{a(ij)}(\tau) = B^{b(ij)}(\tau) = B^{(ij)}(\tau) \quad (3.33)$$

Comme nous l'avons mentionné dans la démonstration du théorème 3.1, les erreurs $\varepsilon^{(ij)}(t)$, $\varepsilon^{a(ij)}(t)$ et $\varepsilon^{b(ij)}(t)$ sont respectivement trois fonctions monotones : de $\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)$ au point $\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)$, de $\delta\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t_f)$ au point $\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t)$ et de $\delta\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t_f)$ au point $\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)$. Nous exprimons ces relations par les équations suivantes :

$$\varepsilon^{(ij)}(t) = F_{\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)}(\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f), t) \quad (3.34)$$

$$\varepsilon^{a(ij)}(t) = F_{\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t)}(\delta\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t_f), t) \quad (3.35)$$

$$\varepsilon^{b(ij)}(t) = F_{\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)}(\delta\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t_f), t) \quad (3.36)$$

où, $F_{\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)}(\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f), t)$, $F_{\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t)}(\delta\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t_f), t)$ et $F_{\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)}(\delta\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t_f), t)$ sont des fonctions monotones non linéaires.

Si les deux hypothèses mentionnées ci-dessus sont strictement satisfaites, $F_{\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)}(\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f), t)$, $F_{\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t)}(\delta\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t_f), t)$ et $F_{\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)}(\delta\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t_f), t)$ peuvent être considérées comme des fonctions identiques. Alors les équations (3.34)-(3.36) peuvent être représentées par une expression unique :

$$\varepsilon^{(ij)}(t) = F(\delta\hat{\theta}_j^{(ij)}(t_f), t) \quad (3.37)$$

Dans ce cas, la première partie du théorème 3.1 peut être strictement prouvée dans l'intervalle grâce à la propriété de monotonie sans l'utilisation de la linéarisation de la fonction d'erreur dynamique de l'observateur. La linéarisation est utilisée seulement au point $\delta\hat{\theta}_j^{(ij)}(t_f) = 0$, comme nous l'avons fait dans la démonstration du théorème 2.1.

En général, pour un système dynamique non linéaire, les deux hypothèses mentionnées ci-dessus ne sont pas souvent satisfaites. Pour le filtre de paramètre dont l'intervalle contient la valeur du paramètre déficient, lors de l'identification $\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)$, $\delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t)$ et $\delta\hat{\theta}_j^{b(ij)}(t)$ deviennent très petits, la première partie du théorème 3.1 donnée par :

$$\varepsilon^{(ij)}(t) \in \left[\min\{\varepsilon^{a(ij)}(t), \varepsilon^{b(ij)}(t)\}, \max\{\varepsilon^{a(ij)}(t), \varepsilon^{b(ij)}(t)\} \right], \forall t \quad (3.38)$$

peut ne pas être correcte si les hypothèses ne sont pas satisfaites.

Deux cas sont possibles :

3.5.1 Le cas où l'égalité $c^{ob(ij)} = c^{oba(ij)} = c^{obb(ij)} = c^{(ij)}$ n'est pas satisfaite :

Puisque la valeur du paramètre déficient θ_j^f et les paramètres des modèles de seuils $\theta_j^{a(ij)}$, $\theta_j^{b(ij)}$ sont différents, donc les constantes de temps $c^{ob(ij)}$, $c^{oba(ij)}$ et $c^{obb(ij)}$ des procédures d'identification des paramètres ne sont pas strictement les mêmes. Si $c^{oba(ij)} - c^{ob(ij)} > 0$ (ou $c^{obb(ij)} - c^{ob(ij)} > 0$), (3.38) peut être incorrecte, par conséquent la procédure d'isolation peut être incorrecte aussi, ce qui peut conduire à une mauvaise isolation du paramètre déficient. Pour pallier ce problème, nous pouvons utiliser une constante positive $\rho < 1$, par exemple $\rho = 20\%$, quand

$\frac{\delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t)}{\Delta\theta_j^{a(ij)}} \leq \rho$, on arrête la procédure d'identification de $\delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t)$. Cette même approche peut

être utilisée pour la procédure d'identification de $\delta\hat{\theta}_j^{b(ij)}(t)$. Par contre pour $\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)$, la procédure d'identification fonctionnera (sans ρ) de manière permanente pour estimer la valeur du paramètre déficient d'une manière exacte. L'explication de ce principe est donnée par ce qui suit.

Sans perte de généralité, on considère le cas où $c^{oba(ij)} = c^{ob(ij)} + \Delta c$ (Δc est une constante positive) et $\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)$ est positif, donc $\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)$ a le même signe que $\Delta\theta_j^{a(ij)}$. Dans ce cas, l'équation (3.24) devient :

$$\begin{aligned} \varepsilon^{a(ij)}(t) - \varepsilon^{(ij)}(t) &= c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{a(ij)}(t, \tau) B^{a(ij)}(\tau) V_j \exp(-(c^{ob(ij)} + \Delta c)(\tau - t_f)) d\tau \right) \Delta \theta_j^{a(ij)} \\ &\quad - c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{ob(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \end{aligned} \quad (3.39)$$

Dans l'équation (3.24), les deux termes ont les mêmes constantes $c^{oba(ij)} = c^{ob(ij)} = c^{(ij)}$. Dans l'équation (3.39), le terme $c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{ob(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)$ est le même que celui dans l'équation (3.24). Le premier terme $c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{a(ij)}(t, \tau) B^{a(ij)}(\tau) V_j \exp(-(c^{ob(ij)} + \Delta c)(\tau - t_f)) d\tau \right) \Delta \theta_j^{a(ij)}$ de l'équation (3.39) est différent de celui correspondant $c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \Delta \theta_j^{a(ij)}$ dans l'équation (3.24). Cette différence réside au niveau des constantes du temps ($(c^{ob(ij)} + \Delta c)$ au lieu de $(c^{ob(ij)})$). Donc le premier terme dans (3.39) convergera vers zéro plus rapidement que le second commun aux deux équations (3.24) et (3.39). Ainsi, il existe un instant t_b tel que pour $t > t_b > t_f$, la différence $\varepsilon^{a(ij)}(t) - \varepsilon^{(ij)}(t)$ dans (3.24) ne change pas de signe tandis que le signe de cette même différence dans (3.39) change. Par conséquent, après t_b la courbe de $\varepsilon^{(ij)}(t)$ sortira du secteur limité par les deux courbes $\varepsilon^{a(ij)}(t)$ et $\varepsilon^{b(ij)}(t)$, donc l'équation (3.38) n'est pas correcte.

À l'instant t_b , le signe de $\varepsilon^{a(ij)}(t) - \varepsilon^{(ij)}(t)$ change, à partir de (3.39) on peut écrire :

$$\begin{aligned} \varepsilon^{a(ij)}(t_b) &= c_h \left(\int_{t_f}^{t_b} \Phi^{a(ij)}(t, \tau) B^{a(ij)}(\tau) V_j \exp(-(c^{ob(ij)} + \Delta c)(\tau - t_f)) d\tau \right) \Delta \theta_j^{a(ij)} \\ \varepsilon^{(ij)}(t_b) &= c_h \left(\int_{t_f}^{t_b} \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{ob(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \\ \varepsilon^{a(ij)}(t_b) &= \varepsilon^{(ij)}(t_b) \end{aligned} \quad (3.40)$$

Sachant que $t_f \leq t_b < t$, on peut obtenir:

$$\begin{aligned} \varepsilon^{a(ij)}(t) - \varepsilon^{(ij)}(t) &= c_h \left(\int_{t_f}^{t_b} \Phi^{a(ij)}(t, \tau) B^{a(ij)}(\tau) V_j \exp(-(c^{ob(ij)} + \Delta c)(\tau - t_f)) d\tau \right) \Delta \theta_j^{a(ij)} \\ &\quad + c_h \left(\int_{t_b}^t \Phi^{a(ij)}(t, \tau) B^{a(ij)}(\tau) V_j \exp(-(c^{ob(ij)} + \Delta c)(\tau - t_f)) d\tau \right) \Delta \theta_j^{a(ij)} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& -c_h \left(\int_{t_f}^{t_b} \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{ob(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \\
& -c_h \left(\int_{t_b}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{ob(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \\
& = c_h \left(\int_{t_b}^t \Phi^{a(ij)}(t, \tau) B^{a(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{ob(ij)} + \Delta c)(\tau - t_f)) d\tau \right) \Delta \theta_j^{a(ij)} \\
& -c_h \left(\int_{t_b}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{ob(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)
\end{aligned} \tag{3.41}$$

En considérant (3.22), (3.23), alors (3.41) peut s'écrire comme suit :

$$\begin{aligned}
\varepsilon^{a(ij)}(t) - \varepsilon^{(ij)}(t) &= c_h \left(\int_{t_b}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{ob(ij)} + \Delta c)(\tau - t_f)) d\tau \right) \Delta \theta_j^{a(ij)} \\
& -c_h \left(\int_{t_b}^t \Phi^{(ij)}(t, \tau) B^{(ij)}(\tau) V_j \exp(-c^{ob(ij)}(\tau - t_f)) d\tau \right) \delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)
\end{aligned} \tag{3.42}$$

Après t_b , on a :

$$\exp(-c^{ob(ij)} + \Delta c)(t - t_f) \Delta \theta_j^{a(ij)} \Big|_{t > t_b} \leq \exp(-c^{ob(ij)}(t - t_f)) \delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) \Big|_{t > t_b} \tag{3.43}$$

En d'autres termes :

$$\delta \hat{\theta}_j^{a(ij)}(t) \Big|_{t > t_b} \leq \delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t) \Big|_{t > t_b} \tag{3.44}$$

Le signe de la différence $\delta \hat{\theta}_j^{a(ij)}(t) - \delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)$ change avant t_b ou à t_b exactement. Puisque si (3.43) n'est pas satisfaite, le signe de $(\varepsilon^{a(ij)}(t) - \varepsilon^{(ij)}(t)) \Big|_{t > t_b}$ ne changera pas. À partir de (3.43),

on peut obtenir:

$$t_b \geq \frac{1}{(\Delta c)} \ln \frac{\Delta \theta_j^{a(ij)}}{\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)} + t_f \tag{3.45}$$

Exemple

Pour illustrer ce qui a été mentionné, nous utilisons le modèle du procédé de fermentation présenté dans le chapitre précédent.

Le défaut est sur le paramètre K_s qui change de 5,0 à 1,0. L'intervalle $[K_s^b = 0,5; K_s^a = 1,6]$ contient la valeur $K_s = 1,0$. Le filtre de paramètre de cet intervalle est un filtre adaptatif. Les paramètres de ce filtre de cet intervalle sont $K_s^b = 0,5$, $K_s^a = 1,6$ et $\hat{K}_s^{ob}(t_f) = 1,1$.

La figure 3.2 présente les résultats sans l'utilisation du test d'arrêt ρ de la procédure d'identification. À $t = 184,7$ heures, la courbe $\varepsilon(t)$ de l'erreur d'observation de l'observateur d'isolation quitte le secteur limité par les deux courbes $\varepsilon^a(t)$ et $\varepsilon^b(t)$ des seuils adaptatifs correspondant à $K_s^a = 1,6$ et $K_s^b = 0,5$.

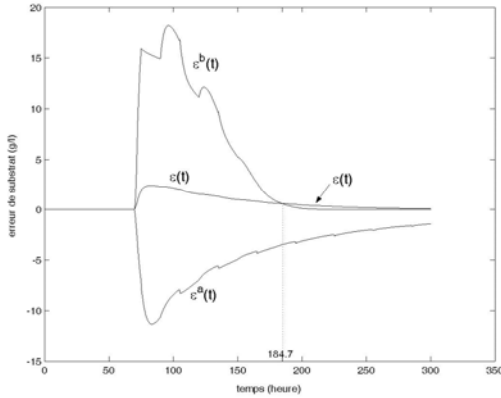


Figure 3.2

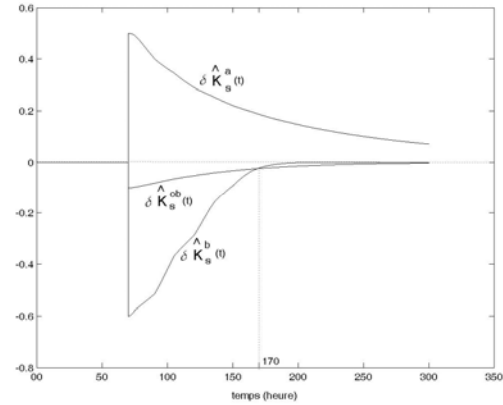


Figure 3.3

Dans la figure 3.3, les évolutions des différences des paramètres : $\delta \hat{K}_s^a(t) = K_s^a - \hat{K}_s^{oba}(t)$, $\delta \hat{K}_s^b(t) = K_s^b - \hat{K}_s^{obb}(t)$ et $\delta \hat{K}_s^{ob}(t) = K_s^f - \hat{K}_s^{ob}(t)$ sont présentées. Cette figure montre que, bien que les trois évolutions de $\delta \hat{K}_s^a(t)$, $\delta \hat{K}_s^{ob}(t)$ et $\delta \hat{K}_s^b(t)$ soient monotones en fonction du temps, le signe de la différence de paramètre $\delta \hat{K}_s^{ob}(t) - \delta \hat{K}_s^b(t)$ change à $t = 170$ heures. Ceci implique la non validité de l'équation (3.38). La raison en est que $\delta \hat{K}_s^b(t)$ converge vers zéro plus rapidement que $\delta \hat{K}_s^{ob}(t)$, c.-à-d. $c^{obb} > c^{ob}$.

Considérons le cas général :

Selon (3.45), quand le signe de $\delta \hat{\theta}_j^{a(ij)}(t) - \delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)$ change, la valeur de $\delta \hat{\theta}_j^{a(ij)}(t)$ devient :

$$\delta \hat{\theta}_j^{a(ij)}(t) = \exp(-(c^{ob(ij)} + \Delta c)(t - t_f)) \Delta \theta_j^{a(ij)} \Big|_{t=t_b}$$

Sachant que $c^{oba(ij)} = c^{ob(ij)} + \Delta c$, on obtient :

$$\delta \hat{\theta}_j^{a(ij)}(t) = \Delta \theta_j^{a(ij)} \exp\left(-\left(\frac{c^{oba(ij)}}{\Delta c}\right) \ln \frac{\Delta \theta_j^{a(ij)}}{\delta \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)}\right)$$

$$= \Delta\theta_j^{a(ij)} \left(\frac{\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)}{\Delta\theta_j^{a(ij)}} \right)^{\frac{c^{oba(ij)}}{\Delta c}} \quad (3.46)$$

Puisque l'intervalle est petit, la différence dynamique entre les procédures d'identification des $\delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t)$ et $\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)$ est petite, donc $\frac{c^{oba(ij)}}{\Delta c} = \frac{c^{ob(ij)} + \Delta c}{\Delta c}$ est très grande. De plus on a :

$\left(\frac{\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)}{\Delta\theta_j^{a(ij)}} \right) \in [0,1]$. Si cette valeur est proche de 1, la différence dynamique entre les deux

procédures d'identification devient très faible. En conséquence, on considère seulement le cas où

$\left(\frac{\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)}{\Delta\theta_j^{a(ij)}} \right)$ n'est pas grand. Ainsi $\left(\frac{\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)}{\Delta\theta_j^{a(ij)}} \right)^{\frac{c^{oba(ij)}}{\Delta c}}$ est une constante positive très petite.

Quand il y a changement du signe de $(\delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t) - \delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t))$, on peut conclure selon l'équation

(3.46) que $\left(\frac{\delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t)}{\Delta\theta_j^{a(ij)}} \right)$ devient très petites comme le terme $\left(\frac{\delta\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f)}{\Delta\theta_j^{a(ij)}} \right)^{\frac{c^{oba(ij)}}{\Delta c}}$. Ainsi, on peut

choisir un seuil positif ρ qui nous permet d'arrêter la procédure d'identification de $\delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t)$, par

exemple $\rho=20\%$. (lorsque $\frac{\delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t)}{\Delta\theta_j^{a(ij)}} \leq \rho$, on arrête cette procédure). Les figure 3.4 et 3.5

présentent les résultats correspondants en utilisant un seuil $\rho = 0,2$ pour les procédures

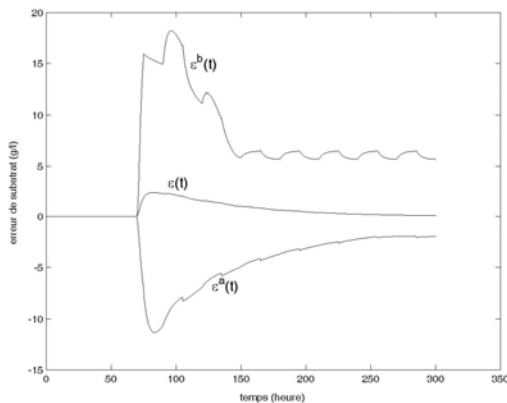


Figure 3.4

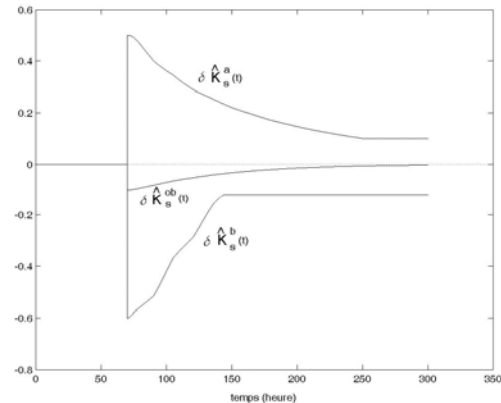


Figure 3.5

d'identification de $\delta\hat{K}_s^{a(ij)}(t)$ et $\delta\hat{K}_s^{b(ij)}(t)$.

3.5.2 Le cas où les dynamiques des trois observateurs sont différentes

Considérons maintenant le problème de l'influence des différences entre $\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t)$, $\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t)$ et $\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)$. Pour faciliter l'explication, nous supposons que (3.17) est satisfaite. À t_f , $\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t_f) = \hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t_f) = \hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t_f)$, ce problème n'apparaît pas. Après t_f , nous aurons $\hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t) \neq \hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t) \neq \hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)$, et ces différences augmentent avec le temps. Donc les expressions (3.22) et (3.23) ne sont pas vérifiées. Cette différence peut être la cause de changement du signe de $\varepsilon^{a(ij)}(t) - \varepsilon^{(ij)}(t)$ dans (3.39) et donc l'isolation ne sera pas faite. Ce problème peut être vu d'une autre façon, pour cela nous utilisons l'exemple d'une fonction monotone non linéaire simple pour montrer ces différences (figure 3.6).

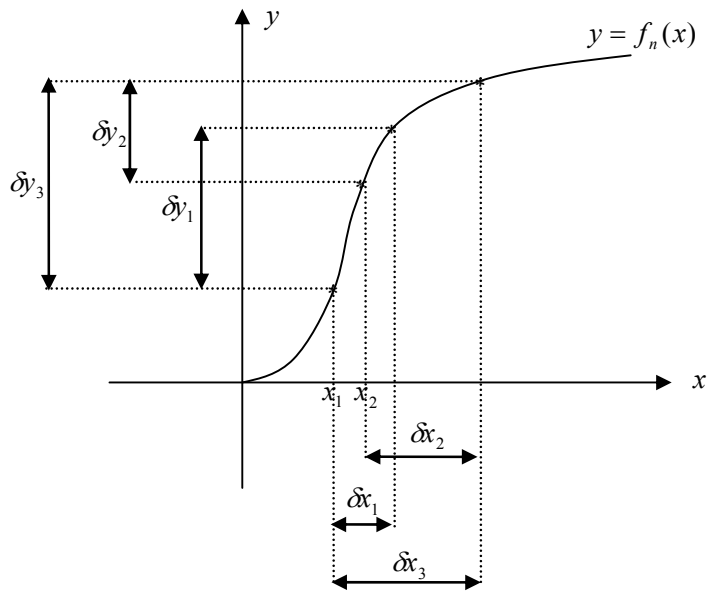


Figure 3.6

Dans la figure 3.6, $y = f_n(x)$ est une fonction monotone non linéaire. Les incréments de x : $\delta x_3 > \delta x_1$ ont le même point d'origine (le point x_1), ainsi $\delta y_3 > \delta y_1$ est strictement satisfaite. Pour

les incréments δx_1 et δx_2 , bien que $\delta x_2 > \delta x_1$, comme leurs points d'origine sont différents, la relation $\delta y_2 > \delta y_1$ n'est pas satisfaite.

Les imprécisions de (3.22) et (3.23) sont faibles car la taille d'intervalle est petite. Ces imprécisions apparaissent quand les procédures d'identification opèrent pendant longtemps. Par conséquent ce problème peut être résolu également en utilisant le seuil ρ comme mentionné plus haut.

3.6 Simulation

3.6.1 Le filtre de défaut

Le modèle du procédé considéré et les intervalles sont identiques à ceux utilisés dans le chapitre précédent. Dans chaque intervalle, l'observateur d'isolation et les observateurs des seuils sont des observateurs adaptatifs.

Soit $j=1$ correspondant au paramètre μ_m et $j=2$ correspondant au paramètre K_s , le filtre de paramètre pour le $i^{\text{ème}}$ intervalle du $j^{\text{ème}}$ paramètre est donné par :

L'observateur d'isolation est :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\hat{C}^{(ij)}(t)}{dt} = \mu^{ob(ij)}(t)\hat{C}^{(ij)}(t) - u(t)\hat{C}^{(ij)}(t) + \alpha(S^{(ij)}(t) - \hat{S}(t)) \\ \frac{d\hat{S}^{(ij)}(t)}{dt} = -\frac{1}{Y_{c/s}}\mu^{ob(ij)}(t)\hat{C}^{(ij)}(t) - u(t)\hat{S}^{(ij)}(t) + u(t)S_a + \beta(S^{(ij)}(t) - \hat{S}(t)) \\ \mu^{ob(i1)}(t) = \hat{\mu}_m^{ob(i)}(t) \frac{S(t)}{K_s^0 + S(t)}, \mu^{ob(i2)}(t) = \mu_m^0 \frac{S(t)}{\hat{K}_s^{ob(i)}(t) + S(t)} \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{\mu}_m^{ob(i)}(t) = \mu_m^0, \quad t < t_f \\ \hat{\mu}_m^{ob(i)}(t) = \mu_m^0 + \Delta^{ob(i1)} \in (\mu_m^{(i-1)}, \mu_m^{(i)}), \quad t = t_f \\ \frac{d\hat{\mu}_m^{ob(i)}(t)}{dt} = \lambda_1 \hat{C}^{(i1)}(t)(S^{(i1)} - \hat{S}(t)), \quad t > t_f \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{K}_s^{ob(i)}(t) = K_s^0, \quad t < t_f \\ \hat{K}_s^{ob(i)}(t) = K_s^0 + \Delta^{ob(i2)} \in (K_s^{(i-1)}, K_s^{(i)}), \quad t = t_f \\ \frac{d\hat{K}_s^{ob(i)}(t)}{dt} = -\lambda_2 \frac{\hat{C}^{(i2)}(t)}{S(t)} \mu^{ob(i2)}(t)(S^{(i2)} - \hat{S}(t)), \quad t > t_f \end{array} \right.$$

Où : $\Delta^{ob(i1)}, \Delta^{ob(i2)}$ sont des constantes réelles. $\mu_m^{(i-1)}, \mu_m^{(i)}$ sont deux bornes du $i^{\text{ème}}$ l'intervalle du paramètre μ_m . $K_s^{(i-1)}$ et $K_s^{(i)}$ sont deux bornes du $i^{\text{ème}}$ l'intervalle du paramètre K_s .

Les deux modèles des seuils sont :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dC^{a(ij)}(t)}{dt} = \mu^{a(ij)}(t)C^{a(ij)}(t) - u(t)C^{a(ij)}(t) + \alpha(S^{-a(ij)}(t) - S^{a(ij)}(t)) \\ \frac{dS^{a(ij)}(t)}{dt} = -\frac{1}{Y_{c/s}} \mu^{a(ij)}(t)C^{a(ij)}(t) - u(t)S^{a(ij)}(t) + u(t)S_a + \beta(S^{-a(ij)}(t) - S^{a(ij)}(t)) \\ \mu^{a(i1)}(t) = \mu_m^{a(i)}(t) \frac{S^{-a(i1)}(t)}{K_s^0 + S^{-a(i1)}(t)}, \mu^{a(i2)}(t) = \mu_m^0 \frac{S^{-a(i2)}(t)}{K_s^{a(i)}(t) + S^{-a(i2)}(t)}, S^{-a(ij)}(t) = \begin{cases} S(t), & t < t_f \\ S^{a(ij)}(t), & t \geq t_f \end{cases} \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dC^{b(ij)}(t)}{dt} = \mu^{b(ij)}(t)C^{b(ij)}(t) - u(t)C^{b(ij)}(t) + \alpha(S^{-b(ij)}(t) - S^{b(ij)}(t)) \\ \frac{dS^{b(ij)}(t)}{dt} = -\frac{1}{Y_{c/s}} \mu^{b(ij)}(t)C^{b(ij)}(t) - u(t)S^{b(ij)}(t) + u(t)S_a + \beta(S^{-b(ij)}(t) - S^{b(ij)}(t)) \\ \mu^{b(i1)}(t) = \mu_m^{b(i)}(t) \frac{S^{-b(i1)}(t)}{K_s^0 + S^{-b(i1)}(t)}, \mu^{b(i2)}(t) = \mu_m^0 \frac{S^{-b(i2)}(t)}{K_s^{b(i)}(t) + S^{-b(i2)}(t)}, S^{-b(ij)}(t) = \begin{cases} S(t), & t < t_f \\ S^{b(ij)}(t), & t \geq t_f \end{cases} \end{array} \right.$$

$$\mu_m^{a(i)}(t) = \begin{cases} \mu_m^0, & t < t_f \\ \mu_m^{(i)} = \hat{\mu}_m^{ob(i)}(t_f) + \Delta^{a(i1)}, & t \geq t_f \end{cases} \quad \mu_m^{b(i)}(t) = \begin{cases} \mu_m^0, & t < t_f \\ \mu_m^{(i-1)} = \hat{\mu}_m^{ob(i)}(t_f) - \Delta^{b(i1)}, & t \geq t_f \end{cases}$$

$$K_s^{a(i)}(t) = \begin{cases} K_s^0, & t < t_f \\ K_s^{(i)} = \hat{K}_s^{ob(i)}(t_f) + \Delta^{a(i2)}, & t \geq t_f \end{cases} \quad K_s^{b(i)}(t) = \begin{cases} K_s^0, & t < t_f \\ K_s^{(i-1)} = \hat{K}_s^{ob(i)}(t_f) - \Delta^{b(i2)}, & t \geq t_f \end{cases}$$

Où : $\Delta^{a(i1)}, \Delta^{b(i1)}, \Delta^{a(i2)}, \Delta^{b(i2)}$ sont des constantes positives (petites).

Les deux observateurs des seuils sont :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\hat{C}^{a(ij)}(t)}{dt} = \mu^{oba(ij)}(t)\hat{C}^{a(ij)}(t) - u(t)\hat{C}^{a(ij)}(t) + \alpha(S^{a(ij)}(t) - \hat{S}^{a(ij)}(t)) \\ \frac{d\hat{S}^{a(ij)}(t)}{dt} = -\frac{1}{Y_{c/s}} \mu^{oba(ij)}(t)\hat{C}^{a(ij)}(t) - u(t)\hat{S}^{a(ij)}(t) + u(t)S_a + \beta(S^{a(ij)}(t) - \hat{S}^{a(ij)}(t)) \\ \hat{\mu}^{oba(i1)}(t) = \hat{\mu}_m^{oba(i)}(t) \frac{S^{a(i1)}(t)}{K_s^0 + S^{a(i1)}(t)}, \hat{\mu}^{oba(i2)}(t) = \mu_m^0 \frac{S^{a(i2)}(t)}{\hat{K}_s^{oba(i)}(t) + S^{a(i2)}(t)} \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{\mu}_m^{oba(i)}(t) = \mu_m^0, \quad t < t_f \\ \hat{\mu}_m^{oba(i)}(t) = \hat{\mu}_m^{ob(i)}(t) = \mu_m^0 + \Delta^{ob(i1)}, \quad t = t_f \\ \frac{d\hat{\mu}_m^{oba(i)}(t)}{dt} = \begin{cases} \lambda_1 \hat{C}^{a(i1)}(t)(S^{a(i1)} - \hat{S}^{a(i1)}(t)), & \text{si } \left| \frac{\hat{\mu}_m^{oba(i)}(t) - \mu_m^{a(i)}(t)}{\hat{\mu}_m^{oba(i)}(t_f) - \mu_m^{a(i)}(t_f)} \right| > \rho, \quad t > t_f \\ 0, & \text{sin on} \end{cases} \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{K}_s^{oba(i)}(t) = K_s^0, \quad t < t_f \\ \hat{K}_s^{oba(i)}(t) = \hat{K}_s^{ob(i)}(t) = K_s^0 + \Delta^{ob(i2)}, \quad t = t_f \\ \frac{d\hat{K}_s^{oba(i)}(t)}{dt} = \begin{cases} -\lambda_2 \frac{\hat{C}^{a(i2)}}{S^{a(i2)}(t)} \mu^{oba(i2)}(t)(S^{a(i2)}(t) - \hat{S}^{a(i2)}(t)), & \text{si } \left| \frac{\hat{K}_s^{oba(i)}(t) - K_s^{a(i)}(t)}{\hat{K}_s^{oba(i)}(t_f) - K_s^{a(i)}(t_f)} \right| > \rho, \quad t > t_f \\ 0, & \text{sin on} \end{cases} \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\hat{C}^{b(ij)}(t)}{dt} = \mu^{obb(ij)}(t)\hat{C}^{b(ij)}(t) - u(t)\hat{C}^{b(ij)}(t) + \alpha(S^{b(ij)}(t) - \hat{S}^{b(ij)}(t)) \\ \frac{d\hat{S}^{b(ij)}(t)}{dt} = -\frac{1}{Y_{c/s}} \hat{\mu}^{obb(ij)}(t)\hat{C}^{b(ij)}(t) - u(t)\hat{S}^{b(ij)}(t) + u(t)S_a + \beta(S^{b(ij)}(t) - \hat{S}^{b(ij)}(t)) \\ \hat{\mu}^{obb(i1)}(t) = \hat{\mu}_m^{obb(i)}(t) \frac{S^{b(i1)}(t)}{K_s^0 + S^{b(i1)}(t)}, \hat{\mu}^{obb(i2)}(t) = \mu_m^0 \frac{S^{b(i2)}(t)}{\hat{K}_s^{obb(i)}(t) + S^{b(i2)}(t)} \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{\mu}_m^{obb(i)}(t) = \mu_m^0, \quad t < t_f \\ \hat{\mu}_m^{obb(i)}(t) = \hat{\mu}_m^{ob(i)}(t) = \mu_m^0 + \Delta^{ob(i1)}, \quad t = t_f \\ \frac{d\hat{\mu}_m^{obb(i)}(t)}{dt} = \begin{cases} \lambda_1 \hat{C}^{b(i1)}(t)(S^{b(i1)} - \hat{S}^{b(i1)}(t)), & \text{si } \left| \frac{\hat{\mu}_m^{obb(i)}(t) - \mu_m^{b(i)}(t)}{\hat{\mu}_m^{obb(i)}(t_f) - \mu_m^{b(i)}(t_f)} \right| > \rho, \quad t > t_f \\ 0, & \text{sin on} \end{cases} \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{K}_s^{obb(i)}(t) = K_s^0, \quad t < t_f \\ \hat{K}_s^{obb(i)}(t) = \hat{K}_s^{ob(i)}(t) = K_s^0 + \Delta^{ob(i2)}, \quad t = t_f \\ \frac{d\hat{K}_s^{obb(i)}(t)}{dt} = \begin{cases} -\lambda_2 \frac{\hat{C}^{b(i2)}}{S^{b(i2)}(t)} \hat{\mu}^{obb(i2)}(t)(S^{b(i2)}(t) - \hat{S}^{b(i2)}(t)), & \text{si } \left| \frac{\hat{K}_s^{obb(i)}(t) - K_s^{b(i)}(t)}{\hat{K}_s^{obb(i)}(t_f) - K_s^{b(i)}(t_f)} \right| > \rho, \quad t > t_f \\ 0, & \text{sin on} \end{cases} \end{array} \right.$$

Dans le chapitre 2 nous avons utilisé des gains variables pour les observateurs, dans cette partie, nous utilisons des gains constants pour les observateurs. Pour assurer la stabilité des erreurs d'observation des observateurs, les gains α et β sont choisis comme $\alpha = -0,0175$ et $\beta = 0,25$, l'article [81] fournit plus de détails au sujet de ce choix. Le seuil ρ est égal à 0,2. En ce qui concerne les gains d'estimation λ_1 et λ_2 , l'article [81] montre que, ces deux gains influencent les vitesses des procédures d'identification des paramètres μ_m et K_s . Ils sont choisis différemment pour chaque intervalle. Le choix de λ_1 et λ_2 doit assurer que, les évolutions des paramètres identifiés par les observateurs adaptatifs des seuils et les observateurs adaptatifs d'isolation (dans le cas où l'intervalle du paramètre contient la valeur du paramètre défectueux) sont monotones en fonction du temps.

3.6.2 Simulation pour l'isolation de défaut et l'identification de défaut

Nous avons simulé plusieurs cas de défauts, les résultats obtenus sont les suivants :

a) Le paramètre K_s du système est égal au paramètre nominal. Le paramètre défectueux du système est μ_m . Pour différentes valeurs du paramètre défectueux μ_m , les temps d'isolation sont :

Paramètre défectueux (μ_m)	0,2	0,25	0,30	0,35	0,42	0,45	0,50
Temps d'isolation (h)	0,15	0,15	0,15	0,20	5,80	1,90	1,25

b) Le paramètre μ_m du système est égal au paramètre nominal et le paramètre défectueux du système est K_s . Pour différentes valeurs du paramètre défectueux K_s , les temps d'isolation sont donnés par :

Paramètre défectueux (K_s)	0,5	1,0	1,5	2,0	2,5	3,0	3,5	4,0	4,5	4,8
Temps d'isolation (h)	0,5	1,0	1,85	1,9	5,7	5,35	8,35	0,6	0,3	0,25

c) Deux défauts sont considérés pour montrer en détail la procédure d'isolation.

Exemple n°1 :

La valeur du paramètre K_s du système est égale à sa valeur nominale et le paramètre défectueux du système est μ_m . La valeur du paramètre défectueux est $\mu_m = 0,29$. La figure 3.7 montre les signaux ‘non contenances’ envoyés par les filtres de paramètre adaptatifs associé au paramètre K_s . A $t = 70,15h$, tous ces filtres ont envoyé les signaux ‘non contenances’, par conséquent le défaut ne correspond pas au paramètre K_s .

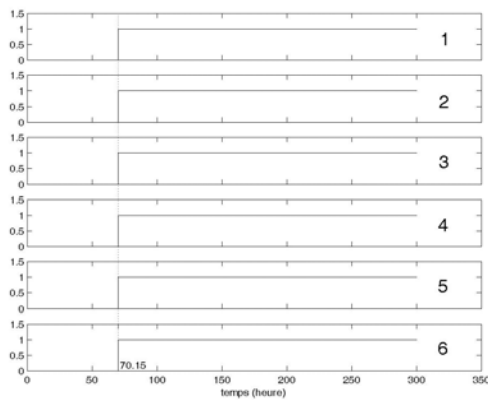


Figure 3.7

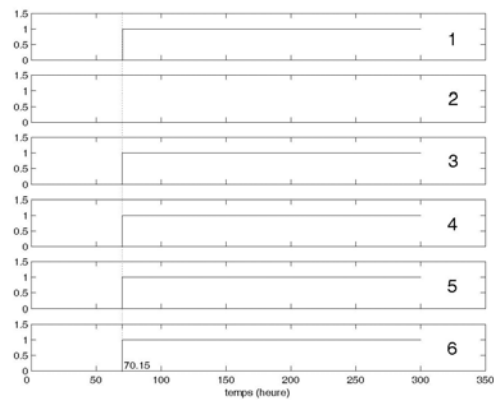


Figure 3.8

La figure 3.8 montre les signaux ‘non contenances’ envoyés par les filtres de paramètre adaptatifs associé au paramètre μ_m . A $t = 70,15h$, le 2^{ème} de ces filtres n'a pas envoyé le signal ‘non contenance’ tandis que les autres filtres l'ont envoyé. Ainsi on peut décider que le défaut correspond au paramètre μ_m et que la valeur du paramètre défectueux est dans ce 2^{ème} intervalle.

La figure 3.9 présente l'erreur d'observation de l'observateur adaptatif d'isolation et des deux seuils adaptatifs du 3^{ème} filtre de paramètre adaptatif associé au paramètre K_s . Puisque le défaut n'est pas sur le paramètre K_s , la courbe d'erreur d'observation de l'observateur adaptatif d'isolation est en dehors du secteur limité par les deux seuils adaptatifs.

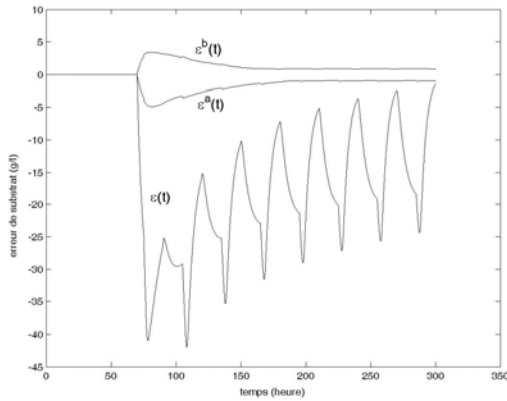


Figure 3.9

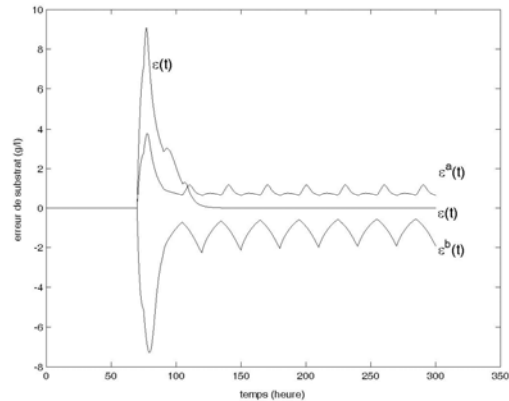


Figure 3.10

La figure 3.10 présente l'erreur d'observation de l'observateur adaptatif d'isolation et les deux seuils adaptatifs du premier filtre de paramètre adaptatif associé au paramètre μ_m . Puisque la valeur du paramètre défectueux n'est pas dans le premier intervalle, la courbe d'erreur d'observation de l'observateur adaptatif d'isolation est en dehors du secteur limité par les deux seuils adaptatifs après l'occurrence du défaut.

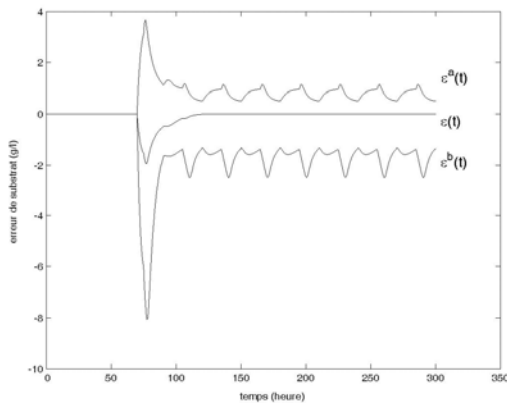


Figure 3.11

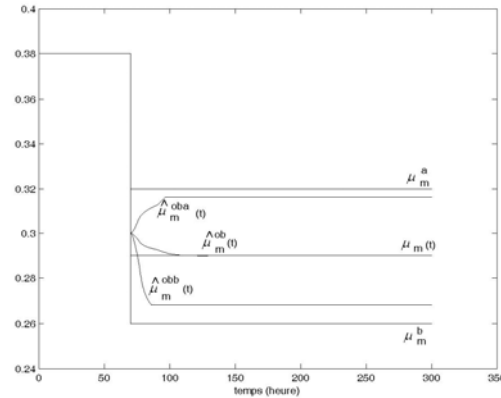


Figure 3.12

La figure 4,11 présente l'erreur d'observation de l'observateur adaptatif d'isolation et des deux seuils adaptatifs du 2^{ème} filtre adaptatif de paramètre associé au paramètre μ_m . Puisque la valeur du paramètre défectueux est dans ce 2^{ème} intervalle, la courbe de l'erreur d'observation de l'observateur adaptatif d'isolation est dans le secteur limité par les deux seuils adaptatifs à tout instant.

La figure 3.12 présente les courbes d'évolution de l'identification des paramètres $\hat{\mu}_m^{oba}(t)$, $\hat{\mu}_m^{obb}(t)$ et $\hat{\mu}_m^{ob}(t)$ dans le 2^{ème} intervalle du paramètre μ_m .

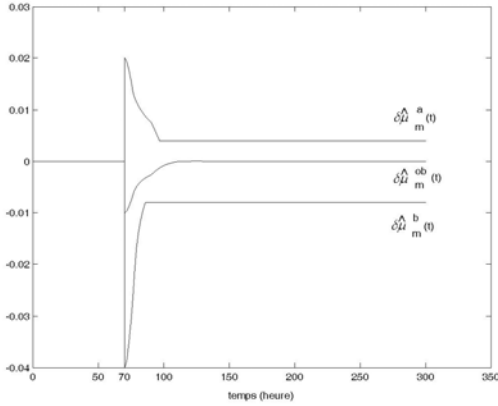


Figure 3.13

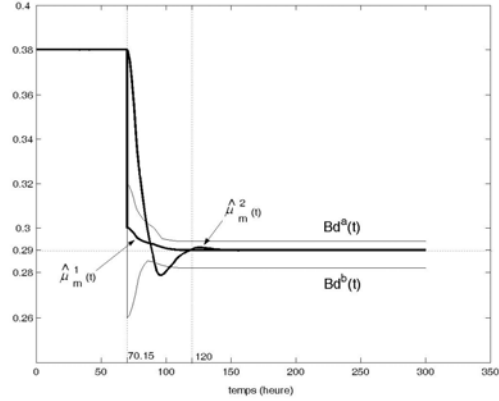


Figure 3.14

La figure 3.13 présente les courbes d'évolution des différences des paramètres $\delta\hat{\mu}_m^a(t) = \mu_m^a - \hat{\mu}_m^{oba}(t)$, $\delta\hat{\mu}_m^b(t) = \mu_m^b - \hat{\mu}_m^{obb}(t)$ et $\delta\hat{\mu}_m^{ob}(t) = \mu_m^f - \hat{\mu}_m^{ob}(t)$ dans le 2^{ème} intervalle du paramètre μ_m . Elle indique que la courbe de la différence de paramètres $\delta\hat{\mu}_m^{ob}(t)$ est dans le secteur limité par les deux courbes des différences de paramètre $\delta\hat{\mu}_m^a(t)$ et $\delta\hat{\mu}_m^b(t)$ à tout instant, donc la courbe de l'erreur d'observation de l'observateur adaptatif d'isolation est dans le secteur limité par les deux seuils adaptatifs à tout instant comme le montre la figure 3.11.

La figure 3.14 présente l'estimation du paramètre défectueux $\hat{\mu}_m^1(t)$ obtenu en utilisant la méthode proposée dans ce chapitre et l'estimation $\hat{\mu}_m^2(t)$ obtenue en utilisant la méthode proposée par Zhang [79]. En utilisant notre méthode, le défaut est isolé à $t = 70,15$ heures, alors qu'en utilisant la méthode de Zhang, il est isolé à $t = 120,00$ heures. Par conséquent nous pouvons avoir une estimation du paramètre défectueux à $t = 0,15$ heures après l'occurrence du défaut tandis que si on utilise la méthode proposée par Zhang, il faut un temps égal à 50 heures. La méthode proposée dans ce travail donne en même temps une estimation des bornes du paramètre : une valeur minimale $Bd^b(t) = \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t) + \delta\hat{\theta}_j^{b(ij)}(t)$ et une valeur maximale $Bd^a(t) = \hat{\theta}_j^{ob(ij)}(t) + \delta\hat{\theta}_j^{a(ij)}(t)$.

Exemple n°2 :

La valeur du paramètre μ_m est égale à sa valeur nominale et le paramètre défectueux est K_s . La valeur du paramètre défectueux est $K_s = 2,3$.

Dans le filtre de défaut adaptatif du paramètre μ_m , le 5^{ème} filtre de paramètre adaptatif est le dernier qui envoie le signal 'non contenance' à $t = 73,7h$. Tandis que le 2^{ème} filtre de paramètre adaptatif associé au paramètre K_s n'envoie pas le signal 'non contenance' de sorte que nous pouvons conclure que le défaut correspond au paramètre K_s . La valeur du paramètre défectueux est donc dans le 2^{ème} intervalle associé au paramètre K_s et le temps d'isolation est de 3,7 heures.

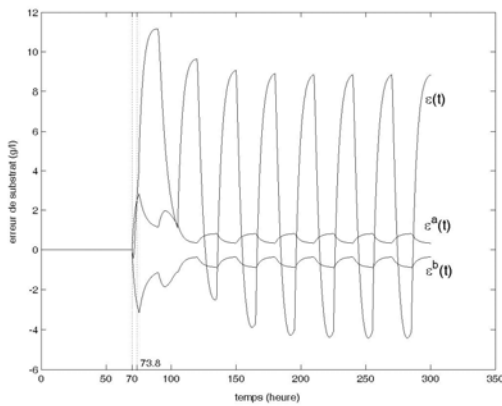


Figure 3.15

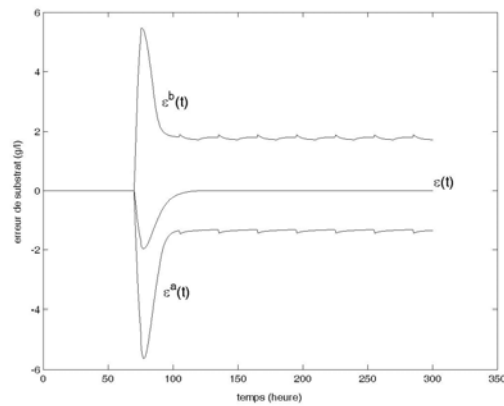


Figure 3.16

La figure 3.15 présente l'erreur d'observation de l'observateur adaptatif d'isolation et des deux seuils adaptatifs du 5^{ème} filtre de paramètre adaptatif associé au paramètre μ_m . La figure 3.16 présente l'erreur d'observation de l'observateur adaptatif d'isolation et les deux seuils adaptatifs du 2^{ème} filtre de paramètre adaptatif associé au paramètre K_s .

La figure 3.17 présente l'estimation du paramètre défectueux $\hat{K}_s^1(t)$ obtenu en utilisant la méthode que nous proposons et l'estimation de $\hat{K}_s^2(t)$ obtenue en utilisant la méthode de Zhang [79]. En utilisant la méthode de Zhang, le défaut est isolé à $t = 113,00$ heures. En utilisant notre méthode, le temps d'isolation est de 3,7 heures seulement au lieu de 43 heures par la méthode de Zhang.

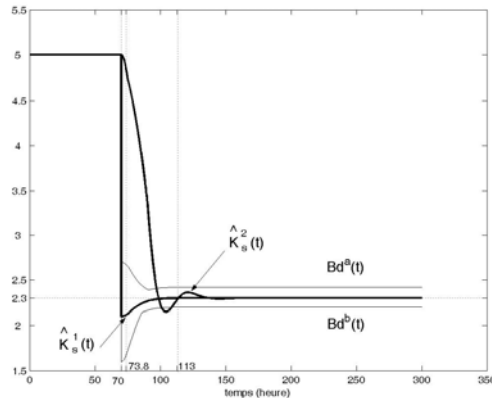


Figure 3.17

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une version adaptative de la méthode d'isolation et d'identification de défauts pour les systèmes dynamiques non linéaires présentée dans le chapitre 1. Cette version combine le principe d'isolation de défauts basé sur les intervalles développé dans le précédent chapitre avec la technique des observateurs adaptatifs. Basée sur l'utilisation des intervalles de paramètres, cette méthode s'applique à de nombreuses classes de systèmes dynamiques non linéaires et peut isoler le défaut d'une manière très rapide. Nous utilisons la technique des observateurs adaptatifs pour améliorer la précision de l'estimation du paramètre défectueux. Ainsi, grâce aux procédures d'identification des paramètres, l'estimation du paramètre devient de plus en plus précise, les bornes du paramètre défectueux deviennent de plus en plus près de la valeur de ce paramètre défectueux. Cette méthode fournit l'estimation du paramètre en deux étapes: d'abord la détermination de l'estimation et des bornes du paramètre défectueux d'une façon très rapide, puis l'amélioration de l'estimation et des bornes à l'aide des procédures d'identification.

Bien que le principe d'identification du paramètre soit également employé dans cette méthode, elle utilise comme conditions initiales des paramètres des valeurs à l'intérieur de l'intervalle correspond. Ceci permet de choisir une valeur proche de celle du paramètre défectueux pour l'intervalle qui contient la valeur du paramètre défectueux.

Un autre avantage de l'utilisation de la technique des observateurs adaptatifs est qu'elle permet l'amélioration de la fiabilité de l'isolation. En effet, la distance entre les deux seuils adaptatifs deviendra de plus en plus petite au cours du temps. Ainsi pour le filtre de paramètre dont

l'intervalle ne contient pas la valeur du paramètre défectueux, la courbe d'erreur d'observation de l'observateur adaptif d'isolation sortira toujours du secteur limité par les deux seuils adaptatifs après l'occurrence du défaut.

Chapitre 4

Isolation et identification de défauts sans seuils

Introduction

Dans les deux derniers chapitres, des intervalles de paramètre avec des seuils dynamiques sont utilisés pour l'isolation et l'identification de défaut. A cause de l'utilisation des seuils dynamiques, pour q intervalles, $5q$ observateurs sont nécessaires. D'autant plus, l'utilisation des seuils adaptatifs rend difficile la monotonie des erreurs d'observation des observateurs et des seuils.

Dans ce chapitre, en éliminant les seuils, nous proposons une nouvelle version de la méthode proposée dans les chapitres précédents dans laquelle nous n'avons besoin que de $(q+1)$ observateurs pour q intervalles [49]. Avec cette nouvelle version, nous avons les mêmes performances d'isolation et d'identification de défaut comme celle proposée dans les chapitres précédents. Dans ce chapitre, les structures du système non linéaire et de l'observateur sont les mêmes que celles présentées dans les chapitres précédents. Seules les notations concernant les intervalles vont changer.

4.1 Filtre de paramètre

4.1.1 Etude préliminaire

On considère l'observateur suivant :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = f(\hat{x}, \theta^{ob}, u) + kC(x - \hat{x}) \\ e = x - \hat{x} \\ \varepsilon = c_h e \end{cases} \quad (4.1)$$

On suppose qu'avant t_f , l'état $\hat{x}(t)$ de l'observateur a convergé vers l'état $x(t)$ du système, ainsi $e(t_f) = 0$ et $\varepsilon(t_f) = 0$. A l'instant t_f , le $s^{\text{ème}}$ paramètre du système change à cause de l'occurrence d'un défaut et le $j^{\text{ème}}$ paramètre de l'observateur change afin d'isoler ce défaut :

$$\begin{cases} \theta_s^f = \theta_s^0 + \Delta^f \\ \theta_l^f = \theta_l^0, l \neq s \end{cases} \quad t \geq t_f, \quad \begin{cases} \theta_j^{ob} = \theta_j^0 + \Delta^{ob} \\ \theta_l^{ob} = \theta_l^0, l \neq j \end{cases} \quad t \geq t_f$$

où Δ^f , Δ^{ob} sont des constantes réelles, on définit :

$$\delta\theta = (\theta^{ob} - \theta^f) \Big|_{t \geq t_f} \quad (4.2)$$

Afin de faciliter l'explication, on définit deux observateurs d'isolation correspondant à deux bornes de l'intervalle $[\theta_j^b, \theta_j^a]$ du $j^{\text{ème}}$ paramètre :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}^a = f(\hat{x}^a, \theta^{oba}, u) + kC(x - \hat{x}^a) \\ e^a = x - \hat{x}^a \\ \varepsilon^a = c_h e^a \end{cases}$$

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}^b = f(\hat{x}^b, \theta^{obb}, u) + kC(x - \hat{x}^b) \\ e^b = x - \hat{x}^b \\ \varepsilon^b = c_h e^b \end{cases}$$

Où :

$$\theta_j^{oba} = \begin{cases} \theta_j^0, & t < t_f \\ \theta_j^a, & t \geq t_f \end{cases}, \quad \theta_l^{oba} = \theta_l^0, \quad \forall t, l \neq j$$

$$\theta_j^{obb} = \begin{cases} \theta_j^0, & t < t_f \\ \theta_j^b, & t \geq t_f \end{cases}, \quad \theta_l^{obb} = \theta_l^0, \quad \forall t, l \neq j$$

Théorème 4.1

On suppose que les changements du paramètre du système et de l'observateur sont sur le même paramètre, c'est-à-dire $s = j$. Les deux bornes d'un intervalle sont notées θ_j^b et θ_j^a respectivement. On suppose aussi que l'intervalle est inférieur à une certaine taille. $\varepsilon^a(t)$ et $\varepsilon^b(t)$ représentent les erreurs d'observation des observateurs correspondant aux deux bornes de l'intervalle tandis que $\varepsilon(t)$ représente l'erreur d'observation de l'observateur à l'intérieur de cet intervalle.

1) si $\theta_j^f \in [\theta_j^b, \theta_j^a]$ alors $\text{sgn}(\varepsilon^a(t)) = -\text{sgn}(\varepsilon^b(t))$, $\forall t$ et $\varepsilon(t)$ est une fonction monotone de la différence de paramètre $\delta\theta_j$ quand $\theta_j^{ob} \in [\theta_j^b, \theta_j^a]$. On a aussi :

$$\lim_{\delta\theta_j \rightarrow 0} \varepsilon(t) = 0, \quad \forall t \geq t_f$$

2) si $\theta_j^f \notin [\theta_j^b, \theta_j^a]$ alors, après l'occurrence de défaut, il existe un temps $t_e = t_f + \delta t$ tel que : $\text{sgn}(\varepsilon^a(t_e)) = \text{sgn}(\varepsilon^b(t_e))$.

Où la fonction $\text{sgn}(\cdot)$ est définie par :

$$\text{sgn}(a) = \begin{cases} -1, & a < 0 \\ 0, & a = 0 \\ 1, & a > 0 \end{cases} \quad (4.3)$$

•

Démonstration

1) De la même manière que celle utilisée pour la démonstration du théorème 2.1, en faisant une linéarisation de l'équation d'erreur d'observation de l'observateur au point (x, θ^f) on peut obtenir :

$$\begin{aligned} e(t) &= -\left(\int_{t_f}^t \Phi(t, \tau) B(\tau) V_j d\tau \right) \delta\theta_j \\ \varepsilon(t) &= -c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi(t, \tau) B(\tau) V_j d\tau \right) \delta\theta_j \end{aligned} \quad (4.4)$$

au point $(x, \hat{x}, \theta^f, \delta\theta_j) = (x, x, \theta^f, 0)$, on peut calculer la dérivée :

$$\frac{d\varepsilon(t)}{d(\delta\theta_j)} = -c_h \int_{t_f}^t \Phi(t, \tau) B(\tau) V_j d\tau \quad (4.5)$$

En raison de la continuité de $d\varepsilon(t)/d(\delta\theta_j)$, dans l'espace de θ_j^{ob} il y a un domaine compact $Q \subseteq R$ qui contient le point $\theta_j^{ob} = \theta_j^f$, quand $\theta_j^{ob} \in Q$, $\varepsilon(t)$ est une fonction monotone de la différence de paramètres $\delta\theta_j$ car le signe de $d\varepsilon(t)/d(\delta\theta_j)$ est indépendant de $\delta\theta_j$ dans ce domaine.

Pour toutes les entrées considérées u_i , nous notons l'intersection Q_{\min} , de tous les domaines Q_i correspondants aux différentes entrées.

Ainsi, pour une valeur de θ_j^f , $\exists Q_{\min}$, noté $Q_{\min}(\theta_j^f)$, quand $\theta_j^{ob} \in Q_{\min}(\theta_j^f)$, l'erreur $\varepsilon(t)$ est une fonction monotone de $\delta\theta_j$.

Considérons maintenant l'intervalle $[\theta_j^b, \theta_j^a]$. Pour tout point θ_j^f dans cet intervalle, nous noterons $Q_{\min}(a,b)$, l'intersection de tous les domaines $Q_{\min}(\theta_j^f)$. Si l'intervalle est plus petit qu'une certaine taille, $Q_{\min}(a,b)$ ne sera pas un ensemble vide, et nous pouvons également assurer que $[\theta_j^b, \theta_j^a] \subseteq Q_{\min}(a,b)$ (Voir la figure 4.1).

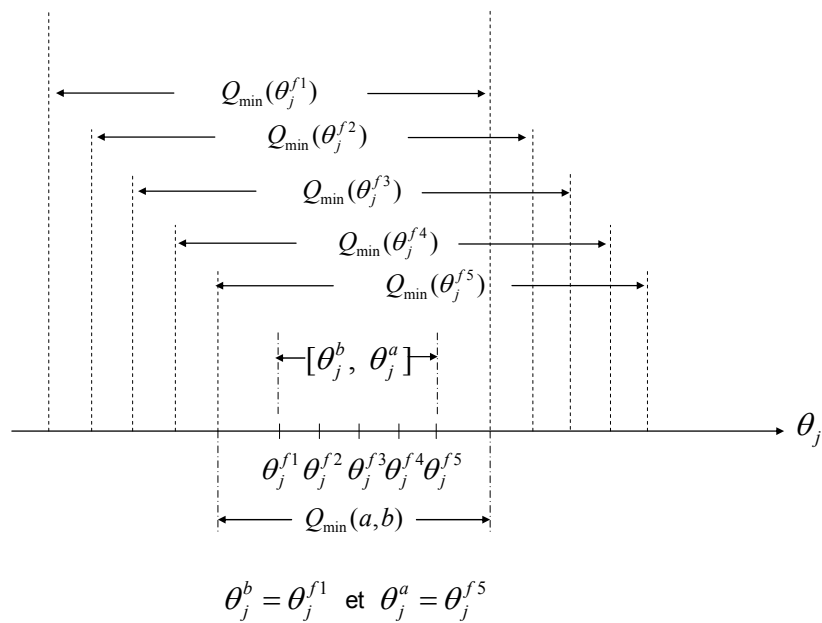


Figure 4.1

Dans ce cas, pour chaque valeur de θ_j^f , $\theta_j^{ob} \in [\theta_j^b, \theta_j^a]$, nous avons :

- $\varepsilon(t)$ est une fonction monotone de $\delta\theta_j$.
- $\varepsilon(t) \Big|_{\delta\theta_j=0} = 0, \quad \forall t \geq t_f$.

- Puisque $\theta_j^f \in [\theta_j^b, \theta_j^a]$, on a $\text{sgn}(\delta\theta_j^b) = -\text{sgn}(\delta\theta_j^a)$, et comme θ_j^b et θ_j^a sont dans le sous-ensemble $\mathcal{Q}_{\min}(a, b)$, $\varepsilon(t)|_{\delta\theta_j=0} = 0$, $\forall t \geq t_f$, nous avons donc $\text{sgn}(\varepsilon^a(t)) = -\text{sgn}(\varepsilon^b(t))$, $\forall t$.

La première partie du théorème 4.1 est prouvée.

2) Cas où les changements de paramètre du système et de l'observateur sont sur le même paramètre $s = j$, mais l'intervalle ne contient pas la valeur du paramètre défectueux.

A l'occurrence d'un défaut à t_f , puisque $e(t_f) = 0$ et $\varepsilon(t_f) = 0$, nous avons :

$$x(t_f) = \hat{x}^a(t_f) = \hat{x}^b(t_f)$$

$$\dot{\varepsilon}^a(t_f) = c_h f(x(t_f), \theta^f, u) - c_h f(x(t_f), \theta^{oba}, u)$$

$$\dot{\varepsilon}^b(t_f) = c_h f(x(t_f), \theta^f, u) - c_h f(x(t_f), \theta^{obb}, u)$$

Puisque $\theta_j^f \notin [\theta_j^b, \theta_j^a]$, on a $\text{sgn}(\delta\theta_j^b) = \text{sgn}(\delta\theta_j^a)$ et $\text{sgn}(\delta\theta_j^{obb}) = \text{sgn}(\delta\theta_j^{oba})$ ($\delta\theta_j^{obb} = \theta_j^{obb} - \theta_j^f$ et $\delta\theta_j^{oba} = \theta_j^{oba} - \theta_j^f$). Puisque $c_h f(x, \theta, u)$ est une fonction monotone de θ , $(\theta_l^{oba} - \theta_l^f)|_{l \neq j} = 0$ et $(\theta_l^{obb} - \theta_l^f)|_{l \neq j} = 0$, nous pouvons donc obtenir $\text{sgn}(\dot{\varepsilon}^a(t_f)) = \text{sgn}(\dot{\varepsilon}^b(t_f))$.

Au voisinage de t_f , les variations de $\dot{\varepsilon}^a(t)$, $\dot{\varepsilon}^b(t)$ sont petites, donc :

$$\varepsilon^a(t_f + \Delta t) = \varepsilon^a(t_f) + \dot{\varepsilon}^a(t_f)\Delta t = \dot{\varepsilon}^a(t_f)\Delta t$$

$$\varepsilon^b(t_f + \Delta t) = \varepsilon^b(t_f) + \dot{\varepsilon}^b(t_f)\Delta t = \dot{\varepsilon}^b(t_f)\Delta t$$

$$\text{et : } \text{sgn}(\varepsilon^a(t_f + \Delta t)) = \text{sgn}(\varepsilon^b(t_f + \Delta t))$$

La deuxième partie du théorème 4.1 est donc prouvée. □

Lemme 4.1

Après l'occurrence d'un défaut sur n'importe quel paramètre, les différences des erreurs d'observation calculées en utilisant les observateurs d'isolation sont données par :

$$E^{ab}(t) = e^a(t) - e^b(t)$$

$$\varepsilon^{ab}(t) = \varepsilon^a(t) - \varepsilon^b(t)$$

Ces erreurs sont des fonctions monotones de la différence de paramètres $\Delta\theta_j^{ab}(t) = \theta_j^a(t) - \theta_j^b(t)$,

et donc :

$$\lim_{\Delta\theta_j^{ab} \rightarrow 0} E^{ab}(t) = 0, \quad \forall t \geq t_f$$

$$\lim_{\Delta\theta_j^{ab} \rightarrow 0} \varepsilon^{ab}(t) = 0, \quad \forall t \geq t_f. \quad \bullet$$

Démonstration:

Nous considérons le cas basé sur la linéarisation, puis nous faisons l'extension au cas non linéaire. Nous avons l'équation de l'erreur suivante :

$$\dot{E}^{ab}(t) = f(\hat{x}^b, \theta^{obb}, u) - f(\hat{x}^a, \theta^{oba}, u) - kCE^{ab}(t)$$

Puisque la différence $\theta_j^{oba} - \theta_j^{obb} = \theta_j^a - \theta_j^b$ est petite, et $(\theta_l^{oba} - \theta_l^{obb})|_{l \neq j} = 0$, il peut être montré que $E^{ab}(t) = \hat{x}^b(t) - \hat{x}^a(t)$ est petit aussi. Il est donc possible de faire une linéarisation de la fonction $f(\hat{x}^a, \theta^{oba}, u)$ au point $(\hat{x}^b, \theta^{obb})$ et en négligeant les termes d'ordre élevé, on obtient :

$$\dot{E}^{ab}(t) = A_1(t)E^{ab}(t) + B_1(t)(\theta^{oba} - \theta^{obb})$$

Où :

$$A_1(t) = \left(\frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial x} \Big|_{\hat{x}^b, \theta^{obb}} - kC \right), \quad B_1(t) = - \frac{\partial f(x, \theta, u)}{\partial \theta} \Big|_{\hat{x}^b, \theta^{obb}}.$$

La solution de $E^{ab}(t)$ est :

$$E^{ab}(t) = \int_{t_f}^t \Phi^{ab}(t, \tau) B_1(\tau) (\theta^{oba} - \theta^{obb}) d\tau$$

Où : $\Phi^{ab}(t, \tau)$ est la matrice de transition d'état, qui est seulement fonction de la matrice $A_1(t)$.

La différence $\theta^{oba} - \theta^{obb}$ est égale à $V_j \Delta\theta_j^{ab}$. La $j^{\text{ème}}$ composante de $V_j = [0, \dots, 1, \dots, 0]^T$ est égale à 1 tandis que les autres composantes sont nulles. Ainsi,

$$E^{ab}(t) = \left(\int_{t_f}^t \Phi^{ab}(t, \tau) B_1(\tau) V_j d\tau \right) \Delta\theta_j^{ab}$$

$$\varepsilon^{ab}(t) = c_h \left(\int_{t_f}^t \Phi^{ab}(t, \tau) B_1(\tau) V_j d\tau \right) \Delta\theta_j^{ab}$$

Le terme $\int_{t_f}^t \Phi^{ab}(t, \tau) B_1(\tau) V_j d\tau$ est indépendant de $\Delta\theta_j^{ab}$. Comme l'intervalle de paramètre est petit, l'erreur $\varepsilon^{ab}(t)$ est une fonction linéaire, donc une fonction monotone de $\Delta\theta_j^{ab}$. On peut en conclure que :

$$\lim_{\Delta\theta_j^{ab} \rightarrow 0} E^{ab}(t) = 0, \quad \forall t \geq t_f \quad \text{et} \quad \lim_{\Delta\theta_j^{ab} \rightarrow 0} \varepsilon^{ab}(t) = 0, \quad \forall t \geq t_f$$

Les résultats ci-dessus sont fondés sur l'hypothèse de la linéarisation. Leur précision est assurée dans un voisinage infiniment petit du point $(\hat{x}^b, \hat{x}^a, \theta^{obb}, \Delta\theta_j^{ab}) = (\hat{x}^b, \hat{x}^a, \theta^{obb}, 0)$. Cependant, de la même manière que pour la démonstration du théorème 4.1, on peut montrer que ces résultats sont valides dans un intervalle de paramètre $[\theta_j^b, \theta_j^a]$ inférieur à une certaine taille. \square

Remarque 4.1

Il faut mentionner que même si l'intervalle $[\theta_j^b, \theta_j^a]$ est un intervalle variable dans le temps $[\theta_j^b(t), \theta_j^a(t)]$, le théorème 4.1 et le lemme 4.1 restent valables. Ceci peut être vérifié en remplaçant $[\theta_j^b, \theta_j^a]$ par $[\theta_j^b(t), \theta_j^a(t)]$ dans leurs démonstrations. \bullet

Théorème 4.2

Après l'occurrence d'un défaut sur le $s^{\text{ème}}$ paramètre, un des paramètres de chaque observateur d'isolation change (par exemple le $j^{\text{ème}}$), si $s \neq j$ et si l'intervalle de paramètre $[\theta_j^b, \theta_j^a]$ est assez petit, alors il existe un temps t_e tel que : $\text{sgn}(\varepsilon^a(t_e)) = \text{sgn}(\varepsilon^b(t_e))$.

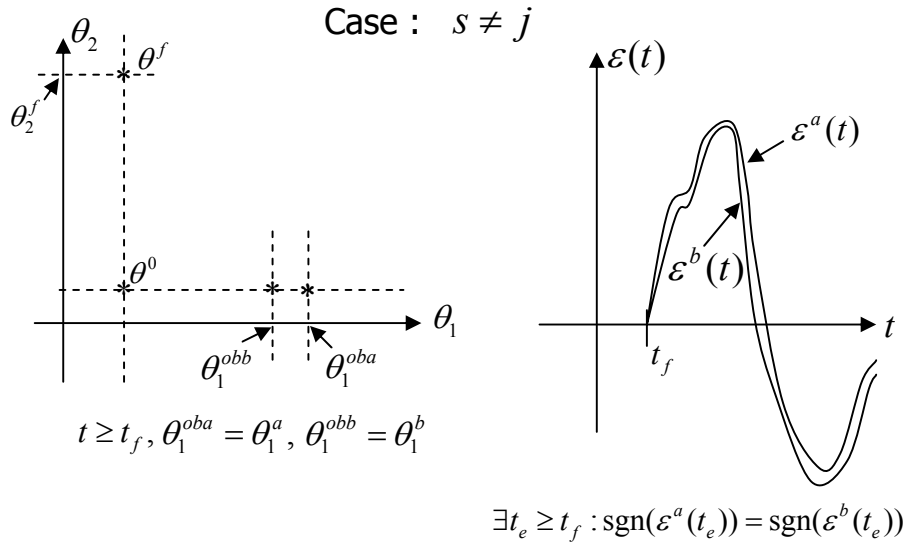


Figure 4.2

Démonstration :

Selon le théorème 2.2, après l'occurrence d'un défaut ($s \neq j$), les amplitudes des erreurs d'observation $\varepsilon^a(t)$ et $\varepsilon^b(t)$ des observateurs d'isolation sont grandes, les évolutions de ces deux erreurs seront loin de l'axe des abscisses après un certain temps (voir figure 4.2). D'autre part, quand la taille de l'intervalle $\Delta\theta_j^{ab} = \theta_j^a - \theta_j^b$ est assez petite, selon le lemme 4.1, les deux courbes $\varepsilon^a(t)$ et $\varepsilon^b(t)$ sont très proches. Ainsi, il doit exister un temps t_e tel que :

$$\text{sgn}(\varepsilon^a(t_e)) = \text{sgn}(\varepsilon^b(t_e)) \quad \square$$

A l'aide du théorème 4.1 et du théorème 4.2, la conclusion ci-dessous peut être faite.

Conclusion 4.1

Pour un $i^{\text{ème}}$ intervalle du $j^{\text{ème}}$ paramètre $[\theta_j^b, \theta_j^a]$ assez petit :

- Si cet intervalle ne contient pas la valeur du paramètre défectueux, l'indice :

$$v^{(ij)}(t) = \text{sgn}(\varepsilon^{a(ij)}(t)) \text{sgn}(\varepsilon^{b(ij)}(t)) \quad (4.6)$$

prendra la valeur '1' à l'instant $t_e^{(ij)}$.

- S'il contient la valeur du paramètre défectueux, l'indice $v^{(ij)}(t)$ gardera '-1' (ou '0', lorsque la valeur du paramètre défectueux est égale à une des bornes de l'intervalle) tout le temps.

Dès que l'indice $v^{(ij)}(t)$ prend la valeur '-1' c'est-à-dire à l'instant $t_e^{(ij)}$, on peut conclure que l'intervalle associé ne contient pas la valeur du paramètre défectueux. •

4.1.2 Formulation du filtre

On suppose qu'une occurrence de défaut peut se produire sur un des p paramètres $(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_j, \dots, \theta_p)$. On subdivise le domaine admissible de chaque paramètre en q d'intervalles.

Leurs bornes sont dénotés par : $\theta_j^{(0)}, \theta_j^{(1)}, \dots, \theta_j^{(i)}, \dots, \theta_j^{(q)}$. Les bornes de l'intervalle sont notées $\theta_j^{(i-1)}$ et $\theta_j^{(i)}$ ou $\theta_j^{b(ij)}$ et $\theta_j^{a(ij)}$.

Pour vérifier si un $i^{\text{ème}}$ intervalle contient la valeur du paramètre défectueux, un filtre de paramètre est construit pour cet intervalle. Pour faciliter l'explication, on considère seulement le filtre du $i^{\text{ème}}$ intervalle du $j^{\text{ème}}$ paramètre. Chaque borne des intervalles est utilisée comme paramètre pour construire un observateur d'isolation. Pour q intervalles, il y a $q+1$ bornes, il faut donc construire $q+1$ observateurs d'isolation. Un filtre de paramètre se compose de deux observateurs d'isolation qui correspondent aux deux bornes de l'intervalle considéré. D'autre part, chaque observateur d'isolation sert aux deux intervalles voisins. Le filtre du $i^{\text{ème}}$ intervalle du $j^{\text{ème}}$ paramètre est donné ci-dessous.

Les observateurs d'isolation sont :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}^{a(ij)} = f(\hat{x}^{a(ij)}, \theta^{oba(ij)}(t), u) + kC(x - \hat{x}^{a(ij)}) \\ e^{a(ij)} = x - \hat{x}^{a(ij)} \\ \varepsilon^{a(ij)} = c_h e^{a(ij)} \end{cases} \quad (4.7)$$

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}^{b(ij)} = f(\hat{x}^{b(ij)}, \theta^{obb(ij)}(t), u) + kC(x - \hat{x}^{b(ij)}) \\ e^{b(ij)} = x - \hat{x}^{b(ij)} \\ \varepsilon^{b(ij)} = c_h e^{b(ij)} \end{cases} \quad (4.8)$$

Où :

$$\theta_j^{oba(ij)}(t) = \begin{cases} \theta_j^0, & t < t_f \\ \theta_j^{(i)}, & t \geq t_f \end{cases}, \quad \theta_l^{oba(ij)}(t) = \theta_l^0, \quad \forall t, l \neq j$$

$$\theta_j^{obb(ij)}(t) = \begin{cases} \theta_j^0, & t < t_f \\ \theta_j^{(i-1)}, & t \geq t_f \end{cases}, \quad \theta_l^{obb(ij)}(t) = \theta_l^0, \quad \forall t, l \neq j$$

Remarque : un seul observateur joue le rôle des deux observateurs de $\hat{x}^{a(ij)}$ et $\hat{x}^{b(i+1,j)}$.

L'indice d'isolation de ce filtre de paramètre est calculé par :

$$v^{(ij)}(t) = \text{sgn}(\varepsilon^{a(ij)}(t)) \text{sgn}(\varepsilon^{b(ij)}(t)) \quad (4.9)$$

Dès que $v^{(ij)}(t) = 1$, le filtre de paramètre enverra le signal de "non contenance" '1' à l'instant $t_e^{(ij)}$ pour indiquer que cet intervalle ne contient pas la valeur du paramètre défectueux.

4.2 Principe de l'isolation et de l'identification de défaut

4.2.1 filtre de défaut

L'ensemble de tous les filtres de paramètre s'appelle le filtre de défaut de ce paramètre. Pour la même raison qu'évoquée ci-dessus, seul le filtre de défaut du $j^{\text{ème}}$ paramètre est considéré.

1^{er} Cas : Le défaut n'est pas sur le $j^{\text{ème}}$ paramètre :

Après l'occurrence d'un défaut, tous les filtres du $j^{\text{ème}}$ paramètre enverront des signaux de "non contenance" aux instants $t_e^{(ij)}$ parce que leurs intervalles respectifs ne contiennent pas la valeur du paramètre défectueux. Quand tous ces signaux de "non contenance" ont été envoyés, le signal d'"exclusion" de défaut pour le $j^{\text{ème}}$ paramètre est envoyé à l'instant $t_j = \max(t_e^{(ij)})$ pour indiquer que le défaut n'est pas sur ce paramètre.

2^{ème} Cas : Le défaut se produit sur le $j^{\text{ème}}$ paramètre :

Après l'occurrence d'un défaut, selon la conclusion 4.1, le filtre de paramètre dont l'intervalle contient la valeur du paramètre défectueux ne peut pas envoyer le signal de "non contenance", donc le signal d'"exclusion" de défaut pour ce paramètre ne peut jamais être envoyé.

4.2.2 Isolation et identification de défaut

Après la détection d'un défaut sur le $s^{\text{ème}}$ paramètre, tous les filtres de défaut sont déclenchés. A l'instant $t_I = \max_{j \neq s}(t_j)$, les $p - 1$ filtres de défaut, ont envoyé des signaux d'"exclusion" de défaut, donc le défaut est isolé à cet instant t_I . Le filtre de défaut associé au $s^{\text{ème}}$ paramètre n'a pas envoyé le signal d'"exclusion de défaut", l'un des intervalles de ce filtre qui n'a pas envoyé le

signal de "non contenance" contient la valeur du paramètre défectueux. Supposons que le défaut est dans le $i^{\text{ème}}$ intervalle, alors la valeur estimée du paramètre défectueux peut être calculée par :

$$\hat{\theta}_s^f = \frac{1}{2}(\theta_s^{a(is)} + \theta_s^{b(is)})$$

et les deux bornes $\theta_s^{a(is)}$ et $\theta_s^{b(is)}$ de cet intervalle peuvent être utilisées comme limites de ce paramètre.

4.2.3 Vitesse d'isolation

Après l'occurrence d'un défaut, dans chaque filtre de paramètre dont l'intervalle ne contient pas la valeur du paramètre défectueux, les valeurs absolues des erreurs d'observation des observateurs d'isolation quitteront zéro et augmenteront immédiatement avec les vitesses initiales suivantes :

$$\begin{aligned} |\dot{\varepsilon}^a(t_f)| &= |c_h(f(x(t_f), \theta^f, u) - f(x(t_f), \theta^{oba}, u))| \\ |\dot{\varepsilon}^b(t_f)| &= |c_h(f(x(t_f), \theta^f, u) - f(x(t_f), \theta^{obb}, u))| \end{aligned}$$

Selon la remarque 2.1, pour les filtres de paramètre qui ne correspondent pas au paramètre défectueux, ces deux vitesses initiales sont grandes. D'autre part, selon le lemme 4.1, la différence des erreurs d'observation $\varepsilon^{ab}(t) = \varepsilon^a(t) - \varepsilon^b(t)$ est une fonction monotone de la différence de paramètre $\Delta\theta_j^{ab} = \theta_j^a - \theta_j^b$. Ainsi, d'un point de vue théorique, si l'intervalle de paramètre $[\theta_j^b, \theta_j^a]$ est petit, les deux courbes d'erreur d'observation $\varepsilon^a(t)$ et $\varepsilon^b(t)$ seront proches l'une de l'autre. Le cas où ces deux erreurs d'observation ont le même signe se produira tôt. L'instant d'isolation du défaut est donné par t_i et dépendra donc de la taille de l'intervalle.

4.3 Version adaptative

Si l'on souhaite améliorer l'identification de la valeur du défaut, il faut augmenter le nombre d'intervalles, ceci demandera beaucoup de temps de calcul. Pour pallier ce problème, nous remplaçons les deux observateurs d'isolation par deux observateurs adaptatifs afin d'identifier avec plus de précision la valeur du paramètre défectueux. Dans ces observateurs adaptatifs, les notations des vecteurs des paramètres $\theta^{oba(ij)}(t)$ et $\theta^{obb(ij)}(t)$ sont remplacés par $\hat{\theta}^{oba(ij)}(t)$ et $\hat{\theta}^{obb(ij)}(t)$, avec :

$$\hat{\theta}^{oba(ij)}(t) = [\theta_1^{oba(ij)}(t), \theta_2^{oba(ij)}(t), \dots, \theta_{j-1}^{oba(ij)}(t), \hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t), \theta_{j+1}^{oba(ij)}(t), \dots, \theta_p^{oba(ij)}(t)]$$

$$\hat{\theta}^{obb(ij)}(t) = [\theta_1^{obb(ij)}(t), \theta_2^{obb(ij)}(t), \dots, \theta_{j-1}^{obb(ij)}(t), \hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t), \theta_{j+1}^{obb(ij)}(t), \dots, \theta_p^{obb(ij)}(t)]$$

Pour identifier la valeur du $j^{\text{ème}}$ paramètre nous considérons que les (p-1) autres sont à leur valeur nominale. Pour le filtre du $i^{\text{ème}}$ intervalle associé au $j^{\text{ème}}$ paramètre, les procédures d'identification sont :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} \hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t) = k_\theta^{a(ij)} c_h(x - \hat{x}^{a(ij)}) \\ \theta_l^{oba(ij)}(t) = \theta_l^0, \quad l \neq j \end{cases} \quad (4.10)$$

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} \hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t) = k_\theta^{b(ij)} c_h(x - \hat{x}^{b(ij)}) \\ \theta_l^{obb(ij)}(t) = \theta_l^0, \quad l \neq j \end{cases} \quad (4.11)$$

et :

$$\theta_j^a(t) = \hat{\theta}_j^{oba}(t), \quad \theta_j^b(t) = \hat{\theta}_j^{obb}(t)$$

Supposons que $k_\theta^{a(ij)} = k_\theta^{b(ij)}$, à partir des équations (4.7), (4.8), (4.10) et (4.11), on peut obtenir :

$$\frac{d}{dt} (\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t) - \hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)) = k_\theta^{a(ij)} c_h E^{ab(ij)}(t) \quad (4.12)$$

$$\dot{E}^{ab(ij)}(t) = f(\hat{x}^{b(ij)}, \hat{\theta}^{obb(ij)}(t), u) - f(\hat{x}^{a(ij)}, \hat{\theta}^{oba(ij)}(t), u) - kCE^{ab(ij)}(t) \quad (4.13)$$

Où : $E^{ab(ij)}(t) = \hat{x}^{b(ij)}(t) - \hat{x}^{a(ij)}(t)$. Selon le lemme 4.1 et la remarque 4.1, $E^{ab(ij)}(t)$ est une fonction monotone de la différence de paramètres $\Delta \hat{\theta}_j^{ab(ij)}(t) = \hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t) - \hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)$ et $\lim_{\Delta \hat{\theta}_j^{ab(ij)}(t) \rightarrow 0} E^{ab(ij)}(t) = 0, \quad \forall t \geq t_f$. Ainsi, en utilisant un algorithme du gradient comme indiqué

dans (4.12), l'ajustement de $\Delta \hat{\theta}_j^{ab(ij)}(t)$ implique que la différence $E^{ab(ij)}(t)$ converge vers zéro, ainsi $\varepsilon^{ab(ij)}(t) = \varepsilon^{a(ij)}(t) - \varepsilon^{b(ij)}(t) = c_h E^{ab(ij)}(t)$ converge également vers zéro.

Pour le cas où $k_\theta^{a(ij)} \neq k_\theta^{b(ij)}$, la loi d'ajustement de la différence de paramètres est donnée par :

$$\frac{d}{dt} (\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t) - \hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)) = k_\theta^{a(ij)} E^{ab(ij)}(t) + (k_\theta^{a(ij)} - k_\theta^{b(ij)}) c_h (x(t) - \hat{x}^{b(ij)}(t)) \quad (4.14)$$

- Si $s = j$, l'erreur d'observation $e^{b(ij)} = x(t) - \hat{x}^{b(ij)}(t)$ convergera vers zéro selon la loi d'ajustement (4.11) quand $\hat{\theta}_j^{obb(ij)}$ converge vers $\theta_s^f|_{s=j}$. Ainsi, $E^{ab(ij)}(t)$ convergera vers zéro selon la loi d'ajustement (4.14) quand $(\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t) - \hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t))$ converge vers zéro.

- Si $s \neq j$, la procédure d'identification (4.11) ne fonctionnera pas correctement, le terme $(k_\theta^{a(ij)} - k_\theta^{b(ij)})c_h(x(t) - \hat{x}^{b(ij)}(t))$ dans (4.14) ne peut pas converger vers zéro, puis $(\hat{x}^{b(ij)}(t) - \hat{x}^{a(ij)}(t))$ et $(\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t) - \hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t))$ ne peuvent pas converger vers zéro selon (4.14).

Considérons maintenant le problème d'isolation et d'identification de défaut d'une manière adaptative, deux cas de figure se présentent :

1) l'intervalle considéré contient la valeur du paramètre défectueux. Puisque $s = j$, les procédures (4.10) et (4.11) permettent d'identifier le paramètre défectueux. Dans ce cas, les gains $k_\theta^{a(ij)}$ et $k_\theta^{b(ij)}$ doivent être choisis de telle sorte qu'ils garantissent la convergence sans dépassement. Ainsi la différence $\Delta \hat{\theta}_j^{ab(ij)}(t) = \hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t) - \hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)$ devient de plus en plus petite car $\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t)$ et $\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)$ convergent vers le paramètre défectueux θ_j^f . Selon le théorème 4.1, la condition $v^{(ij)}(t) = -1$ sera satisfaite à tout instant.

2) le $i^{\text{ème}}$ intervalle considéré ne contient pas la valeur de paramètre défectueux. Il y a deux sous-cas :

- Si $s = j$, après l'occurrence d'un défaut, selon le théorème 4.1, les signes des erreurs d'observation $\varepsilon^{a(ij)}(t)$ et $\varepsilon^{b(ij)}(t)$ ont le même à l'instant $t_e = t_f + \delta t$. Donc, la condition $v^{(ij)}(t_e) = 1$ sera satisfaite, donc cet intervalle ne contient pas le paramètre défectueux.
- Si $s \neq j$, les erreurs d'observation $\varepsilon^{a(ij)}(t)$ et $\varepsilon^{b(ij)}(t)$ auront des amplitudes grandes. D'autre part, comme mentionné plus haut, il est nécessaire de choisir $k_\theta^{a(ij)} = k_\theta^{b(ij)}$, pour que la différence $\varepsilon^{ab(ij)}(t) = \varepsilon^{a(ij)}(t) - \varepsilon^{b(ij)}(t)$ converge vers zéro. Par conséquent il doit y avoir des instants $t_e^{(ij)}$ après l'occurrence du défaut où les signes de $\varepsilon^{a(ij)}(t)$ et $\varepsilon^{b(ij)}(t)$ sont les mêmes, c'est-à-dire la condition $v^{(ij)}(t) = 1$ est satisfaite.

On suppose que, après l'isolation du défaut (après t_1), le $i^{\text{ème}}$ intervalle du $j^{\text{ème}}$ paramètre contient la valeur du paramètre défectueux θ_j^f . Puisque les paramètres estimés $\hat{\theta}_j^{oba(ij)}$ et $\hat{\theta}_j^{obb(ij)}$ convergent vers θ_j^f sans dépassement. Ainsi la moyenne,

$$\hat{\theta}_j^f(t) = \frac{1}{2}(\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t) + \hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t))$$

peut être utilisée comme la valeur estimée de θ_j^f et, $\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t)$, $\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)$ peuvent être considérés comme deux limites du paramètre. Après la convergence des procédures d'identification, $\hat{\theta}_j^{oba(ij)}(t)$, $\hat{\theta}_j^{obb(ij)}(t)$ et $\hat{\theta}_j^f(t)$ convergeront vers θ_j^f . C'est-à-dire l'estimation de la valeur du paramètre défectueux devient de plus en plus précise.

Comme il a été mentionné plus haut, si nous voulons obtenir une isolation robuste dans chaque intervalle, la condition $k_\theta^{a(ij)} = k_\theta^{b(ij)}$ doit être satisfaite. Pour des raisons de simplicité, on peut choisir $k_\theta^{a(ij)} = k_\theta^{b(i+1,j)}$ pour des intervalles adjacents. Dans ce cas, les gains d'identification de paramètre de tous les intervalles peuvent être les mêmes. Néanmoins pour un système dynamique non linéaire, afin d'assurer qu'il n'y a pas de dépassement et une convergence rapide pour chacun des observateurs adaptatifs, il est préférable d'utiliser des gains appropriés. Pour deux intervalles adjacents, si nous voulons choisir des gains d'identification différents, nous devons construire deux observateurs différents pour chacun des intervalles.

4.4 Simulation

4.4.1 Le filtre de défaut

Le modèle du procédé est le même que celui utilisé dans les autres chapitres. Les partitions des domaines des paramètres sont aussi les mêmes. Pour chaque intervalle de paramètre, un filtre de paramètre est construit. Les bornes des intervalles pour μ_m sont :

No	1	2	3	nominal	4	5	6
μ_m^b	0,20	0,26	0,32	0,36	0,41	0,45	0,49
μ_m^a	0,26	0,32	0,36	0,41	0,45	0,49	0,53

Les bornes des intervalles pour K_s sont :

No	1	2	3	4	5	6	nominal
K_s^b	0,50	1,60	2,70	3,70	4,00	4,40	4,90
K_s^a	1,60	2,70	3,70	4,00	4,40	4,90	5,10

Soit $j=1$ qui correspond au paramètre μ_m et $j=2$ qui correspond au paramètre K_s . $E=a$ correspond à la borne de l'intervalle $\theta_j^{a(ij)}$ et à l'observateur de $\hat{x}^{a(ij)}(t)$, $E=b$ correspond à la borne de l'intervalle $\theta_j^{b(ij)}$ et à l'observateur de $\hat{x}^{b(ij)}(t)$. L'observateur d'isolation pour le $i^{\text{ème}}$ intervalle du $j^{\text{ème}}$ paramètre pour la borne $\theta_j^{a(ij)}$ ou $\theta_j^{b(ij)}$ est donné par :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\hat{C}^{E(ij)}}{dt} = \mu^{E(ij)}(t)\hat{C}^{E(ij)}(t) - u(t)\hat{C}^{E(ij)}(t) + \alpha(S(t) - \hat{S}^{E(ij)}(t)) \\ \frac{d\hat{S}^{E(ij)}(t)}{dt} = -\frac{1}{Y_{c/s}}\mu^{E(ij)}(t)\hat{C}^{E(ij)}(t) - u(t)\hat{S}^{E(ij)}(t) + u(t)S_a + \beta(S(t) - \hat{S}^{E(ij)}(t)) \\ \mu^{E(i1)} = \hat{\mu}_m^{E(i)}(t)\frac{S(t)}{K_s^0 + S(t)}, \mu^{E(i2)} = \mu_m^0(t)\frac{S(t)}{\hat{K}_s^{E(i)}(t) + S(t)} \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{\mu}_m^{a(i)}(t) = \hat{\mu}_m^{b(i)}(t) = \mu_m^0, \quad t < t_f \\ \hat{\mu}_m^{a(i)}(t) = \mu_m^{(i)}, \quad \hat{\mu}_m^{b(i)}(t) = \mu_m^{(i-1)}, \quad t = t_f \\ \frac{d\hat{\mu}_m^{E(i)}(t)}{dt} = wk_\theta^{E(i1)}(S(t) - \hat{S}^{E(i1)}), \quad t > t_f \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{K}_s^{a(i)}(t) = \hat{K}_s^{b(i)}(t) = K_s^0, \quad t < t_f \\ \hat{K}_s^{a(i)}(t) = K_s^{(i)}, \quad \hat{K}_s^{b(i)}(t) = K_s^{(i-1)}, \quad t = t_f \\ \frac{d\hat{K}_s^{E(i)}(t)}{dt} = -wk_\theta^{E(i2)}(S(t) - \hat{S}^{E(i2)}), \quad t > t_f \end{array} \right.$$

Où α et β sont des gains constants, $\mu_m^{(i-1)}$ et $\mu_m^{(i)}$ sont deux bornes du $i^{\text{ème}}$ intervalle du paramètre μ_m . $K_s^{(i-1)}$ et $K_s^{(i)}$ sont deux bornes du $i^{\text{ème}}$ intervalle du paramètre K_s . Pour la version adaptative $w=1$, tandis que pour la version non adaptative $w=0$. Pour ces deux versions, les notations sont les mêmes.

4.4.2 Simulation pour l'isolation de défaut et l'identification de défaut

1) Comparaison des temps d'isolation : cas de défaut sur K_s

La valeur du paramètre K_s du système est égale à sa valeur nominale. Le paramètre défectueux du système est μ_m . Pour différentes valeurs du paramètre défectueux, les temps d'isolation sont :

<i>Paramètre défectueux (μ_m)</i>	0,2	0,25	0,30	0,35	0,42	0,45	0,50
<i>Temps d'isolation (h) (Non-adap.)</i>	0,10	0,10	0,10	0,10	5,75	1,75	1,10
<i>Temps d'isolation (h) (Adap.)</i>	0,10	0,10	0,10	0,10	5,65	1,70	1,10
<i>Temps d'isolation (h) (Zhang)</i>	56	51	49	30,5	49	54	64

2) Comparaison des temps d'isolation : cas de défaut sur μ_m

La valeur du paramètre μ_m du système est égale à sa valeur nominale. Le paramètre défectueux du système est K_s . Pour différentes valeurs du paramètre défectueux, les temps d'isolation sont :

<i>Paramètre défectueux (K_s)</i>	0,5	1,0	1,5	2,0	2,5	3,0	3,5	4,0	4,5	4,8
<i>Temps d'isolation (h) (Non-adap.)</i>	0,35	0,85	1,80	1,85	5,75	5,35	9,05	0,30	0,10	0,10
<i>Temps d'isolation (h) (Adap.)</i>	0,35	0,85	1,80	1,85	5,65	5,35	8,35	0,30	0,10	0,10
<i>Temps d'isolation (h) (Zhang)</i>	245	50	50	43	33	36	41	36	40	31

Dans les tables ci-dessus, 'Non-adap.' représente les résultats en utilisant la version non adaptative. 'Adap.' représente les résultats en utilisant la version adaptative. À fin de faciliter la comparaison, les résultats en utilisant la méthode de Zhang [79] sont également donnés.

3) Exemple illustratif sur la méthode proposée

Pour montrer en détail l'isolation du défaut, on a choisi l'exemple où le paramètre du système μ_m est égal à sa valeur nominale et la valeur du paramètre défectueux du système est $K_s = 2,0$.

Puisque le défaut n'est pas sur le paramètre μ_m , donc le filtre de défaut du paramètre μ_m envoie le signal de 'exclusion' de défaut à l'instant $t_l = 71,85$ heures (dans cet exemple, pour les deux versions : adaptative et non adaptative, les temps de l'isolation sont les mêmes).

La figure 4.3 montre les signaux de ‘non contenance’ envoyés par les six filtres du paramètre μ_m . Elle montre que le 5^{ème} filtre est le dernier qui envoie le signal de ‘non contenance’ et donc le temps d’isolation du défaut est déterminé par ce filtre. La figure 4.4 montre les signaux de ‘non contenance’ envoyés par les filtres du paramètre K_s . Elle montre que le filtre associé au 2^{ème} intervalle de paramètre n’envoie pas le signal de ‘non contenance’, par conséquent le défaut est sur le paramètre K_s .

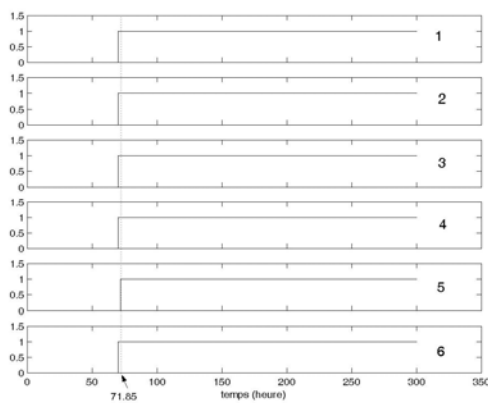


Figure 4.3

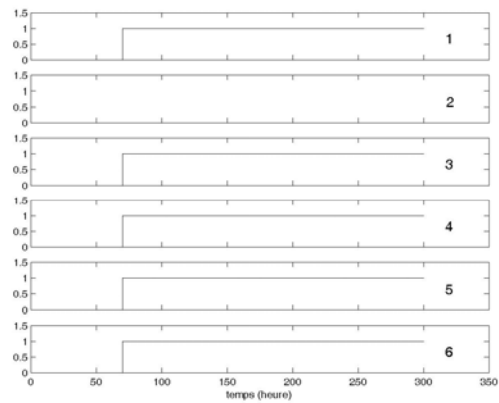


Figure 4.4

La figure 4.5 montre les résultats de la version non adaptative du 2^{ème} filtre de paramètre de μ_m . Puisque le défaut n'est pas sur le paramètre μ_m , les courbes des erreurs d'observation $\varepsilon^a(t)$ et $\varepsilon^b(t)$ ont le même signe.

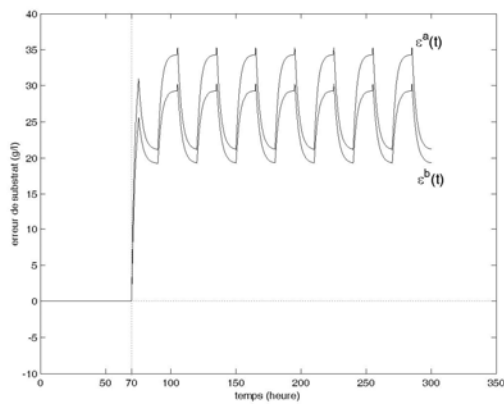


Figure 4.5

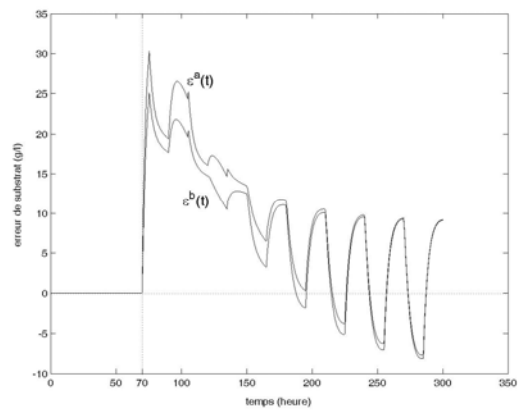


Figure 4.6

La figure 4.6 montre les résultats de la version adaptative du 2^{ème} filtre de paramètre de μ_m . Puisque le défaut n'est pas sur μ_m , les erreurs d'observation $\varepsilon^a(t)$ et $\varepsilon^b(t)$ ont le même signe après l'occurrence du défaut (dans ce cas $t_e^{(21)} \cong t_f$). Cette figure montre également que la différence $\varepsilon^a(t) - \varepsilon^b(t)$ converge vers zéro.

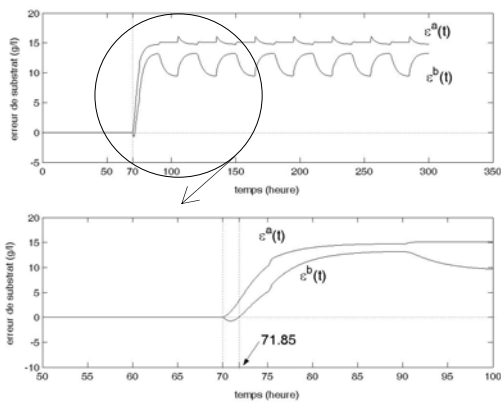


Figure 4.7

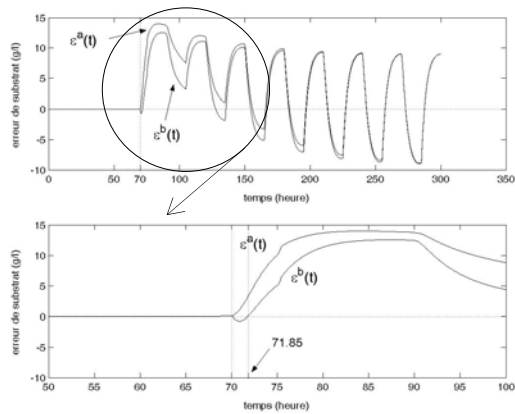


Figure 4.8

La figure 4.7 montre les résultats obtenus avec la version non adaptative du 5^{ème} filtre du paramètre μ_m , et la figure 4.8 montre les résultats obtenus avec la version adaptative. Puisque le défaut n'est pas sur le paramètre μ_m , les signes des erreurs d'observation $\varepsilon^a(t)$ et $\varepsilon^b(t)$ deviennent les mêmes à l'instant $t_e^{(51)} = 71,85$. Elle montre également que, parce que nous avons choisi $k_\theta^{a(51)} = k_\theta^{b(51)} = 0,0015$, pour la version adaptative, la différence $\varepsilon^a(t) - \varepsilon^b(t)$ tend vers zéro.

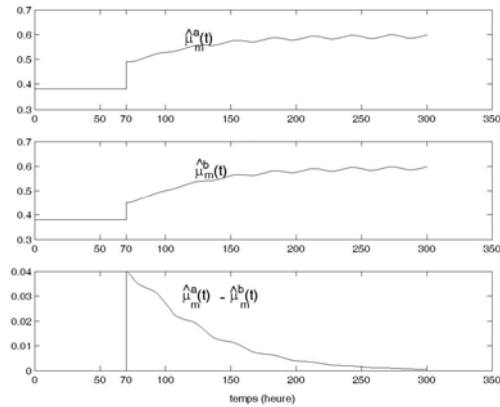


Figure 4.9

Les résultats de l'identification dans le cas de la version adaptative du 5^{ème} filtre de μ_m sont présentés sur la figure 4.9. Rappelons que μ_m est à sa valeur nominale 0.38 puisque le défaut est sur K_s . Les procédures d'identification de $\hat{\mu}_m^a(t)$ et $\hat{\mu}_m^b(t)$ ($\hat{\mu}_m^{oba}(t)$ et $\hat{\mu}_m^{obb}(t)$) ne peuvent donc pas identifier correctement μ_m . La figure 4.9 montre également que la différence estimée de paramètres $\hat{\mu}_m^a(t) - \hat{\mu}_m^b(t)$ tend vers zéro, ainsi la différence des erreurs d'observation $\varepsilon^a(t) - \varepsilon^b(t)$ tend vers zéro comme il est montré dans la figure 4.8.

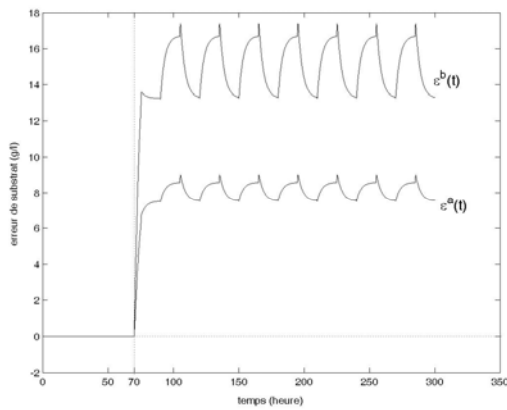


Figure 4.10

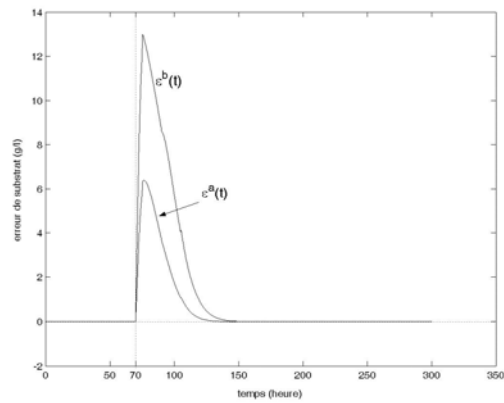


Figure 4.11

La figure 4.10 montre les résultats obtenus en utilisant la version non adaptative du 3^{ème} filtre de K_s , et la figure 4.11 montre les résultats en utilisant la version adaptative du 3^{ème} filtre de K_s . Puisque la valeur 2,0 du paramètre défectueux K_s n'est pas dans le 3^{ème} intervalle

$[K_s^b = 2,7, K_s^a = 3,7]$, les signes des erreurs d'observation $\varepsilon^a(t)$ et $\varepsilon^b(t)$ sont les mêmes après l'occurrence du défaut.

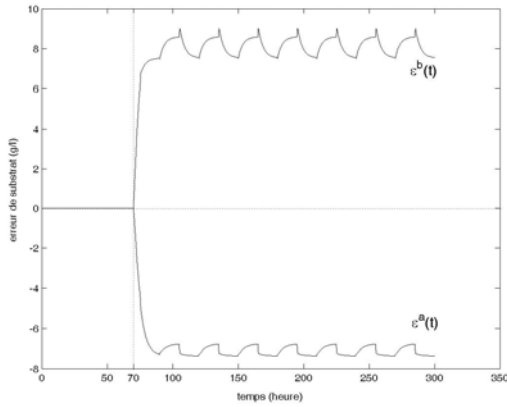


Figure 4.12

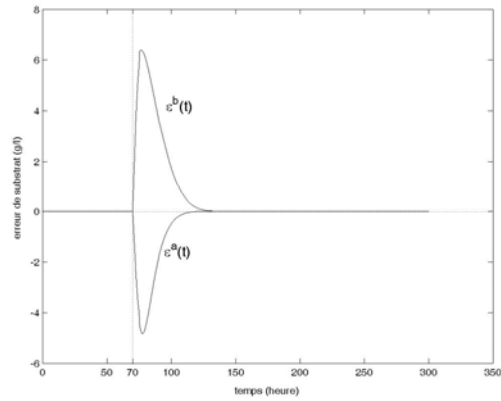


Figure 4.13

La figure 4.12 (non adaptative) et figure 4.13 (adaptative) montrent les résultats du 2^{ème} filtre de K_s . Comme la valeur 2,0 du paramètre défectueux est dans le 2^{ème} intervalle $[K_s^b = 1.6, K_s^a = 2.7]$, les signes des erreurs d'observation $\varepsilon^a(t)$ et $\varepsilon^b(t)$ sont différents après l'occurrence du défaut.

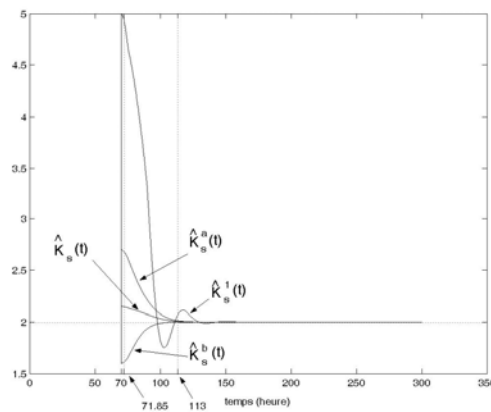


Figure 4.14

La figure 4.14 (version adaptative) montre les résultats issus des procédures d'identification de paramètre du 2^{ème} filtre de K_s . $\hat{K}_s(t)$ représente la valeur moyenne du paramètre défectueux,

elle est calculée à partir des estimations de $\hat{K}_s^a(t)$ et $\hat{K}_s^b(t)$ ($\hat{K}_s(t) = (\hat{K}_s^a(t) + \hat{K}_s^b(t))/2$). $\hat{K}_s^1(t)$ représente l'estimation du paramètre défectueux obtenue en utilisant la méthode de Zhang [79]. Avec la méthode que nous proposons, nous pouvons évaluer la valeur du paramètre défectueux au bout de $t_f - t_I = 1,85$ heures seulement après l'occurrence du défaut. Si on utilise la méthode de Zhang, l'estimation de ce paramètre défectueux nécessite 43 heures.

4.3.3 Simulation pour l'influence des gains d'identification

Pour illustrer l'effet des gains d'identification sur la différence de paramètre dans l'équation (4.14), nous proposons un autre exemple. Dans celui-ci, on considère que la valeur du paramètre défectueux est $\mu_m = 0.3$ et K_s garde sa valeur nominale.

Cas 1 : Pour les 6 intervalles de K_s nous utilisons 7 observateurs adaptatifs. Afin d'alléger l'explication on considère le cas des 2 premiers intervalles, les 2 gains d'identification sont $k_\theta^{a(1,2)} = k_\theta^{b(2,2)} = 0.002$, alors que le gain d'un autre observateur adaptatif du deuxième intervalle est $k_\theta^{a(2,2)} = 0.005$. Par conséquent dans le deuxième intervalle $k_\theta^{b(2,2)} \neq k_\theta^{a(2,2)}$. La figure 4.15 montre les résultats des identifications de paramètre dans le deuxième intervalle. Cette figure montre que les valeurs estimées des paramètres $\hat{K}_s^{a(2)}(t)$ et $\hat{K}_s^{b(2)}(t)$ ($\hat{K}_s^{oba(2)}(t)$ et $\hat{K}_s^{obb(2)}(t)$) ne peuvent pas converger vers leurs valeurs nominales $K_s = 5.0$ et l'estimation de la différence de paramètre $\hat{K}_s^{a(2)}(t) - \hat{K}_s^{b(2)}(t)$ ne peut pas converger vers zéro. La figure 4.16 montre les erreurs d'observation $\varepsilon^a(t)$ et $\varepsilon^b(t)$ des observateurs adaptatifs. Puisque $\hat{K}_s^{a(2)}(t) - \hat{K}_s^{b(2)}(t)$ ne peut pas

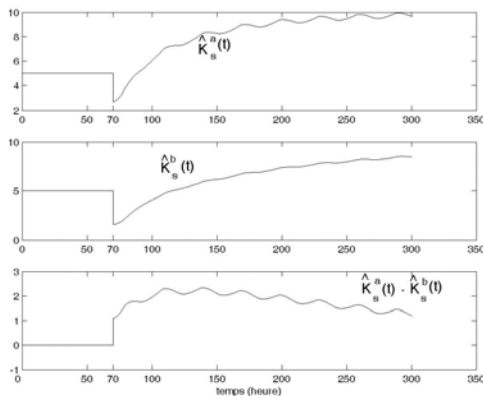


Figure 4.15

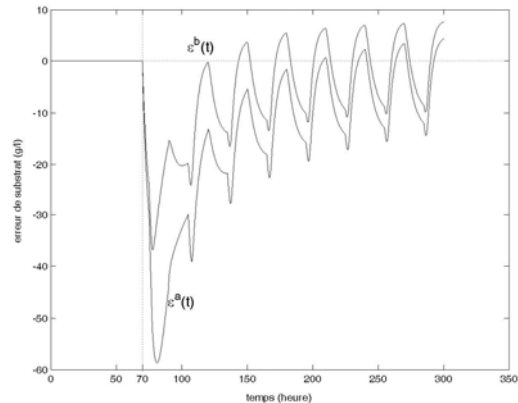


Figure 4.16

converger vers zéro, la différence $\varepsilon^a(t) - \varepsilon^b(t)$ ne peut pas converger vers zéro.

Cas 2: Entre les premiers et deuxièmes intervalles de K_s , deux observateurs adaptatifs différents sont utilisés, leurs gains d'identification sont: $k_\theta^{a(1,2)} = 0.002$, $k_\theta^{b(2,2)} = k_\theta^{a(2,2)} = 0.005$, donc dans le deuxième intervalle: $k_\theta^{b(2,2)} = k_\theta^{a(2,2)}$. La figure 4.17 montre les résultats des identifications de paramètre dans le deuxième intervalle de K_s . Cette figure montre, que bien que les valeurs estimées des paramètres $\hat{K}_s^{a(2)}(t)$ et $\hat{K}_s^{b(2)}(t)$ ne peuvent pas converger vers la valeur nominale $K_s = 5.0$, l'estimation de la différence de paramètre $\hat{K}_s^{a(2)}(t) - \hat{K}_s^{b(2)}(t)$ peut converger vers zéro, donc la différence des erreurs d'observation $\varepsilon^a(t) - \varepsilon^b(t)$ peut converger vers zéro même si les erreurs d'observation $\varepsilon^a(t)$ et $\varepsilon^b(t)$ ne convergent pas vers zéro, comme présenté dans la figure 4.18.

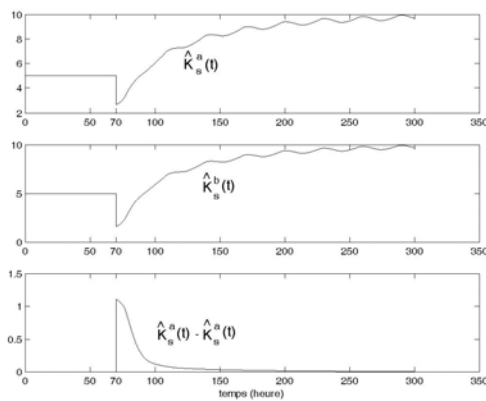


Figure 4.17

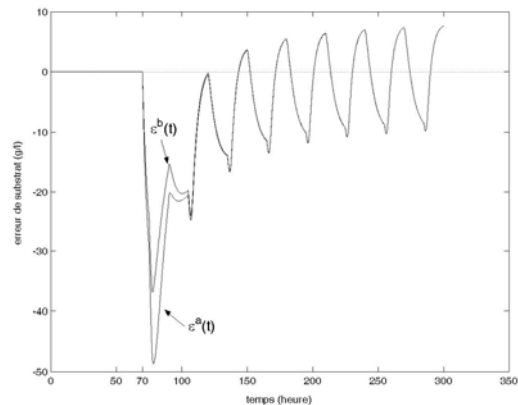


Figure 4.18

4.5 Conclusion

La méthode proposée dans ce chapitre est basée sur l'utilisation des intervalles de paramètres sans seuils. En comparant cette méthode à celles proposées dans les deux derniers chapitres, elle est plus concise et plus raisonnable du fait que le mécanisme des seuils dynamiques est supprimée. Pour q intervalles de paramètre, la quantité des observateurs utilisés est réduite de $5q$ à $q+1$ observateurs et le temps de calcul en ligne est donc réduit considérablement. Le problème posé, par la version adaptative des seuils dynamiques quand on fait la comparaison

entre le résidu et ces seuils adaptatifs lors du fonctionnement des procédures d'identification pendant longtemps, est résolu.

L'approche adaptative de la méthode proposée est intéressante. En effet, pour tous les filtres de paramètres d'un paramètre, que le défaut soit sur ce paramètre ou non, si toutes les procédures d'identification de paramètre ont le même gain, toutes les différences de paramètre entre les observateurs adaptatifs d'isolation convergent vers zéro, en d'autres termes toutes les tailles de tous les intervalles de paramètre convergent vers zéro. En conséquence toutes les erreurs d'observation de tous les observateurs adaptatifs d'isolation convergent ensemble comme une courbe unique. Dans le cas où le défaut n'est pas sur le même paramètre, cette courbe ne peut pas être superposée avec l'axe des abscisses. Ils existent beaucoup d'instantanés pour lesquels toutes les erreurs d'observation ont le même signe. C'est-à-dire le défaut doit être isolé même si la remarque 2.1 n'est pas satisfaite.

Conclusion

Dans cette thèse, nous avons présenté une nouvelle méthode d'isolation et d'identification de défaut basée sur l'utilisation des intervalles de paramètre des systèmes non linéaires.

Le domaine d'admissibilité de chaque paramètre est divisé en un certain nombre de petits intervalles. Après l'occurrence d'un défaut, la valeur du paramètre défectueux doit être dans un de ces intervalles. En vérifiant quel intervalle contient la valeur du paramètre défectueux, cela permet de trouver la valeur de ce paramètre, donc le défaut peut être isolé et identifié. Le principe de la vérification d'intervalle est basé sur la propriété de monotonie des résidus. La condition de l'application de cette méthode est que chaque résidu soit monotone en fonction de la différence de paramètre singulier dans un certain intervalle.

Notre nouvelle méthode basée sur les intervalles des paramètres a l'avantage d'isoler et d'identifier le défaut d'une manière très rapide. De plus, elle fournit l'estimation de la valeur du paramètre défectueux et les bornes supérieures et inférieures de cette valeur quand le défaut est isolé. On sait que les méthodes basées sur la théorie de la géométrie différentielle et les méthodes basées sur la théorie de l'espace de parité ne fournissent pas ces informations. L'estimation du paramètre défectueux est une information très importante pour la reconfiguration du contrôleur dans un système actif de FTC. Les bornes de la valeur du paramètre défectueux sont très utiles pour la reconfiguration du contrôleur d'une manière robuste. L'efficacité de la méthode proposée dans le système de FTC a été démontrée dans le cadre d'un autre travail.

Dans ce travail, nous avons proposé plusieurs variantes de cette nouvelle méthode. La première utilise les seuils. A chaque intervalle, on associe un filtre de paramètre pour vérifier si cet intervalle contient la valeur du paramètre défectueux. Chaque filtre de paramètre génère un résidu et deux seuils. Chaque seuil correspond à l'une des deux bornes de l'intervalle du paramètre. Après l'occurrence d'un défaut, si le résidu est en dehors ou s'il sort du secteur limité par ces deux seuils, on peut conclure que cet intervalle ne contient pas la valeur du paramètre défectueux. La génération de chaque résidu est faite à l'aide d'un observateur d'isolation. Afin de générer un seuil, nous avons construit un modèle de seuil et un observateur d'état correspondant. Par conséquent, un filtre de paramètre se compose d'un observateur d'isolation, de deux modèles de

seuils et de deux observateurs d'état de ces modèles. Si la caractéristique de distinguabilité du système n'est pas satisfaite, le domaine du paramètre doit être divisé en intervalles plus petits. D'autre part, la précision de l'estimation du paramètre est déterminée par la taille de l'intervalle du paramètre (plus l'intervalle est petit meilleure est la précision).

Afin d'améliorer cette précision et d'augmenter la fiabilité de l'isolation, sans augmenter le nombre des intervalles, nous avons développé une deuxième version de cette méthode. Dans ce cas, l'observateur d'isolation et les deux observateurs d'état du modèle des seuils sont remplacés par des observateurs adaptatifs. Dans chaque intervalle, l'observateur adaptatif d'isolation identifie un paramètre du système tandis que les deux observateurs adaptatifs de l'état du modèle des seuils identifient les bornes correspondantes de ce paramètre. Après l'occurrence d'un défaut, grâce à l'opération d'identification du paramètre, le domaine limité par les deux seuils adaptatifs deviendra de plus en plus petit. Ainsi, si l'intervalle ne contient pas la valeur du paramètre défectueux, le résidu peut toujours sortir du secteur limité par les deux seuils adaptatifs. Afin d'assurer une bonne isolation nous utilisons des coefficients appelés 'seuils d'identification'. Par conséquent, le défaut peut toujours être isolé.

Dans les versions utilisant les seuils dynamiques (adaptatifs), chaque filtre de paramètres est composé de 5 observateurs. Pour q intervalles, nous avons donc besoin de $5q$ observateurs, ceci nécessite donc beaucoup de temps de calcul en ligne.

Pour pallier ce problème, nous avons proposé une version sans seuils. Dans celle-ci, chaque filtre de paramètres est composé de deux observateurs d'isolation. Chaque observateur d'isolation est initialisé à l'une des bornes de l'intervalle. Si l'intervalle contient la valeur du paramètre défectueux, les deux signes des deux erreurs de observation associées aux observateurs d'isolation seront différents à tout instant. L'estimation de la valeur du paramètre défectueux est obtenue en faisant la moyenne entre les valeurs fournies par ces deux observateurs d'isolation. Puisque chaque observateur d'isolation est utilisé pour deux intervalles voisins, pour q intervalles seulement $q+1$ observateurs sont nécessaires. Ainsi le nombre d'observateurs utilisés est réduit de $5q$ (versions précédentes) à $q+1$.

Afin d'illustrer l'efficacité de la méthode proposée, un modèle d'un procédé de fermentation alcoolique est utilisé. Ce procédé est un système dynamique non linéaire. Il a deux paramètres (le taux de croissance maximum et la constante de saturation) qui sont des paramètres pouvant avoir des occurrences de défauts. La résolution du problème d'isolation d'un défaut sur ce procédé est

difficile par la méthode basée sur la théorie de l'espace de parité à cause du type du modèle du procédé. Il est également difficile, en utilisant la méthode basée sur la géométrie différentielle, parce que les deux paramètres sont dans la même expression (le taux spécifique de croissance) et ne peuvent pas être séparés dans des champs de vecteur différents. Donc les défauts causés par ces paramètres ne peuvent pas être découplés en choisissant une transformation de coordonnées. Nous pouvons résoudre le problème d'isolation de défaut en utilisant la méthode basée sur les observateurs adaptatifs, mais la vitesse d'isolation est lente. Nous avons montré qu'en utilisant les différentes versions de la méthode développée dans cette thèse, la vitesse d'isolation et l'identification d'un défaut est plus rapide.

Les résultats développés dans cette thèse ouvrent le chemin vers d'autres perspectives plus générales. Ainsi on peut envisager comme suite à ces travaux :

- L'application dans des systèmes de commande tolérante aux fautes (FTC) : En effet la méthodologie développée est rapide, elle fournit l'estimation de la valeur du paramètre défectueux et de ces limites supérieure et inférieure. Ces spécificités devraient être très utiles pour la conception de système actif de FTC.
- La prise en compte des erreurs de modélisation et des bruits de mesures : Dans notre étude, nous n'avons pas considéré les problèmes tels que les incertitudes et le bruit. Ces problèmes sont très importants dans la pratique et devront être étudiés de façon précise.
- Au sujet des défauts multiples : Nous avons seulement considéré le cas où le défaut est provoqué par le changement d'un seul paramètre. Il faudra étendre notre approche pour le cas où les défauts sont provoqués par des changements de plusieurs paramètres.
- Les défauts issus des actionneurs et des capteurs : Dans cette thèse, nous considérons le problème d'isolation et d'identification des défauts sur la dynamique du procédé. Cependant la méthodologie proposée peut être utilisée pour résoudre les défauts issus des actionneurs et des capteurs.
- L'illustration de la méthodologie : Dans cette thèse on a considéré les systèmes non linéaires en général, et on a par conséquent montré la monotonie d'intervalle en utilisant une linéarisation. Cependant, si l'on se limite à la classe de systèmes non linéaires qui sont essentiellement monotones (cette classe de systèmes inclut, par

exemple, les systèmes coopératifs, les systèmes affines à injection de sortie), il n'est pas nécessaire de faire une linéarisation.

Références

- [1] Ayoubi, M. (1996). Fuzzy systems design based on hybrid neural structure and application to the fault diagnosis of technical processes. *Control Engineering Practice*, Vol. 4, No. 1 (1996), pp. 35-42.
- [2] Aeyels, D. (1979). Local and global observability of non linear differential equations. *MTNL* (1979), Delft, The Netherlands.
- [3] Alcorta Garcia, E., Frank, P.M. (1997). Deterministic nonlinear observer-based approaches to fault diagnosis: A survey. *Control Engineering Practice*, Vol.5, No 5 (1997), pp. 663-670.
- [4] Adjallah, K., Maquin, D. and Ragot, J. (1994). Nonlinear observer-based fault detection. *Proc. of the 3rd Conf of Control Applications, Glasgow*, pp 1115-1120.
- [5] Armengol, J., Travé-Massuyès, L., Vehí, J., and Lluís de la Rosa, J. (2000). A survey on interval model simulators and their properties related to fault detection. *Annual Reviews in Control*, 24 (2000) 31-39.
- [6] Beard, R. V., (1971), Failure accommodation in linear system through self-reorganization, *Ph.D. Thesis, MIT*.
- [7] Boukhris, A., Giuliani, S. and Mourot, G. (2001). Rainfall-runoff multi-modelling for sensor fault diagnosis. *Control Engineering Practice*, 9 (2001) 659-671.
- [8] Blanke, M., Izadi-Zamanabadi, R., Bøgh, S.A., and Lunau, C. P. (1997). Fault-tolerant control systems-A holistic view. *Control Engineering Practice*, 5 (5) 693-702.
- [9] Blanke, M., Kinnaert, M., Lunze, J. and Staroswiecki, M. (2003). Diagnosis and fault-tolerant control. *Springer-Verlag*, August 1, (2003).
- [10] Besançon, G., and Hammouri, H. (1996). On uniform observation of nonuniformly observable systems, *Systems & control letters*, vol. 29. pp. 9-19.
- [11] Besançon, G. (2000). Remark on nonlinear adaptive observer design. *Systems & control letters* 41 (2000), 271-280.
- [12] Besançon, G. (1999). A viewpoint on observability and observer design for nonlinear systems. *New Directions in Nonlinear Observer Design, LNCIS 244, Nijmeijer & Fossen Eds*, pp.2-21, (1999).
- [13] Basseville, M., and Nikiforov, I. V. (1993). Detection of Abrupt Changes: Theory and Application. *Prentice-Hall*, (1993).

- [14] Bonivento, C., Paoli, A., and Marconi, L. (2003). Fault-tolerant control of the ship propulsion system benchmark. *Control Engineering Practice*, 11 (2003) 483-492.
- [15] Chung, W. H. and Speyer, J. L. (1998). A game theoretic fault detection filter. *IEEE Trans. Aut. Cont.*, 43(2):143-161, February (1998).
- [16] Chen, J., and Patton, R. J. (1999). Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems. *Kluwer Academic Publishers, London*.
- [17] Cho, Y., M., and Rajamani, R. (1997). A systematic approach to adaptive observer synthesis for nonlinear systems. *IEEE transaction on automatic control*, vol. 42, No. 4, (1997).
- [18] Chow, E.Y., and Willsky A. S. (1984). Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, AC-29, 603-614.
- [19] Comtet-Varga, G., Cassar, J. Ph., and Staroswiecki, M. (1997). Analytic redundancy relations for state affine systems. *Proceedings of the fourth European Control Conference (ECC'97, Brussels, Belgium)*.
- [20] Cox, D., Little, J. and O'Shea, D. (1996). Ideals, varieties, and algorithms. 2nd edition, *Springer*. pp. 47-166.
- [21] Diop, S. (1991). Elimination in control theory, *Mathematics of control, signals, and systems*, 4, pp. 17-32.
- [22] Deza, F., Bossanne, D., Busvelle, E., Gauthier, J.P., and Rakotopara, D. (1993). Exponential observer for nonlinear systems, *IEEE Trans. Automat. Contr.* vol.38.pp. 482-484.
- [23] De Persis, C., and Isidori, A. (2001). A geometric approach to nonlinear fault detection and isolation. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 46(6), pp. 853-865.
- [24] Ding, X., and Frank, P. M. (1993). An adaptive observer-based fault detection scheme for nonlinear dynamic systems. *Proceedings of the IFAC world congress'93, Vol. 8, Sydney*, PP. 307-311.
- [25] Dochain, D. (2003). State and parameter estimation in chemical and biochemical processes: a tutorial. *Journal of process control*, 13(2003), pp. 801-810.
- [26] Fagarasan, I., Ploix, S., and Gentil, S. (2004). Causal fault detection and isolation based on a set-membership approach. *Automatica*, 40 (2004) 2099-2110.
- [27] Frank, P.M. (1997). Survey of robust residual generation and evaluation methods in observer-based fault detection systems. *Journal of process control*. Vol.7, No 6. (1997) pp. 403-424.
- [28] Frank, P. M. (1990). Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy -a survey. *Automatica*, 26 (1990) 459-474.

- [29] Gertler, J. J. (1988). Survey of model-based failure detection and isolation in complex plants. *IEEE Control System Magazine*, 8 (1988): 3-11.
- [30] Gertler, J. (1997). Fault detection and isolation using parity relations. *Control engineering practice*, 5 (1997) 653-661.
- [31] Gertler, J. J., and Singer, D. (1990). A new structural framework for parity equation based failure detection and isolation. *Automatica*, 26, pp. 381-388.
- [32] Gauthier, J.P., Hammouri, H., and Othman, S. (1992). A simple observer for nonlinear systems applications to bioreactors. *IEEE Trans. Automat. Contr.* vol. 37. pp. 875-880.
- [33] Gauthier, J.P. and Kupka, I.A.K, (1994). Observability and observers for nonlinear systems. *SIAM Journal Control and Optimization*, 32(1994), pp. 975-994.
- [34] Gauthier, J.P. and Bornard, G. (1981). Observability for any $u(t)$ of a class of nonlinear systems. *IEEE Trans. Automat. Contr.* Vol. AC-26, No. 4, 922-926, (1981).
- [35] Gouzé, J.L., Rapaport, A., and Hadj-Sadok, M.Z. (2000). Interval observers for uncertain biological systems. *Ecological Modelling*, 133 (2000), pp. 45-56.
- [36] Hermann, R. and Krener A.J. (1977). Nonlinear controllability and observability. *IEEE Trans. Automat. Contr.* 5:728-740, (1977).
- [37] Hammouri, H., Kinnaert, M., and El Yaagoubi, E. H. (1999). Observer based approach to fault detection and isolation for nonlinear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 44, 10, pp. 1879-1884.
- [38] Hammouri, H., Kabore, P., Othman, S., and Biston, J. (2002). Failure diagnosis and nonlinear observer application to a hydraulic process. *Journal of the Franklin Institute*, 339, pp. 455-478.
- [39] Isermann, R. (1984). Process fault detection based on modeling and estimation methods: A survey. *Automatica*, 20 (1984) 387-404.
- [40] Isermann, R. (1997). Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods-an introduction. *Control engineering practice*, 5 (1997) 639-652.
- [41].Isermann, R., and Ballé, P. (1997). Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes, *Control engineering practice*, Vol.5, No.5, pp. 709-719.
- [42] Isidori, A. (1989). Nonlinear Control Systems, An Introduction. 2nd edition. *Springer-Verlag*.
- [43] Jones, H. L. (1973). Failure detection in linear systems, *MIT Ph.D Thesis*, (1973).

- [44] Kabbaj, N., Polit, M., Dahhou, B., and Roux, G. (2001). Adaptive observers based fault detection and isolation for an alcoholic fermentation process. *Proceedings of 8th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, Antibes-Juan les Pins, France*, pp. 669-972.
- [45] Kreisselmeier, G. (1977). Adaptive observers with exponential rate of convergence. *IEEE Trans. Aut. Control*, AC-22 (1) 2-8.
- [46] Kinnaert, M. (1999). Robust fault detection based on observers for bilinear systems, *Automatica*, 35, pp. 1829-1842.
- [47] Luenberger, D.G. (1971). An introduction to observers. *IEEE Trans. Automat. Contr.* Vol. AC-16, No. 6, 596-602, (1971).
- [48] Landau I.D. (2001). Identification des systèmes. *HERMES Science Europe Publications, Paris*. pp.167-172. (2001).
- [49] Li, Zetao and Dahhou, B. (2006). An observers based fault isolation approach for nonlinear dynamic systems. *Proceeding of Second International Symposium on Communication, Control and Signal Processing, Marrakech-Morocco*, 13-15 March, (2006).
- [50] Li, Zetao, Kabbaj, N., and Dahhou, B. (2003). Fault-tolerant control for nonlinear dynamic systems. *Proc. IFC Symposium on power plants and power systems control (2003), Seoul, Korea*.
- [51] Lynch, A. F., and Bortoff, S. A. (1997). Non-linear observer design by approximate error linearization. *System and Control Letters*, 32(3), pp. 161-172.
- [52] Maher, M. (1995). Modélisation et élaboration d'algorithmes d'estimation et de commande : Application à un bioprocédé. *Thèse de doctorat, (Université Paul Sabatier, Toulouse, France)*
- [53] Massoumnia, M. A. (1986). A geometric approach to the synthesis of failure detection filters. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 31, pp. 839-846.
- [54] Massoumnia, M. A., Verghese, G. C., and Willsky, A. S. (1989). Failure detection and identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 34(3): 316-321, March, (1989).
- [55] Monod, J. (1942). Recherche sur la croissance des cultures bactériennes. *Edition Hermes. Paris*.
- [56] Mironovskii, L. A. (1980). Functional diagnosis of dynamic systems. *Automation and Remote Control*, pp. 1122-1142.
- [57] Nadri, M. and Hammouri, H. (2003). Design of a continuous-discrete observer for state affine systems. *Applied Mathematics Letters*. 16, 967-974, (2003).
- [58] Park, J., and Rizzoni, G. (1994). An eigenstructure assignment algorithm for the design of fault detection filters, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 39, pp. 1521-1524.

- [59] Patton, R. J., and Chen, J. (1991). A review of parity space approaches to fault diagnosis. *Proceeding of IFAC conference on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes. (1991). Baden-Baden, Germany.* pp. 65-81.
- [60] Patton, R. J. (1994). Robust model-based fault diagnosis: the state of the art. *Proc. IFAC Symp. SAFEPROCESS'94, Espoo Finland,* pp. 1-24.
- [61] Patton, R. J. (1997). Fault-tolerant control: The 1997 situation. *IFAC SAFEPROCESS'97, Hull, UK, August 26-28, (1997), 2:* 1033-1055.
- [62] Patton, R. J., Frank, P. M., and Clark, R. N., (2000). Issues of Fault Diagnosis for Dynamic Systems. *London Limited: Springer Verlag, (2000).*
- [63] Polycarpou, M. and Helmicki, A. J. (1995). Automated fault detection and accommodation: A learning system approach. *IEEE Trans. Aut. Cont., 25(11):*1447-1458, November, (1995).
- [64] Raïssi, T., Ramdani, Y., and Candau, Y. (2005). Bounded error moving horizon state estimator for non-linear continuous-time systems: application to a bioprocess system. *Journal of Process Control, 15 (2005)* 537-545.
- [65] Shumsky, A. (2000). Continuous-time parity relation method for fault diagnosis in non-linear uncertain systems. *Proceeding of the IFAC safeprocess. Budapest.* pp. 998-1002.
- [66] Sainz, M. Á., Armengol, J., and Vehí, J. (2002). Fault detection and isolation of the three-tank system using the modal interval analysis. *Journal of process control, 12 (2002)* 325-338.
- [67] Seliger, R. and Frank, P. M. (1991). Fault diagnosis by disturbance decoupled non-linear observers, *Proceeding of the 30th IEEE Conference on Decision and Control, (Brighton),* pp. 2248-2252.
- [68] Staroswiecki, M., and Comtet-Varga, G. (2001). Analytical redundancy relations for fault detection and isolation in algebraic dynamic systems. *Automatica, 37,* pp. 687-699.
- [69] Simani, S., Fantuzzi, C., and Patton, R. J. (2003). Model-based fault diagnosis in dynamic systems using identification technique, *Springer-Verlag, January 17, (2003).*
- [70] Sundarapandian, V. (2002). Local observer design for nonlinear systems. *Mathematical and computer modelling. 35,* 25-36, (2002).
- [71] Tzafestas, S.G. (1989). System fault diagnosis using the knowledgebased methodology. In: Fault Diagnosis in Dynamic Systems. Theory and Applications. *Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ (Chapter 15).*
- [72] Valdés-González, H., Flaus, J-M., and Acuna, G. (2003). Moving horizon state estimation with global convergence using interval technique: application to biotechnological processes. *Journal of process control, 13 (2003)* 325-336.

- [73] 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.
- [74] White, J. E. and Speyer, J. L. (1987) Detection filter design: Spectral theory and algorithms. *IEEE Trans. Aut. Cont.*, 32(7):593-603, July (1987).
- [75] Xu, A. and Zhang, Q. (2004). Nonlinear system fault diagnosis based on adaptive estimation. *Automatica*, 40 (2004) 1181-1192.
- [76] Yu, D.N., Williams, D., Shields, D. N., and Gomm, J.B. (1995). A parity space method of fault detection for bi-linear systems. *Proceedings of the American Control Conference, (Seattle)*, pp. 1132-1132.
- [77] Yu, D.N., and Shields, D.N. (1995). Fault diagnosis in bi-linear systems-A survey, *Proceeding of The third European Control Conference, (Rome)*, pp. 360-366.
- [78] Yu, D. and Shileds, D.N. (1996). A bilinear fault detection observer, *Automatica*, 32, pp. 1597-1602.
- [79] Zhang, Q. (1999). Fault detection and isolation based on adaptive observer for nonlinear dynamic systems. *Publication interne No. 1261, IRISA*, <http://www.irisa.fr/sigma2/by-name/zhang.html>.
- [80] Zhang, Q. (2000). A new residual generation and evaluation method for detection and isolation of faults in non-linear systems. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 14 (2000) 759-772.
- [81] Zeng, F.Y., Dahhou, B., Nihtila, M.T., and Goma, G. (1993). Microbial specific growth rate control via MRAC method. *International Journal of Systems Science*, 24 (1993) pp.1973-1985.
- [82] Zhu, F. and Han, Z. (2002). A note on observers for lipschitz nonlinear systems. *IEEE Trans. Automat. Contr.* vol. 47 .pp. 1751-1754.

Contribution à l'élaboration d'algorithmes d'isolation et d'identification de défauts dans les systèmes non linéaires

Dans cette thèse nous proposons une nouvelle méthode d'isolation et d'identification de défaut singulier pour les systèmes dynamiques non linéaires. Cette méthode est basée sur la caractéristique de monotonie de l'erreur de prédiction de l'observateur en fonction de la différence des paramètres. L'ensemble des valeurs admissibles de chaque paramètre est subdivisé en un certain nombre d'intervalles. On construit un observateur d'isolation pour chaque intervalle, cet observateur est initialisé dans l'intervalle considéré. Après l'occurrence du défaut, la valeur du paramètre défectueux doit être dans un des intervalles du paramètre. L'amplitude du résidu calculé par l'observateur d'isolation correspondant à cet intervalle (celui qui contient la valeur du paramètre défectueux) sera dans le domaine limité par deux seuils dynamiques à tout instant. Par contre, les résidus correspondant aux autres intervalles auront de grandes amplitudes et leurs évolutions ne sont pas limitées par les deux seuils dynamiques correspondants. Par conséquent l'intervalle contenant la valeur du paramètre défectueux peut être déterminé et le défaut est donc isolé et identifié. Différentes versions de cette méthode ont été développées : une première avec des seuils fixes, une seconde avec des seuils adaptatifs et une dernière sans seuils. On peut montrer que cette méthode a des points communs avec celle basée sur les observateurs adaptatifs. Cependant, cette dernière a un inconvénient majeur qui est la lenteur de sa vitesse d'isolation. La méthode que nous proposons dans ce travail nous permet de pallier ce problème de la lenteur de vitesse d'isolation.

Mots clés : Isolation de fautes, Identifications de fautes, Systèmes dynamiques non linéaires, Observateurs, Intervalles de paramètres.

Contribution to the development of algorithms for isolation and identification of faults in nonlinear systems

In this thesis we propose a new method of isolation and identification of singular fault for nonlinear dynamic systems. This method is based on the characteristic of monotonicity of the observer prediction error according to the difference of the parameters. The whole of the admissible values of each parameter is subdivided in a certain number of intervals. One builds an isolation observer for each interval, this observer is initialized in the considered interval. After the fault occurrence, the value of the faulty parameter must be in one of the parameter intervals. The amplitude of the residue calculated by the isolation observer corresponding to this interval (that which contains the faulty parameter value) will be in the area limited by two dynamic thresholds at any time. On the other hand, the residues corresponding to the other intervals will have great amplitudes and their evolutions are not limited by the two corresponding dynamic thresholds. Consequently the interval containing the value of the faulty parameter can be determined and the fault is isolated and identified. Various versions of this method were developed: a first with fixed thresholds, one second with adaptive thresholds and a last without thresholds. One can show that this method has common points with that based on the adaptive observers. However, this last has a major disadvantage which is the isolation time. The proposed method in this work enables us to solve the problem of the isolation time.

Keywords : Fault isolation, Fault identification, Nonlinear dynamic systems, Observers, parameters intervals.