

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



Ecole Nationale Polytechnique

Laboratoire de Commande des Processus

Mémoire de Magister

Spécialité: Automatique

Option: Automatique des systèmes industriels

Présenté par:

Allalou Amina Nesrine

Ingénieur d'Etat en Automatique de l'ENP



Diagnostic de Défauts par Observateurs Non Linéaires : Application aux Processus Chimiques.

Soutenu publiquement le 01 / 02 / 2006 devant le jury composé de:

Président:	F. Boudjema	Professeur à l'ENP
Rapporteurs:	M.Tadjine	Maître de conférence à l'ENP
	M.S.Boucherit	Professeur à l'ENP
Examineurs:	O.Mahmoudi	Maître de conférence à l'ENP
	D.Boukhetala	Maître de conférence à l'ENP
	R.Illoul	Chargé de cours à l'ENP

Laboratoire de Commande des Processus, ENP
10, Avenue Hassen Badi, BP 182, El-Harrach, Alger, Algérie.

Résumé

Le but de ce travail est l'application d'observateurs non linéaires pour la détection, l'isolation et l'estimation de défauts dans les processus chimiques. Après présentation d'un état de l'art sur le diagnostic et les observateurs non linéaires en général et ceux dédiés au diagnostic en particulier, les défauts affectant trois types de réacteurs chimiques sont diagnostiqués. Des observateurs par modes glissants ainsi qu'un observateur-estimateur de défauts sont utilisés. Nous avons pu résoudre certains problèmes inhérents aux réacteurs chimiques tels que la détection, l'isolation et l'estimation d'impuretés réactives, de l'encrassement des parois d'un réacteur, la détérioration des performances de catalyse ainsi que le diagnostic robuste des défauts capteurs d'un CSTR.

Mots clés: détection et isolation des défauts, estimation des défauts, observateurs par modes glissants, multiobservateur, réacteur de polymérisation, processus chimique, CSTR.

Abstract

The goal of this work is the application of nonlinear observer-based fault detection, isolation and estimation in chemical processes. After introducing the state-of-the-art of diagnosis and nonlinear observers generally and those dedicated to diagnosis particularly, the faults affecting three types of chemical reactors are diagnosed. Both sliding mode observers and an observer-estimator of faults are used. We have solved some problems inherent to chemical reactors as detection, isolation and estimation of impurity, walls reactor fouling and deterioration of catalysis performances also robust diagnosis of CSTR sensors is done.

Key words: fault detection and isolation, fault estimation, sliding mode observers, multiple observer, polymerisation reactor, chemical process, CSTR.

ملخص

يهدف هذا العمل إلى تطبيق الملاحظات غير الخطية من أجل كشف، عزل و تقدير الخلل الذي قد يصيب المفاعلات الكيميائية. بعد تقديم لحالة فنية عن كل من تشخيص الخلل و الملاحظات غير الخطية بصفة عامة و التي تخص تشخيص الخلل بصفة خاصة قمنا بكشف، عزل و تقدير الخلل لثلاثة أنواع من المفاعلات الكيميائية باستعمال ملاحظات مركبة عن طريق حالة الانزلاق و كذا ملاحظمقدر للخلل. استطعنا حل بعض المشاكل المتعلقة بتشخيص الخلل في المفاعلات الكيميائية: كشف، عزل و تقدير الشوائب المتفاعلة، اتساخ جدران المفاعل، تلف خصائص الوسيط و كذا التشخيص الصلب للخلل الذي قد يصيب ملتقطات CSTR.

كلمات مفتاحية: كشف و عزل الخلل، تقدير الخلل، ملاحظات معتمدة على حالة الانزلاق، ملاحظ متعدد، مفاعل بلمرة، منظومة كيميائية، مفاعل CSTR.

Sommaire:

Introduction Générale.....	5
Chapitre 1	Etat de l'art sur diagnostic
1.1 Introduction.....	8
1.2 Terminologie.....	9
1.3 Procédure de détection et de localisation de défauts.....	9
1.4 Types de défauts.....	10
1.5 Critères de performances d'un système de diagnostic.....	11
1.6 Méthodes de diagnostic.....	12
1.6.1 Méthodes directement basées sur les signaux.....	12
1.6.1.1 Redondance matérielle.....	12
1.6.1.2 Capteurs spécifiques.....	12
1.6.1.3 Comparaison à des seuils.....	12
1.6.1.4 Analyse spectrale.....	13
1.6.1.5 Les méthodes de raisonnement.....	13
1.6.2 Méthodes basées sur les modèles mathématiques.....	13
1.6.2.1 Espace de parité.....	15
1.6.2.2 Estimation paramétrique.....	15
1.6.2.3 Observateurs.....	15
1.7 Modélisation d'un système non linéaire en vue de son diagnostic.....	16
1.8 Méthodes basées modèle mathématiques pour la génération de résidus aux systèmes non linéaires.....	17
1.9 Découplage.....	17
1.10 Localisation de défauts.....	17
1.10.1 Structuration des résidus.....	18
1.11 Commande tolérante.....	19
1.12 Conclusion.....	20

Chapitre 2	Observateurs non linéaires
2.1 Introduction.....	21
2.2 Observateurs pour les système linéaires.....	22
2.3 Observateurs pour les système non linéaires.....	23
2.4 Observateurs par modes glissants [DJE02].	24
2.5 Observateurs par modes glissants dédiés au diagnostic.....	26
2.5.1 Multiobservateur par modes glissants pour des systèmes incertains avec entrées inconnues [AKH03a].....	26
2.5.2 Détection robuste de défauts via un observateur par modes glissants et réseau de neurones [JUN04].....	29
2.5.3 Estimation de défauts dans des systèmes incertains par un observateur par modes glissants [JIA04].....	32
2.6 Observateur de défauts [LAL04].....	35
2.7 Diagnostic par approche géométrique.....	36
2.8 Conclusion.....	40

Chapitre 3 Diagnostic des défauts d'un réacteur de polymérisation

3.1 Introduction.....	41
3.2 Description du réacteur de polymérisation de styrène.....	42
3.3 Diagnostic des défauts	44
3.3.1 Modélisation des défauts et des perturbations.....	44
3.3.2 Synthèse de l'observateur et estimateur de défauts [LAL04].....	45
3.3.3 Synthèse du multiobservateur par modes glissants	45
3.3.4 Simulations	47
3.4 Conclusion	68

Chapitre 4 Diagnostic des défauts d'un processus chimique

4.1 Introduction	69
4.2 Description du processus chimique	70
4.3 Diagnostic des défauts en utilisant l'observateur et estimateur de défauts [LAL04]	71
4.3.1 Estimation de la température	71
4.3.2 Simulations	72
4.4 Diagnostic robuste via un observateur par modes glissants et réseaux de neurones [JUN04]	79
4.4.1 Simulations	79
4.5 Comparaison entre les deux approches	86
4.6 Conclusion	86

Chapitre 5 Diagnostic des défauts d'un CSTR

5.1 Introduction	87
5.2 Description du CSTR	87
5.3 Modélisation des défauts	88
5.4 Synthèse d'observateurs par modes glissants	89
5.5 Simulations	90
5.6 Conclusion.....	98

Conclusion Générale.....	99
--------------------------	----

Annexe.

Références bibliographiques.

Introduction générale:

La complexité et la productivité croissantes des processus technologiques nécessitent une plus grande sûreté, fiabilité et disponibilité. Le besoin en processus surs et fiables est encore plus cruciale lorsqu'il s'agit de systèmes pour lesquels un changement plus ou moins critique et imprévu dans le comportement du procédé, c'est à dire un défaut, peut coûter très cher, notamment en vies humaines. Citons par exemple les usines de produits chimiques, en avionique ainsi que pour les processus nucléaires. Il est alors impératif d'introduire des modules de détection et de localisation de défauts, afin de rendre compte de l'apparition des défauts le plus rapidement possible, avant qu'il n'entraînent des dommages importants et le plus précisément possible en donnant les informations qui faciliteront les réparations et ceci indépendamment des perturbations et des bruits.

Avant l'apparition des techniques utilisant un modèle du processus, la détection de défauts se faisait et se fait encore en utilisant la redondance matérielle. Les composants critiques du système sont doublés, triplés voire quadruplés. Cette redondance matérielle est sûre et rapide mais elle s'avère coûteuse et encombrante. Elle rend le système complexe et de plus certains composants ne peuvent être doublés. Une autre technique utilisée est la surveillance. Les variables du système dynamique sont mesurées puis comparées à leurs valeurs limites prédéfinies (tolérances) pour un comportement normal c'est-à-dire en l'absence de défauts. Des alarmes sont générées en cas de dépassement. Cette technique présente comme inconvénient le fait que si les limites sont fixées trop basses de fausses alarmes peuvent être déclenchées à cause des fluctuations normales des variables. Par contre si elles sont fixées trop hautes alors certains défauts peuvent ne pas être détectés. De plus, si le défaut se propage sur plusieurs sorties la localisation devient alors difficile.

Comme il a été démontré que les changements de mode de fonctionnement des systèmes peuvent être détectés rapidement par introduction de la redondance analytique s'appuyant sur la vérification de la cohérence entre les mesures du processus et un modèle mathématique associé, différentes approches de détection et de localisation de défauts ont été dès lors développées basées sur les méthodes analytiques de l'automatique, du traitement du signal et de la statistique, nous pouvons citer: les méthodes basées sur les équations de parité, l'estimation paramétrique ou les observateurs. Le problème de surveillance se résout alors en deux étapes: génération et évaluation des signaux indicateurs de défauts, les résidus.

Concernant la génération de résidus basée observateurs, objet de notre travail, elle consiste à reconstruire la sortie du processus à l'aide d'observateurs et à utiliser l'erreur de sortie ou une fonction de celle-ci comme résidu. Sachant que la majeure partie des systèmes réels obéissent à des équations non linéaires, les modèles non linéaires sont alors communément linéarisés autour d'un point de fonctionnement afin de posséder des propriétés linéaires. Ainsi les nombreux observateurs linéaires développés depuis une trentaine d'années dans le domaine de la détection de défauts peuvent être appliqués. Cependant, l'utilisation d'un tel modèle peut conduire, dans certains cas, à l'apparition de fausses alarmes, celles-ci pouvant être dues à un écart entre le comportement réel du procédé surveillé et le modèle.

Un procédé chimique de fabrication implique une suite d'opérations unitaires en amont et en aval d'un réacteur ou d'un système de réacteurs. Ce dernier ne représente souvent qu'une partie de l'appareillage mis en œuvre dans le procédé total. Cependant, le réacteur défini comme le lieu de la transformation chimique a une très forte implication sur tout le procédé. Parmi les caractéristiques que l'on exige d'un réacteur chimique est la sûreté de fonctionnement, car un défaut peut entraîner éventuellement une pollution, une suppression, une altération du produit synthétisé ou alors dans le cas d'une réaction exothermique un emballement de la réaction ce qui provoquera l'inflammation du milieu réactionnel aux conséquences graves pour le personnel, le matériel et l'environnement. Etant donné que la plupart des procédés chimiques ont un comportement non linéaires en raison des couplages et des fortes non linéarités intrinsèques dans les lois élémentaires (équation d'Arrhénius par exemple), le système de diagnostic basé observateur doit par conséquent tenir compte du caractère non linéaire de ces procédés à surveiller. Toutefois, il n'existe pas de résultats généraux afin d'effectuer la détection de défauts par observateurs non linéaires, car aucune théorie générale et exhaustive n'a été établie pour la mise en œuvre d'observateurs non linéaires; de plus pour établir un diagnostic robuste vis à vis des perturbations le résidu doit être indépendant des entrées inconnues ce qui pose le problème de découplage non linéaire des perturbations.

Ces dernières années, des recherches ont été faites sur la détection et la localisation de défauts pour les systèmes non linéaires utilisant des observateurs par modes glissants[SRE93],[ALE99],[AKH03a], [AKH03b], [AKH04], [JIA04], [JUN04]. Ces derniers sont connus pour leur robustesse vis-à-vis des perturbations et des incertitudes. Certains travaux ont été aussi publiés pour la synthèse de filtres de détection par approche géométrique qui consiste en la détermination d'un retour de sortie permettant le découplage d'un maximum de défauts des sorties du système. Cette approche a été introduite pour les systèmes linéaires par [MAS86] puis étendue pour les systèmes non linéaires [DEP01]. Cependant, très peu d'application pour les systèmes non linéaires ont été faites [JOI02], [LOO01].

Le travail présenté dans ce projet de magister est une contribution à l'élargissement du champs d'application des observateurs non linéaires pour le diagnostic robuste de procédés chimiques. D'une part, pour détecter et localiser les défauts au niveau des actionneurs, des capteurs et des composants, d'autre part pour les estimer. Nous essayons de traiter quelques points inhérents au diagnostic des réacteurs chimiques:

- ✓ Détection de défauts durant la phase de transition d'un réacteur de polymérisation d'un point d'équilibre vers un autre. Sachant que la majorité des observateurs développés pour le diagnostic des réacteurs fonctionnant autour de différents points d'équilibre sont des observateurs stationnaires valables localement [BHA03].
- ✓ Détection et estimation des impuretés réactives, de l'encrassement des parois d'un réacteur chimique et de la détérioration des performances de catalyse.

Ce projet de magister comprend 5 chapitres:

Dans le chapitre introductif, nous essayons de mettre en exergue les notions essentielles de la détection et de la localisation de défauts particulièrement à base de modèle mathématique pour les systèmes non linéaires.

Le second chapitre est consacré à l'étude de la génération de résidus robustes vis à vis des perturbations ainsi qu'à l'estimation de défauts par observateurs non linéaires, un intérêt tout particulier est porté pour les observateurs utilisant les modes glissants. Enfin, nous présentons une méthode d'analyse des systèmes non linéaires utilisant la géométrie différentielle afin de résoudre le problème fondamental de génération de résidus [DEP01].

Dans les trois derniers chapitres, nous testons les performances des différents observateurs non linéaires, générateurs de résidus et estimateurs de défauts, sur trois types de processus chimiques:

Dans le chapitre trois, la détection, localisation et estimation de certains défauts composants affectant le réacteur de polymérisation de styrène sont effectuées durant les différentes phases du processus de polymérisation par l'observateur et l'estimateur de défauts [LAL04]. Nous mettons aussi en œuvre un multiobservateur par modes glissants [AKH03a] qui permet de fournir des estimations robustes vis à vis des variations paramétriques, cet observateur est utilisé pour détecter les défauts capteurs.

Le quatrième chapitre est consacré au diagnostic de certains défauts composants affectant le processus de production du toluène. Les performances de l'observateur et l'estimateur de défauts [LAL04] sont comparées à celles de l'observateur-estimateur [JUN04].

Afin de détecter et d'isoler les défauts capteurs et actionneur dans un réacteur continu parfaitement agité (CSTR), des observateurs non linéaires par modes glissants, robuste vis à vis des variations paramétriques et des bruits de mesure, sont mis en œuvre dans le chapitre cinq.

Enfin, nous clôturons le travail par une conclusion générale incluant quelques perspectives.

Chapitre 1

Etat de l'art sur le diagnostic

1.1 Introduction:

Un processus technologique conçu pour réaliser une tâche bien précise peut évoluer sous différents modes de fonctionnement, nous pouvons citer: les modes normaux (tel que le mode nominal), les modes anormaux (citons les modes défaillants et les modes interdits) ainsi que les modes transitoires. Effectuer un diagnostic consiste à identifier le mode de fonctionnement en comparant l'information instantanée issue du processus à la connaissance a priori disponible. Toute déviation non permise du comportement normal doit être détectée et son origine localisée de manière à prévenir une défaillance avant qu'elle n'arrive, et ainsi mettre en place très tôt les actions correctrices nécessaires à un retour à la normale du fonctionnement du processus.

Du fait de la variété des systèmes et des défauts à diagnostiquer ainsi que l'hétérogénéité des informations disponibles, diverses approches ont été développées pour la détection et la localisation de défauts. Ces approches peuvent être classées selon la disponibilité d'un modèle du processus à surveiller. Dans le cas où le modèle n'est pas disponible, c'est l'analyse des données fournies par le système qui permet de décider de son état. Les méthodes utilisées font alors appel à des procédures d'apprentissage et de reconnaissance de forme. Dans le deuxième cas, les redondances d'information et la connaissance fournie par le modèle sont utilisées pour caractériser le mode de fonctionnement du système. Des signaux indicateurs de défauts, nommés résidus, sensibles aux différents types de défauts, doivent être alors générés. Ils doivent contenir suffisamment d'informations pour que soit possible la localisation d'un ou plusieurs défauts. De plus, ils doivent être insensibles aux différentes perturbations inconnues agissant sur le système ainsi qu'aux incertitudes liées aux imprécisions du modèle. L'évaluation de ces résidus permet de décider si le mode de fonctionnement est normal ou non.

Ce chapitre résume un état de l'art sur le diagnostic. Après une présentation des concepts de base sur les systèmes de surveillance en général, nous abordons la détection et la localisation de défauts des systèmes non linéaires: la modélisation d'un système non linéaire en vue de son diagnostic, les méthodes de détection, le découplage et la commande tolérante.

1.2 Terminologie:

Afin de fixer une base commune sur le vocabulaire employé, il convient tout d'abord d'explicitier quelques définitions. La plupart d'entre elles ont été discutées au sein du SAFEPROCESS technical Committee de l'International Fédération of Automatic Control [DOC01].

Un **défaut** est défini comme une déviation non permise d'au moins une propriété ou un paramètre caractéristique du système par rapport aux conditions normales de fonctionnement.

Une **panne** ou **défaillance** est une interruption permanente de la capacité du système à remplir une fonction requise dans des conditions d'opérations spécifiques.

Une **perturbation** est un phénomène considéré comme normal influençant un processus, qui est non ou mal représenté par un modèle de référence.

Un **bruit**, qu'il concerne l'actionneur, le capteur ou le processus lui-même, se caractérise par un signal additif gaussien de moyenne nulle et de covariance connue.

Un **résidu** est un indicateur de défaut basé sur la déviation entre les mesures et les calculs basés sur un modèle.

Un **symptôme** est un changement d'une qualité observable par rapport à un comportement normal.

1.3 Procédure de détection et de localisation de défauts:

Dans le but de diagnostiquer les défauts qui peuvent se produire dans un système physique, avant l'échec total, et dans la mesure du possible déterminer les causes qui en sont à l'origine, une procédure de reconnaissance doit être appliquée, cette procédure comporte les étapes suivantes:

La détection de défauts qui consiste en la détermination de la présence de défauts sur le système et ceci indépendamment des perturbations et des changements de points de fonctionnement.

La localisation (isolation) de défauts qui comprend la détermination du type et de l'emplacement du défaut détecté. Cette fonction est rendu possible grâce à la structuration des résidus.

L'identification (estimation) de défauts est la détermination de la taille et du comportement temporel d'un défaut. Elle suit la localisation de défauts et n'est intéressante que lors d'une éventuelle reconfiguration du système de commande c'est à dire pour la synthèse de nouvelles lois de commandes en vue d'assurer la disponibilité de l'installation.

1.4 Types de défauts:

Lorsqu'il est appliqué à des systèmes industriels, une des difficultés de la FDI (fault detection and isolation) réside dans la grande variété des défauts possibles, tant du point de vue du canal d'entrée que de leur amplitude et de leur fréquence.

Du point de vue canal d'entrée, les défauts qui interviennent à différents niveaux sur un système de commande peuvent être regroupés en trois catégories:

Défauts capteurs: défauts représentant l'ensemble des problèmes liés à la prise d'information sur l'état physique du système (mauvais étalonnage du capteur, vieillissement de l'organe récepteur d'un capteur, etc ...).

Défauts actionneurs: défauts qui agissent au niveau de la partie opérative et détériorent ainsi le signal d'entrée du système (perte de puissance d'un moteur, fuite dans un vérin, etc...).

Défauts système: défauts identifiés à la modification des caractéristiques du système proprement dit. Soit due à une variation significative des paramètres du modèle (vieillesse des matériaux par exemple) soit à un changement structural causant une modification du flot d'informations entre les différentes variables (tel qu'une fuite dans une cuve).

Les défauts cités ci-avant peuvent être qualifiés d'additifs s'ils affectent le comportement du procédé indépendamment des entrées connues (tels que les défauts actionneurs et défauts capteurs). S'ils affectent le procédé d'une façon dépendante des entrées connues, ils sont considérés comme étant multiplicatifs (défauts système).

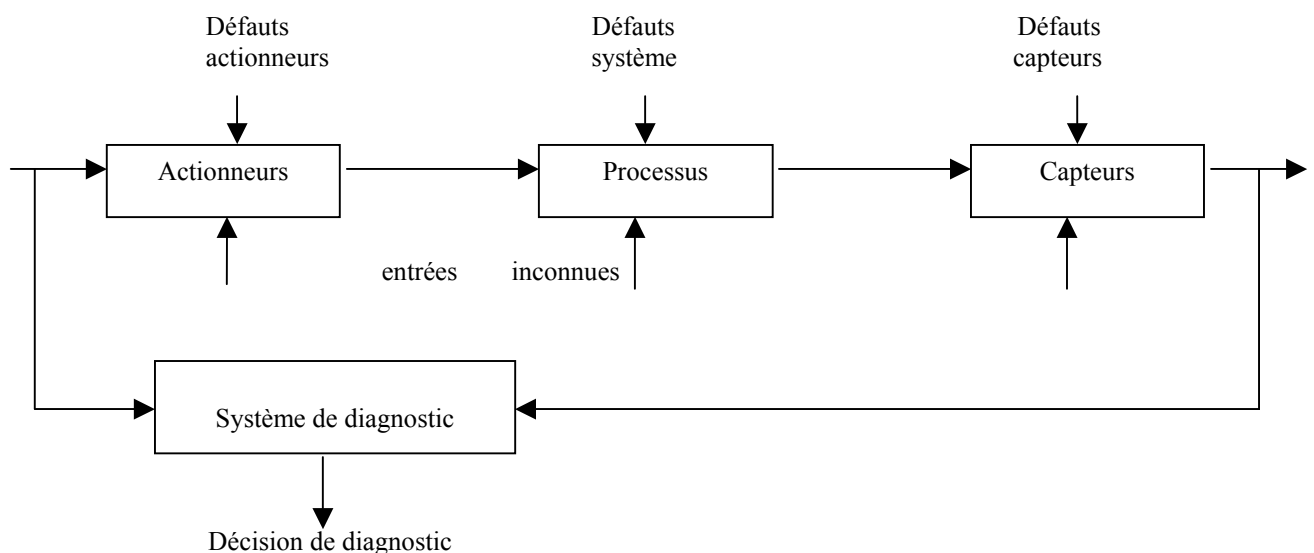


Figure 1.1: Description des types de défauts pouvant survenir dans un système de commande.

Par ailleurs, une classification des défauts à partir de leurs évolutions temporelles les définit comme :

Abrupts: la caractéristique principale de ce type de défauts est la discontinuité dans l'évolution temporelle de la variable. Cette évolution, si elle ne correspond pas aux évolutions dynamiques normales attendues par la variable, est caractéristique d'une panne brutale de l'élément en question: arrêt total ou partiel ou déconnexion.

Intermittentes: il s'agit d'un type de défauts caractéristiques de faux contacts. C'est un cas particulier de défauts abrupts avec la propriété d'un signal qui revient de façon aléatoire aux valeurs normales.

Graduels: ce type de défaut est essentiellement caractéristique d'un encrassement ou d'une usure de pièce. Il s'agit de défauts très difficiles à détecter, car leurs évolutions temporelles sont les même que celles d'une modification paramétrique lente représentant une non-stationnarité du procédé.

1.5 Critères de performance d'un système de diagnostic:

Un système de diagnostic doit vérifier un certain nombre de critères. Nous citons:

La détectabilité:

Une des propriétés fondamentales d'un algorithme de détection de défaut est sa capacité à détecter la présence d'un défaut affectant le système surveillé. Cependant, il faut préciser qu'il existe deux niveaux de détectabilité:

Si l'effet d'un défaut se reflète dans les données mesurées y , alors le défaut satisfait la propriété de détectabilité dite structurelle. La détectabilité n'est pas dans ce cas une propriété liée au système de détection choisi, mais plutôt une propriété intrinsèque au système surveillé. En effet, le défaut peut être masqué par la dynamique du système, ou bien encore l'instrumentation peut ne pas être adaptée pour refléter l'effet du défaut dans les mesures.

Par opposition, la propriété de détectabilité indice de performance est définie comme l'aptitude d'un algorithme donné à détecter un défaut. Elle permet en fait de mesurer la sensibilité du signal indicateur de défaut vis-à-vis du dit défaut.

L'isolabilité:

C'est l'aptitude du système de diagnostic à pouvoir retrouver l'organe affecté par le défaut. Cette notion est liée à la structure du résidu. Cette dernière doit permettre la discrimination entre les différents défauts afin de retrouver leur origine.

La sensibilité:

Le système de diagnostic doit permettre la génération de résidus sensibles aux défauts à détecter. Ces défauts sont généralement caractérisés par une certaine amplitude.

La robustesse:

Le système de diagnostic doit être non seulement sensible aux défauts à détecter mais également insensible aux entrées inconnues. Cette contrainte est considérée soit pendant la mise en œuvre du générateur de résidus (approche active), soit durant la phase de prise de décision (approche passive).

Il existe, cependant, d'autres critères qu'il est nécessaire de prendre en compte en pratique, tels que: la rapidité de détection et le coût.

1.6 Méthodes de diagnostic:

1.6.1 Méthodes directement basées sur les signaux:

L'observation directe des grandeurs mesurées en ligne est intuitivement la première solution qu'il est possible de mettre en œuvre lorsque l'on cherche à évaluer l'état d'un procédé. Les débuts de l'utilisation des signaux pour le diagnostic remontent donc aux début de l'application de capteurs sur des procédés.

1.6.1.1 Redondance matérielle:

La redondance matérielle est une méthode généralement employée dans des installations critiques tels qu'en aérospatiale et en nucléaire. L'utilisation de plusieurs capteurs en vue d'obtenir la même information sur une variable permet en effet d'en détecter les déviations par rapport à un état nominal. Cependant, cette redondance est très pénalisante en ce qui concerne le poids, la puissance consommée, le volume et les coûts de maintenance.

1.6.1.2 Capteurs spécifiques:

Des capteurs spécifiques peuvent être utilisés pour générer directement des signaux de détection ou connaître l'état d'un composant. Par exemple, les capteurs de fin de course, d'état de fonctionnement d'un moteur ou de dépassement de seuils sont largement employés dans les installations industrielles. Ils ont l'avantage d'être simples et robustes. Ils sont de plus très utiles pour des solutions de supervision basées sur des événements discrets tel que les réseaux de Pétri. Leurs limites résident toutefois dans le fait même de leur nature discrète.

1.6.1.3 Comparaison à des seuils:

Cette méthode est la plus utilisée en industrie. Elle consiste à comparer les mesures des variables et de leurs propriétés telles que les moyennes à des seuils préétablis: seuil de sécurité et seuil d'alarme.

Les seuils de sécurité permettent de détecter les petits changements dans le comportement des variables et de prendre des mesures correctives à l'avance afin d'éviter des conséquences plus dramatiques. Quant aux seuils d'alarme, ils déclenchent

une séquence de repli pour mettre hors de danger le matériel et les vies humaines. Cependant, cette méthode n'est pas assez robuste face aux bruits de mesures et aux variations des modes opératoires.

1.6.1.4 Analyse spectrale:

L'analyse du spectre des signaux issus des capteurs permet également de déterminer très efficacement l'état de l'installation sous surveillance.

Des signaux sont tout d'abord analysés en état normal de fonctionnement: les hautes fréquences sont reliées au niveau de bruit et les basses aux évolutions propre de l'état du procédé. Ensuite, toute déviation des caractéristiques fréquentielles d'un signal est reliée à une situation de défauts. Cette approche est relativement simple à mettre en pratique mais est assez sensible aux bruits quand ceux-ci coïncident avec la zone fréquentielle d'intérêt.

1.6.1.5 Les méthodes de raisonnement:

Les méthodes de raisonnement s'appliquent dans les situations où la modélisation des mécanismes reliant les causes de défaillances et des défauts ne sont pas techniquement modélisables :

- ✓ Les réseaux de neurones basés sur des mécanismes d'apprentissage et de reconnaissance sont très performants pour les petits systèmes mais nécessitent un nombre suffisant d'exemple de fonctionnement du système pour constituer la base d'apprentissage et leur coût est élevé.
- ✓ La reconnaissance de formes classe et discrimine les états d'un système en constituant des classes, chaque classe étant représentative d'un mode de fonctionnement du système.
- ✓ Les méthodes ensemblistes ou causales sont utilisées dans le cas où le système ne peut pas être modélisé numériquement (raisonnement qualitatif en utilisant des graphes orientés de causalité, raisonnement approximatif basé sur la théorie des probabilités et celle des ensembles flous et raisonnement causal basé sur les connaissances des relations de cause à effets de dysfonctionnement).
- ✓ Les systèmes experts résolvent un problème précis à partir d'une représentation des connaissances et du raisonnement d'un ou de plusieurs experts humains.

1.6.2 Méthodes basées sur les modèles mathématiques:

L'utilisation des méthodes basées sur les modèles mathématiques repose sur l'existence de redondance analytique. La redondance analytique consiste à utiliser des informations supplémentaires issues du modèle générant des grandeurs homogènes à

celles provenant de capteurs. Pour la détection de défauts, les variables du système sont mesurées et estimées à partir du modèle. La comparaison entre les valeurs obtenues par les deux manières permet de générer un signal nommé résidu qui met en évidence la présence de défauts. La FDI utilisant un modèle mathématique du processus comporte deux étapes principales :

- ✓ la génération du résidu (étape propre à l'approche utilisée).
- ✓ la prise de décision.

La génération du résidu :

Le résidu est généré en comparant les mesures relevées sur le système et l'estimée de ces mesures en utilisant le modèle nominal. Ce signal met en évidence la présence de défauts. En l'absence de défauts, il est proche de zéro, dans le cas contraire son amplitude évolue d'une manière significative. Lors de la conception du générateur de résidu en plus de sa sensibilité aux défauts, il doit être insensible aux entrées inconnues non considérées comme défauts (les perturbations, bruits et incertitudes de modélisation).

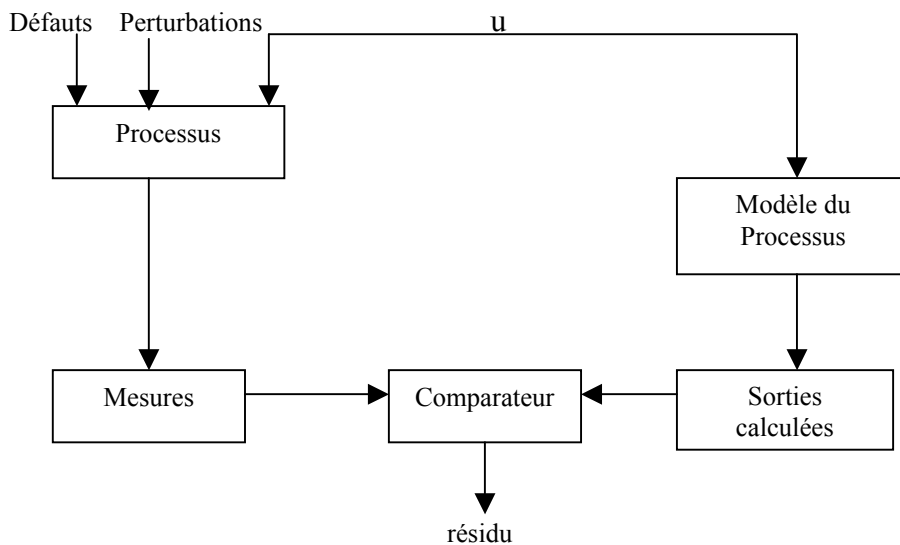


Figure 1.2: Principe de la génération du résidu en utilisant un modèle mathématique du processus.

La prise de décision :

Elle consiste à analyser le résidu pour décider s'il y a ou non présence de défauts, sur quel composant et, dans la mesure du possible, déterminer le type (nature) du défaut et sa cause.

La décision peut s'effectuer à l'aide d'un test de dépassement de seuil sur la valeur du résidu ou faire appel à la théorie de la décision statistique. D'un point de vue pratique, la logique de décision à seuils joue un rôle important car la plupart des méthodes se ramènent à terme à un seuillage. Si le seuil choisi est constant, les entrées

inconnues qui excitent le système perturbent la décision. Si le seuil est choisi trop petit, on observe beaucoup de fausses alarmes et s'il est trop grand, les défauts de faibles amplitudes ne sont pas détectés. Il est donc intéressant d'utiliser des seuils adaptatifs qui évoluent en fonction du point de fonctionnement du processus [MAQ00].

Les approches utilisant un modèle mathématique du processus peuvent être classées en trois groupes :

- ✓ Méthodes basées sur les équations de parité.
- ✓ Estimation paramétrique.
- ✓ Méthodes basées sur les observateurs.

1.6.2.1 Espace de parité:

L'approche espace de parité réside en le test de la consistance des équations de parité en exploitant les mesures relevées sur le système. Autrement dit: le test des relations reliant le signal de commande aux mesures, supposées égales à zéro, si le comportement du modèle coïncide avec celui du processus.

Ces équations de parité utilisent soit la redondance directe découlant des relations algébriques statiques reliant les signaux mesurables (le signal de commande et les sorties), soit la redondance temporelle issue de l'utilisation des relations dynamiques du système.

1.6.2.2 Estimation paramétrique:

Cette approche est basée sur le fait que les défauts se répercutent sur les paramètres physiques du système. Pour les détecter, il suffit que les paramètres du processus soient estimés d'une manière continue et comparés à ceux du processus en l'absence de tout défaut.

L'avantage de cette technique réside dans le fait que l'on peut connaître la taille des déviations et que l'identification en ligne permet de s'affranchir des non stationnarités lentes. Cependant, elle nécessite d'avoir un système excité en permanence: ceci pose donc des problèmes d'ordre pratique dans le cas des procédés dangereux, coûteux ou fonctionnant en mode stationnaire. De plus, les relations entre les paramètres mathématiques et physiques ne sont pas toujours inversibles de façon unitaire, ce qui complique la tâche du diagnostic.

1.6.2.3 Observateurs:

L'idée principale de la génération de résidu à l'aide d'observateurs consiste à reconstruire les variables mesurables du système à l'aide d'observateurs en exploitant le modèle afin de les comparer à leurs analogues mesurées. Les grandeurs de comparaison sont alors utilisées pour la génération des résidus. Les observateurs offrent la possibilité d'effectuer la détection et la localisation de défauts en présence de perturbations.

1.7 Modélisation d'un système en vue de son diagnostic:

Les méthodes de détection et d'isolation de défauts basées modèles sont confrontées aux incertitudes inévitables: les entrées inconnues, à cause d'erreurs de modélisation, de bruits de mesures et de perturbations extérieures. Ceci nécessite de développer des algorithmes de FDI capables de détecter et de localiser les défauts en présence de ces entrées inconnues.

Dans le cas déterministe grâce à une manipulation mathématique conduisant à une augmentation d'état, il est possible d'intégrer au niveau des équations d'état du système les défauts et les autres entrées inconnues si ces grandeurs sont structurées, c'est à dire si leur influence sur la dynamique du système est connue.

Soit la classe des systèmes non linéaires affines en la commande régies par le système d'équations dynamiques suivant :

$$\sum_{NL} \begin{cases} \dot{x} = g_0(x) + \sum_{i=1}^m g_i(x)u_i \\ y = h(x) \end{cases} \quad (1.1)$$

où : $x \in R^n$ représente le vecteur d'état, $u \in R^m$ le vecteur de commande et $y \in R^p$ le vecteur de sortie du système.

Les défauts peuvent être modélisés comme suit :

- ✓ **Défauts actionneurs:** modélisés comme des signaux additifs aux signaux d'entrée.
- ✓ **Défauts système:** modélisés comme une dynamique additionnelle avec une matrice de distribution.
- ✓ **Défauts de capteurs:** modélisés comme des signaux additifs aux signaux de sortie.

Le modèle complet du système non linéaire est alors donné par :

$$\sum_{NL} \begin{cases} \dot{x} = g_0(x) + \sum_{i=1}^m g_i(x)(u_i + f_a) + \sum_{i=1}^{qe} E_{dei}d_{ei} + E_{fs}f_s \\ y = h(x) + \sum_{i=1}^{qs} E_{dsi}d_{si} + E_{fc}f_c \end{cases} \quad (1.2)$$

f_a, f_s et f_c :représentent respectivement les vecteurs défauts actionneurs, système et capteurs. d_{ei} et d_{si} : représentent respectivement les perturbations en entrée et en sortie.

1.8 Méthodes basées modèle mathématique pour la génération de résidus aux systèmes non linéaires :

Il existe différentes manières de générer un résidu par les méthodes utilisant le modèle mathématique d'un système non linéaire, les plus connues sont les suivantes :

- ✓ Observateurs ou filtres obtenus à l'aide de linéarisations à différents niveaux (observateurs de Luenberger ou filtre de Kalman). Ces générateurs de résidus se caractérisent à l'aide d'une linéarisation soit de l'état soit de l'erreur d'estimation.
- ✓ Observateurs ou filtres synthétisés à l'aide de méthodes totalement non linéaires.
- ✓ Relations de parité.
- ✓ Estimation de paramètres.

1.9 Découplage:

Toute méthode de diagnostic de défauts nécessite une phase de découplage. C'est à dire un rejet des perturbations. Pour les systèmes non linéaires, une première approche consiste à linéariser ces systèmes autour de leurs points de fonctionnement et d'utiliser les techniques de découplage développées pour les systèmes linéaires, telles que celles utilisant les observateurs à entrées inconnues ou les approches par placement de structure propre [OUC04]. Les autres approches à caractère purement non linéaire, en cour de développement, utilisent principalement le découplage direct. Celui-ci consiste à extraire du modèle de départ un sous-modèle insensible aux entrées à découpler, cela revient à n'utiliser que le modèle d'une partie du système, l'autre étant éliminer. La cohérence est alors testée entre le comportement décrit par le sous-modèle considéré et les mesures disponibles. Parmi les approches utilisant cette technique, nous pouvons citer: les approches analytiques et géométriques [JOI02].

1.10 Localisation de défauts :

La détection de défauts est souvent suivie d'une procédure de localisation qui sert à distinguer un défaut particulier. Un seul résidu peut suffire pour détecter les défauts, cependant plusieurs résidus sont souvent requis pour l'isolation des défauts. Les méthodes de structuration des résidus ont été développées à la base pour les systèmes linéaires, puis il a été démontré qu'elles peuvent s'étendre pour les systèmes non linéaires [JOI02].

1.10.1 Structuration des résidus:

La conception d'un ensemble de résidus structurés, chaque résidu étant conçu pour être sensible à un sous-ensemble de défauts mais reste insensible aux autres, permet la localisation de défauts.

Une telle conception consiste en deux étapes: la première est de spécifier la relation de sensibilité et insensibilité entre résidus et défauts d'après la tâche d'isolation désirée, et la seconde est de concevoir un ensemble de générateurs de résidus selon cette relation de sensibilité et insensibilité.

Pour ce faire, il s'agit de mettre en œuvre plusieurs observateurs excités par une combinaison judicieusement choisie des entrées et des sorties du système. Les objectifs poursuivis peuvent être différents: soit tous les défauts, même simultanés, doivent être détectés et isolés, soit nous nous limitons à détecter et isoler un seul défaut à la fois.

Nous pouvons distinguer deux types de structuration de résidus:

- ✓ Cas d'un seul observateur générant un vecteur résidu dont les éléments ont des propriétés différentes en terme de sensibilité aux défauts.
- ✓ Cas d'un banc d'observateurs, chacun ayant des propriétés différentes de sensibilité aux défauts.

Les trois structures les plus utilisées sont :

- Structure d'observateurs dédiés (DOS: Dedicated Observers Scheme): Cette structure comprend autant d'observateurs que de défauts et chaque observateur est insensible à tous les défauts sauf à un.
- Structure d'observateurs simplifiés (SOS: Simplified Observers Scheme): Seul un observateur constitue le banc, il est sensible à un groupe de défauts.
- Structure d'observateurs généralisés (GOS: Generalised Observers Scheme): Cette structure comprend autant d'observateurs que de défauts et chaque observateur est sensible à tous les défauts sauf à un.

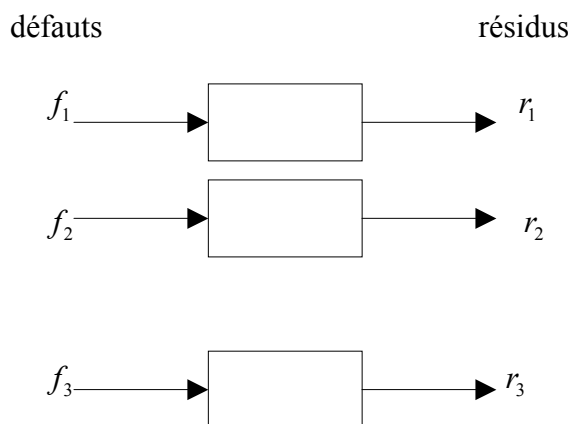


Figure 1.3: Structure d'observateurs dédiés.

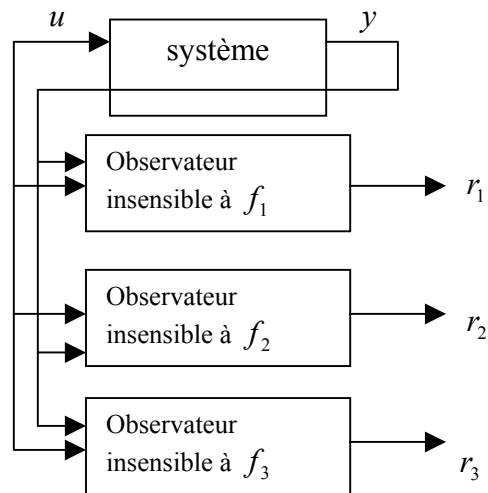


Figure 1.4: Structure d'observateurs généralisés.

1.11 Commande tolérante :

Un système de commande tolérant aux défauts est un système capable de maintenir la stabilité et un certain degré de performance en présence de défauts. Ce qui évite l'arrêt du système et permet son fonctionnement soit en mode nominal soit en mode dégradé, c'est-à-dire autour d'un point de fonctionnement proche du point de fonctionnement nominal. Deux approches de commande tolérante sont à distinguer: l'approche passive et l'approche active.

Dans l'approche passive les techniques de commande robuste sont utilisées de manière à ce que le système en boucle fermée reste insensible à un ensemble connu de défauts. Les défauts sont alors pris en compte dans la conception du système de commande. Le contrôleur est donc robuste aux défauts prescrits. Parmi les commandes utilisées: la commande H_∞ et la commande à structures variables.

A la différence, l'approche active réagit activement sur les défauts en reconfigurant la loi de commande de manière à maintenir la stabilité et les performances du système. Pour cela, il est nécessaire de disposer d'un module efficace de diagnostic de défauts, capable de détecter, localiser et identifier le défaut plus une commande reconfigurable et un mécanisme de reconfiguration (figure 1.5).

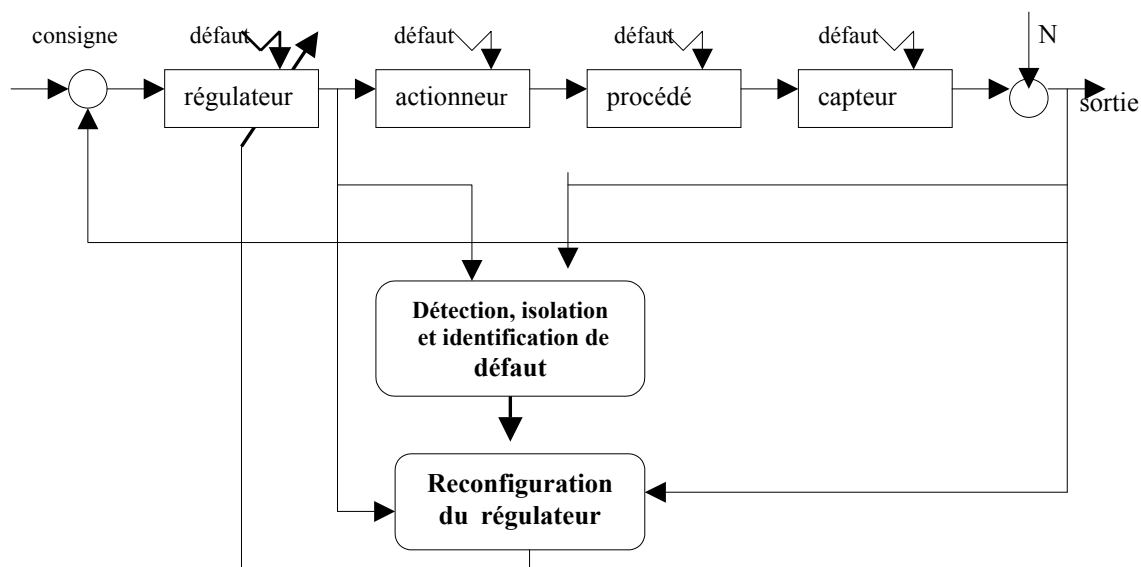


Figure 1.5: Approche active de la commande tolérante aux défauts.

Pour les systèmes linéaires différentes techniques de commande tolérante aux défauts ont été développées, citons celles basées sur la pseudo-inverse, la commande adaptative, la commande multimodèle et la commande prédictive [JAM03]. Cependant, peu de méthodes ont été établies pour les systèmes non linéaires, parmi elles: la commande à structure variable. Cette dernière étant connue par sa robustesse vis à vis des variations paramétriques, des erreurs de modélisation et des perturbations représente une solution intéressante pour l'accommodation aux défauts, et pour les systèmes linéaires et pour les systèmes non linéaires. Dans le cadre passif, si elle est synthétisée initialement au système elle assure alors l'insensibilité du système de commande vis à vis de certains défauts. Dans le cadre actif, les gains du régulateur sont adaptés afin de compenser l'effet des défauts, dès leur apparition.

1.12 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons rappelé les notions de base du diagnostic de défauts. Nous nous sommes préoccupés principalement des systèmes non linéaires, du fait que les systèmes industriels ont souvent un comportement significativement non linéaire. Les difficultés principales rencontrées par les méthodes à base de modèles pour la surveillance de tels systèmes sont les non-linéarités, les variables non observées, le problème de découplage non linéaire des perturbations et les défauts non additifs.

Chapitre 2

Observateurs non linéaires

2.1 Introduction:

Un observateur ou capteur logiciel est un système dynamique basé sur la connaissance du modèle mathématique décrivant le comportement d'un système et utilisant les entrées et les mesures acquises sur celui-ci afin de reconstruire les variables d'état. Cette technique est particulièrement utile dans le domaine des procédés chimiques où les capteurs matériels sont très chers, ne fournissent bien souvent que des mesures échantillonnées (avec une période d'échantillonnage et un temps d'analyse élevés) et sont susceptibles de perturber l'écoulement des fluides dans le réacteur. Les observateurs constituent donc une solution très intéressante à l'ensemble de ces problèmes et pour la synthèse d'une commande utilisant le principe de retour d'état (commande optimale, découplage, placement de pôles...) et à des fins de diagnostic de défauts.

Le problème qui se pose pour l'observation est le suivant: sans connaître l'état initial du système mais ayant un modèle du système et connaissant les entrées que l'on applique et au vue des mesures est-il possible de reconstruire l'état? Pratiquement, dans le cas d'un réacteur chimique, on mesure des températures jusqu'à un instant t , éventuellement d'autres quantités, et on souhaite connaître l'état du système à ce même instant t où, ce qui revient au même, connaître x_0 . Dans le cadre de la détection et localisation de défauts, un résidu peut être conçu comme l'erreur pondérée entre les mesures et leurs estimées.

Malgré que la linéarisation soit fréquemment utilisée pour la régulation automatique, les modèles non linéaires semblent plus nécessaires pour le diagnostic de défauts, car un modèle linéarisé n'est valide qu'autour d'un point de fonctionnement et qu'un système de diagnostic, dans notre cas basé observateur, doit être robuste aux changements de conditions de travail. Toute-fois, il a été démontré que pour certains systèmes une linéarisation autour des points de fonctionnement et l'application de méthodes linéaires de la FDI était satisfaisante. Cependant, ceci est souvent impossible à cause des fortes non linéarités.

La conception d'observateurs pour les systèmes non linéaires est en général une tâche assez difficile, car il n'existe pas de théorie générale applicable pour tout type de

non linéarités. De plus, les observateurs générateurs de résidus doivent permettre d'effectuer le diagnostic en présence d'erreur de modélisation, de bruit de mesure et de perturbations extérieures.

L'objectif de ce chapitre est de traiter la détection robuste de défauts à base d'observateurs non linéaires. Après avoir donné un aperçu sur les observateurs non linéaires en général, nous nous intéressons aux observateurs à modes glissants basés sur la théorie des systèmes à structure variable connus pour leur robustesse vis à vis des perturbations et des défauts. Cette robustesse est exploitée pour la génération de résidus robustes. Tout d'abord, nous introduisons la manière de mise en œuvre d'un observateur par modes glissants [DJE02], puis nous présentons des observateurs dédiés au diagnostic utilisant les modes glissants: un multiobservateur par modes glissants [AKH03a], un estimateur de défauts robuste par modes glissants et réseau de neurones [JUN04], un observateur par modes glissants pour les systèmes incertains [JIA04] et enfin un observateur de défauts associé à un observateur d'état par modes glissants [LAL04]. Enfin, nous présentons l'approche géométrique, celle-ci permet de vérifier la possibilité d'extraire un sous système affecté par tous les défauts et perturbations sauf un défaut. La mise en œuvre d'un observateur pour un tel sous système permet alors de générer des résidus robustes structurés.

2.2 Observateurs pour les systèmes linéaires :

Pour les systèmes linéaires, l'observabilité, c'est-à-dire la possibilité mathématique de reconstruire tout l'état à partir de l'entrée et des mesures, ne dépend pas de l'entrée appliquée. En conséquence, si un système est observable pour l'entrée nulle, alors il est observable pour toute entrée. Pour ce cas bien étudié, il existe des algorithmes parfaitement développés, tels que les observateurs de type Kalman-Luenberger.

Ce type d'estimateurs s'applique aux systèmes linéaires observables entièrement ou observables partiellement mais tels que tous les pôles de la partie inobservables sont asymptotiquement stables.

Soit le système mis sous la forme d'état suivante :

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu \\ y &= Cx \end{aligned} \tag{2.1}$$

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

Définition 2-1 : Le système (ou la paire (A, C)) est observable si et seulement si :

$$\text{rang} \begin{bmatrix} C & , & CA & , & CA^2 & , & \dots & , & CA^{n-1} \end{bmatrix} = n \tag{2.2}$$

Pour un système linéaire mis sous la forme d'état (2-1) l'observateur de Luenberger d'ordre plein est un système dynamique d'état \hat{x} défini par la valeur estimée initiale $\hat{x}(0) = \hat{x}_0$ et une équation différentielle de la forme:

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + L(y - \hat{y}) \quad (2.3)$$

Où : L représente le gain de l'observateur.

La sortie prédite est donnée par :

$$\hat{y} = C\hat{x} \quad (2.4)$$

Et l'erreur d'observation est définie par :

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t) \quad (2.5)$$

La dynamique de cette erreur est alors régie par:

$$\begin{aligned} \dot{e}(t) &= \dot{x}(t) - \dot{\hat{x}}(t) \\ \dot{e}(t) &= (A-LC)e(t) \end{aligned} \quad (2.6)$$

Pour que cette erreur d'observation converge asymptotiquement vers zéro, il faut choisir L tel que: $(A-LC)$ soit stable.

Afin de générer des résidus directionnels le gain est choisi de telle manière que l'erreur de sortie ait une direction unique associée à certaines directions de défauts connus. Plus précisément, le résidu est fixé selon une direction prédéterminée pour un défaut d'actionneur ou reste dans un espace spécifique pour un défaut de capteur ou système. Puisque l'information requise pour isoler les défauts est comprise dans la direction du résidu plutôt que dans sa variation temporelle, ces algorithmes de détection de défauts ne requièrent aucune connaissance sur les profils temporels de défauts. Le problème de l'isolation de défauts se ramène à comparer la direction de résidus avec les directions de défauts prédéfinis.

2.3 Observateurs pour les systèmes non linéaires:

Pour les systèmes linéaires, la propriété d'observabilité caractérisée par une condition de rang, garantit la possibilité de concevoir un observateur. Cependant, avant de se lancer dans la recherche d'un observateur non linéaire, on doit se demander si on peut espérer une solution. La notion d'observabilité et certaines propriétés des entrées appliquées au système fournissent des conditions nécessaires à la synthèse d'un observateur. Une définition de ce concept est la suivante: un système non linéaire est observable si, étant donnés deux conditions initiales, $x_0 \neq \bar{x}_0$, il existe une entrée u telles que les solutions correspondantes $x(t)$ et $\bar{x}(t)$ sont telles que $h(x(t)) \neq h(\bar{x}(t))$ pour tout t dans un ensemble de mesures non nulles.

Les premières solutions théoriques proposées pour les systèmes non linéaires consistaient souvent à se ramener d'une façon ou d'une autre aux systèmes linéaires, selon la structure du système vis-à-vis de ces non linéarités. On peut par exemple synthétiser un observateur linéaire pour un système qui, pour un choix judicieux des variables d'état, peut être décrit par une représentation où toutes les non linéarités dépendent uniquement de variables mesurées. Plusieurs méthodes sont ainsi développées pour trouver si possible de tels choix de variables d'état.

D'autres approches ont été proposées, citons celle basée sur l'utilisation des fonctions de Lyapunov dans l'étude des équations dynamiques de l'erreur d'estimation. Généralement, l'application des résultats correspondants suppose que le système observé possède une structure mathématique particulière pour qu'une fonction de Lyapunov convenable puisse être trouvée analytiquement, ce qui est difficilement utilisable dans la pratique.

Pour les systèmes admettant une linéarisation exacte par changement de variable ou pouvant être mis sous forme canonique d'observabilité, des observateurs du type Luenberger ont été proposés. Ces observateurs généralisent directement la structure classique des observateurs linéaires au cas des systèmes non linéaires vérifiant les hypothèses ci-dessus. Encore une fois, ces conditions hautement structurelles rendent ces observateurs difficilement utilisables pour des systèmes non linéaires généraux.

Les observateurs à grand gain ont été proposés pour les systèmes non linéaires affines en la commande et dont la partie non linéaire possède une structure triangulaire. Outre cette condition structurelle difficile à mettre en évidence même lorsqu'elle existe potentiellement, ces observateurs souffrent d'une conséquence immédiate de leur structure même, à savoir l'amplification des bruits de mesure du fait du grand gain utilisé dans la dynamique de l'observateur.

En pratique, le filtre de Kalman étendu est souvent utilisé, il est basé sur la linéarisation du modèle autour de l'estimée courante. Il est peu coûteux en temps de calcul et donne de bonnes performances pour le système à non linéarités modérées. Mais dès que les non linéarités deviennent trop fortes ou s'il est mal initialisé, ce filtre peut fournir des résultats aberrants.

2.4 Observateur par modes glissants [DJE02]:

Un observateur par modes glissants est un observateur dont le terme correcteur est une fonction discontinue. Une des approches utilisées repose sur la théorie des systèmes à structure variable conduisant à la synthèse d'observateurs appelés observateurs par modes glissants. Le terme «système à structure variable» apparaît à cause de la commutation (variation discontinue) du système et de son observateur entre deux ou plusieurs structures.

Cette technique consiste à contraindre, à l'aide de fonctions discontinues, les dynamiques d'un système d'ordre n à converger sur une variété de dimension $n - p$ dite surface de glissement, où p représente la dimension du vecteur de sortie. L'attractivité et l'invariance de la surface de glissement sont assurés par des conditions appelées conditions de glissement. Si ces conditions sont vérifiées, l'ordre du système

chute de n à $n - p$ sur la surface de glissement. Les dynamiques sur la surface elle-même sont calculées par la méthode de résolution de Filippov ou une méthode similaire dite méthode de la commande équivalente ou du vecteur équivalent .

Dans le cas des observateurs par modes glissants, les dynamiques concernées sont celles de l'erreur de l'observateur de l'état. On impose l'évolution de ces dynamiques sur une variété, sur laquelle l'erreur d'estimation de la sortie $\tilde{y} = C\tilde{x}$ est nulle. Les dynamiques sur cette variété sont stabilisées, ou assignées, de manière à borner ou annuler le reste de l'erreur d'estimation.

Soit le système non linéaire défini par la représentation d'état suivante:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x, u) \\ y &= Cx \end{aligned} \quad (2.7)$$

avec : $x \in R^n, u \in R^m, y \in R^p$ représentent respectivement le vecteur d'état, le vecteur de commande et le vecteur de sortie.

Le système est supposé observable et le problème consiste à reconstruire le vecteur d'état x en se basant sur le vecteur de mesure y et la commande u .

On définit alors un observateur d'état dont la structure est la suivante :

$$\dot{\hat{x}} = \hat{f}(\hat{x}, y, u) + \Lambda I_S \quad (2.8)$$

où :

- $\hat{x} \in R^n$.
- \hat{f} est le modèle de f .
- Λ matrice de gain d'erreur d'observation à déterminer.
- I_S le vecteur de commutation $p \times 1$ défini par:

$$I_S = [\text{sign}(s_1), \text{sign}(s_2), \dots, \text{sign}(s_p)]^T \quad (2.9)$$

avec :

$$[s_1, s_2, \dots, s_p]^T = S = \Gamma[y - C\hat{x}] \quad (2.10)$$

où : Γ est une matrice régulière de découplage $p \times p$ à déterminer.

Sachant que l'erreur d'observation est définie $\tilde{x} = x - \hat{x}$ et en utilisant les équations (2.7) et (2.9) on obtient :

$$\dot{\tilde{x}} = \Delta f - \Lambda I_S \quad (2.11)$$

$$\text{Où : } \Delta f = f(x, u) - \hat{f}(\hat{x}, y, u)$$

Pour que la surface $S = 0$ soit attractive il faut que :

$$s_i \dot{s}_i < 0, i \in \{1, \dots, p\} \quad (2.12)$$

Cette condition définit la région du mode de glissement. Durant ce glissement, la dynamique du système est réduite et cette réduction de la dynamique peut être définie de façon formelle, en utilisant la méthode dite du contrôle équivalent « equivalent control method ». Pendant le glissement, le terme de commutation dans l'équation (2.9) reste $S \equiv 0$ soit $\dot{S} \equiv 0$. Alors, \tilde{I}_S le vecteur de commutation équivalent, peut être obtenu de (2.11) :

$$\Gamma C(\Delta f - \Lambda \tilde{I}_S) = 0 \quad (2.13)$$

et

$$\tilde{I}_S = (\Gamma C \Lambda)^{-1} \Gamma C \Delta f \quad (2.14)$$

La matrice $\Gamma C \Lambda$ ($p \times p$) est inversible avec un choix approprié de Γ et Λ .

Des équations (2-11) et (2.14) la dynamique équivalente sur la variété d'ordre réduit peut être donnée par :

$$\dot{\tilde{x}} = (I - \Lambda(\Gamma C \Lambda)^{-1} \Gamma C) \Delta f \quad (2.15)$$

Où : $\Gamma C \tilde{x} = 0$

La structure de Δf doit être connue avant de faire une analyse supplémentaire.

2.5 Observateurs par modes glissants dédiés au diagnostic :

2.5.1 Multiobservateur par modes glissants pour des systèmes incertains avec entrées inconnues [AKH03a]:

La linéarisation du comportement des processus réels fortement multivariés, non linéaires et variant dans le temps autour des points d'équilibre, puis la mise en œuvre d'observateurs linéaires dans chaque zone de linéarité donne souvent des résultats erronés à cause des erreurs de modélisation. Une alternative à cette méthode d'approximation globale est d'utiliser la modélisation locale. Cette dernière consiste à chercher un ensemble de relations entrée-sortie de structures plus simples, chacune approximant le fonctionnement du processus dans une zone de fonctionnement donnée. Ayant décomposé le problème et développé des modèles locaux pour chaque zone de fonctionnement on doit combiner ces modèles afin d'approximer d'une manière satisfaisante le modèle (système) global.

Le multimodèle est obtenu par une des méthodes suivantes [CHA03]:

- ❑ Transformation polytopique convexe.
- ❑ Linéarisation autour de différents points de fonctionnement.
- ❑ Identification.

Dans le cas où on procède par linéarisation, on suppose disposer d'un modèle mathématique non linéaire du processus physique qu'on linéarise autour de différents points de fonctionnement judicieusement choisis, pas uniquement autour de points d'équilibre mais aussi dans tout l'espace d'état.

La linéarisation du système donné par (2.7) autour d'un point de fonctionnement arbitraire $(x_i, u_i) \in R^p \times R^m$ donne :

$$\dot{x} = A_i(x - x_i) + B_i(u - u_i) + f(x_i, u_i) \quad (2.16)$$

que l'on peut écrire sous la forme :

$$\dot{x} = A_i x + B_i u + d_i \quad (2.17)$$

tels que :

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

Mathématiquement, ça correspond à approximer la fonction f par son plan tangent au point (x_i, u_i) .

En supposant que les modèles locaux sont issus d'une linéarisation autour de q points de fonctionnement (x_i, u_i) , la formulation multimodèle aboutit à :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^q \mu_i(z) (A_i x + B_i u + d_i) \\ y = Cx \end{cases} \quad (2.18)$$

où :

- z représente le vecteur de décision dépendant des entrées et/ou des variables d'état mesurables.
- $\mu_i(z)$: le poids attribué au modèle local i , tels que $0 \leq \mu_i(z) \leq 1$ et

$$\sum_{i=1}^q \mu_i(z) = 1.$$

Le nombre de modèles locaux q dépend de la précision de modélisation souhaitée et de la complexité du système non linéaire.

Pour un système décrit par le multimodèle (2.18), la conception d'un observateur (appelé multiobservateur) par modes glissants permet de s'affranchir, sous certaines hypothèses, de la présence d'entrées inconnues et d'incertitudes paramétriques. Ces dernières permettent de traduire d'une part le caractère incertain des paramètres de modélisation et d'autre part elles permettent d'encadrer certains paramètres susceptibles d'évoluer dans de fortes proportions. L'observateur mis en œuvre peut être alors utilisé pour détecter les défauts actionneurs ou capteurs.

En prenant en compte les erreurs de modélisation et la présence d'entrées inconnues, on obtient le multimodèle suivant :

$$\begin{cases} \dot{x} = \sum_{i=1}^q \mu_i(z) [(A_i + \Delta A_i)x(t) + B_i u + R_i \bar{u} + d_i] \\ y = Cx \end{cases} \quad (2.19)$$

- Les entrées inconnues \bar{u} sont assumées bornées tel que $\|\bar{u}\|_2 < \rho$ où ρ est un scalaire positif.
- Les $R_i \in R^{n \times m}$ représentent les matrices de transmission des entrées inconnues.
- Les matrices variables ΔA_i sont supposées bornées ie : $\|\Delta A_i(t)\|_2 < \delta_i$ où δ_i est un scalaire positif.

Le multiobservateur proposé par [AKH03a] est basé sur une combinaison linéaire d'un ensemble d'observateurs de Luenberger plus des termes de commutation permettant la compensation des incertitudes et des entrées inconnues.

Cet observateur est donné par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = \sum_{i=1}^q \mu_i(z) [A_i \hat{x} + B_i u + d_i + G_i (y - C\hat{x}) + R_i \theta_i + \alpha_i] \\ \hat{y} = C\hat{x} \end{cases} \quad (2.20)$$

Où les vecteurs $\theta_i \in R^m$ et $\alpha_i \in R^n$ compensent respectivement les erreurs dues aux entrées inconnues et aux incertitudes de modélisation.

Afin de garantir la convergence asymptotique de \hat{x} vers x , les matrices G_i et F_i et les vecteurs θ_i et α_i sont choisis tels que :

$$\begin{cases} (A_i - G_i C)^T P + P(A_i - G_i C) + \beta_1^{-1} P^2 + \beta_1 (1 + \beta_2^{-1}) \delta_i^2 I < 0 \\ C^T F_i^T = P R_i \end{cases} \quad (2.21)$$

et

$$\begin{aligned} & \text{si } \|r\| > \varepsilon \text{ alors } \begin{cases} \theta_i = \rho \frac{F_i r}{\|F_i r\|} \\ \alpha_i = \beta_1 (1 + \beta_2) \delta_i^2 \frac{\hat{x}^T \hat{x}}{2r^T r} P^{-1} C^T r \end{cases} \\ & \text{sinon } \begin{cases} \theta_i = 0 \\ \alpha_i = 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (2.22)$$

Où : r représente l'erreur de sortie définie par: $r = y - \hat{y}$, P une matrice définie positive, β_1 et β_2 des scalaires positifs et ε représente la borne supérieure des incertitudes.

La condition de stabilité de l'observateur se base exclusivement sur la deuxième méthode de Lyapunov et sa formulation en termes d'inégalités linéaires matricielles (LMI). La robustesse vis à vis des entrées inconnues est assurée en éliminant explicitement l'effet des perturbations de nature additive dans les équations de la dynamique de l'erreur d'estimation. Tandis que, l'effet des entrées inconnues de nature multiplicative est compensé en introduisant le concept de modes glissants connu pour sa robustesse vis-à-vis de ce type de perturbations.

L'avantage offert par une formulation sous forme LMIs est l'existence d'algorithmes numériques efficaces pour leur résolution, certains d'entre eux sont utilisables à l'aide du logiciel MATLAB et de la boîte à outils: LMI Control Toolbox. Nous notons que les simulations effectuées dans ce travail ont été faites à l'aide de cet environnement.

2.5.2 Détection robuste de défauts via un observateur par modes glissants et réseaux de neurones [JUN04]:

Cette méthode permet conjointement la détection du défaut et son estimation. La détection des défauts se fait en comparant les mesures à leurs estimées issues de l'observateur. Tandis que l'estimation des défauts est effectuée en utilisant un réseau de neurones à base radiale (RBF).

Soit un système non linéaire dont le modèle est donné par :

$$\begin{aligned}\dot{x} &= Ax + f(x,u) + \eta(x,u) + \beta(t-T)\phi(x,u) \\ y &= Cx\end{aligned}\tag{2.23}$$

où :

- $x \in R^n, u \in R^m, y \in R^p$.
- (A,C) une paire observable: il existe donc une matrice L , gain de l'observateur qui est défini plus loin, telle que la matrice $(A-LC)$ soit stable.
- $\eta(x,u)$ représente les incertitudes du système s'écrivant sous la forme : $\eta(x,u) = P^{-1}C^T\xi(y,t)$, avec P une matrice symétrique vérifiant $P(A-LC) + (A-LC)^T P = -Q$ où Q une matrice symétrique définie positive.
- $\phi(x,u)$: représente la dynamique du défaut qui est fonction de l'état du système et de la commande.
- Le profil temporel du défaut qui apparaît à l'instant T est donné par :

$$\beta(t-T) = \begin{bmatrix} \beta_1(t-T) & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \beta_n(t-T) \end{bmatrix}$$

où:

$$\beta_i(t-T) = \begin{cases} 1 & \dots t \geq T \\ 0 & \dots t < T \end{cases}$$

Pour le système décrit en (2.23) l'observateur par modes glissants suivant est proposé:

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + f(\hat{x},u) + L(y - C\hat{x}) + S(\hat{x},y) + \hat{\phi}(\hat{x},u)\tag{2.24}$$

où le terme de commutation $S(\hat{x},y)$ est donné par :

$$S(\hat{x},y) = \begin{cases} \frac{P^{-1}C^T(y - C\hat{x})}{\|y - C\hat{x}\|} \rho & \text{si } \|y - C\hat{x}\| > \varepsilon \\ \frac{P^{-1}C^T(y - C\hat{x})}{\varepsilon} \rho & \text{si } \|y - C\hat{x}\| \leq \varepsilon \end{cases}\tag{2.25}$$

avec :

$$\rho = \xi_0 + \|(C^{-1})^T\| \|P\| + \|(C^{-1})^T\| \|P\| \varepsilon_f \quad (2.26)$$

- ξ_0 représente la borne supérieure de $\xi(y, t)$.
- ε : l'épaisseur de la bande de glissement (sliding boundary size).
- ε_f : l'erreur d'estimation du réseau de neurones à base radiale.

Le modèle du réseau (RBF) est donné par :

$$\hat{\phi}(\hat{x}, u, w) = \begin{bmatrix} \hat{\phi}_1(\hat{x}, u, w_1) \\ \vdots \\ \hat{\phi}_n(\hat{x}, u, w_n) \end{bmatrix} = w\sigma(\hat{x}, u) \quad (2.27)$$

où :

$$\hat{\phi}_i(\hat{x}, u, w_i) = \sum_{j=1}^s w_{ij} \sigma_j(\hat{x}, u) \quad (2.28)$$

Les poids du réseau sont regroupés dans la matrice : $w = \begin{bmatrix} w_{11} & \cdots & \cdots & w_{1s} \\ \vdots & & & \\ \vdots & & & \\ w_{n1} & \cdots & \cdots & w_{ns} \end{bmatrix}$

et les fonctions d'activation dans le vecteur: $\sigma(\hat{x}, u) = [\sigma_1(\hat{x}, u) \cdots \sigma_s(\hat{x}, u)]^T$

avec :

$$\sigma_j = \exp \left[- \sum_{k=1}^n (\hat{x}_k - c_{jk})^2 / v_{jk} + \sum_{k=n+1}^{n+m} (u_{k-n} - c_{jk})^2 / v_{jk} \right] \quad j = \overline{1, s}, i = \overline{1, n} \quad (2.29)$$

s , c_{ik} et v_{ik} représentent respectivement le nombre de nœuds du réseau, les centroides et les variances.

La loi d'adaptation des poids du réseau est donnée par :

$$\dot{w} = D^* P e(t) \sigma^T(\hat{x}, u) \quad (2.30)$$

avec :

$$D^* = \begin{cases} 0 & \text{si } \|y - C\hat{x}\| \leq \varepsilon \\ 1 & \text{si } \|y - C\hat{x}\| > \varepsilon \end{cases}$$

L'inconvénient de cette méthode réside dans la difficulté de trouver la bonne combinaison de paramètres.

2.5.3 Estimation de défauts dans un système non linéaire incertain par un observateur par modes glissants [JIA04]:

Soit le système non linéaire incertain suivant :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x) + \Delta f(x, \xi) + \sum_{i=1}^m g_i(x)u_i + \sum_{j=1}^d e_j(x)f_j \\ y = [h_1(x), \dots, h_l(x), h_{l+1}(x), \dots, h_p(x)]^T \end{cases} \quad (2.31)$$

où: $x \in R^n$, $u = [u_1, \dots, u_m]^T \in R^m$, $y \in R^p$, les défauts actionneurs et/ou système sont représentés par $f_j = [f_1, \dots, f_d]^T \in R^d$ avec $d \leq p < n$, les perturbations et les erreurs de modélisation sont regroupés en le terme $\Delta f(x, \xi)$ où ξ est un paramètre inconnu supposé borné. Les champs de vecteurs $f(\cdot)$, $g_i(\cdot)$ ($i = 1, \dots, m$) et $e_j(\cdot)$ ($j = 1, \dots, d$) ainsi que la fonction vectorielle $h(\cdot)$ sont lisses.

Sous l'hypothèse d'apparition d'un seul défaut à la fois, des conditions géométrique et analytiques ont été établies tel que le système non linéaire incertain (2.31) est transformé en deux sous systèmes. Le premier sous système, non affecté par les défauts, est sous forme canonique d'observabilité généralisée. Le second, dont les états sont mesurables, est affecté par les défauts. La construction d'un observateur non linéaire par modes glissants estimant les états du premier sous système permet l'estimation des défauts du second sous système.

Supposition 2.1: On suppose que $\rho_1 = \dots = \rho_l = 1$, $\sum_{i=1}^p \rho_i = n$ et le système est observable dans R^n ie : $\text{rang}\{dh_i(x), \dots, d(L_f^{\rho_i-1}h_i(x)) : 1 \leq i \leq p\} = n, \forall x \in R^n$.

Où ρ_i ($i = 1, \dots, p$) représente l'indice d'observabilité, défini par:

$$\rho_i = \min \left\{ s : L_{g_j} L_f^{s-1} h_i(x) \neq 0, \quad j = 1, \dots, m \right\}$$

Lemme 2.1: Si la supposition (2.1) est vérifiée, il existe alors un difféomorphisme global $z = N(x)$ avec $N(0) = 0$, $z \in R^n$, transformant le système (2.31) sous forme canonique d'observabilité généralisée, si et seulement si :

- Ils existent p champs de vecteurs p_1, \dots, p_p vérifiant :
 $L_{p_s} L_f^{k-1} h_t = \delta_{s,t} \delta_{k,\rho_t}$, tel que : $[ad_f^i p_s, ad_f^i p_t] = 0$ pour : $1 \leq s, t \leq p$,
 $0 \leq i \leq \rho_s - 1$, $0 \leq j \leq \rho_t - 1$, où : $\delta_{s,t} = \begin{cases} 0 & \text{si } s \neq t \\ 1 & \text{si } s = t \end{cases}$
- Les champs de vecteurs $ad_f^i p_s$ $1 \leq s \leq p$, $0 \leq i \leq \rho_i - 1$ sont complets.
- $[p_i, ad_f^j p_s] = 0$ pour $1 \leq i \leq m$, $1 \leq s \leq p$ et $0 \leq j \leq \rho_s - 1$
- $e_j = \sum_{i=1}^l \Psi_{ji}(x) p_i$ pour $j = 1, \dots, d$. Cette condition signifie que la distribution des défauts peut être générée par seulement l champs de vecteurs et non pas nécessairement par les p champs de vecteurs.

Si ces conditions sont vérifiées, le système (2.31) peut être transformé via un difféomorphisme global $z = N(x)$ à la forme :

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{z} = \begin{bmatrix} 0_{l \times l} & 0_{l \times (n-l)} \\ 0_{(n-l) \times l} & A_{(n-l) \times (n-l)} \end{bmatrix} z + \gamma(y, u) + \begin{bmatrix} \Delta F_1(z, \xi) \\ \Delta F_2(z, \xi) \end{bmatrix} + \sum_{j=1}^d \begin{bmatrix} \Psi_j(z) \\ 0_{(n-l) \times l} \end{bmatrix} f_j \\ y = \begin{bmatrix} I_{l \times l} & 0_{l \times (n-l)} \\ 0_{(p-l) \times l} & C \end{bmatrix} z \end{array} \right. \quad (2.32)$$

Le changement de coordonnées est défini dans ce cas comme suit :

$$ad_f^i p_s = (-1)^i \frac{\partial}{\partial z_s^{i+1}} \quad 0 \leq i \leq \rho_s - 1 \text{ et } 1 \leq s \leq p$$

où :

- $A = \text{diag}[A_1, \dots, A_{p-l}]$ et $C = \text{diag}[C_1, \dots, C_{p-l}]$ sont tels que les paires (A_i, C_i) , $1 \leq i \leq p-l$, sont observables.

➤ Les termes dues aux incertitudes $\Delta F_1(z)$ et $\Delta F_2(z)$ sont définis par :

$$\text{➤ } \Delta F_1(z, \xi) = \begin{bmatrix} L_{\Delta f(x)} h_1(x) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ L_{\Delta f(x)} h_l(x) \end{bmatrix}, \Delta F_2(z, \xi) = \begin{bmatrix} L_{\Delta f(x)} h_{(l+1)}(x) \\ \cdot \\ \cdot \\ L^{\rho(l+1)}_{\Delta f(x)} h_{(l+1)}(x) \\ \cdot \\ \cdot \\ L_{\Delta f(x)} h_p(x) \\ \cdot \\ \cdot \\ L^{\rho p}_{\Delta f(x)} h_p(x) \end{bmatrix}$$

➤ $\Psi_j(z)$ et γ sont respectivement les distributions des défauts et une fonction non linéaire en u et y écrits dans le nouvel système de coordonnées.

Si on note:

$$\bar{z}_1 = [z_1, \dots, z_l]^T, \bar{z}_2 = [z_{l+1}, \dots, z_n]^T, \bar{y}_1 = [y_1, \dots, y_l]^T, \bar{y}_2 = [y_{l+1}, \dots, y_p]^T$$

le système (2.32) peut être réécrit sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{\bar{z}}_1 = \gamma_1(y, u) + \Delta F_1(z) + M(z)f \\ \bar{y}_1 = \bar{z}_1 \\ \dot{\bar{z}}_2 = A\bar{z}_2 + \gamma_2(y, u) + \Delta F_2(z) \\ \bar{y}_2 = C\bar{z}_2 \end{cases} \quad (2.33)$$

$$\text{où : } M(z) = \begin{bmatrix} L_{e_1} h_1 & L_{e_d} h_1 \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ L_{e_1} h_l & L_{e_d} h_l \end{bmatrix}$$

Il est clair que les défauts considérés entrent à travers le premier sous système dont les états sont directement mesurables, tandis que pour le second sous système les défauts affectent uniquement le terme incertain, supposé borné par une fonction connue. Ceci permet la synthèse d'un observateur par modes glissants pour le second sous système qui sera exploité à des fins de diagnostic.

Cet observateur est donné par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{z}}_2 = A\hat{z}_2 + \gamma_2(y, u) + K(\bar{y}_2 - \hat{y}_2) + \alpha_2(y)B\text{sign}(L\bar{y}_2 - L\hat{y}_2) \\ \hat{y}_2 = C\hat{z}_2 \end{cases} \quad (2.34)$$

Le paramètres de cet observateur sont réglés telles que les contraintes structurelles suivantes soient satisfaites :

- $(A - KC)^T P + P(A - KC) = -Q$, avec : $P > 0$, $Q > 0$.
- $LC = B^T P$.
- $C[sI - (A - KC)]^{-1} B$ est réelle strictement positive.
- $\|\Delta\bar{F}_2(z, \xi)\| \leq \alpha_2(y)$ où : $\Delta F_2 = B\Delta\bar{F}_2$

Du système (2.34), On déduit que :

$$\dot{\bar{y}}_1 = \gamma_1(y, u) + \Delta F_1(z) + M(z)f \quad (2.35)$$

En utilisant \hat{z}_2 l'estimée de \bar{z}_2 , l'estimé du défaut est alors donné par :

$$\hat{f} = (\hat{M}^T \hat{M})^{-1} \hat{M}^T(t) [\dot{\bar{y}}_1(t) - \gamma_1(y(t), u(t))] \quad (2.36)$$

où : $\hat{M}(t) = M(\bar{y}_1(t), \hat{z}_2(t))$

Cette méthode présente comme désavantage le fait que les conditions pour mettre le système sous forme canonique d'observabilité généralisée sont restrictives.

2.6 Observateur de défauts [LAL04]:

En continuité du travail effectué dans [OUC04], [LAL04] propose pour la génération de résidus robustes la synthèse d'un observateur par modes glissants, robuste vis-à-vis, non seulement des entrées inconnues, mais aussi des défaut et d'utiliser ainsi les états estimés pour la génération de résidus robustes. Ces résidus, qui ne sont rien d'autre qu'une combinaison des différents défauts, vont permettre la détection de la présence d'un défaut tout en rejetant les perturbations et éventuellement la reconstruction de ce dernier.

Pour un système non linéaire défini par :

$$\begin{cases} \dot{x} = A(x, u) + E_d(x)d + E_f(x)f \\ y = h(x) \end{cases} \quad (2.37)$$

où :

- $x \in R^n, u \in R^m, y \in R^p$.
- $d \in R^q$ et $f \in R^p$ sont respectivement les perturbations et les défauts agissant sur le système.

En supposant que le gain de l'observateur est défini de sorte que la dynamique de l'observateur soit beaucoup plus rapide que celle du système, alors l'observateur de défauts proposé est sous la forme :

$$\begin{cases} \dot{z} = -Nz - N^2T\hat{x} - NTA(\hat{x}, u) \\ \hat{r} = z + NT\hat{x} \end{cases} \quad (2.38)$$

avec :

- z : variable d'état définissant le générateur de résidus.
- \hat{x} : l'état estimé par un observateur par modes glissants, robuste vis-à-vis des défauts et des perturbations.
- \hat{r} : le vecteur des résidus.
- N : une matrice définie positive, déterminée de façon que la dynamique de l'observateur soit plus rapide que celle du système.
- T : une matrice de découplage constante déterminée telle que: $TE_d = 0$ où E_d représente la distribution des perturbations.

Quant à l'estimation d'un défaut actionneur ou système, elle s'effectue selon le système d'équations suivant:

$$\begin{cases} \dot{z} = -Nz - N^2\hat{x} - NA(\hat{x}, u) \\ \hat{F} = z + N\hat{x} \end{cases} \quad (2.39)$$

où : \hat{F} représente l'estimé du défaut.

2.7 Diagnostic par approche géométrique:

L'approche géométrique est une collection de concepts mathématiques utilisant l'outil géométrie différentielle, fondée sur la représentation d'état, et qui permet de mettre en exergue certaines propriétés des systèmes multi-entrées multi-sorties non accessibles par les techniques utilisant les transformations d'état habituellement appliquées. Cette approche permet de formuler et de résoudre différents problèmes tels que le rejet de perturbation, la poursuite de référence et le découplage.

L'application de cette approche afin de résoudre le problème fondamentale de génération de résidus (FPRG : fundamental problem of residual generation) soit la génération de résidus sensibles aux défauts robustes vis à vis des perturbations et de

plus dotés de propriétés permettant une dissociation des effets des défauts entre eux est caractérisé en terme de propriétés géométriques de certaines distributions (sous espace en linéaire) inobservables calculées à l'aide d'algorithmes récursifs spécifiques dit séquences non-décroissantes. En d'autres termes, il est possible de résoudre le FPRG s'il existe une distribution inobservable, rendue inobservable par injection de sortie, ce qui permettra d'obtenir un sous système affecté par tous les défauts et perturbations sauf un défaut. La mise en œuvre d'un filtre pour ce sous système permet de générer des résidus robustes structurés.

2.7.1 Condition d'existence d'un sous système insensible à une perturbation [DEP01] :

Pour tester si un problème local de génération de résidus pour un système non linéaire (l-NLFPRG) est résolvable, on calcule à l'aide d'une séquence non-décroissante la distribution inobservable Q contenant l'effet des perturbations et des défauts que l'on veut rejeter. Si cette distribution ne contient pas l'effet du défaut à détecter et à isoler donc une solution géométrique peut exister.

L'étape qui suit cette analyse est de trouver dans le cas d'un l-NLFPRG résolvable une transformation de coordonnées adéquates afin d'extraire le sous système sensible au défaut considéré insensible aux autres défauts et perturbations. Puis, après vérification de l'observabilité du sous-système extrait, on synthétise l'observateur, soit, le générateur de résidu. Dans ce qui suit, nous présentons l'algorithme de calcul de cette distribution.

Considérons le système non linéaire affine en la commande suivant:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= g_0(x) + \sum_{i=1}^m g_i(x)u_i + \sum_{i=1}^s p_i(x)d_i + E(x)f \\ y_j &= h_j(x), \quad j \in l \end{aligned} \tag{2.40}$$

où: x désigne le vecteur d'état, u_i les m entrées, y_j les l sorties, d_i les perturbations, $f \in R$ représente un défaut ayant $E(x)$ comme distribution vectorielle.

Afin de détecter le défaut considéré et l'isoler des autres défauts et perturbations affectant le système le problème suivant est formulé:

Pour un système sous la forme (2.40) le problème local de génération de résidus (l-NLFPRG) consiste à concevoir, si possible, un générateur de résidus donné par le système d'équations suivants:

$$\begin{aligned} \dot{z} &= \tilde{g}_0(y, z) + \sum_{i=1}^m \tilde{g}_i(y, z)u_i \\ r &= \tilde{h}(y, z) \end{aligned} \tag{2.41}$$

où : $z \in R^q$ représente la dynamique du générateur de résidus et $r \in R^p$ le vecteur résidu avec $1 \leq p \leq l$.

Ce générateur de résidus doit satisfaire les conditions suivantes:

- (i) si $f = 0$ alors r n'est pas affecté par $u_i, d_j \forall i, j$.
- (ii) le résidu r est sensible au défaut f .
- (iii) $\lim_{t \rightarrow \infty} \|r(t, x^0, z^0, u, f = 0, d)\| = 0$ pour toutes conditions initiales x^0, z^0 .

La condition (i) assure que la commande u ainsi que les perturbations d n'affectent pas le résidu r en l'absence de défauts. Si le défaut apparaît la condition (ii) assure que ce défaut affecte le résidu. La condition (iii) considère la stabilité du filtre synthétisé et la convergence asymptotique vers zéro est vérifiée pour un système sain.

La résolution de ce 1-NLFPRG consiste à calculer la plus grande codistribution observable qui ne contient pas l'effet des perturbations et des défauts à rejeter $\left(o.c.a \left(\left(\sum_*^P \right)^\perp \right) \right)$ où P la distribution générée par les vecteurs de perturbation p_i . Pour le système (2.40) le calcul de $\left(o.c.a \left(\left(\sum_*^P \right)^\perp \right) \right)$ peut être effectué en utilisant les deux algorithmes suivants:

$$\begin{aligned} S_0 &= \bar{P} \\ S_{k+1} &= \bar{S}_k + \sum_{i=0}^m [g_i, \bar{S}_k \cap Ker\{dh\}] \end{aligned} \quad (2.42)$$

où :

- \bar{P} : représente la plus petite distribution involutive contenant la distribution P .
- $[,]$: désigne le crochet de Lie.
- $Ker\{dh\}$: représente le noyau de la matrice jacobienne de $h(x)$.

S'il existe un entier k^* tel que: $S_{k^*+1} = \bar{S}_{k^*}$, il faut poser : $\sum_*^P = \bar{S}_{k^*}$ et poursuivre avec la séquence non décroissante suivante:

$$\begin{aligned} Q_0 &= \left(\sum_*^P \right)^\perp \cap span\{dh\} \\ Q_{k+1} &= \left(\sum_*^P \right)^\perp \cap \left(\sum_{i=0}^m L_{g_i} Q_k + span\{dh\} \right) \end{aligned} \quad (2.43)$$

avec:

- $span\{dh\}$: une codistribution générée par les différentielles des lignes de $h(x)$.
- L : la dérivée de Lie.

Supposons que toutes les codistributions Q_k de cette séquence sont non singulières, tel qu'il existe un entier $k^* \leq n-1$ vérifiant $Q_k = Q_{k^*}$, nous avons alors:

$$o.c.a.\left(\left(\sum_*^P\right)^\perp\right) = Q_{k^*}.$$

Pour une distribution \sum_*^P bien définie et non singulière et $\sum_*^P \cap \text{Ker}\{dh\}$ une distribution lisse, $\left(o.c.a.\left(\left(\sum_*^P\right)^\perp\right)\right)$ est la codistribution d'observabilité maximale générée par des différentielles exactes contenant P^\perp . La distribution inobservable correspondante Q est obtenu par: $Q = \left(o.c.a.\left(\left(\sum_*^P\right)^\perp\right)\right)^\perp$. C'est la plus petite distribution d'inobservabilité, involutive, invariante et contenant P .

Si $\text{span}\{E(x)\} \not\subset \left(o.c.a.\left(\left(\sum_*^P\right)^\perp\right)\right)^\perp = Q$, il est alors possible de trouver un changement de coordonnées de l'état et de la sortie tel que dans le nouveau repère le système (2.40) s'écrit sous la forme:

$$\begin{aligned}\dot{\tilde{x}}_1 &= \tilde{g}_{01}(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2) + \tilde{g}_1(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2)u + \tilde{l}_1(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3)f \\ \dot{\tilde{x}}_2 &= \tilde{g}_{02}(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3) + \tilde{g}_2(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3)u + \tilde{p}_2(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3)d + \tilde{l}_2(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3)f \\ \dot{\tilde{x}}_3 &= \tilde{g}_{03}(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3) + \tilde{g}_3(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3)u + \tilde{p}_3(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3)d + \tilde{l}_3(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \tilde{x}_3)f\end{aligned}\tag{2.44}$$

$$\begin{aligned}\tilde{y}_1 &= h_1(\tilde{x}_1) \\ \tilde{y}_2 &= \tilde{x}_2\end{aligned}\tag{2.45}$$

où l'état \tilde{x}_2 est totalement mesurable et la sortie \tilde{y}_1 est affectée uniquement par les états \tilde{x}_1 .

Finalement, si le sous système:

$$\begin{aligned}\dot{\tilde{x}}_1 &= \tilde{g}_{01}(\tilde{x}_1, \tilde{y}_2) + \tilde{g}_1(\tilde{x}_1, \tilde{y}_2)u + \tilde{l}_1(\tilde{x}_1, \tilde{y}_2, \tilde{x}_3)f \\ \tilde{y}_1 &= h_1(\tilde{x}_1)\end{aligned}\tag{2.46}$$

est observable, il sera utilisé pour résoudre l-NLFPRG, le résidu est alors donné par:

$$r = \tilde{y}_1 - \hat{\tilde{y}}_1\tag{2.47}$$

2.8 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons étudié le problème de la génération de résidus robustes à base d'observateurs non linéaires. Tout d'abord nous avons présenté quelques observateurs classiques utilisés pour la commande et qui peuvent être exploités pour le diagnostic. Puis, nous avons exposé certains observateurs à modes glissants, dotés de propriétés remarquables, conçu spécialement pour détecter, isoler et même estimer les défauts. Leurs limites résident toutefois dans les contraintes à vérifier pour leur mise en œuvre. Enfin, nous avons présenté une méthode utilisant l'outil géométrie différentielle pour la résolution du 1-NLFPRG. Cependant, une solution à ce problème n'existe pas toujours car ces conditions ne peuvent pas toujours être vérifiées.

Chapitre 3

Diagnostic des défauts d'un réacteur de polymérisation

3.1 Introduction:

La vie de la société moderne est impensable sans les polymères. Ces composés macromoléculaires, dont cellulose, caoutchoucs, matières plastiques, fibres chimiques, vernis, colles et films.

Ces dernières années l'industrie des polymères a connu un développement très important. L'application de techniques d'optimisation et de commande performantes a été rendue nécessaire pour permettre la réduction des coûts de production, l'amélioration de la productivité et de la qualité des polymères. Or l'obtention d'un produit de qualité définie est plus complexe que dans le cas d'autres réactions chimiques plus simples. En effet la structure de la chaîne polymère est très sensible aux conditions opératoires. Des variations dans les conditions d'alimentation, de mélange et de température peuvent altérer les propriétés des matériaux polymères. La présence d'impuretés peut elle aussi influencer énormément sur le déroulement de la réaction de polymérisation, de plus la réaction est exothermique tout défaut peut provoquer un emballement de la réaction ce qui entraînera l'inflammation du milieu réactionnel. La surveillance en ligne de ce type de réacteurs est donc essentielle.

Afin d'assurer une conduite optimale du réacteur de polymérisation, la présence d'impuretés réactives et l'encrassement des parois du réacteur doivent être détectés, localisés et estimés dans le but de synthétiser de nouvelles lois de commandes, quelque soit la phase du processus de polymérisation, autour des points d'équilibre et pendant la phase de transition. Dans ce qui suit, nous essayons de traiter ce point en utilisant l'observateur et l'estimateur de défauts [LAL04] synthétisés à base du modèle non linéaire du réacteur.

Le comportement du réacteur de polymérisation à l'instar des réacteurs exothermiques présente plusieurs points stationnaires. La dynamique peut alors être exprimée comme agrégation d'un ensemble de modèles locaux, déterminés autour des différents points de fonctionnement: autour des points d'équilibre et dans tout l'espace d'état. Le diagnostic de défauts peut alors être appréhendé dans un contexte multimodèle. Dans ce chapitre, nous synthétisons un observateur basé multimodèle [AKH03a] permettant la reconstruction du vecteur d'état en présence des défauts système afin de diagnostiquer les défauts capteurs.

3.2 Description du réacteur de polymérisation de styrène:

Un réacteur chimique est un réservoir dans lequel se produit une réaction nécessitant plusieurs composants de base pour obtenir un certain produit. Le réacteur à diagnostiquer est un réacteur continu, un flux continu de composants de base est introduit dans la cuve et un flot continu de produit la quitte. Dans ce réacteur se déroule une réaction de polymérisation de styrène, alimenté par trois courants de: monomère, amorceur (initiateur) et solvant et refroidi par un fluide caloporteur circulant dans une double enveloppe.

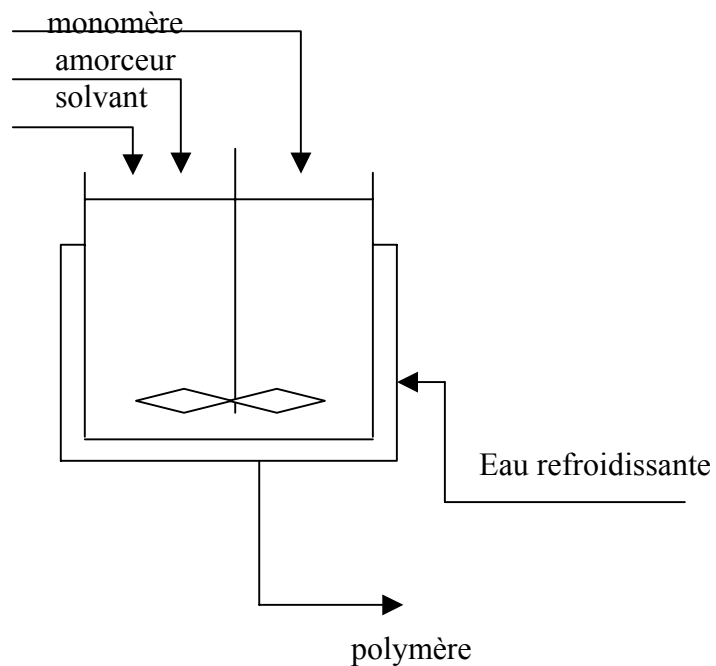


Figure 3.1: Réacteur de polymérisation de styrène

Le modèle de ce réacteur est donné par les équations non linéaires suivantes [COR96]:

$$\begin{aligned}
 \dot{x}_1 &= \frac{F_i C_{ia} - (F_i + F_m + F_s)x_1}{V} - k_{d0} \exp\left(-\frac{E_d}{Rx_3}\right)x_1 \\
 \dot{x}_2 &= \frac{F_m C_{ma} - (F_i + F_m + F_s)x_2}{V} - k_{p0}x_2 \exp\left(-\frac{E_p}{Rx_3}\right) \sqrt{\frac{2f k_{d0} \exp\left(-\frac{E_d}{Rx_3}\right)x_1}{k_{t0} \exp\left(-\frac{E_t}{Rx_3}\right)}} \\
 \dot{x}_3 &= \frac{(F_i + F_m + F_s)(T_a - x_3)}{V} - \frac{\Delta H}{\rho C_p} k_{p0}x_2 \exp\left(-\frac{E_p}{Rx_3}\right) \sqrt{\frac{2f k_{d0} \exp\left(-\frac{E_d}{Rx_3}\right)x_1}{k_{t0} \exp\left(-\frac{E_t}{Rx_3}\right)}} - \frac{UA}{\rho C_p V}(x_3 - x_4) \\
 \dot{x}_4 &= \frac{F_c(T_{ce} - x_4)}{V_j} + \frac{UA}{\rho_c C_p V_j}(x_3 - x_4)
 \end{aligned}
 \tag{3.1}$$

où les variables état, mesurables, sont:

- ✓ x_1 :concentration de l'amorceur (C_a).
- ✓ x_2 :concentration du monomère (C_m).
- ✓ x_3 :température du réacteur (T).
- ✓ x_4 :température de la double enveloppe (T_j).

L'état d'avancement de la réaction est exprimé par le taux de conversion :

$$\chi = \frac{F_m C_{ma} - (F_m + F_i + F_s)x_2}{F_m C_{ma}}
 \tag{3.2}$$

Nous choisissons comme entrée du système la température de l'amorceur, monomère et solvant à l'entrée du réacteur T_a . Pour faire passer le réacteur du point d'équilibre stable basse conversion, basse température ($C_a=0.066883\text{mol/l}$, $C_m=3.325\text{mol/l}$, $T=323.3\text{K}$, $T_j=305.2\text{K}$ avec $\chi=0.0444$) au point d'équilibre stable haute conversion, haute température ($C_a=0.000530\text{mol/l}$, $C_m=0.640\text{mol/l}$, $T=411.2\text{K}$, $T_j=336.4\text{K}$ avec $\chi=0.8158$), la commande suivante est appliquée :

$$T_a = \begin{cases} 330\text{K} & \text{si } t < 60\text{h} \\ 335\text{K} & \text{si } t \geq 60\text{h} \end{cases}
 \tag{3.3}$$

Les natures et les données numériques des paramètres du réacteur sont données dans l'annexe.

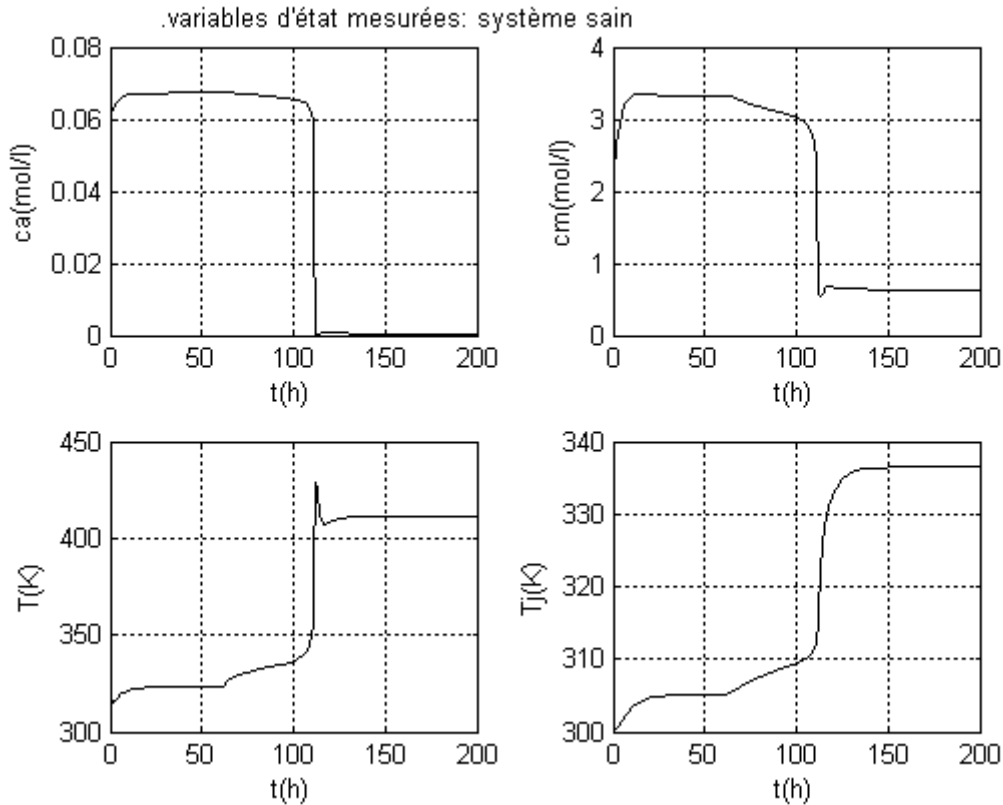


Figure 3.2: Variables d'état mesurées d'un réacteur de polymérisation de styrène non défaillant.

3.3 Diagnostic des défauts :

3.3.1 Modélisation des défauts et des perturbations:

Le diagnostic des défauts du réacteur de polymérisation à base d'observateurs non linéaires, nécessite une modélisation où il est mis en évidence les défauts que nous voulons détecter et les perturbations à rejeter. Dans ce travail, nous nous intéressons à diagnostiquer les défauts capteurs, modélisés comme signaux additifs aux signaux de sortie, ainsi que trois défauts système pouvant survenir dans un réacteur de polymérisation de styrène:

- ✓ Présence d'impuretés réactives.
- ✓ Encrassement des parois du réacteur.
- ✓ Défaut d'arrivée du réfrigérant.

La présence d'impuretés réactives est caractérisée par une diminution de la concentration de l'amorceur. Dans ce cas, la concentration effective de l'amorceur (C_{ia_e}) est exprimée par sa concentration nominale C_{ia_0} plus la quantité d'impuretés ΔC_{ia} [ZHA99].

Le dépôt des produits solides de la réaction ou de la poussière sur les parois du réacteur est caractérisé par une diminution du coefficient global d'échange de chaleur [ZHA99].

Nous notons que la détection et la localisation doivent se faire indépendamment de la variation de la chaleur de la réaction. Cette dernière est donc considérée comme perturbation. Cette perturbation ainsi que le défaut d'arrivée du réfrigérant sont exprimés respectivement par des variations autour des valeurs nominales des paramètres ΔH et F_c .

Comme l'identification des défauts considérés est intéressante pour une éventuelle reconfiguration du système de commande c'est à dire pour la synthèse d'une nouvelle loi de commande en temps réel en vue de maintenir la stabilité et de garantir au mieux les performances du réacteur, une procédure d'estimation des défauts est lancée sitôt un défaut système détecté.

3.3.2 Synthèse de l'observateur et estimateur de défauts [LAL04]:

Pour détecter, isoler et identifier les défauts système considérés, nous allons utiliser l'observateur et l'estimateur de défauts proposés par [LAL04], présentés dans le paragraphe (2.6).

La matrice de découplage est choisie de telle sorte que le résidu soit insensible aux variations de la chaleur de la réaction. Cependant, aucun choix de cette matrice ne permet la différenciation entre une détérioration de la surface d'échange de chaleur et un défaut d'arrivée du réfrigérant.

Afin d'améliorer l'estimation des défauts, pour chaque phase de la réaction de polymérisation une certaine dynamique de l'estimateur de défauts est fixée, nous devrions alors obtenir trois blocs d'estimateurs fonctionnant en parallèle, cependant un même bloc a permis d'obtenir de bonnes estimation pour le réacteur en phase de transition et travaillant autour du second point d'équilibre.

3.3.3 Synthèse du multiobservateur par modes glissants:

3.3.3.1 Mise en oeuvre du multimodèle :

Un réacteur de polymérisation peut être exprimé comme la somme de modèles locaux pondérés par des fonctions d'activation. Quatre modèles locaux sont utilisés pour approcher le comportement du réacteur: deux modèles obtenus par la linéarisation du modèle non linéaire autour des deux points d'équilibre, cités auparavant. Les deux autres modèles sont obtenus par linéarisation du modèle autour de deux points intermédiaires.

La température est choisie comme variable de décision et les fonctions de validité sont obtenues à partir des formules suivantes:

$$\begin{aligned}
 \mu_1(T) &= 1 - \rho_1(T) \\
 \mu_2(T) &= \rho_1(T) - \rho_2(T) \\
 \mu_3(T) &= \rho_2(T) - \rho_3(T) \\
 \mu_4(T) &= \rho_3(T)
 \end{aligned}
 \tag{3.4}$$

où les fonctions ρ_i sont des fonctions sigmoïdes définies par :

$$\rho_i(T) = \frac{1 + \tanh\left(\frac{T - c_i}{\sigma_i}\right)}{2} \quad \text{pour } i = 1,2,3 \quad (3.5)$$

Les centres c_i ainsi que les dispersions σ_i de ces fonctions sont obtenus par simulations.

3.3.3.2 Synthèse du multiobservateur :

Le multiobservateur résulte de l'agrégation d'observateurs locaux, modélisés de la même façon que [WAL87], pondérées par des fonctions d'activation, qui sont celles associées aux modèles locaux. Afin de rechercher les matrices de Lyapunov et les gains des observateurs locaux pour garantir la stabilité globale asymptotique le Toolbox LMI de MATLAB est utilisé. Les inégalités (2.21) étant non linéaire en P et G_i , les techniques LMI peuvent être utilisées après linéarisation de ces inégalités. Comme seules les variations paramétriques sont prises en compte, seule la première inégalité est considérée.

Soit le changement de variables suivant :

$$W_i = PG_i \quad (3.6)$$

L'inégalité :

$$\bar{A}_i^T P + P\bar{A}_i + \beta_1^{-1} P^2 + \beta_1(1 + \beta_2^{-1})\delta_i^2 I < 0 \quad (3.7)$$

où :

$$\bar{A}_i = A_i - G_i C$$

peut être réécrite comme suit :

$$A_i^T P + PA_i - C^T W_i^T - W_i C + \beta_1^{-1} P^2 + \beta_1(1 + \beta_2^{-1})\delta_i^2 I < 0 \quad (3.8)$$

En utilisant le lemme de Schur, nous obtenons la formulation LMI suivante:

$$\begin{bmatrix} A_i^T P + PA_i - C^T W_i^T - W_i C + \beta_1(1 + \beta_2^{-1})\delta_i^2 I & P \\ & P \\ & & -\beta_1 I \end{bmatrix} < 0 \quad (3.9)$$

La résolution de cette LMI en P et W_i permet le calcul des gains de l'observateur.

$$G_i = P^{-1}W_i \quad (3.10)$$

3.3.4 Simulations :

Pour chaque défaut système, nous considérons qu'il apparaît à l'un des instants suivants:

- Apparition du défaut à $t=30h$ (système travaillant autour du premier point d'équilibre)
- Apparition du défaut à $t=115h$ (durant la phase de transition)
- Apparition du défaut à $t=160h$ (système travaillant autour du second point d'équilibre)

Les simulations effectuées pour chaque phase du processus de polymérisation sont :

- ✓ Résidus en absence de défauts et de perturbations.
- ✓ Résidus en absence de défauts et présence de la perturbation.
- ✓ Résidus en présence d'impuretés.
- ✓ Estimation des impuretés par l'observateur de défauts .
- ✓ Estimation de l'état du réacteur par le multiobservateur en présence d'impuretés.
- ✓ Résidus en présence d'un défaut d'arrivée du réfrigérant.
- ✓ Estimation du défaut d'arrivée du réfrigérant par l'observateur de défauts.
- ✓ Estimation de l'état du réacteur par le multiobservateur en présence d'un défaut d'arrivée du réfrigérant.
- ✓ Résidus en présence d'un encrassement des parois du réacteur.
- ✓ Estimation de l'encrassement par l'observateur de défauts.
- ✓ Estimation de l'état du réacteur par le multiobservateur lors d'un encrassement .

Quant aux défauts capteurs, ils sont de types biais d'amplitudes égales à 10%. Nous considérons qu'ils apparaissent entre $t=30h$ et $t=150h$.

Nous notons qu'à partir de la figure3.5 jusqu'à la figure3.32, c'est les résidus relatifs qui sont tracés.

$$(résidu\ relatif = \frac{résidu\ calculé}{résidu\ en\ absence\ de\ défauts})$$

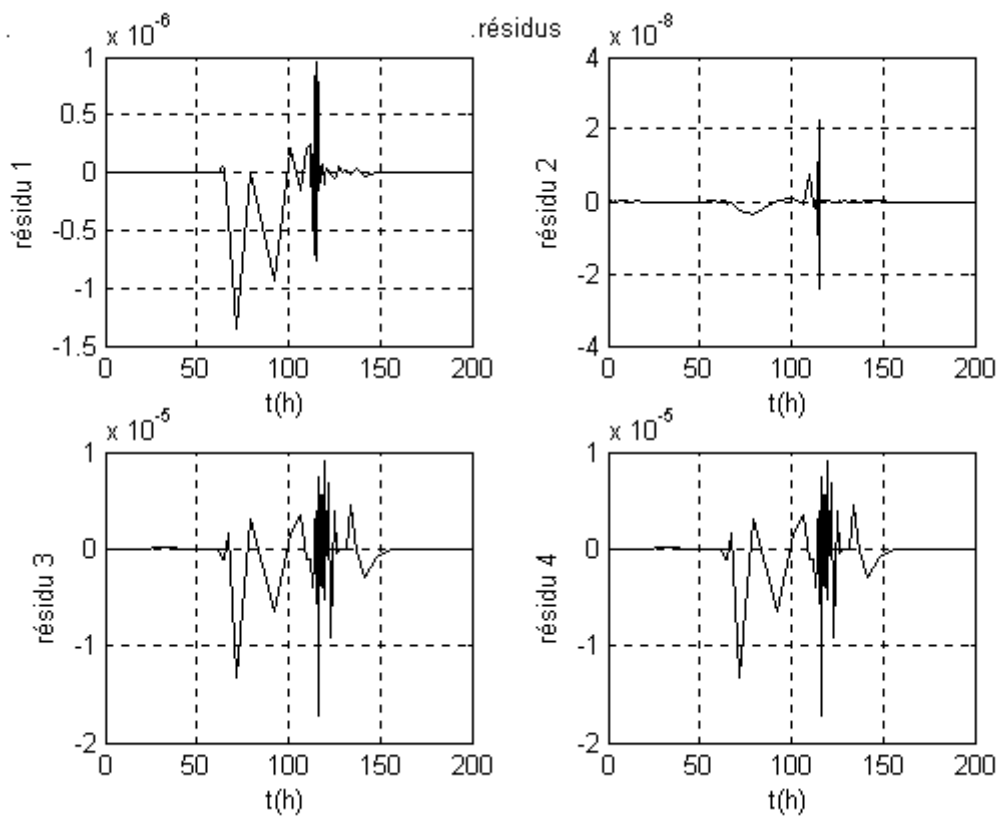


Figure 3.3: Résidus: absence de défauts et de perturbations.

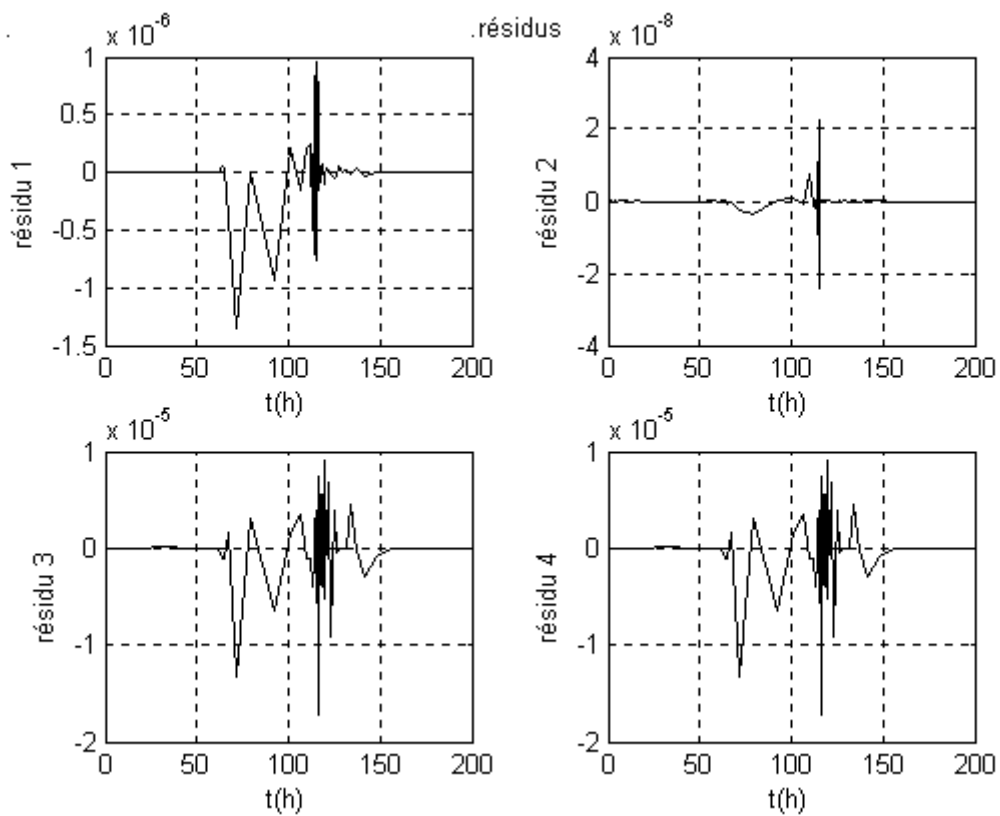


Figure 3.4: Résidus: absence de défauts et présence de perturbations.

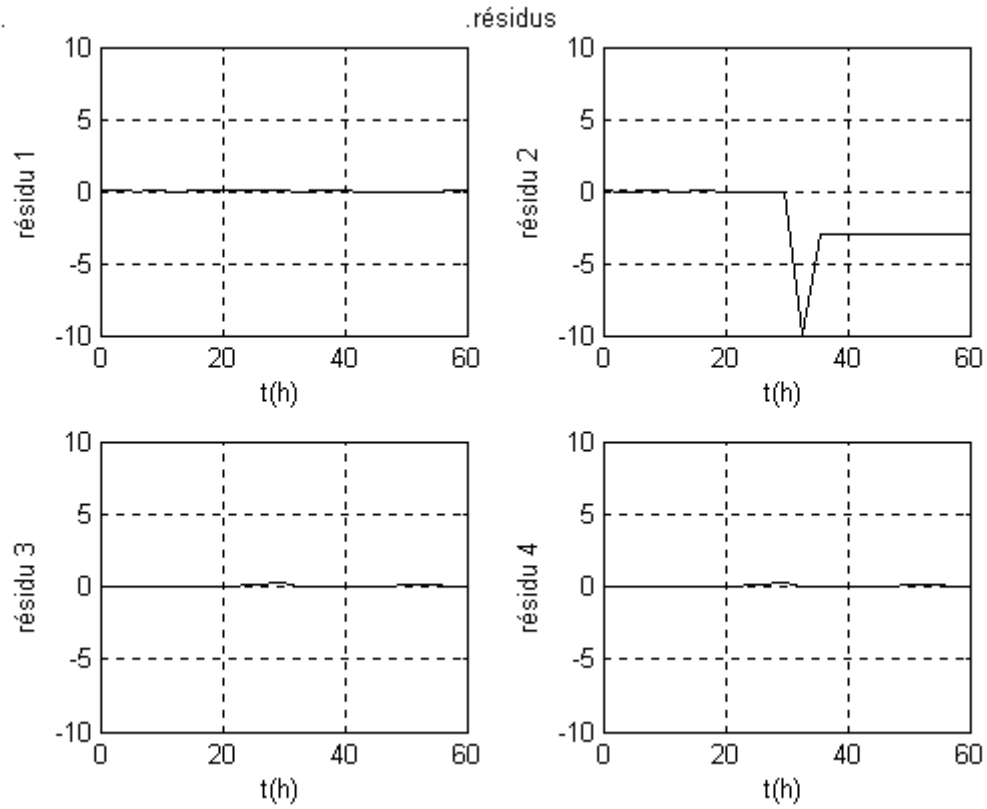


Figure 3.5: Résidus: apparition d'impuretés (0.029 mol/l) à t=30h.

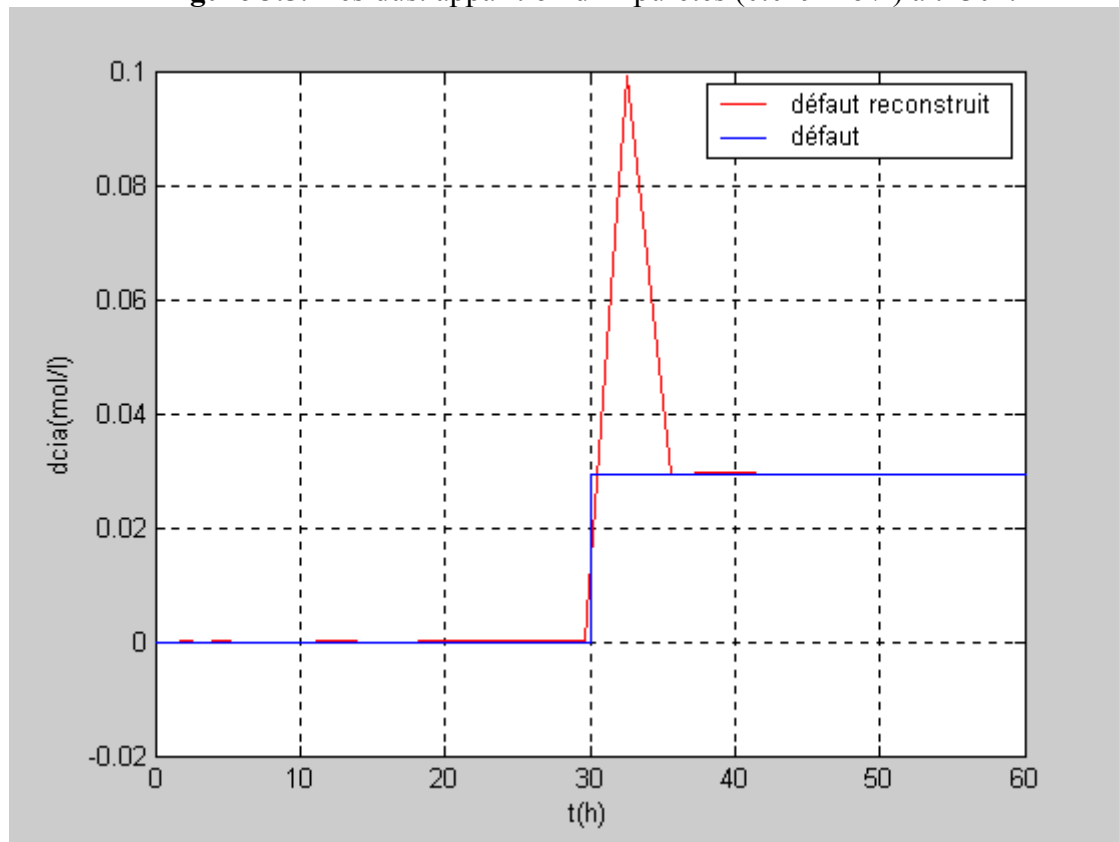


Figure 3.6: Estimation d'impuretés (0.029 mol/l) dès t=30h.

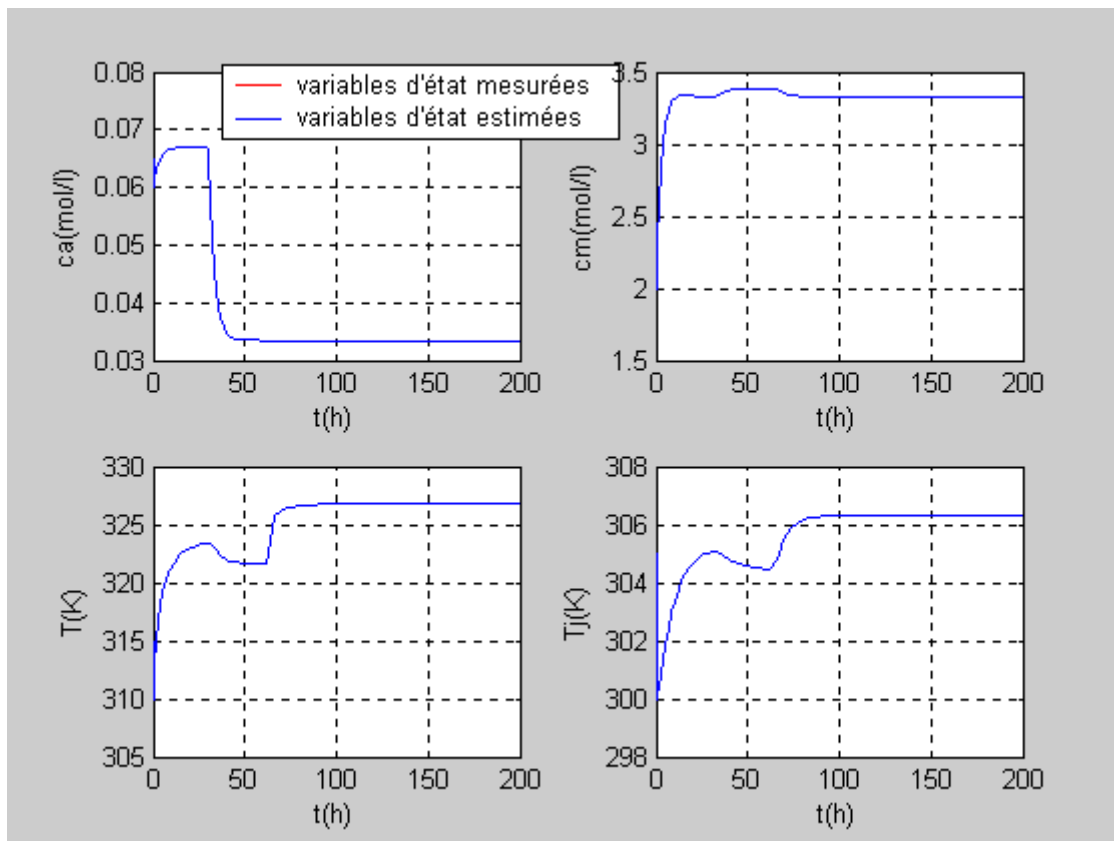


Figure 3.7: Variables estimées par le multiobservateur: apparition d'impuretés (0.2944 mol/l) à $t=30h$.

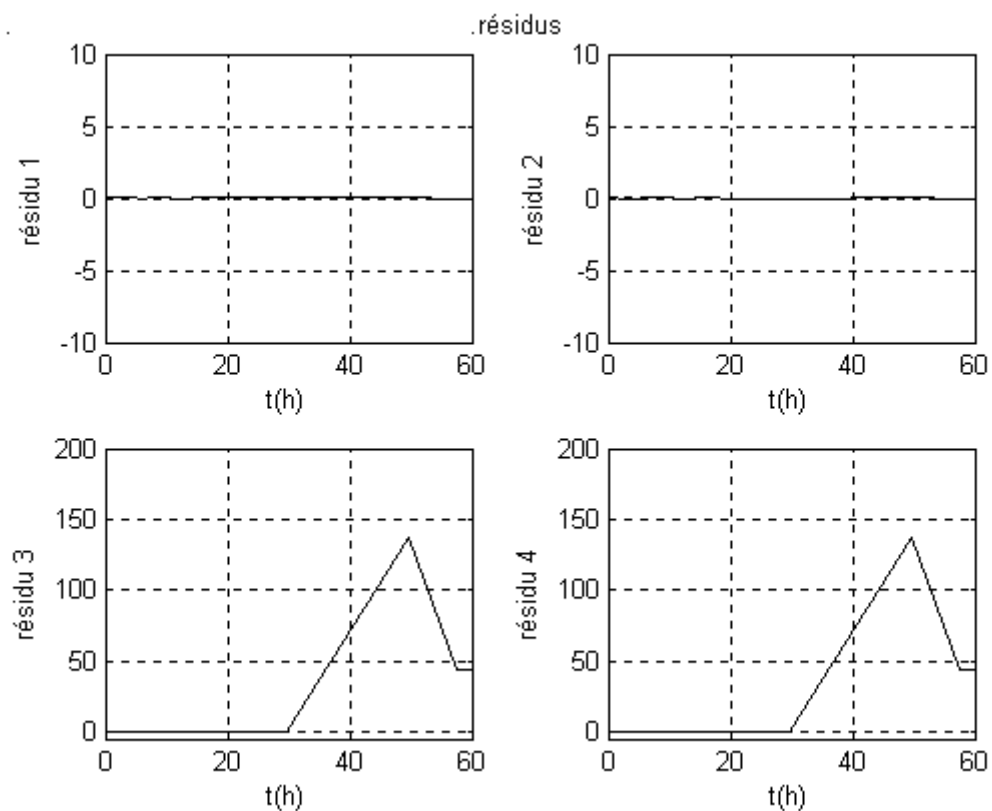


Figure 3.8: Résidus: défaut d'arrivée du réfrigérant (-10%) à $t=30h$.

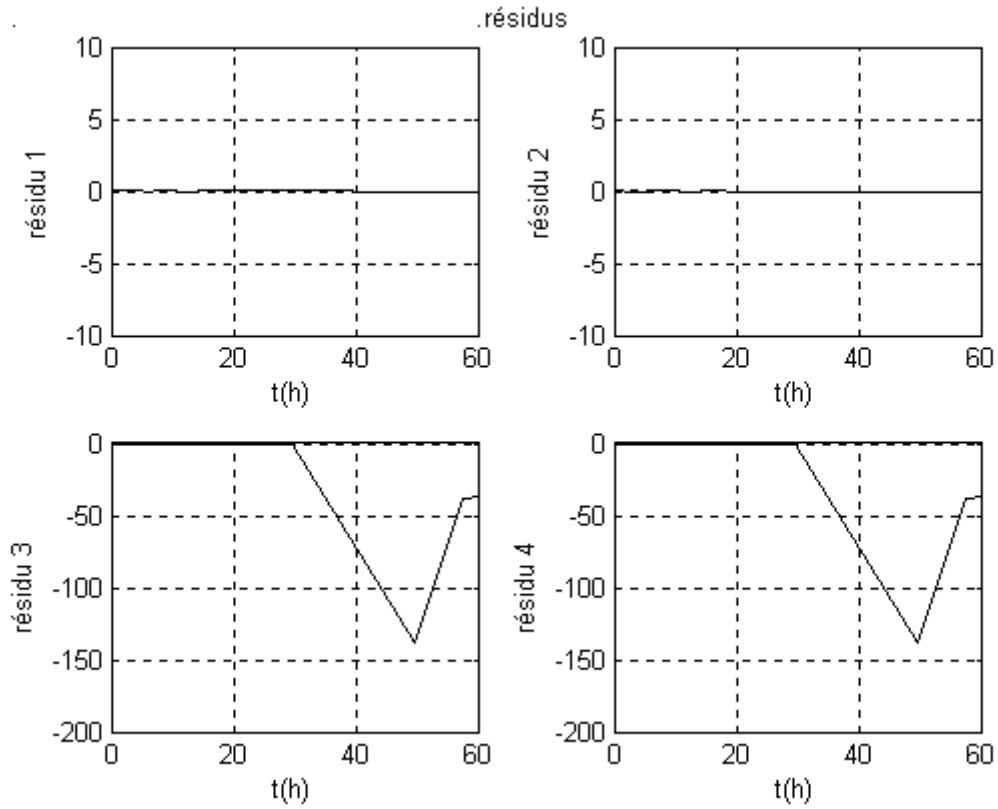


Figure 3.9: Résidus: défaut d'arrivée du réfrigérant (+10%) à t=30h.

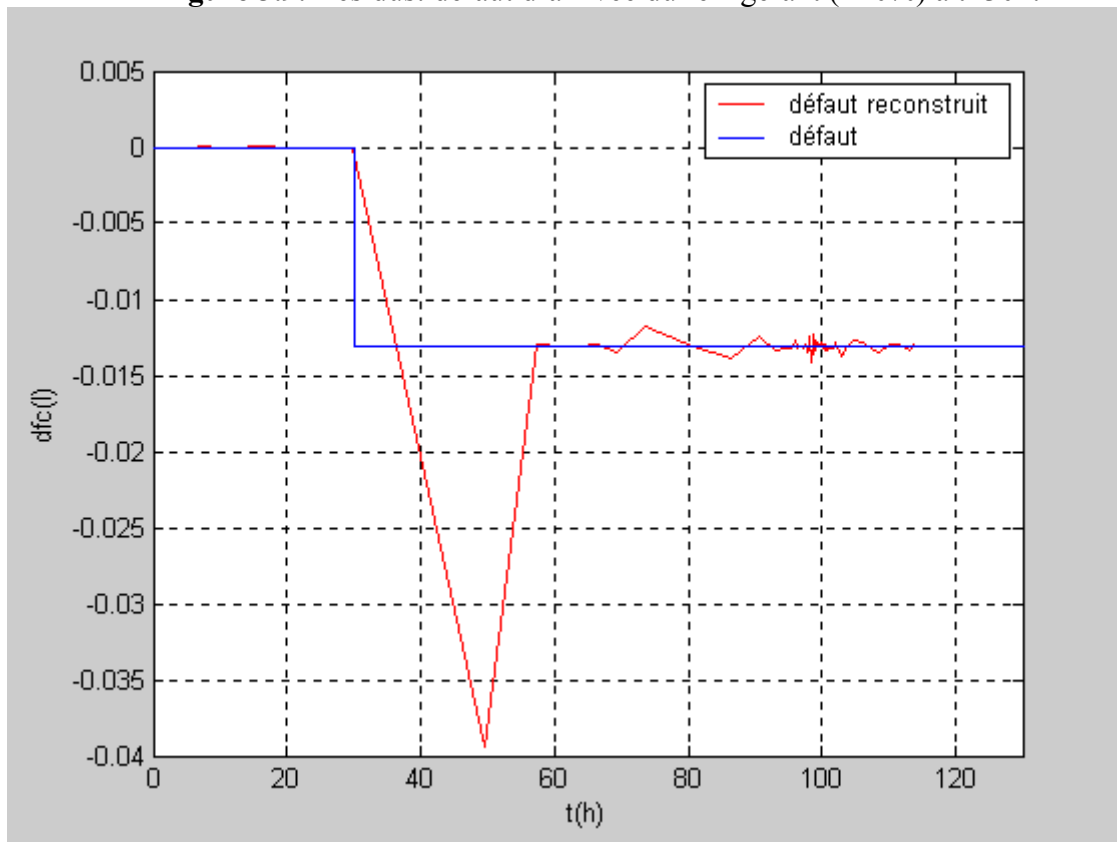


Figure 3.10: Estimation du défaut d'arrivée du réfrigérant (-10%) à t=30h.

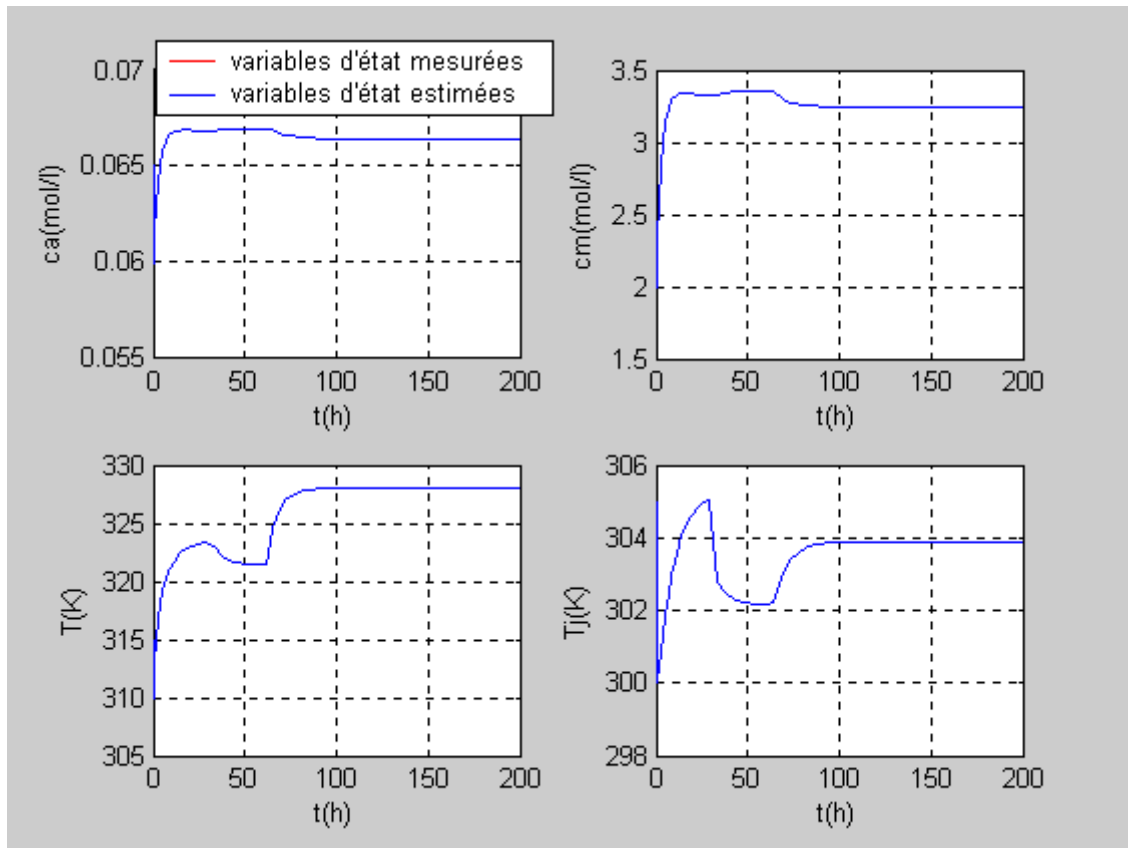


Figure 3.11: Variables estimées par un multiobservateur: apparition d'un défaut d'arrivée du réfrigérant à $t=30h$.

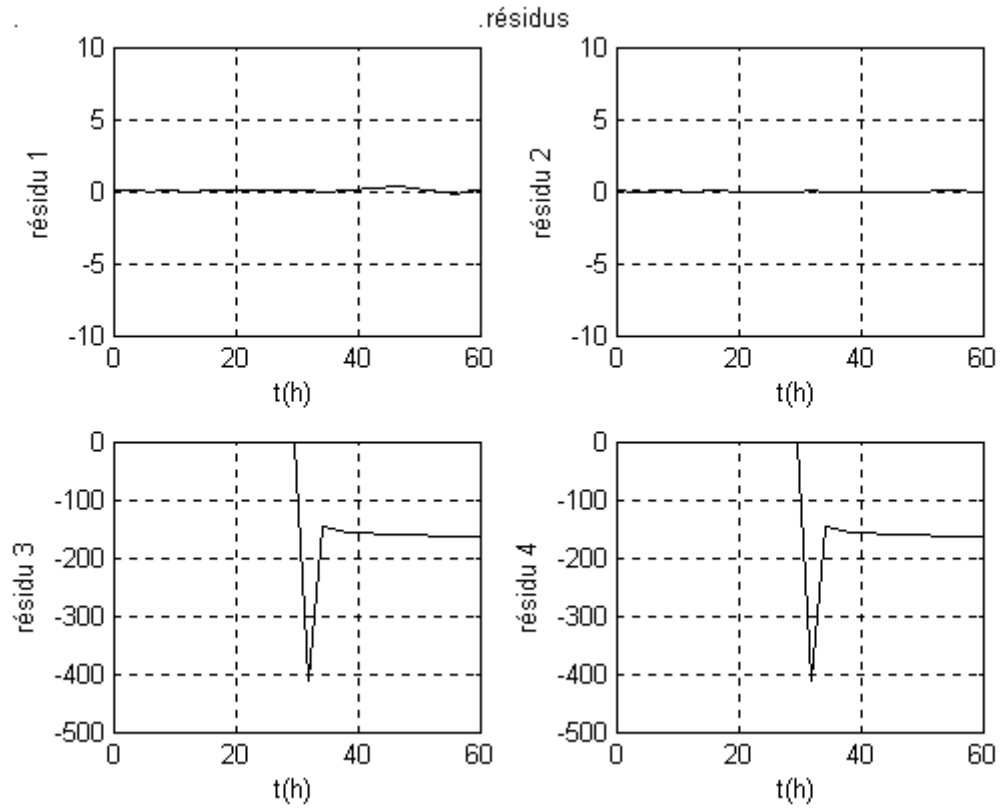


Figure 3.12: Résidus: encrassement des parois du réacteur (30%) à $t=30h$.

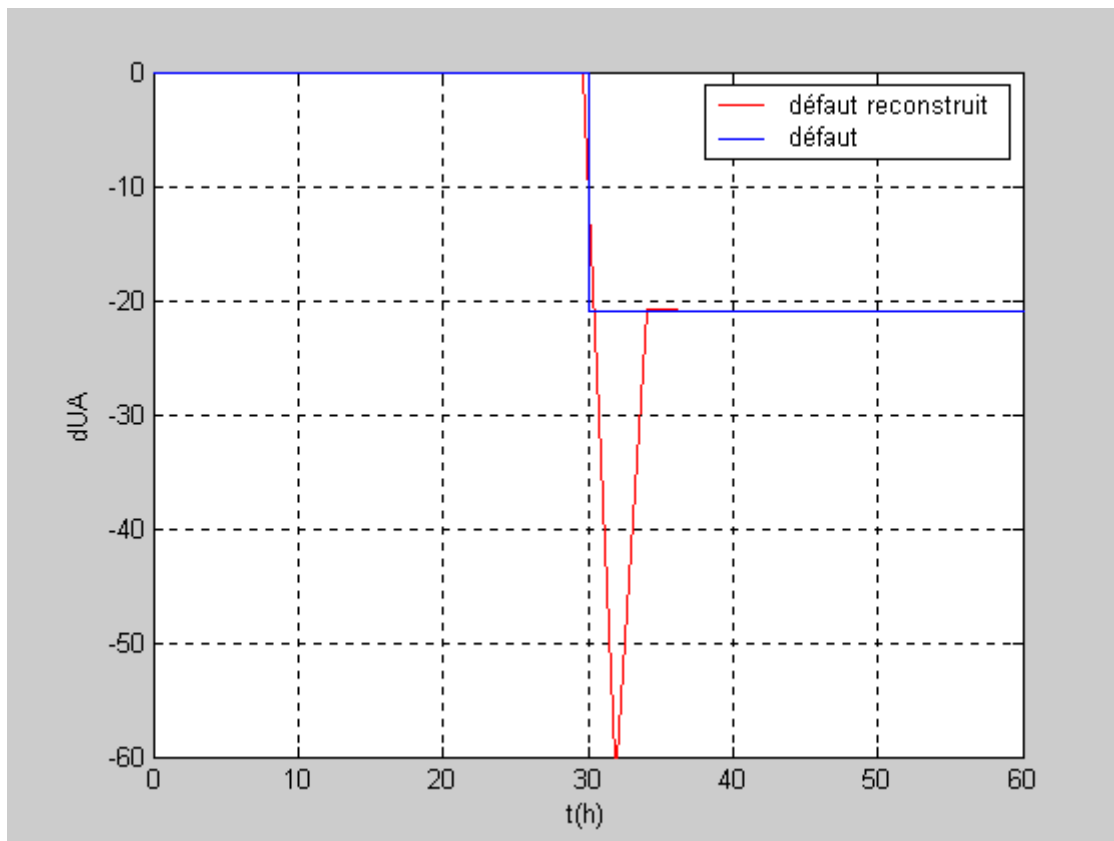


Figure 3.13: Estimation de l'encrassement des parois du réacteur (30%) à $t=30$ h.

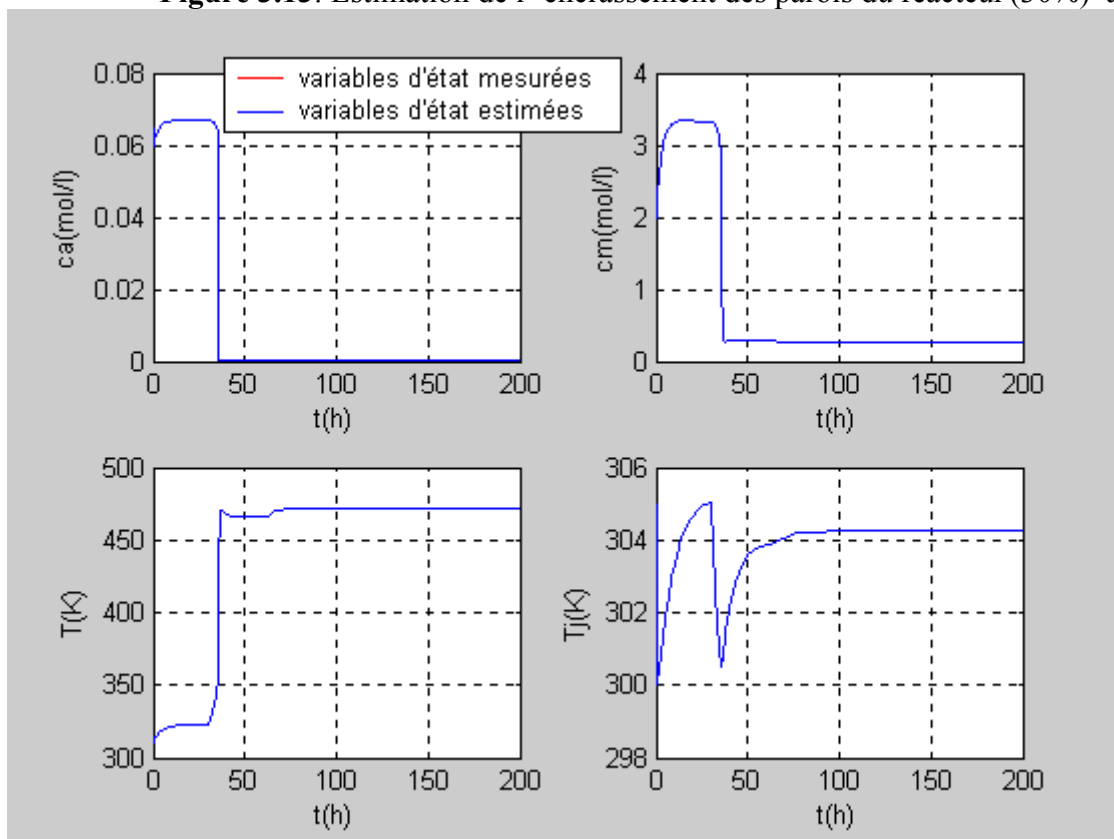


Figure 3.14: Variables estimées par le multiobservateur: encrassement des parois du réacteur à $t=30$ h.

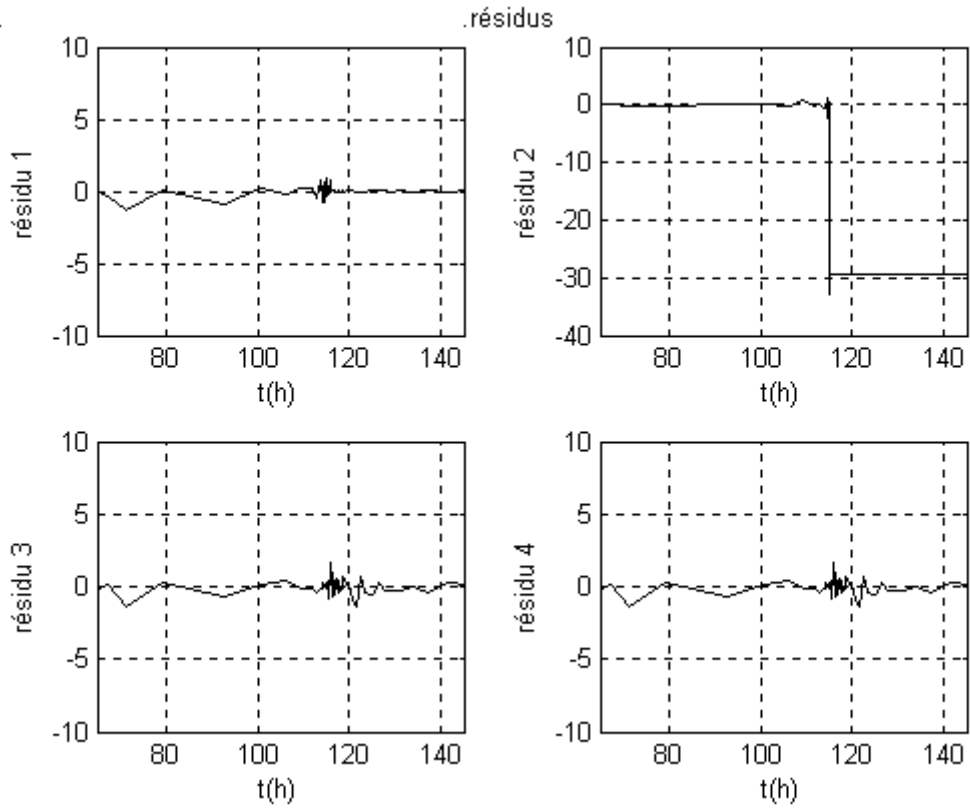


Figure 3.15: Résidus: apparition d'impuretés (0.029 mol/l) à t=115h.

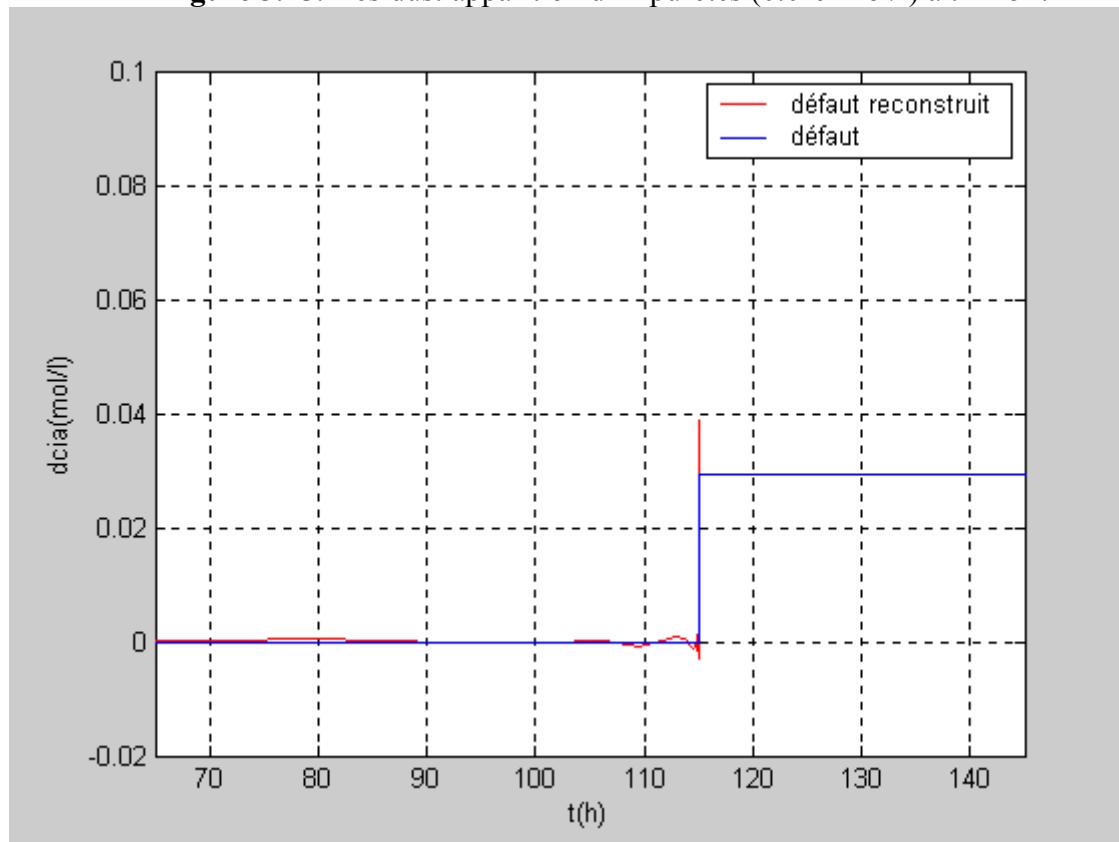


Figure 3.16: Estimation des impuretés (0.029 mol/l) à t=115h.

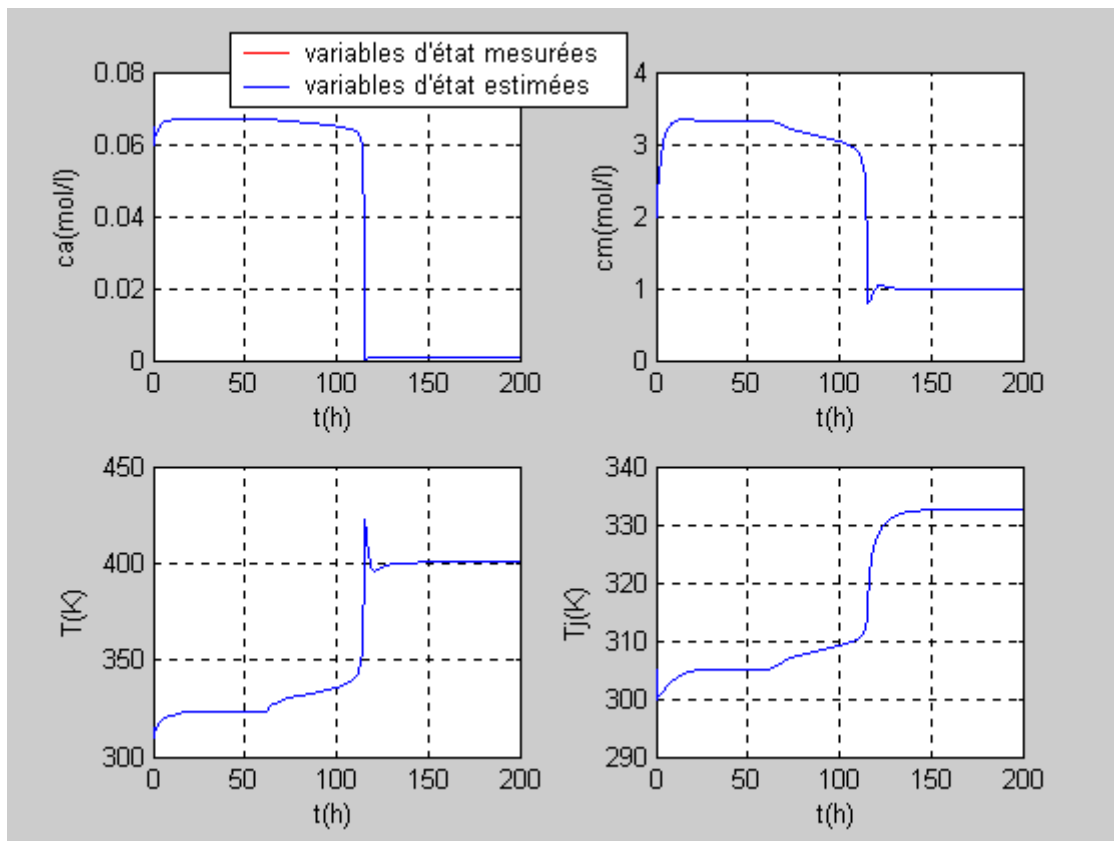


Figure 3.17: Variables estimées par le multiobservateur: apparition d'impuretés à t=115h.

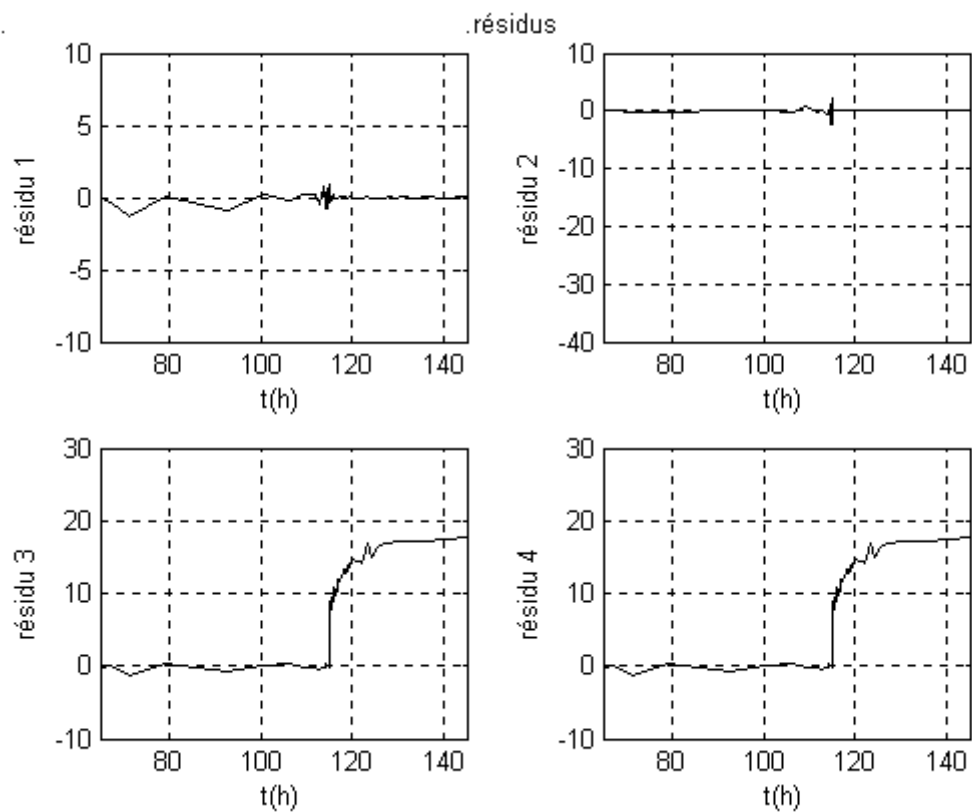


Figure 3.18: Résidus: défaut d'arrivée du réfrigérant (-10%) à t=115h.

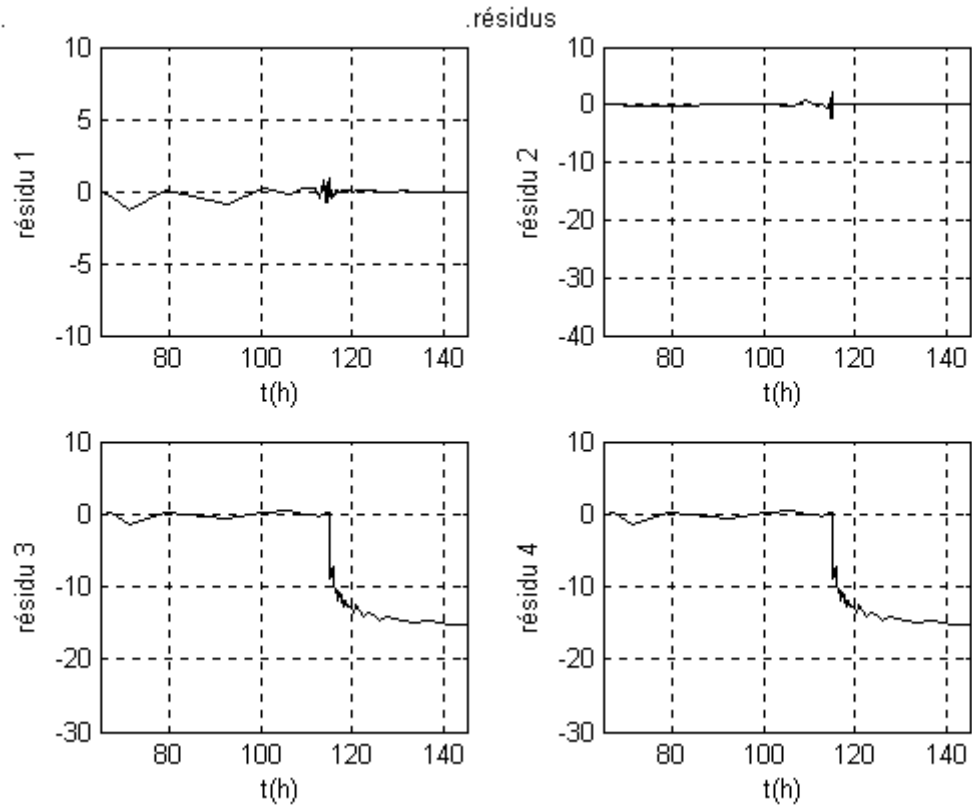


Figure 3.19: Résidus: défaut d'arrivée du réfrigérant (+10%) à $t=115h$.

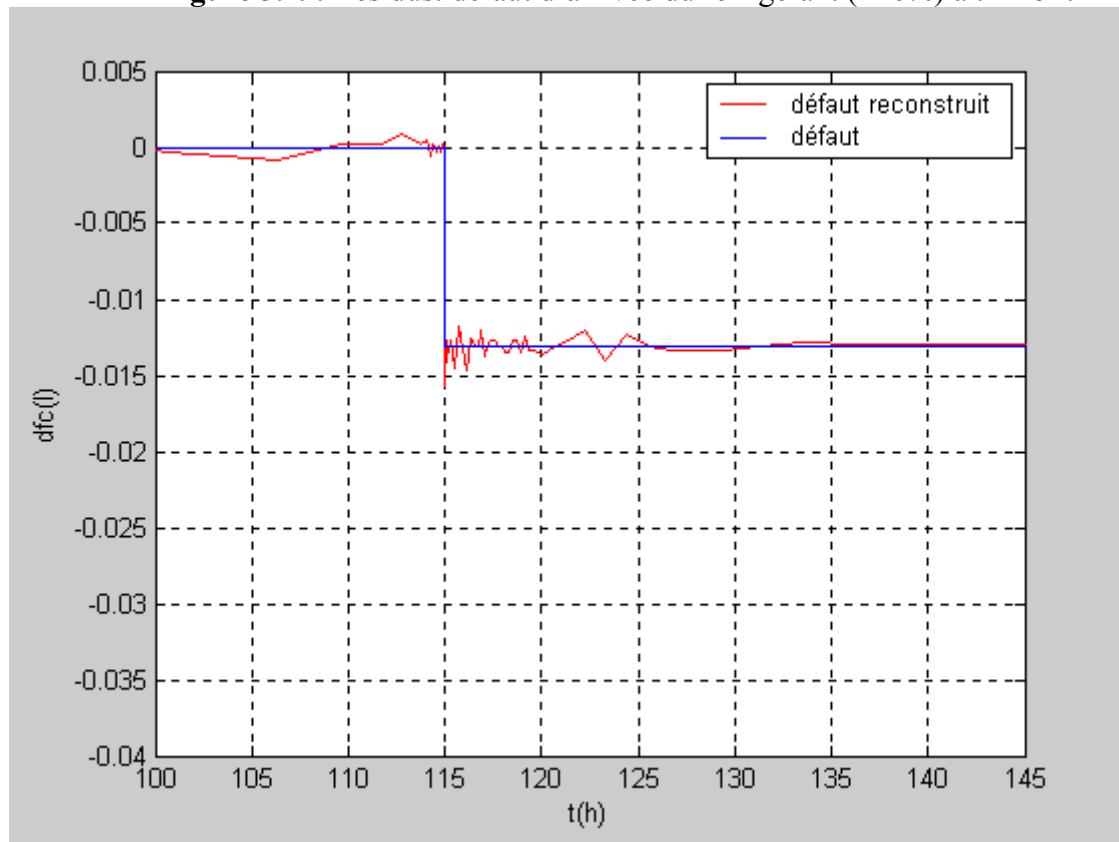


Figure 3.20: Estimation d'un défaut d'arrivée du réfrigérant (-10%) à $t=115h$.

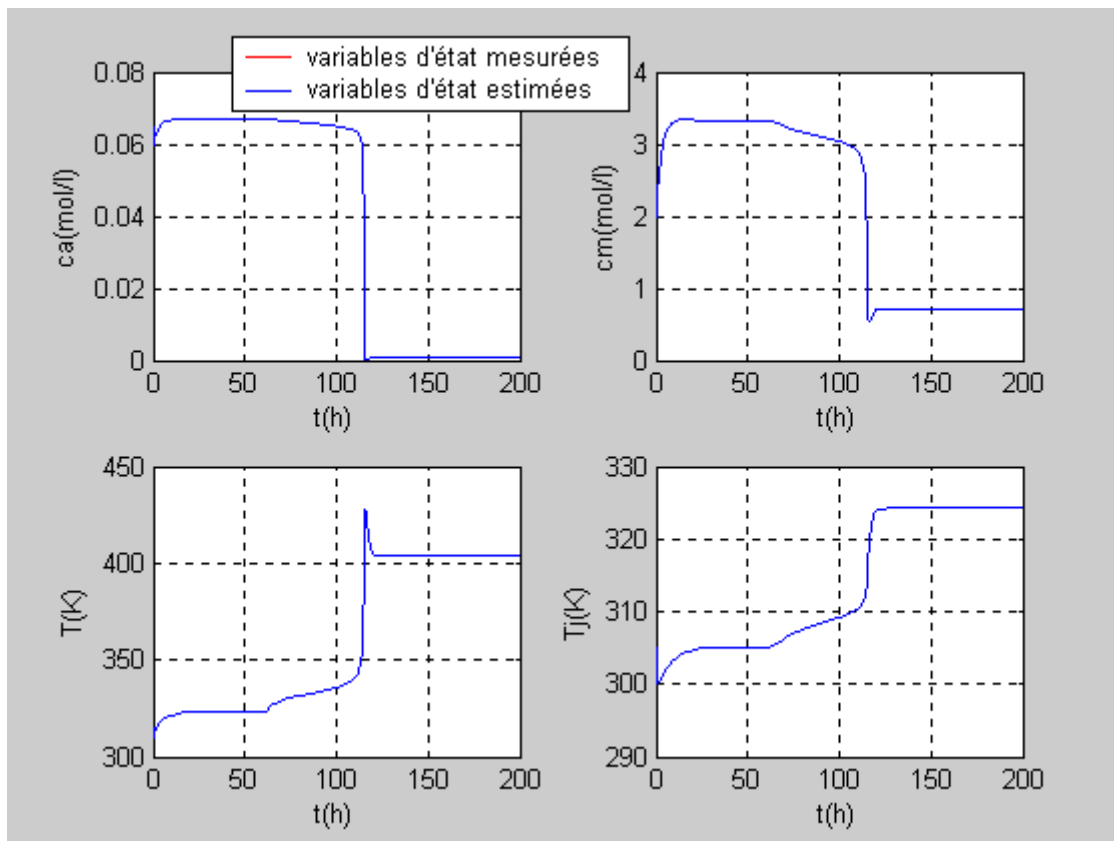


Figure 3.21: Variables estimées par le multiobservateur: apparition d'un défaut d'arrivée du réfrigérant à $t=115h$.

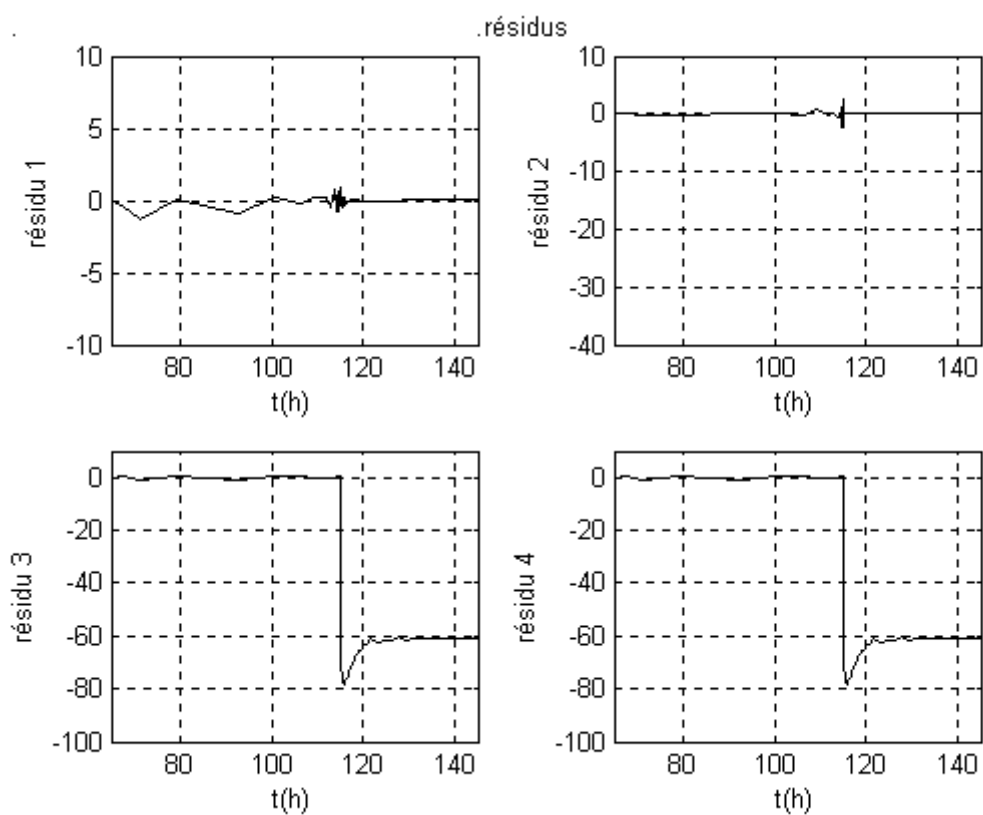


Figure 3.22: Résidus: encrassement des parois du réacteur (30%) à $t=115h$.

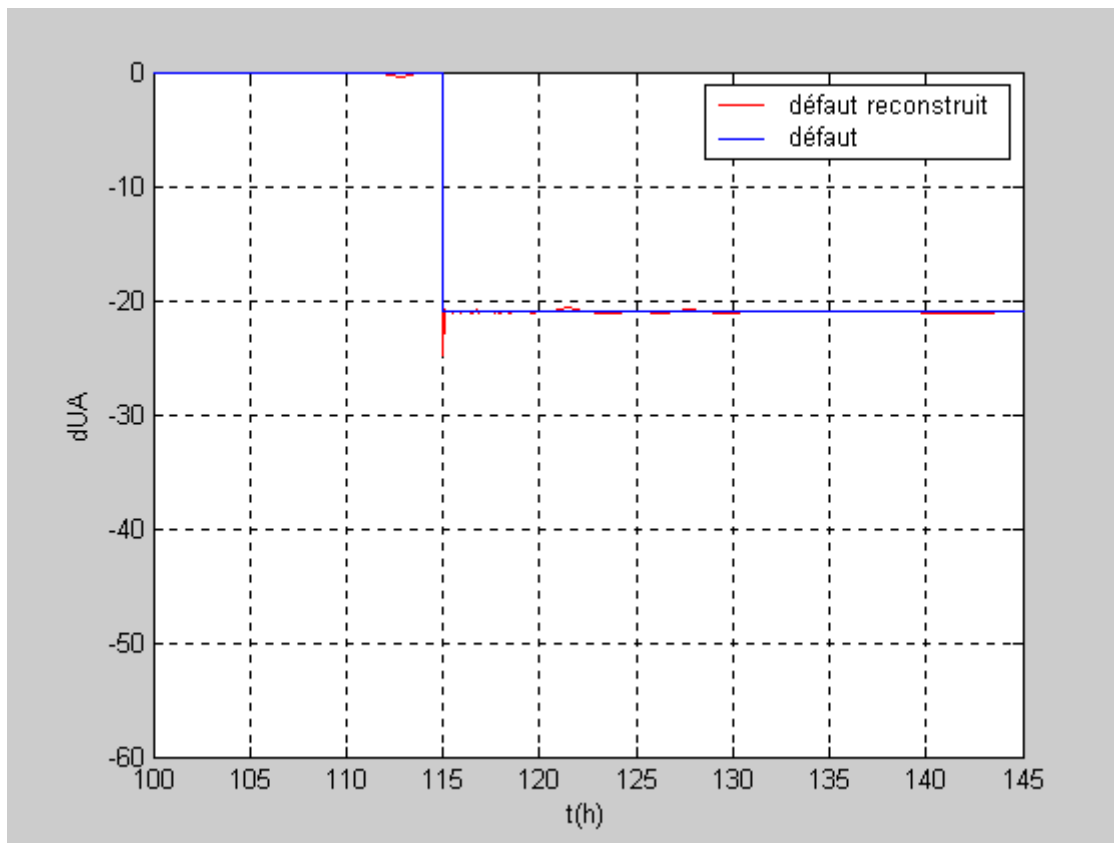


Figure 3.23: Estimation de l'encrassement des parois du réacteur (30%) à $t=115h$.

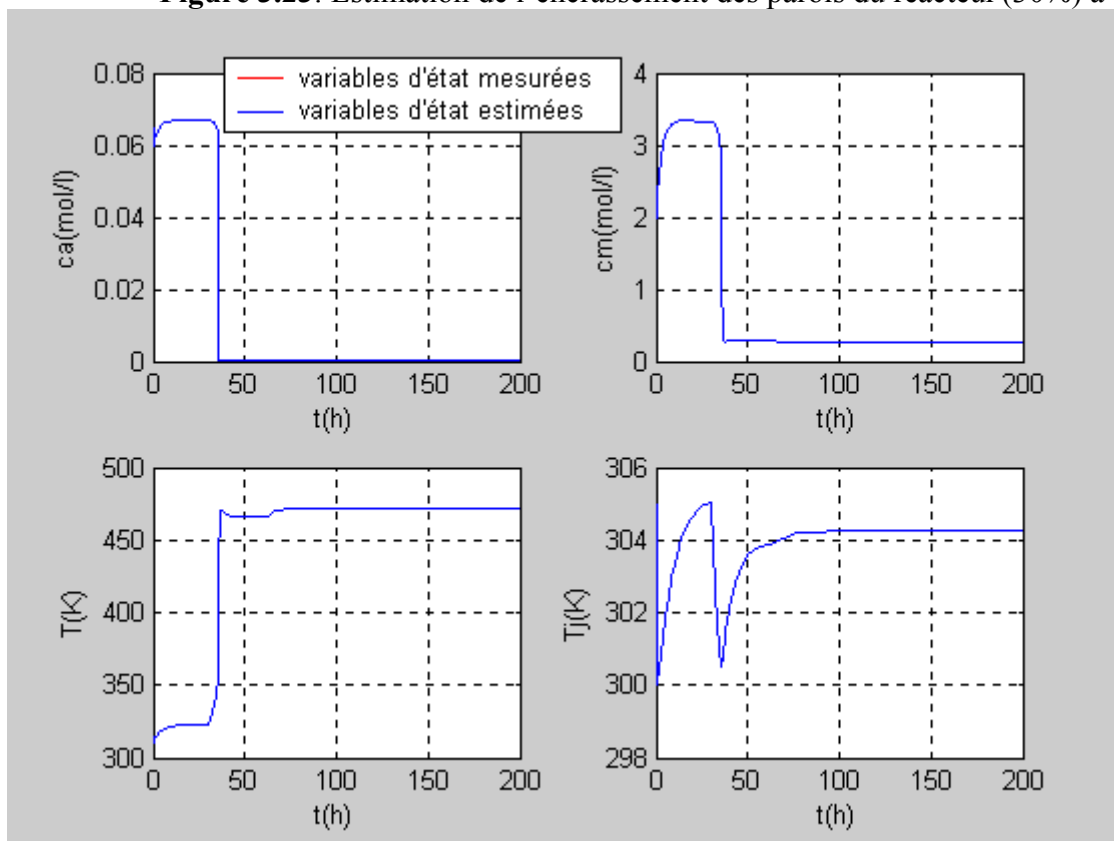


Figure 3.24: Variables estimées par le multiobservateur: encrassement des parois du réacteur à $t=115h$.

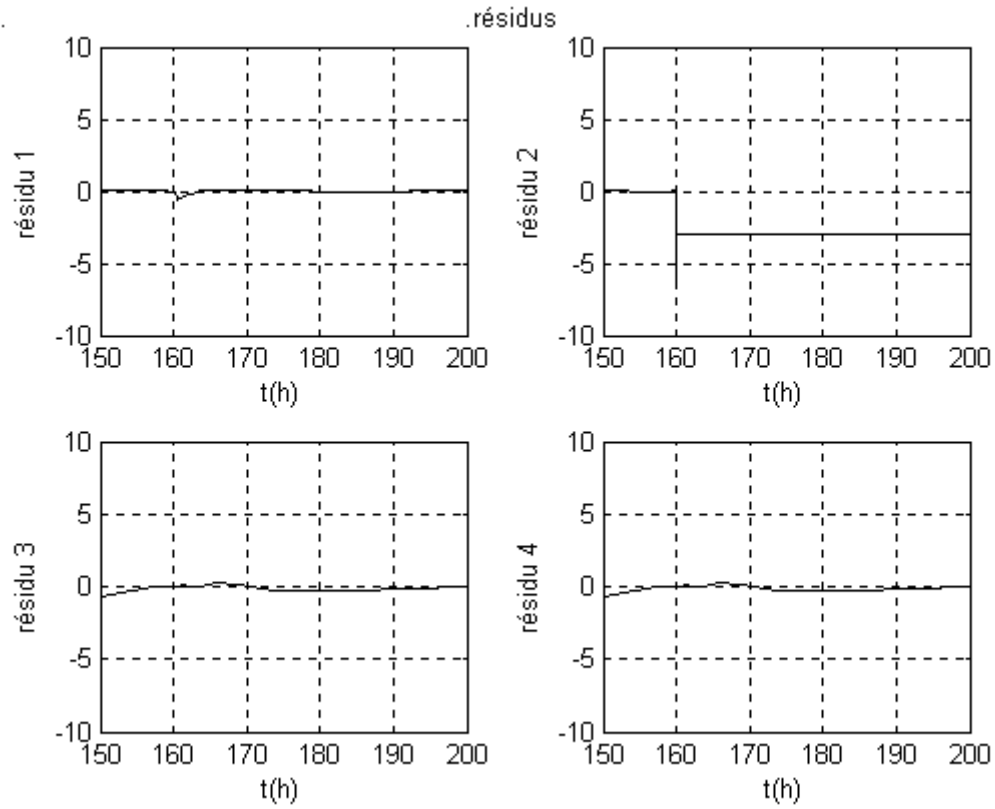


Figure 3.25: Résidus: apparition d'impuretés (0.029 mol/l) à t=160h.

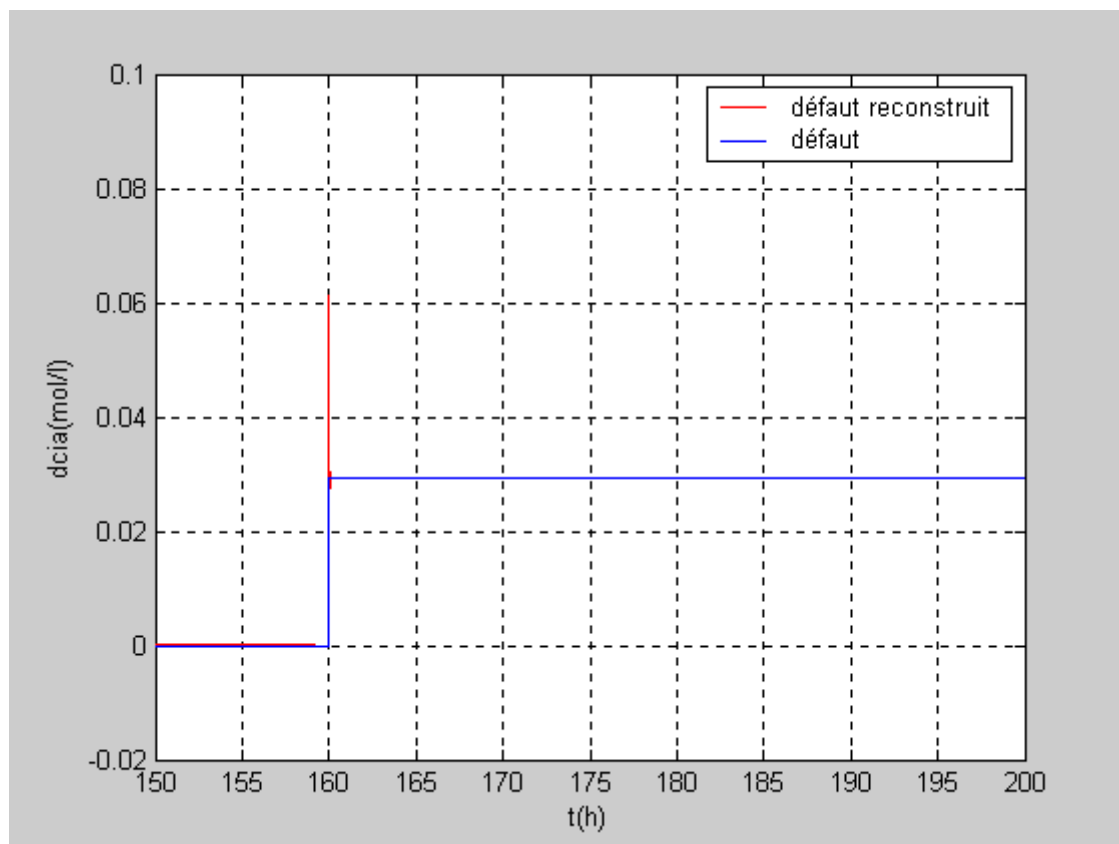


Figure 3.26: Estimation des impuretés (0.029 mol/l) à t=160h.

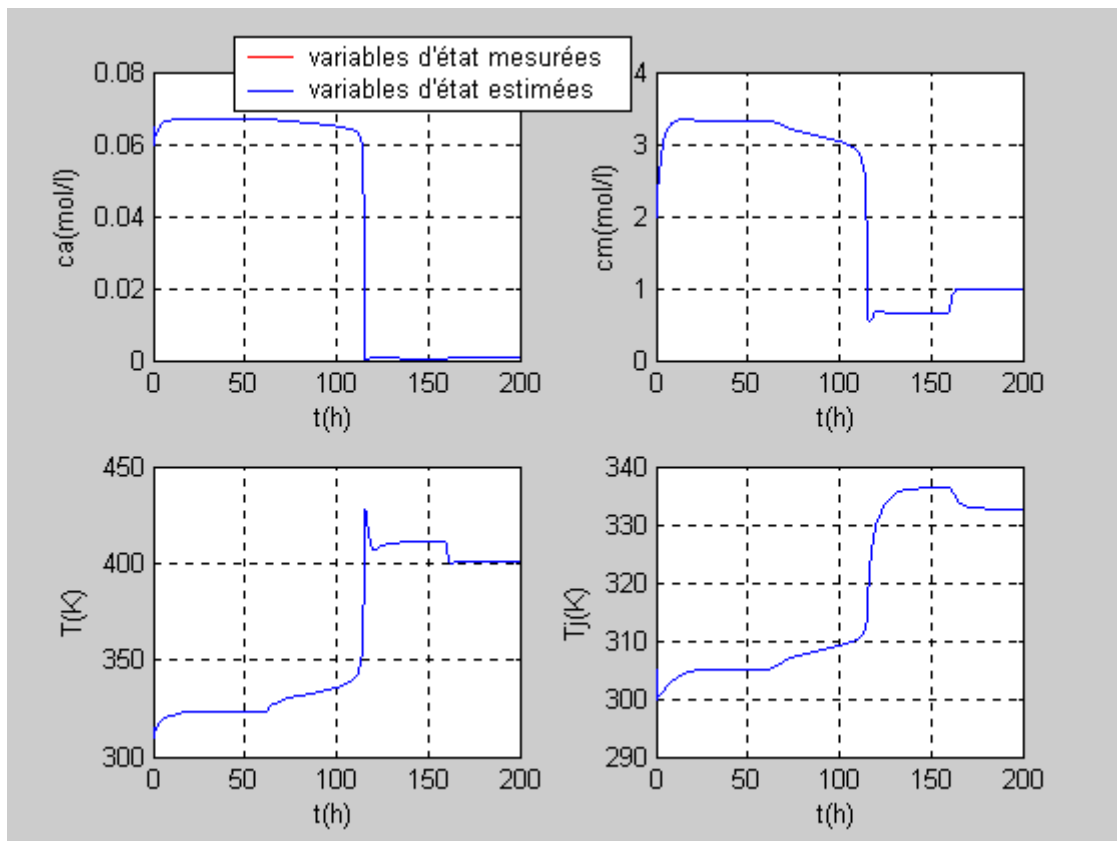


Figure 3.27: Variables estimées par le multiobservateur: apparition d'impuretés à t=160h.

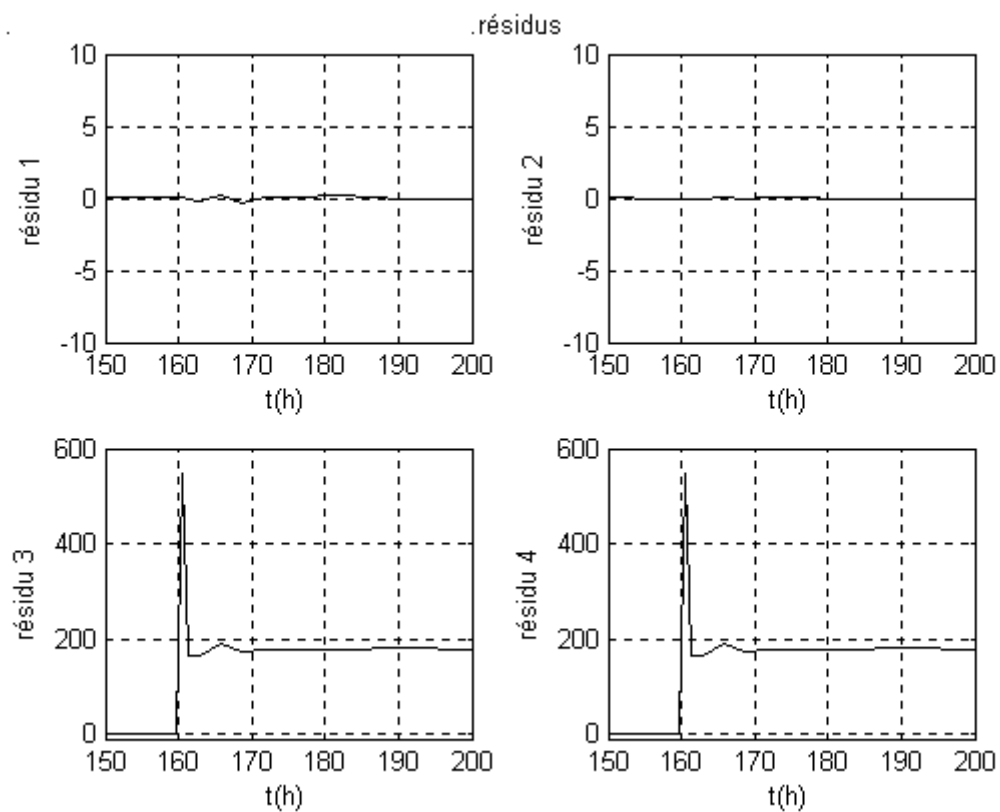


Figure 3.28: Résidus: défaut d'arrivée du réfrigérant (-10%) à t=160h.

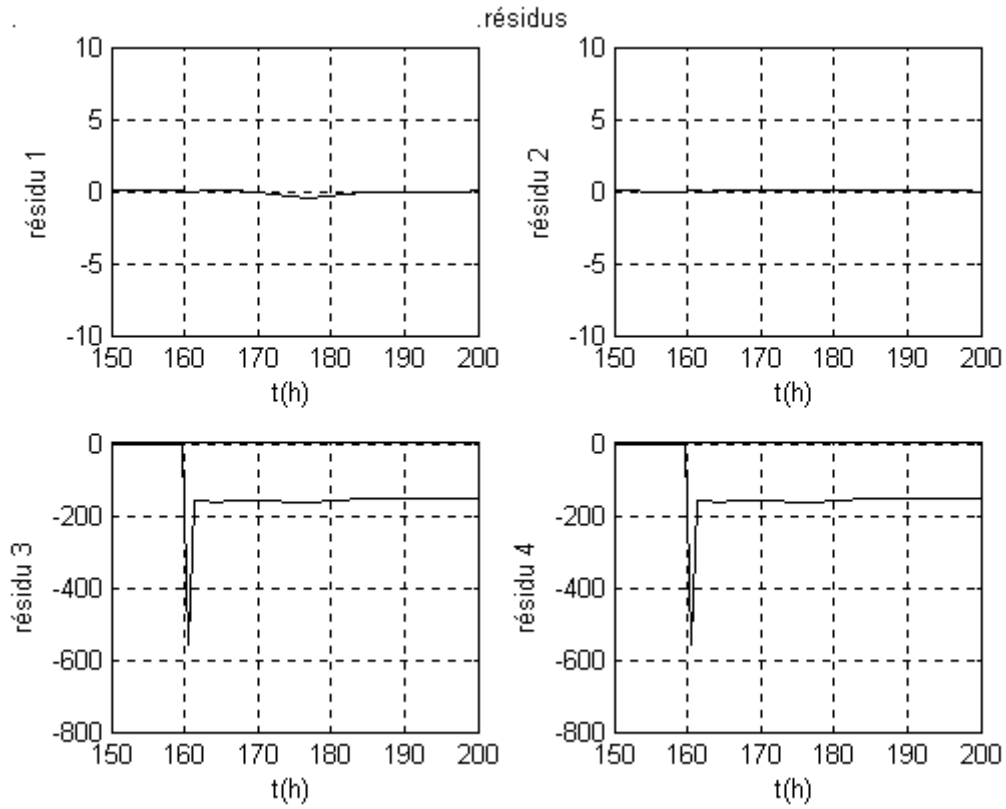


Figure 3.29: Résidus: défaut d'arrivée du réfrigérant (+10%) à t=160h.

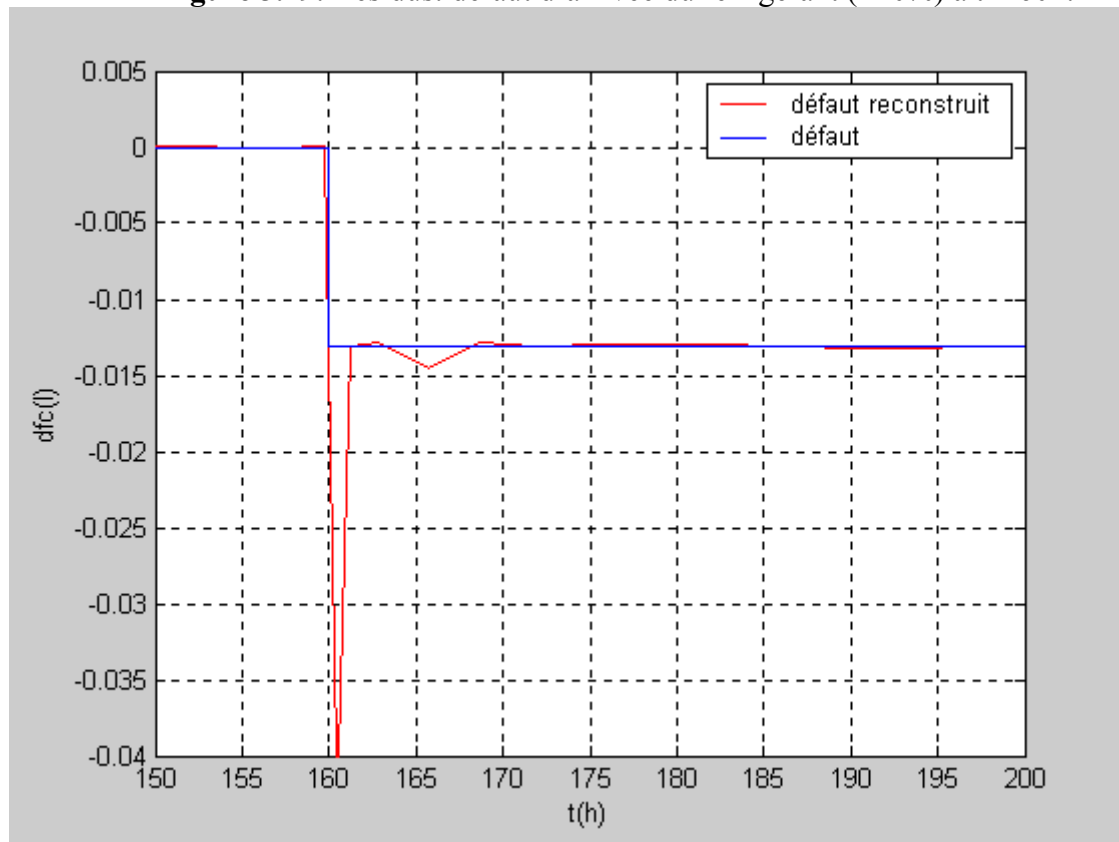


Figure 3.30: Estimation d'un défaut d'arrivée du réfrigérant (-10%) à t=160h.

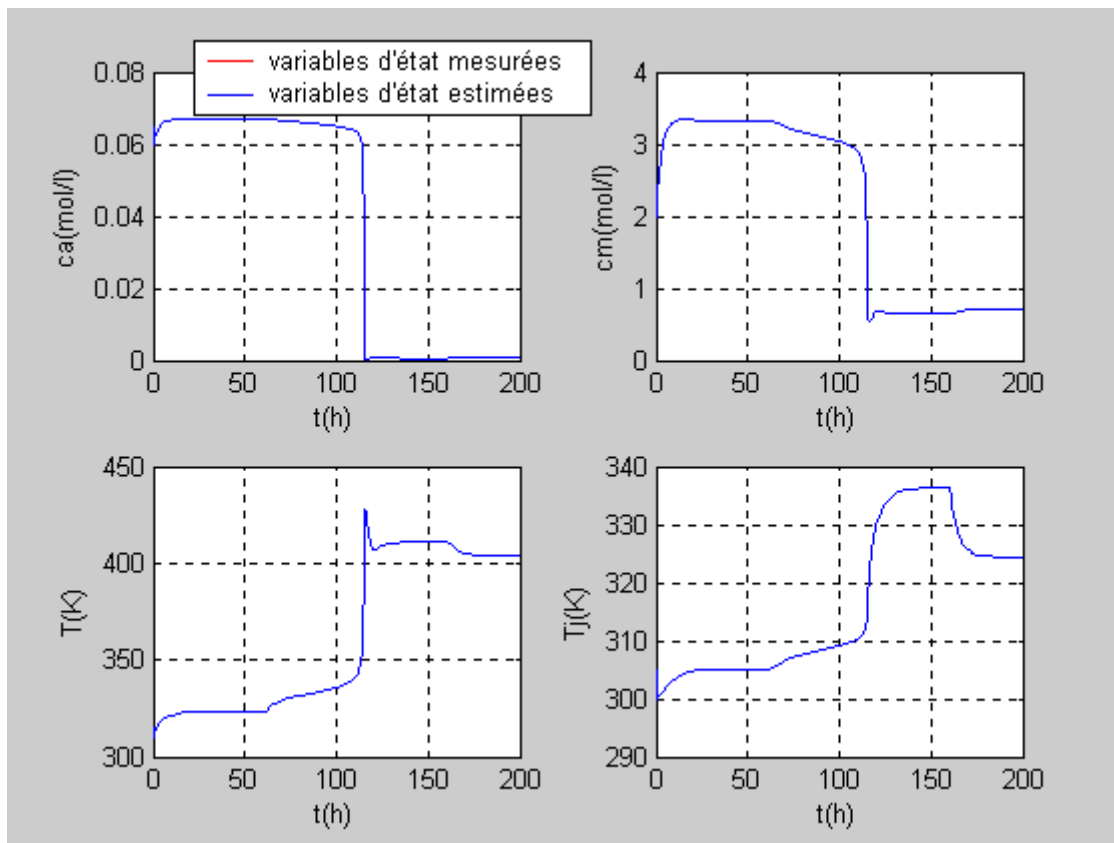


Figure 3.31: Variables estimées par le multiobservateur: apparition d'un défaut d'arrivée du réfrigérant à $t=160$ h.

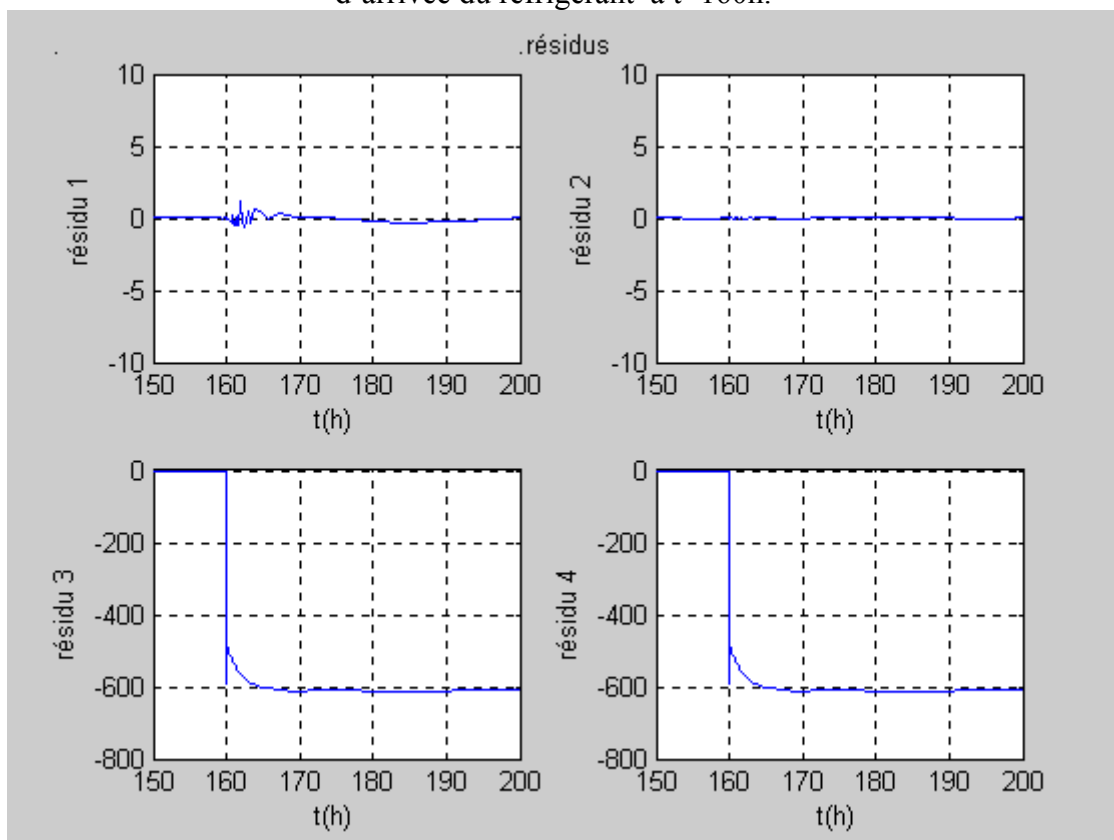


Figure 3.32: Résidus: détérioration de la surface d'échange de chaleur (-30%) à $t=160$ h.

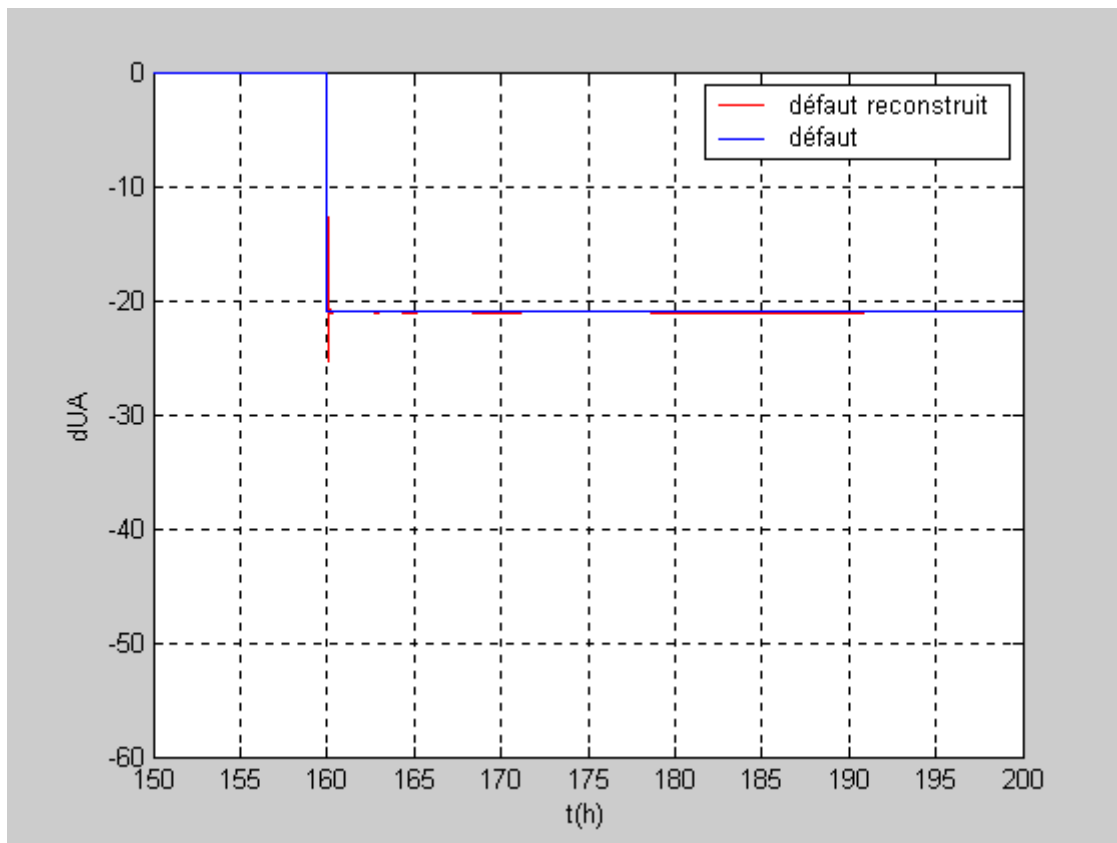


Figure 3.33: Estimation de l'encrassement des parois du réacteur (30%) à $t=160h$.

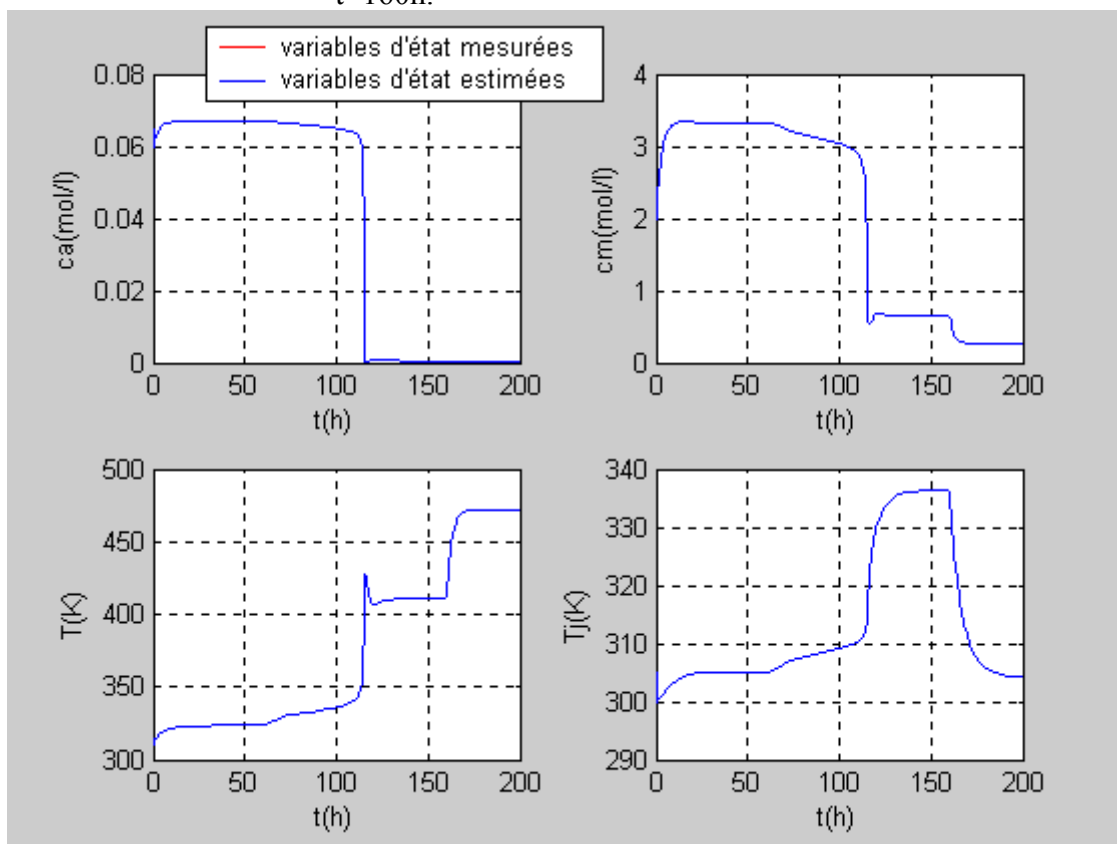


Figure 3.34: Variables estimées par le multiobservateur: encrassement des parois du réacteur à $t=160h$.

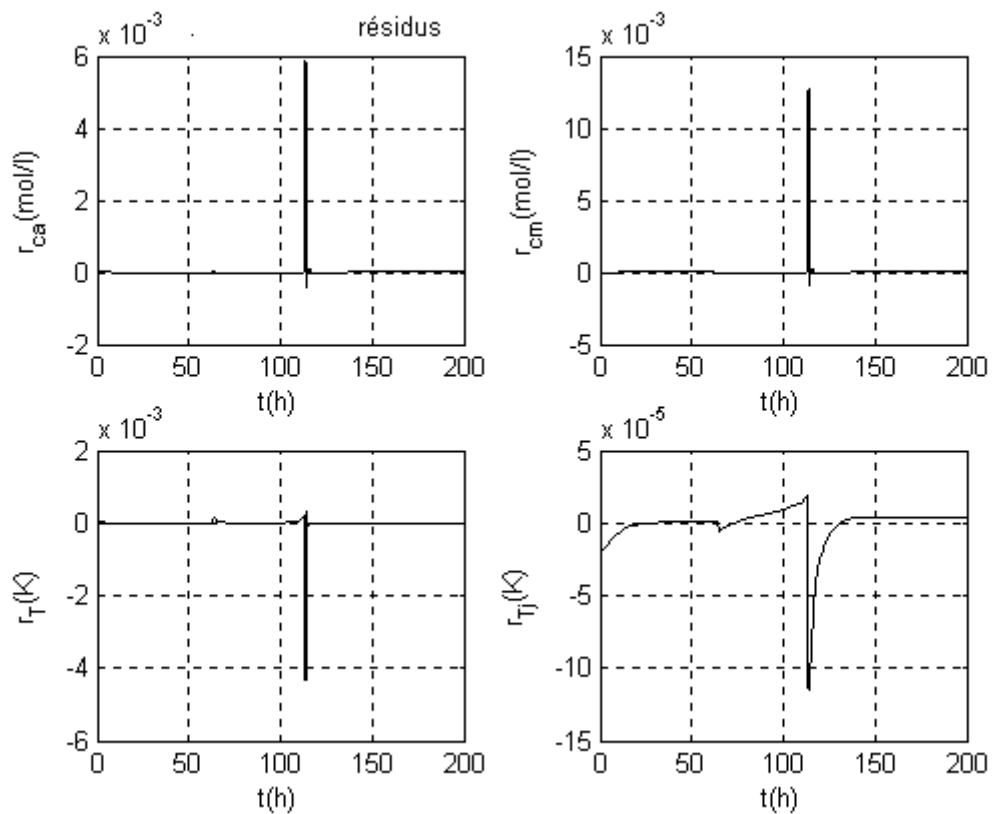


Figure 3.35: résidus: absence de défauts capteurs.

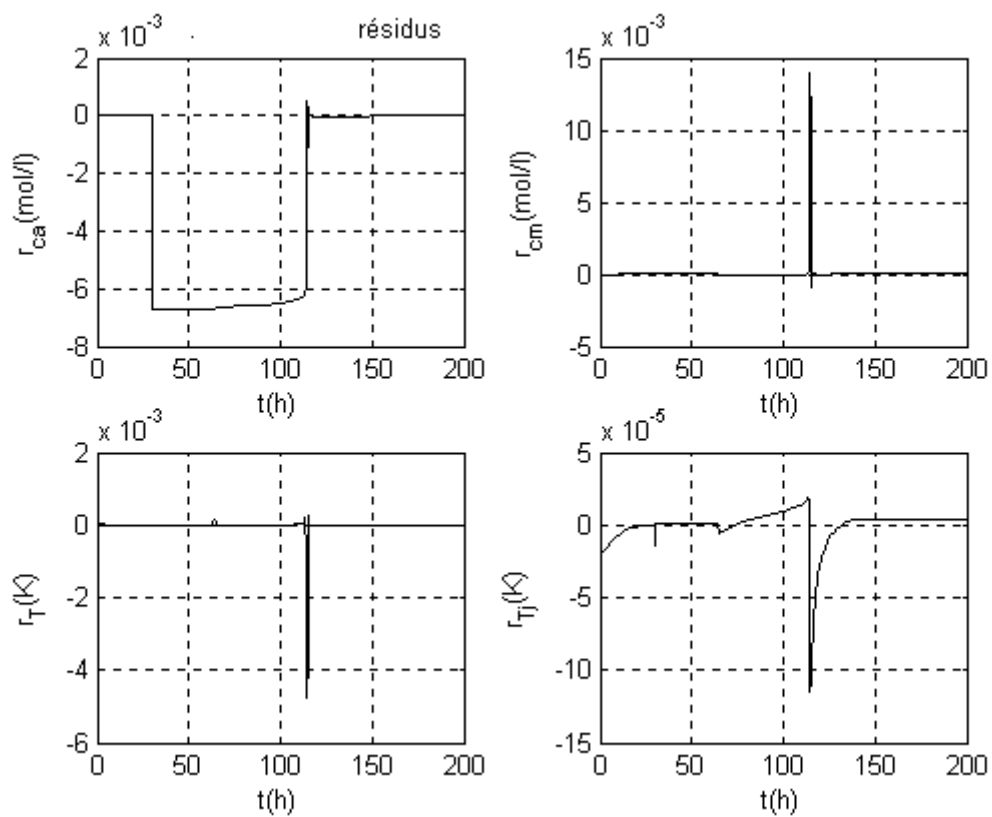


Figure 3.36: résidus: présence d'un défaut sur le capteur de la concentration en amorceur.

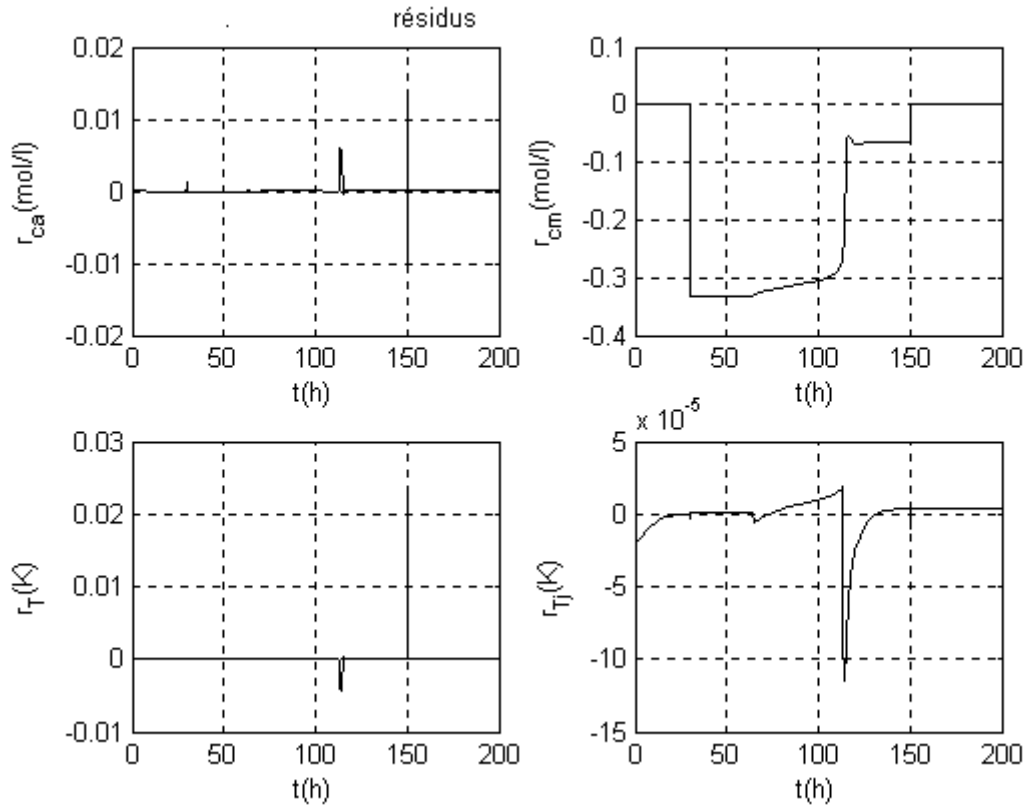


Figure 3.37: résidus: présence d'un défaut sur le capteur de la concentration en monomère.

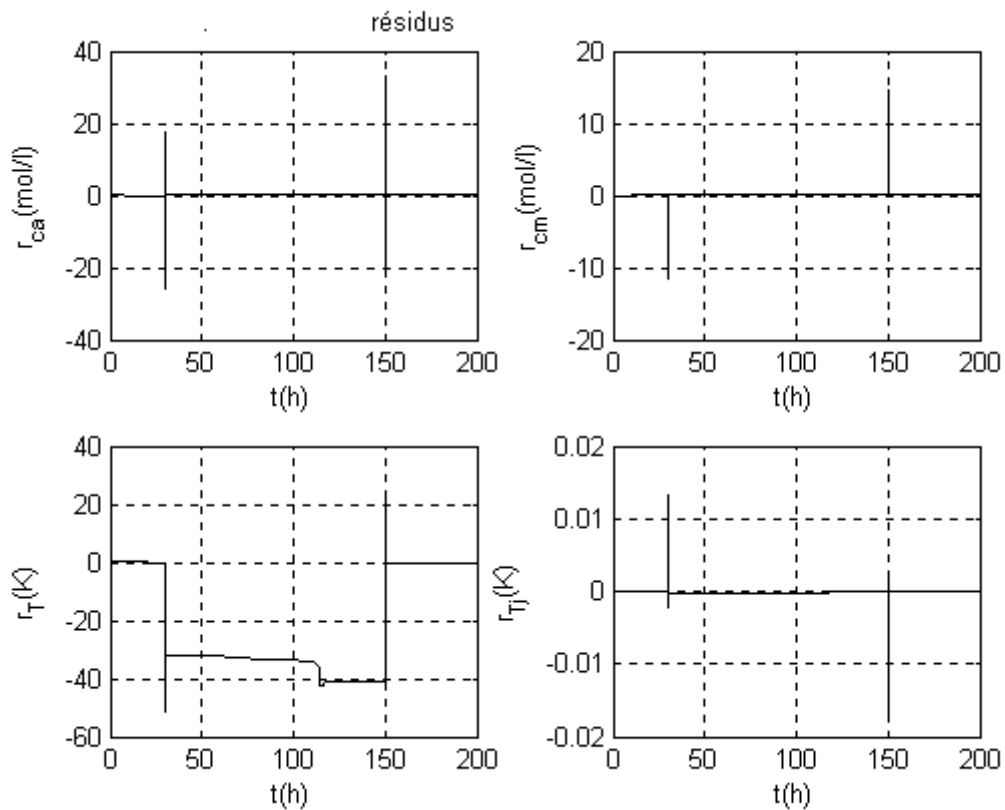


Figure 3.38: résidus: présence d'un défaut sur le capteur de température du réacteur.

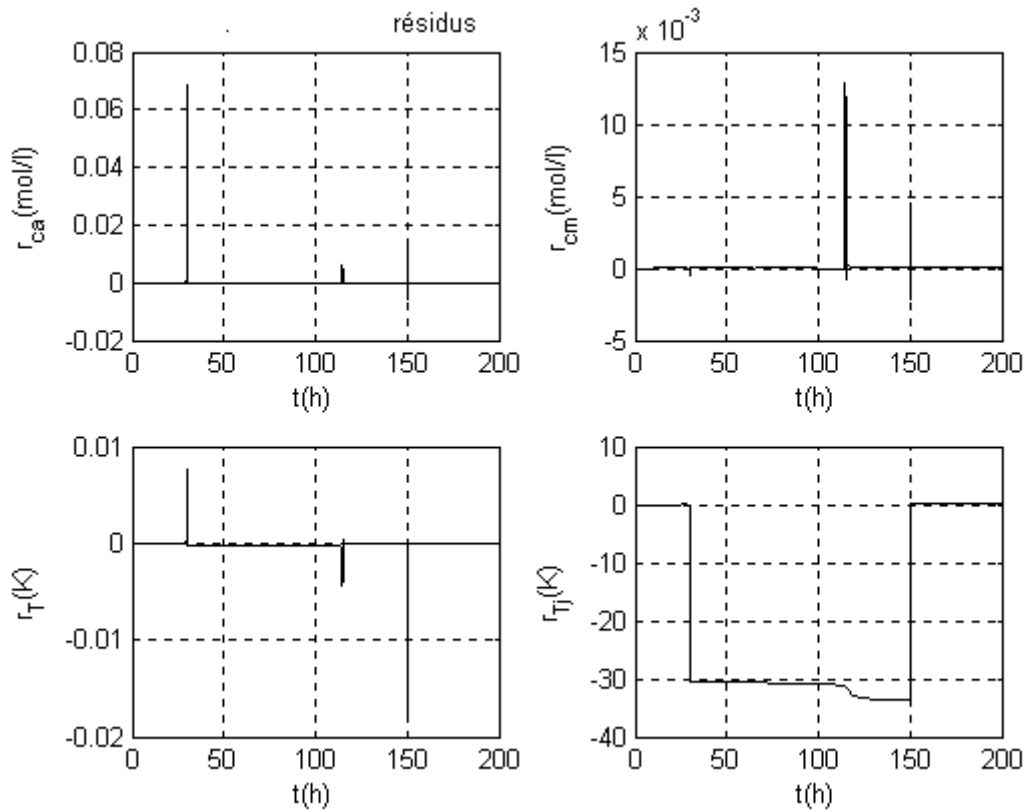


Figure 3.39: résidus: présence d'un défaut sur le capteur de température de la double enveloppe.

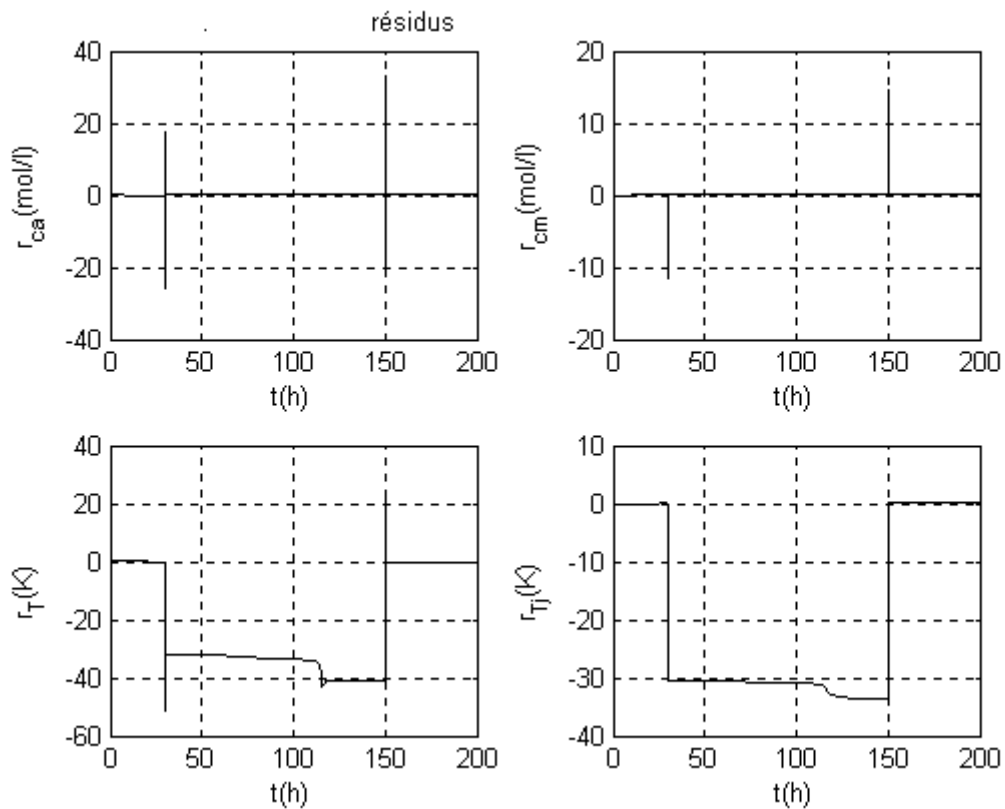


Figure 3.40: résidus: présence d'un défaut sur les capteurs de température du réacteur et de la double enveloppe.

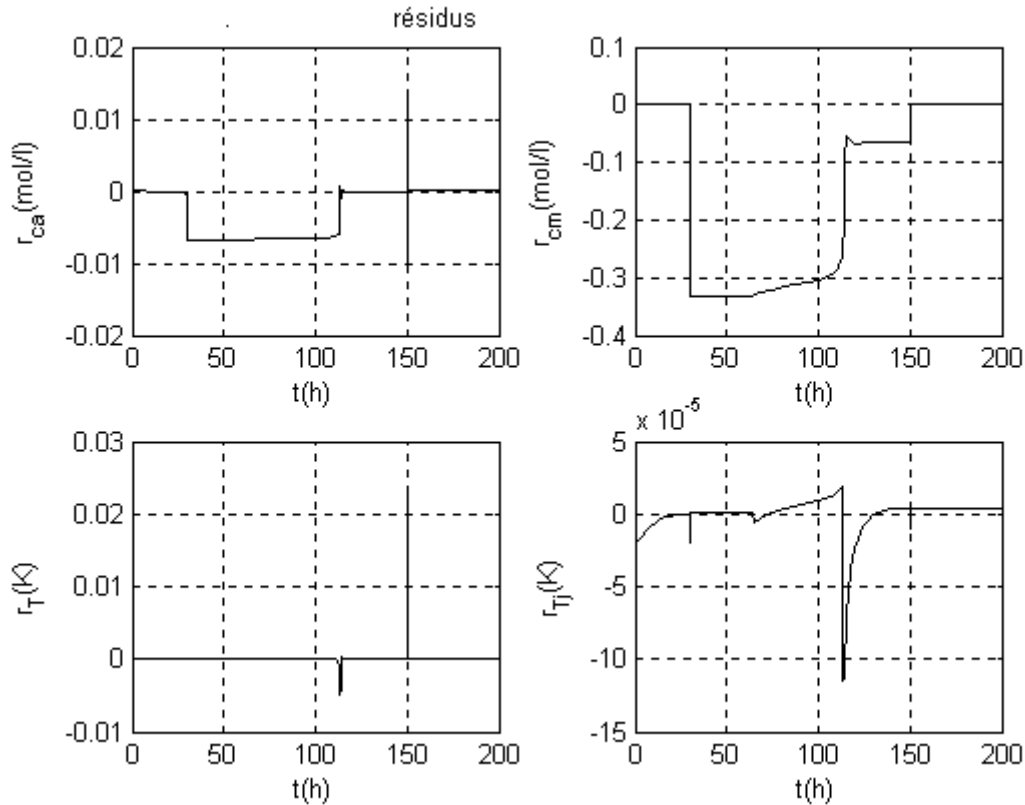


Figure 3.41: résidus: présence d'un défaut sur les capteurs de concentration.

Commentaires :

A travers les figures (3.3) nous remarquons que les résidus sont proche de zéro en l'absence de défauts et de perturbations quelque soit le point de fonctionnement du réacteur. Cependant, la valeur qu'ils prennent autour de zéro diffère.

Des figures (3.4) nous constatons la robustesse des résidus vis à vis des variations de la chaleur de la réaction, quelque soit la phase du processus de polymérisation.

Dans le cas d'apparition d'impuretés, (0.029 mol/l, modélisées comme une diminution de 0.5% de la concentration de l'amorceur), le résidu 2 s'écarte de zéro (figures (3.5), (3.15) et (3.25)). Et sitôt les impuretés détectés, la procédure d'estimation est lancée, et ces impuretés sont estimées (figures (3.6), (3.16) et (3.26)).

Les figures ((3.8)et (3.9)), ((3.18) et (3.19)) et ((3.28) et (3.29)) montrent que le comportement des résidus 3 et 4, qui sont affectés par un défaut d'arrivée du réfrigérant, diffère pour un défaut positif (+10%) ou négatif (-10%), c'est à dire pour un réchauffement ou un refroidissement du fluide refroidissant, il faut donc tenir compte de cela pour fixer le seuil de détection de ce défaut.

Les résidus 3 et 4 sont tous deux affectés soit par un encrassement des parois du réacteur soit un défaut d'arrivée du réfrigérant, car la matrice de découplage ne permet pas de faire la distinction. Cependant, pour distinguer entre ces deux défauts le bloc d'estimation fournit une estimation nulle du changement dans la dynamique de la

troisième variable d'état pour un défaut d'arrivée du réfrigérant, ce qui n'est pas le cas si les parois du réacteur sont encrassées.

Nous constatons aussi que l'estimation des défauts nécessite, pour certains défauts, une période transitoire de durée assez longue mais dans la majorité des cas l'approximation de ces défauts est satisfaisante.

Le multiobservateur par modes glissants robuste vis à vis des variations paramétriques donne une bonne estimation de l'état quelque soit le paramètre qui varie, et même s'il varie dans de fortes proportions (des variations de 80% des paramètres considérés) (figures (3.27), (3.31) et (3.34)). Si nous choisissons comme vecteur résidu l'erreur entre les mesures et leurs estimées, la détection et la localisation de tous les défauts capteurs est possible car chaque erreur entre une mesure donnée et son estimée répond en échelon à un défaut affectant le capteur concerné et est remarquablement sensible aux autres défauts qu'aux instants de leurs apparitions ou atténuations (figures de (3.36) à (3.39)). La détection et la localisation de défauts multiple est aussi possible (figures (3.40) et (3.41)).

3.8 Conclusion:

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à diagnostiquer un ensemble de défauts système susceptibles d'affecter le réacteur de polymérisation de styrène en présence d'une certaine perturbation. La méthodologie suivie peut être utilisée pour détecter, localiser et estimer tous les défauts possibles. Pour ce faire une batterie de générateurs de résidus et estimateurs de défauts doit être mise en œuvre, chaque bloc sensible à un ensemble de défauts sauf à un (structure d'observateurs généralisés). Les résultats de simulation montrent l'efficacité de l'observateur de défauts pour la génération de résidus robustes. La synthèse d'un des observateurs par modes glissants dont la structure a été étudiée dans le chapitre 2 n'a pas été possible sauf pour le multiobservateur, cet observateur présente de bonnes performances pour diagnostiquer les défauts capteurs.

Chapitre 4

Diagnostic des défauts d'un processus chimique

4.1 Introduction:

Certaines substances dites catalyseurs peuvent intervenir dans une réaction chimique par une interaction intermédiaire avec les réactifs afin d'augmenter la vitesse des réactions ou leur initiation. Une caractéristique importante des catalyseurs est leur empoisonnement, c'est à dire la perte partielle ou totale de leur activité sous l'action des impuretés étrangères présentes dans le mélange réactionnel, dites poisons catalytiques tels que l'acide cyanhydrique HCN, l'oxyde de carbone, les sels du mercure, les composés du phosphore, de l'arsenic ou du plomb. Un catalyseur peut aussi perdre son activité quand sa surface active diminue par suite du frittage ou d'une fusion partielle de la surface catalytique ou encore de l'encrassement: dépôt des produits solides de la réaction ou de la poussière à la surface catalytique.

Quand l'empoisonnement est réversible, le catalyseur ne perd son activité que tant qu'il demeure en contact avec le poison et l'introduction d'un mélange gazeux frais rétablit complètement son activité. L'estimation du défaut de catalyse permet alors de déduire le taux d'empoisonnement catalytique et de définir la quantité de gaz nécessaire.

Dans ce qui suit, nous nous intéressons à la détection, la localisation et l'estimation de la détérioration des performances de catalyse dans un processus chimique où l'heptane est converti catalytiquement en toluène: l'hydrocarbure liquide employé comme solvant et détachant ainsi que dans la préparation de colorants et de médicaments. Trois autres défauts sont aussi à détecter et à localiser: un défaut de concentration entrante en réactif (l'heptane), la détérioration de la canalisation et un défaut d'alimentation en vapeur et ceci en tenant compte de la variation du coefficient d'échange de l'échangeur thermique considérée comme perturbation.

Tout d'abord, le diagnostic de défauts est effectuée en utilisant l'observateur et estimateur de défauts [LAL04] puis par une méthode de détection et d'estimation robuste basée observateur par modes glissants et réseaux de neurones proposée par [JUN04].

4.2 Description du processus chimique [WAT89] :

Soit le processus chimique où l'heptane est converti catalytiquement en toluène et fonctionnant autour d'un point d'équilibre stable. La réaction se déroulant est donné par: $C_7H_{16} \rightarrow C_7H_8 + 4H_2$. La vitesse de la réaction est contrôlée en commandant la température du réacteur. Le comportement du processus de catalyse est décrit par les équations suivantes:

$$\begin{aligned}
 \dot{T} &= \frac{F}{V}(T_a - T) - \frac{\Delta H}{\rho C_p} k_0 \exp\left(\frac{-E}{RT}\right) C_{C_7H_{16}} + \frac{UA}{\rho C_p V}(T_h - T) \\
 \dot{C}_{C_7H_8} &= -\frac{F}{V} C_{C_7H_8} + k_0 \exp\left(\frac{-E}{RT}\right) C_{C_7H_{16}} \\
 \dot{C}_{H_2} &= -\frac{F}{V} C_{H_2} + 4k_0 \exp\left(\frac{-E}{RT}\right) C_{C_7H_{16}} \\
 \dot{C}_{C_7H_{16}} &= -\frac{F}{V} C_{C_7H_{16}} - k_0 \exp\left(\frac{-E}{RT}\right) C_{C_7H_{16}} + \frac{F}{V} C_{C_7H_{16}}^i \\
 \dot{T}_h &= \frac{1}{\tau}(T_c - T_h) + \frac{K_h}{\tau} s_h
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

avec :

$$\Delta H = 2.206 \times 10^5 + 6.2044 \times 10^1 T - 5.536 \times 10^{-2} T^2 - 1.15 \times 10^{-6} T^3 + 3.1496 \times 10^{-7} T^4$$

Le régulateur PI est donné par:

$$\begin{aligned}
 \dot{s}_i &= \frac{k_c}{T_i^*} (u_c - KT) \\
 s_h &= k_c (u_c - KT) + s_i
 \end{aligned} \tag{4.2}$$

Afin d'effectuer le diagnostic de défauts un modèle réduit est utilisé. Il est donné par la forme d'état suivante :

$$\begin{aligned}
 \dot{x}_1 &= \frac{F}{V}(T_a - x_1) - \frac{\Delta H}{\rho C_p} k_0 \exp\left(\frac{-E}{Rx_1}\right) x_2 + \frac{UA}{\rho C_p V}(x_3 - x_1) \\
 \dot{x}_2 &= -\frac{F}{V} x_2 - k_0 \exp\left(\frac{-E}{Rx_1}\right) x_2 + \frac{F}{V} C_{C_7H_{16}}^i \\
 \dot{x}_3 &= \frac{1}{\tau}(T_c - x_3) + \frac{K_h}{\tau} (k_c (u_c - Kx_1) + x_4) \\
 \dot{x}_4 &= \frac{k_c}{T_i^*} (u_c - Kx_1)
 \end{aligned} \tag{4.3}$$

$$y = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \tag{4.4}$$

où :

- x_1 : température du réacteur (T)
- x_2 : concentration du réactif ($C_{C_7H_{16}}$)
- x_3 : température du chauffage (T_h)
- x_4 : sortie de l'intégrateur du régulateur PI.

Les natures et les données numériques de tous les paramètres, ainsi que les dimensions du réacteur sont données dans l'annexe.

Dans cette partie, nous nous intéressons à diagnostiquer les défauts suivants:

- Détérioration des performances de catalyse: entraînant une diminution du facteur de fréquence k_0 [WAT89] .
- Détérioration de la canalisation: entraînant une diminution du débit F .
- Défaut de concentration entrante en réactif: modélisé comme une variation de $C_{C_7H_{16}}^i$ autour de sa valeur nominale.
- Défaut d'alimentation en vapeur: modélisé comme une variation de τ autour de sa valeur nominale.

La variation du coefficient d'échange de l'échangeur thermique (ΔU) est considérée comme perturbation.

Nous obtenons alors le modèle défaillant suivant:

$$\begin{aligned}
 \dot{x}_1 &= \frac{F}{V}(T_a - x_1) - \frac{\Delta H}{\rho C_p} k_0 \exp\left(\frac{-E}{Rx_1}\right) x_2 + \frac{UA}{\rho C_p V}(x_3 - x_1) + \frac{1}{V}(T_a - x_1)\Delta F - \frac{\Delta H}{\rho C_p} \exp\left(\frac{-E}{Rx_1}\right) x_2 \Delta k_0 \\
 &\quad + \frac{A}{\rho C_p V}(x_3 - x_1)\Delta U \\
 \dot{x}_2 &= -\frac{F}{V}x_2 - k_0 \exp\left(\frac{-E}{Rx_1}\right) x_2 + \frac{F}{V}C_{C_7H_{16}}^i + \frac{\Delta F}{V}(C_{C_7H_{16}}^i - x_2) - \Delta k_0 \exp\left(\frac{-E}{Rx_1}\right) x_2 + \frac{F}{V}\Delta C_{C_7H_{16}}^i \\
 \dot{x}_3 &= \frac{1}{\tau}(T_c - x_3) + \frac{K}{\tau}(k_c(u_c - Kx_1) + s_i) - \frac{1}{\tau^2}(T_c - x_3 + K(k_c(u_c - Kx_1) + s_i))\Delta\tau
 \end{aligned}
 \tag{4.5}$$

4.3 Diagnostic des défauts en utilisant l'observateur-estimateur de défauts [LAL04] :

4.3.1 Estimation de la température du chauffage:

Comme la mesure de la température du chauffage n'est pas disponible, il est nécessaire d'avoir une bonne estimation de celle ci afin d'établir le diagnostic en utilisant l'observateur de défauts [LAL04]. Nous allons donc synthétiser un observateur

par modes glissants [DJE02] robuste vis-à-vis de variations des paramètres du processus.

Cet observateur prend la forme suivante:

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}}_1 &= \frac{F}{V}(T_a - x_1) - \frac{\Delta H}{\rho C_p} k_0 \exp\left(\frac{-E}{R x_1}\right) x_2 + \frac{UA}{\rho C_p V}(\hat{x}_3 - x_1) + \lambda_1 \text{sign}(x_1 - \hat{x}_1) \\ \dot{\hat{x}}_3 &= \frac{1}{\tau}(T_c - \hat{x}_3) + \frac{K_h}{\tau} s_h + \lambda_2 \text{sign}(x_1 - \hat{x}_1)\end{aligned}\quad (4.6)$$

$$\text{avec : } |\lambda_1| > \frac{UA}{\rho C_p V} |e_3|_{\max} \quad \text{où : } e_3 = x_3 - \hat{x}_3. \quad (4.7)$$

$$\lambda_2 > 0. \quad (4.8)$$

4.3.1 Simulations:

Les défauts considérés sont des biais de $\pm 30\%$ des valeurs nominales. Ces défauts apparaissent à l'instant $t=50s$.

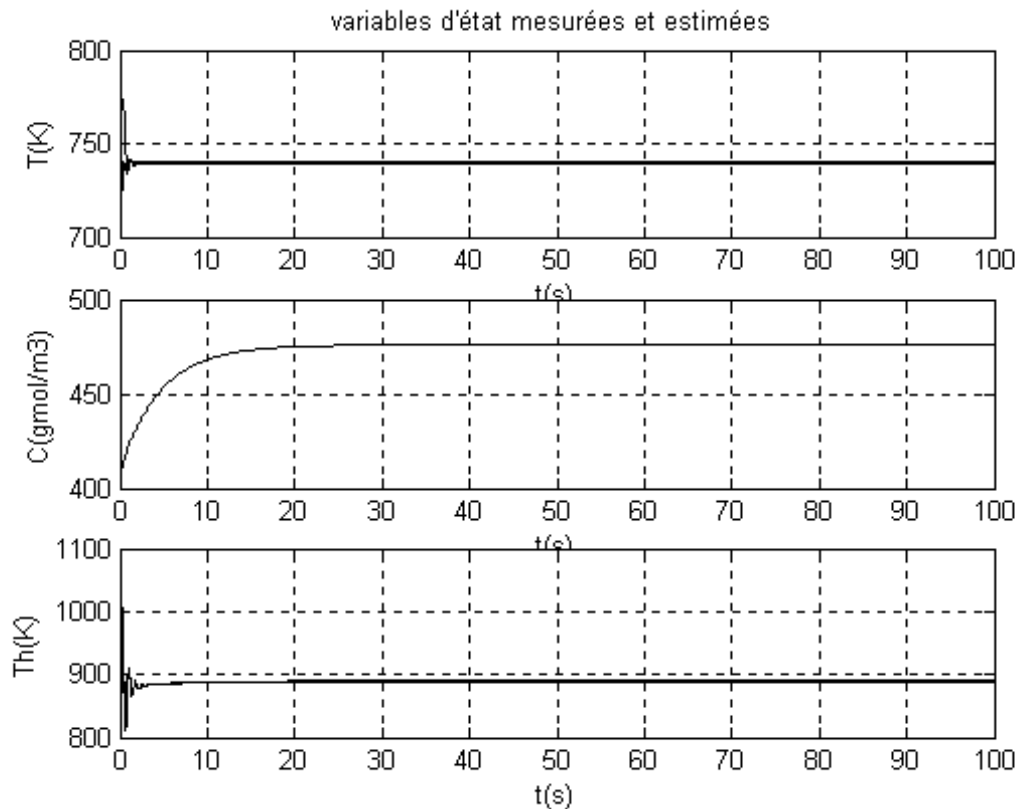


Figure 4.1 variables d'état mesurées et estimées.

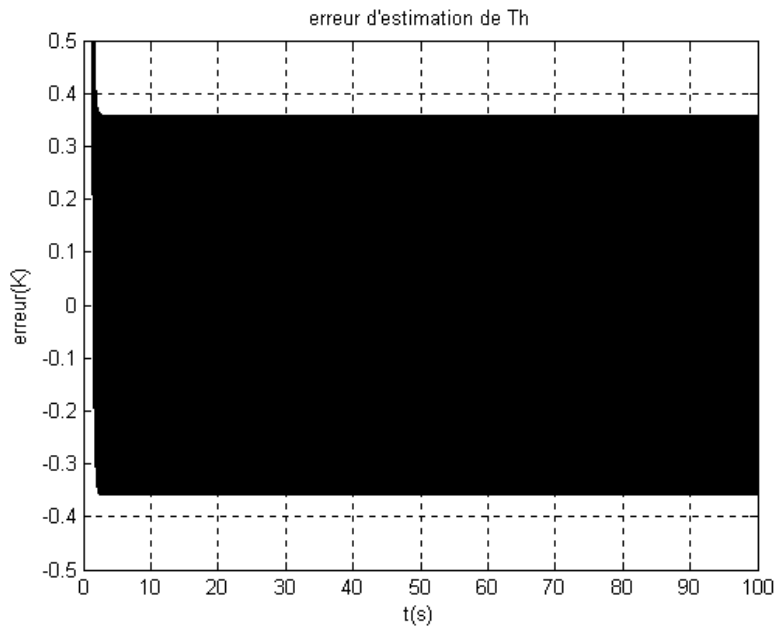


Figure 4.2 erreur d'estimation de la température du chauffage

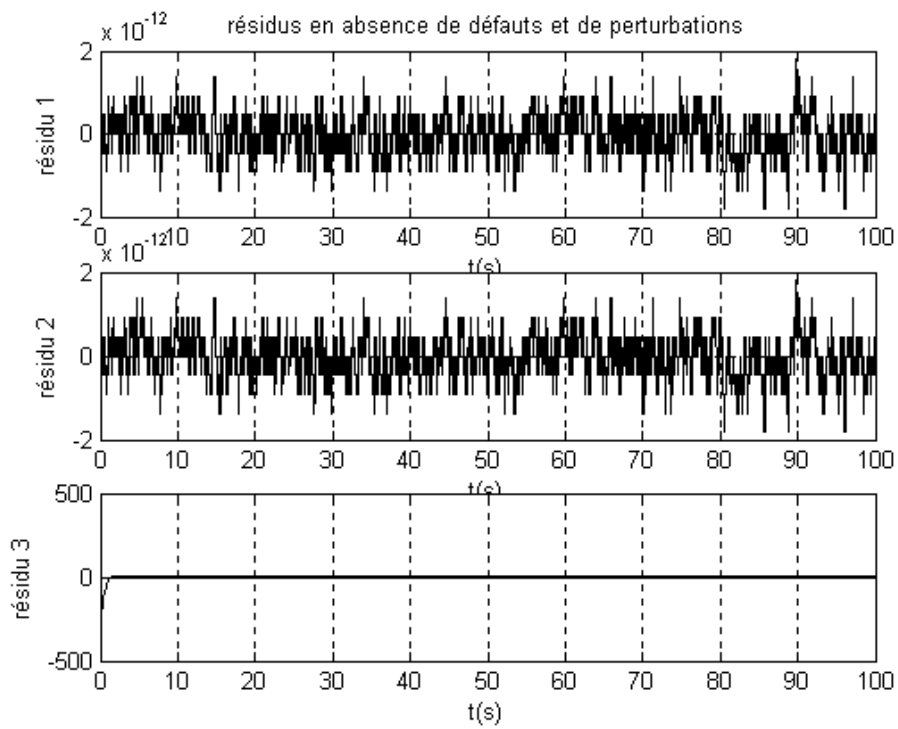


Figure 4.3 : Observateur de défauts.

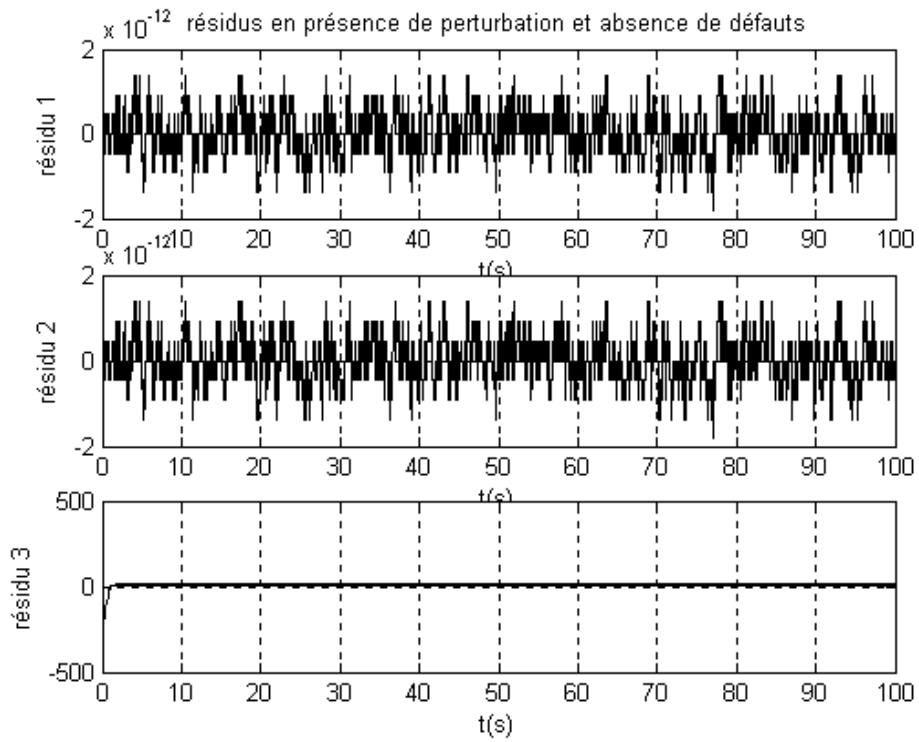


Figure 4.4 : Observateur de défauts.

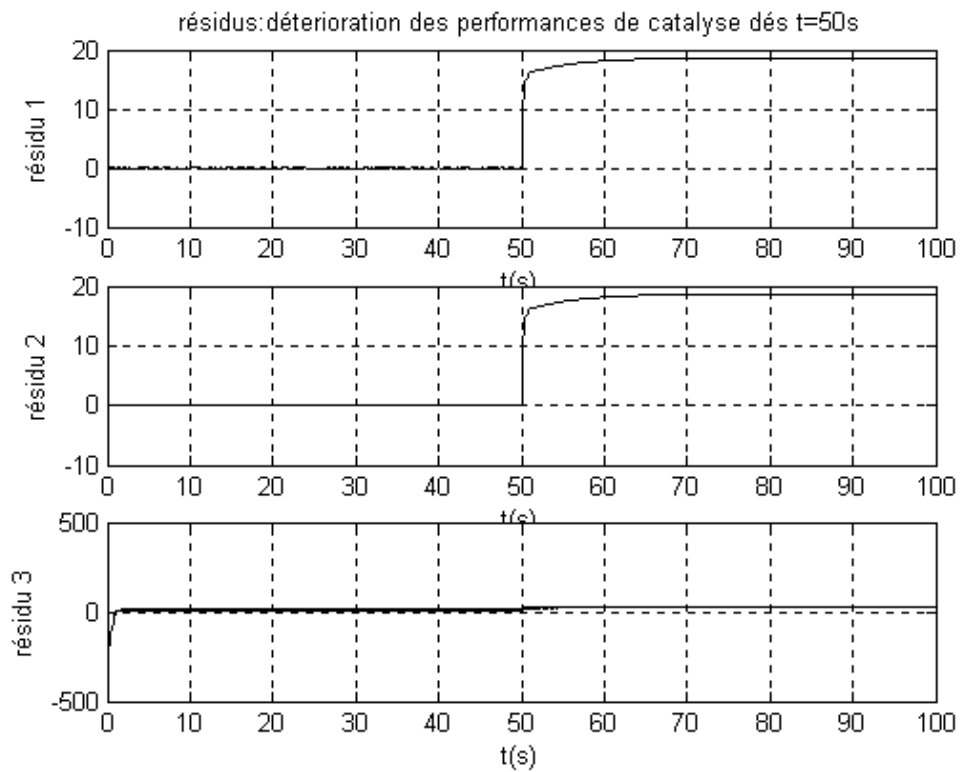


Figure 4.5 : Observateur de défauts.

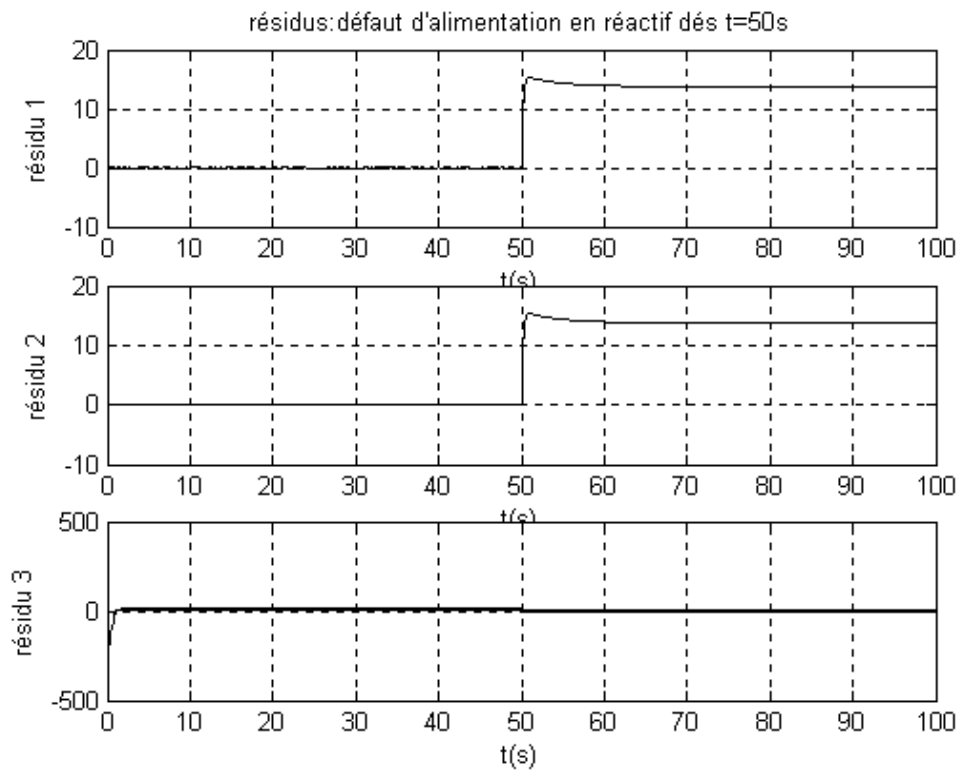


Figure 4.6 : Observateur de défauts.

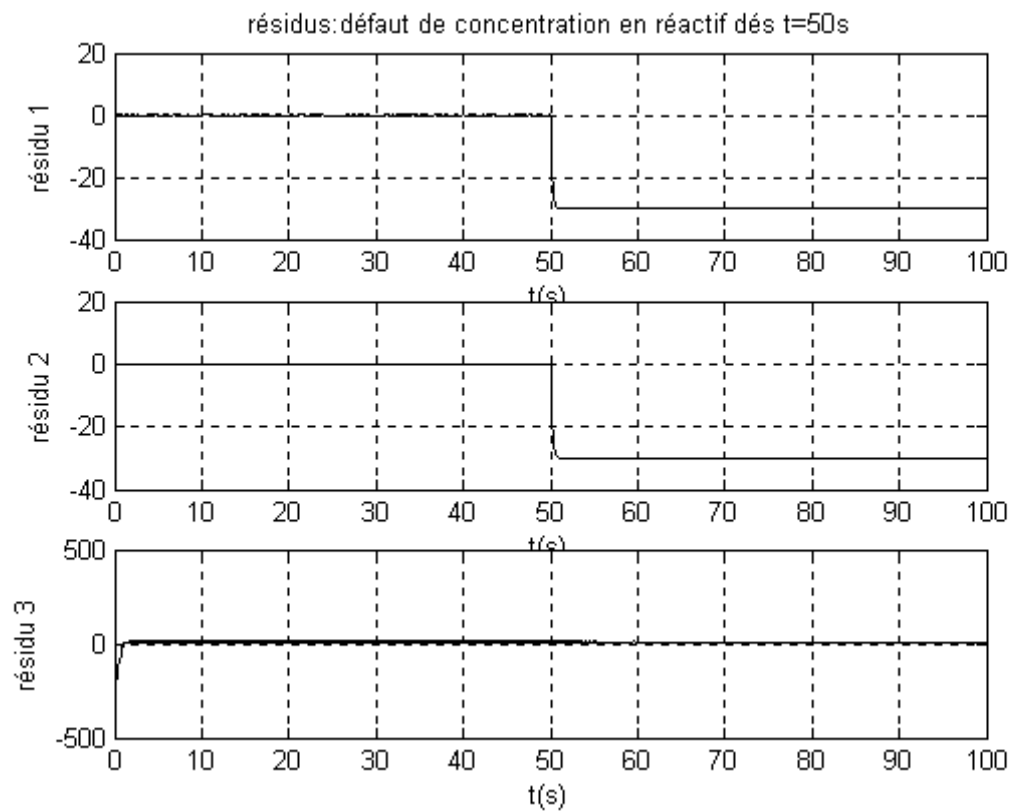


Figure 4.7 : Observateur de défauts.

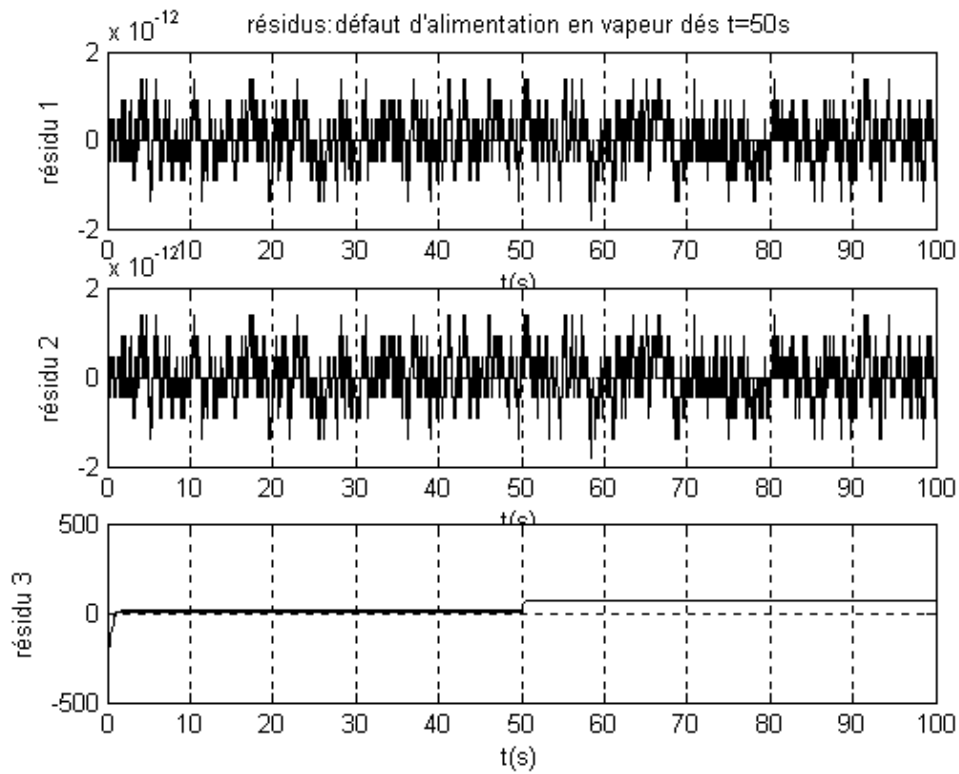


Figure 4.8 : Observateur de défauts.

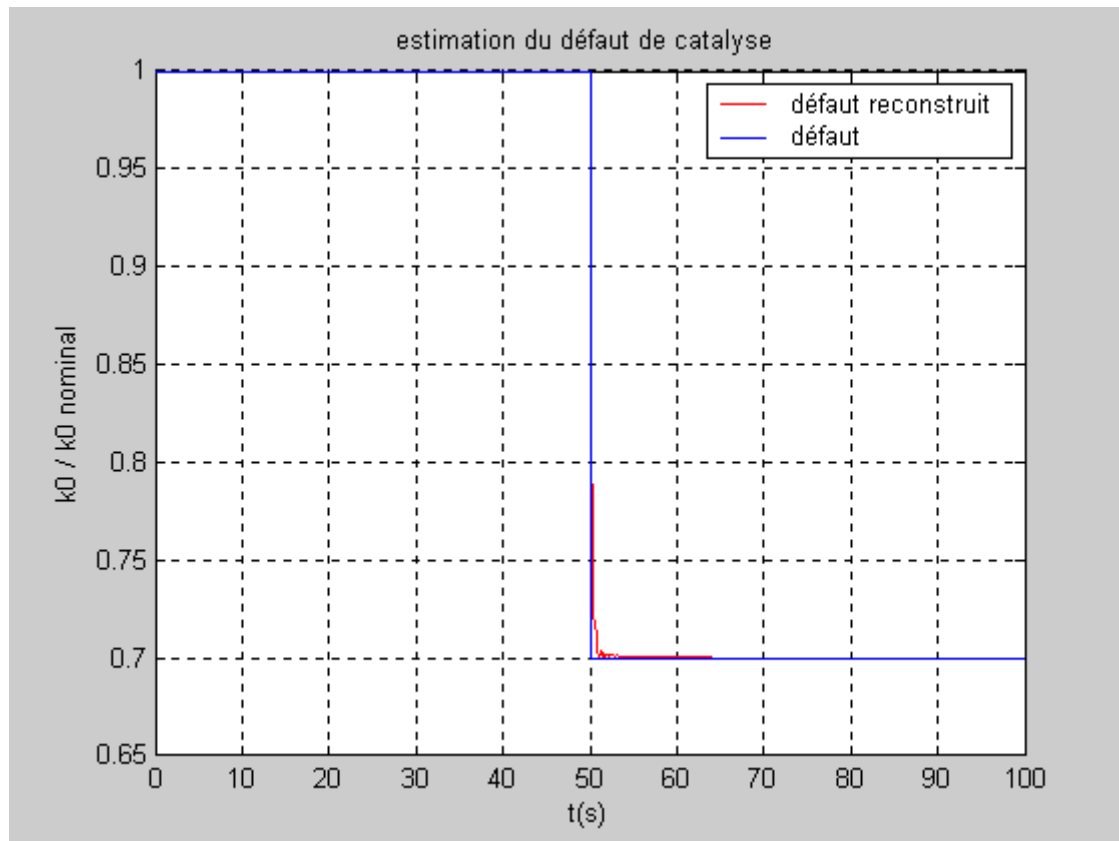


Figure 4.9: Approximation du défaut de catalyse par l'estimateur de défauts.

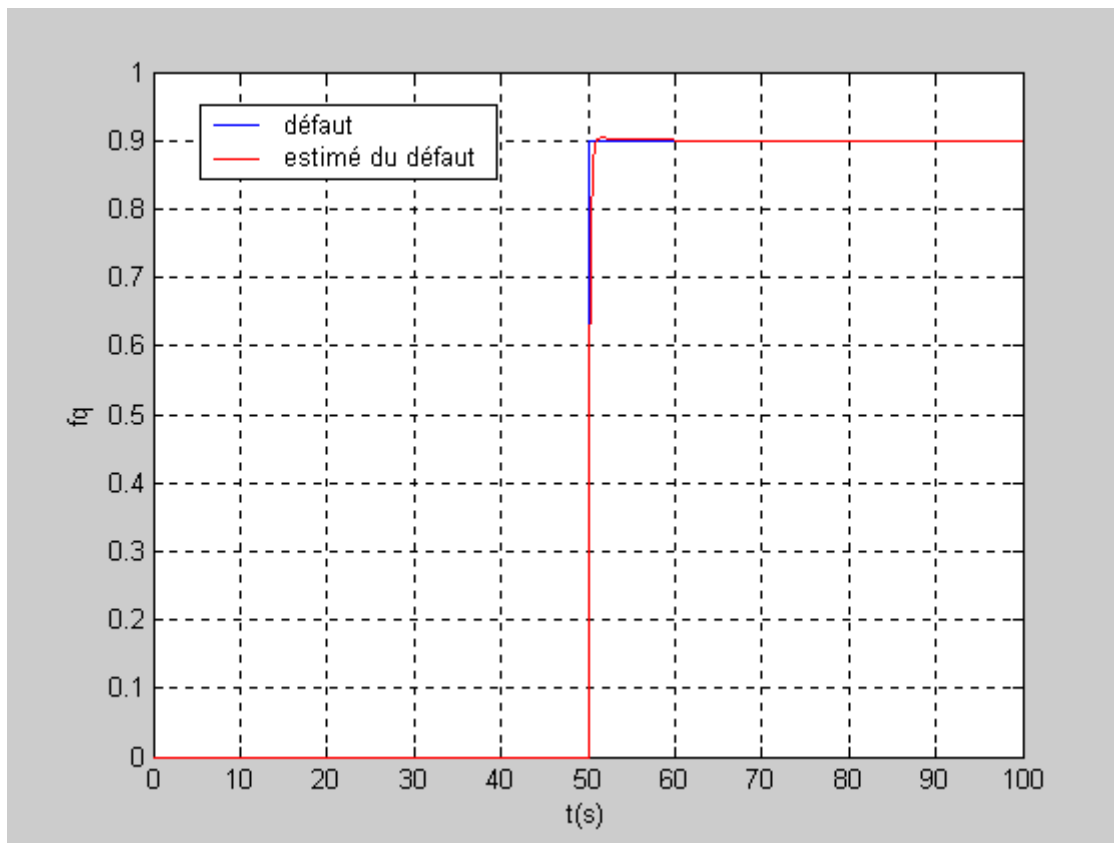


Figure 4.10: Approximation du défaut d'alimentation en réactif par l'estimateur de Défauts.

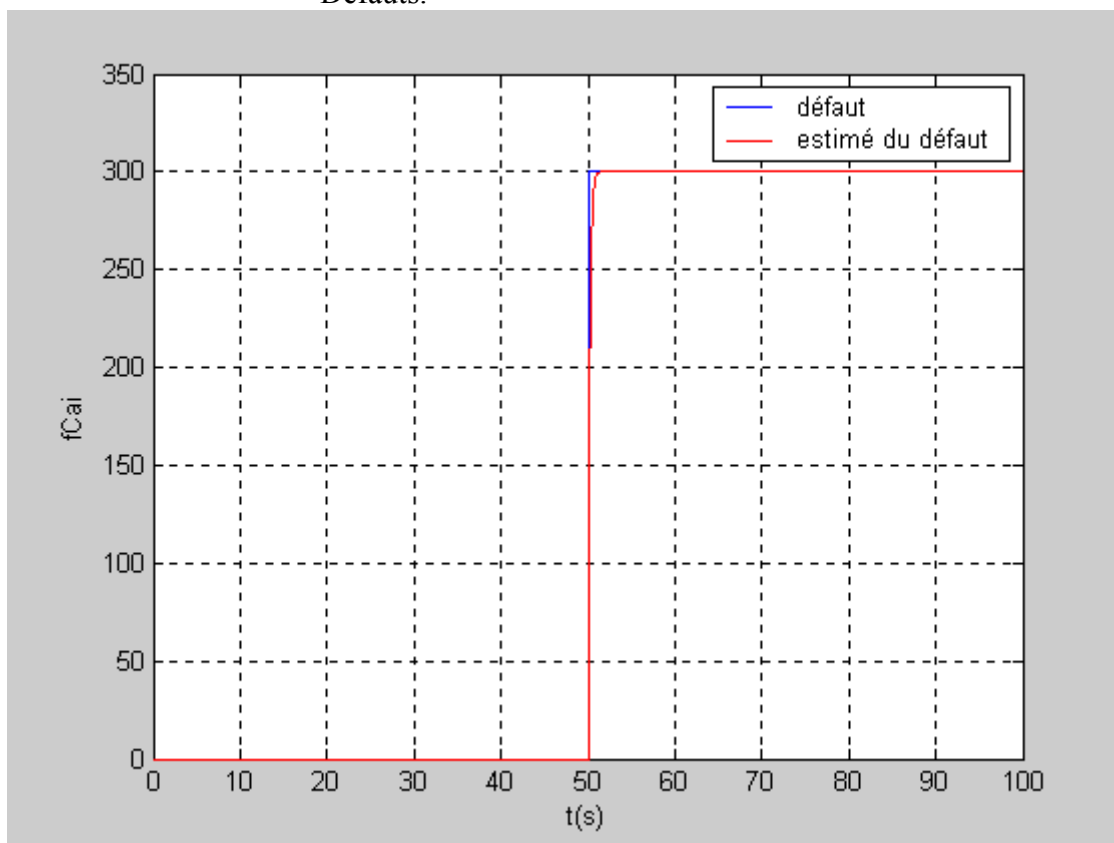


Figure 4.11: Approximation du défaut de concentration en réactif par l'estimateur de défauts.

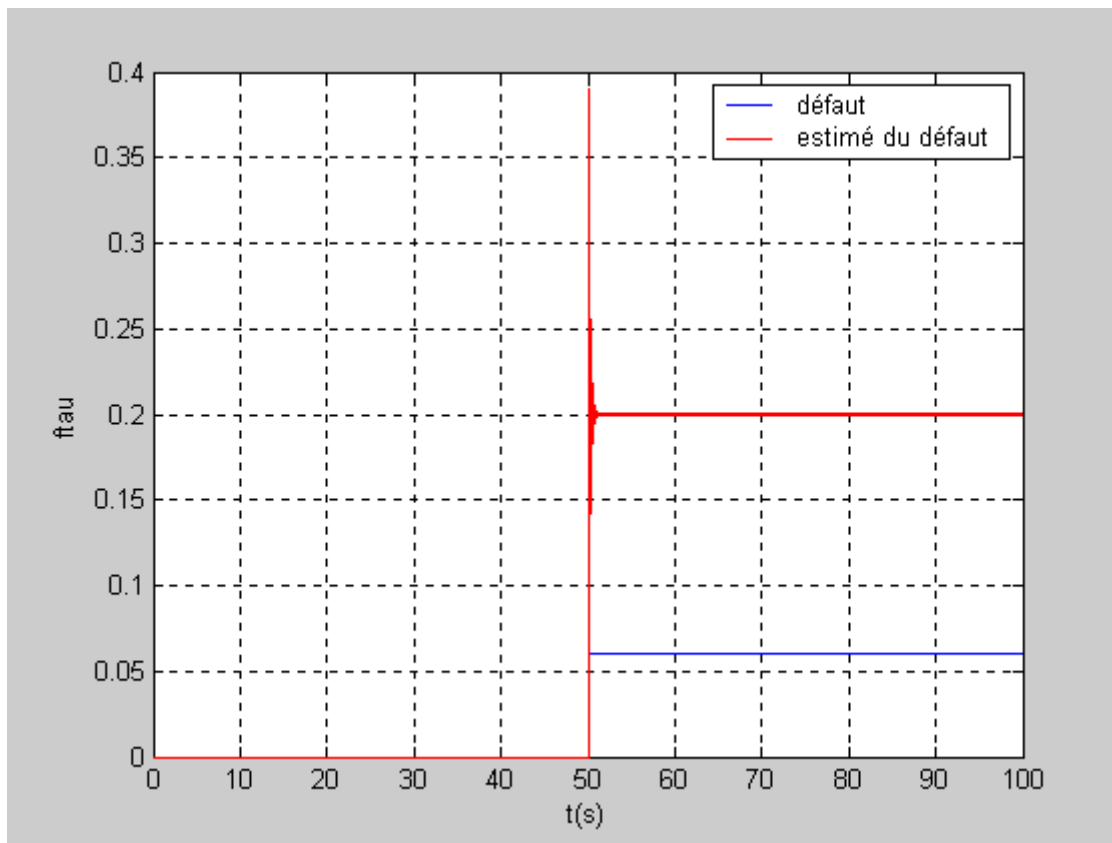


Figure 4.12: Approximation du défaut d'alimentation en vapeur par l'estimateur de défauts.

Commentaires:

A travers la figure (4.3), nous remarquons que les résidus générés par l'observateur de défauts [LAL04] sont centrés autour de zéro en l'absence de défauts et de perturbation.

De la figure (4.4), nous constatons que la perturbation n'a pas d'influence sur les résidus car la matrice de découplage est choisie afin de vérifier cette contrainte.

D'après les figures (4.5), (4.6), (4.7) et (4.8), nous pouvons dresser la table de signatures suivantes :

Défaut /Résidus	Résidu 1	Résidu 2	Résidu 3
Détérioration des performances de catalyse	1	1	1
Défaut d'alimentation en réactif	1	1	0
Défaut de concentration en réactif	1	1	0
Défaut d'alimentation en vapeur	0	0	1

Tableau 4.1: Table de signatures des défauts.

La matrice de découplage ne permet pas de distinguer entre un défaut de concentration entrante en heptane et la détérioration de la canalisation alimentant le réacteur en ce réactif. Les deux autres défauts sont isolables.

Aussitôt les défauts détectés la procédure d'estimation est lancée, nous obtenons de très bonnes estimations des défauts dont la distribution ne dépend pas de la commande (figures (4.9), (4.10) et (4.11)), cependant pour un défaut d'alimentation en vapeur l'estimation est erronée (figure (4.12)).

4.4 Diagnostic robuste via un observateur par modes glissants et réseau de neurones [JUN04]:

Dans cette partie, nous utilisons le méthode présentée par [JUN04] pour le diagnostic des défauts.

4.4.1 Simulations:

Les même défauts considérés précédemment sont considérés dans cette partie. Nous testons les performances de l'observateur pour différentes valeurs du gain de la surface de commutation.

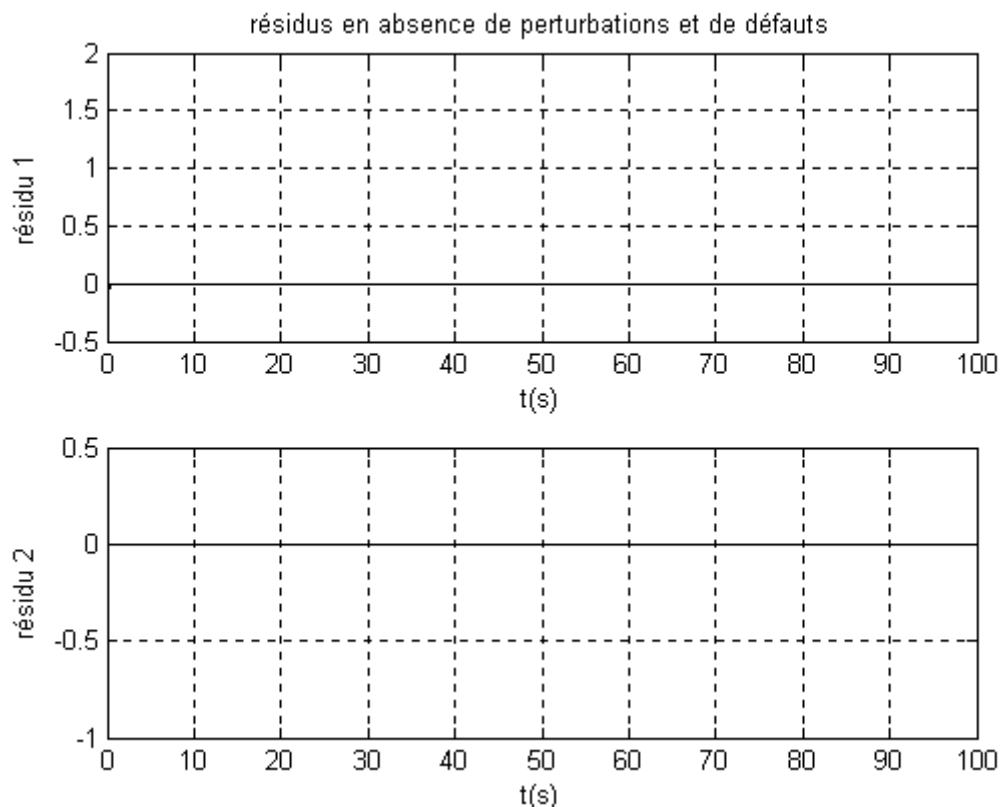


Figure 4.13: Observateur [JUN04] ($\text{rau}=0.4$).

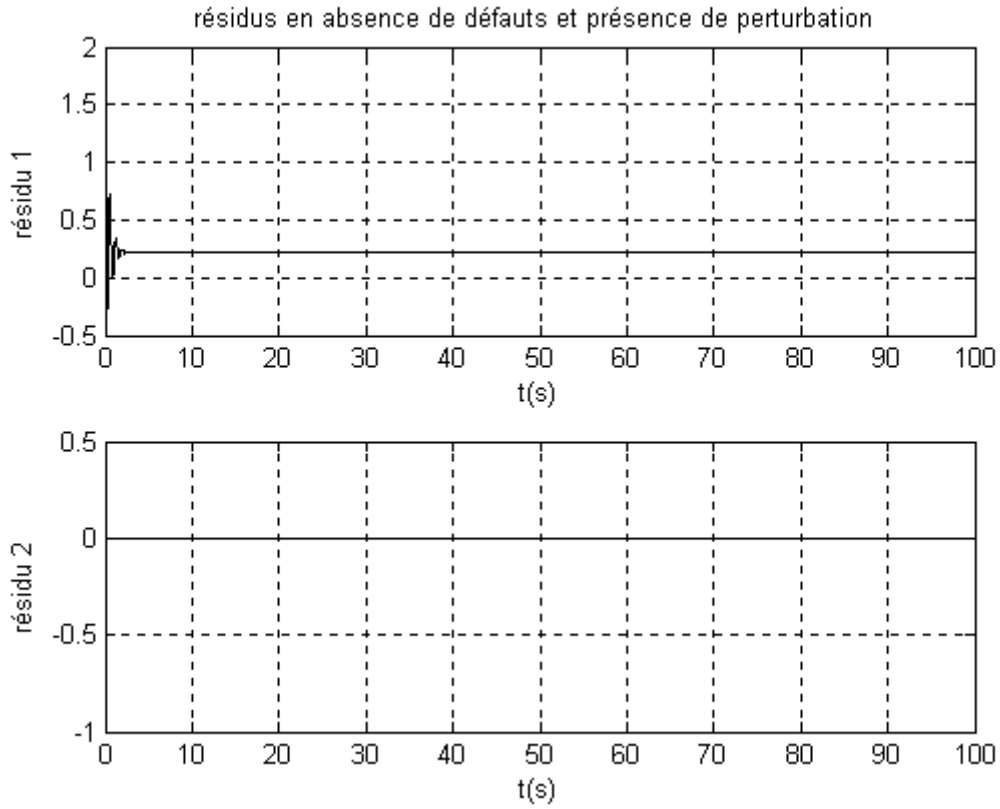


Figure 4.14 : Observateur [JUN04] ($\text{rau}=0.4$).

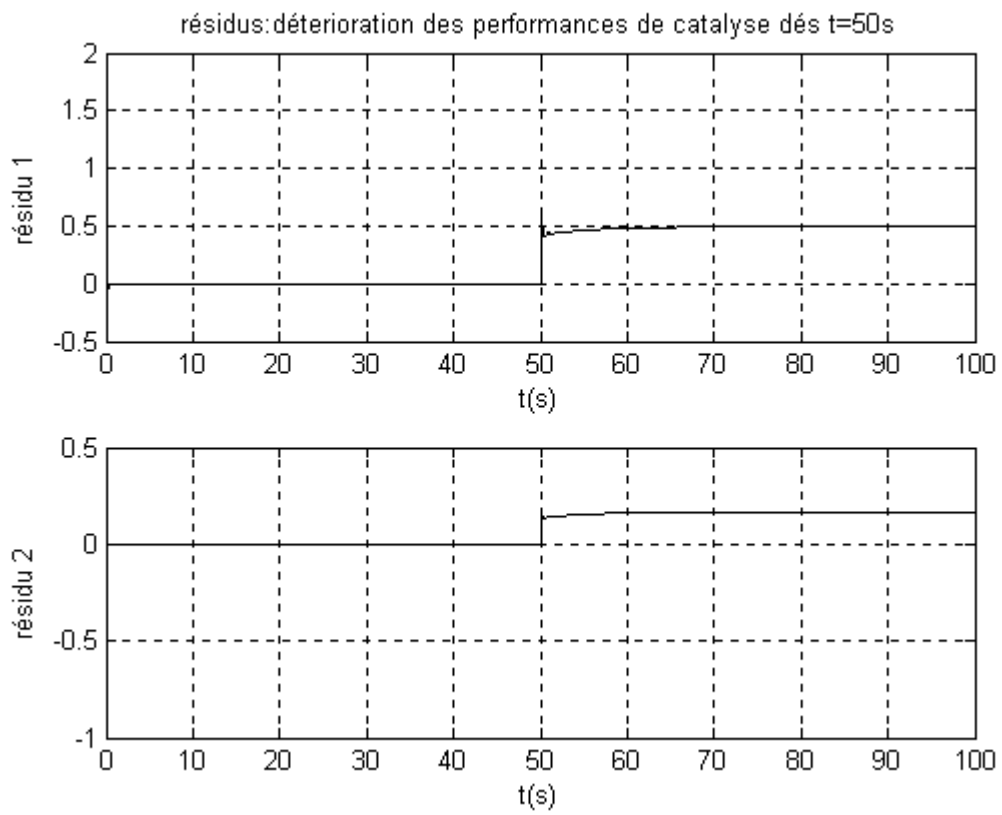


Figure 4.15 : Observateur [JUN04] ($\text{rau}=0.4$).

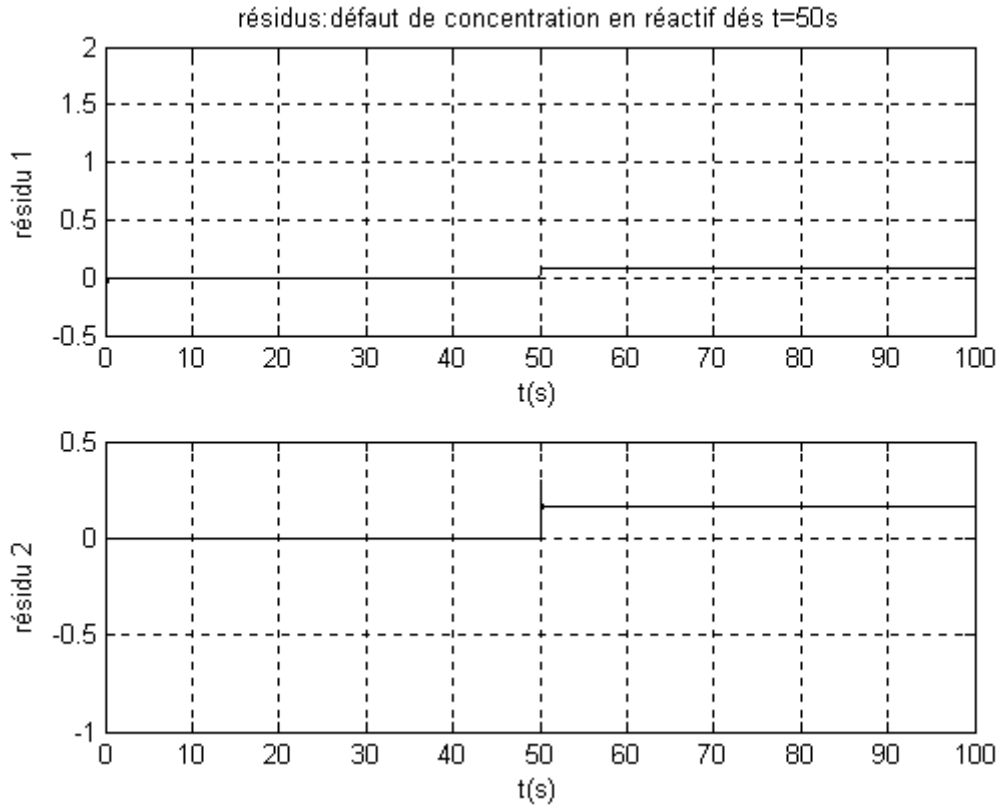


Figure 4.16 : Observateur [JUN04] ($\text{rau}=0.4$).

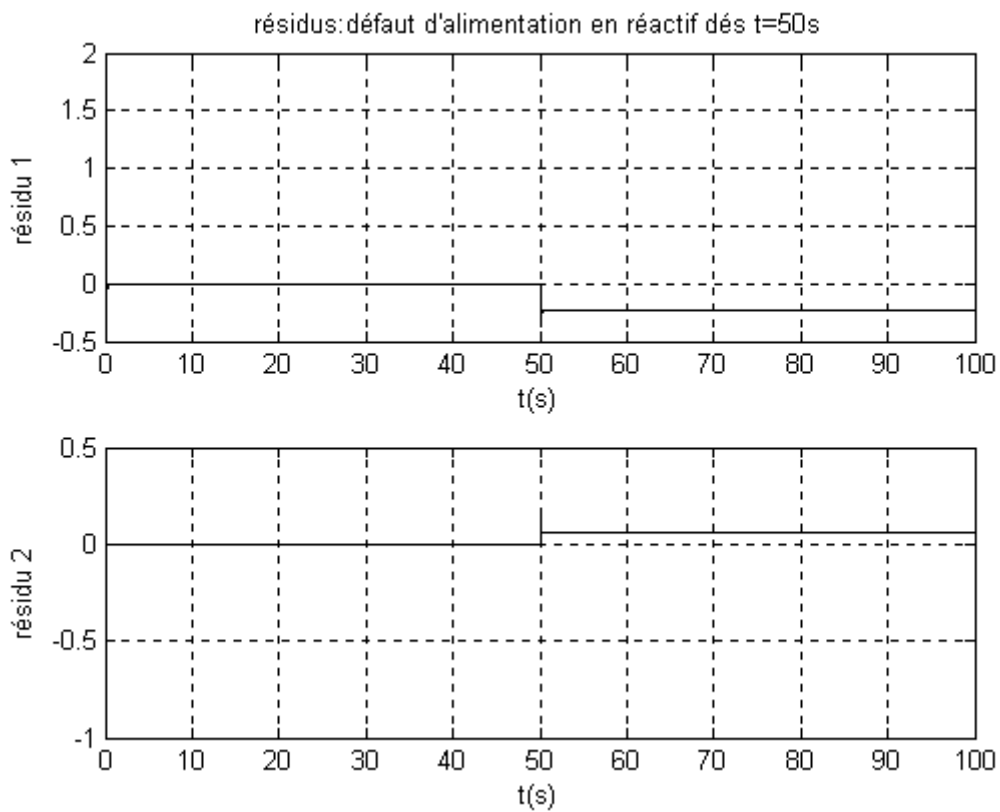


Figure 4.17 : Observateur [JUN04] ($\text{rau}=0.4$).

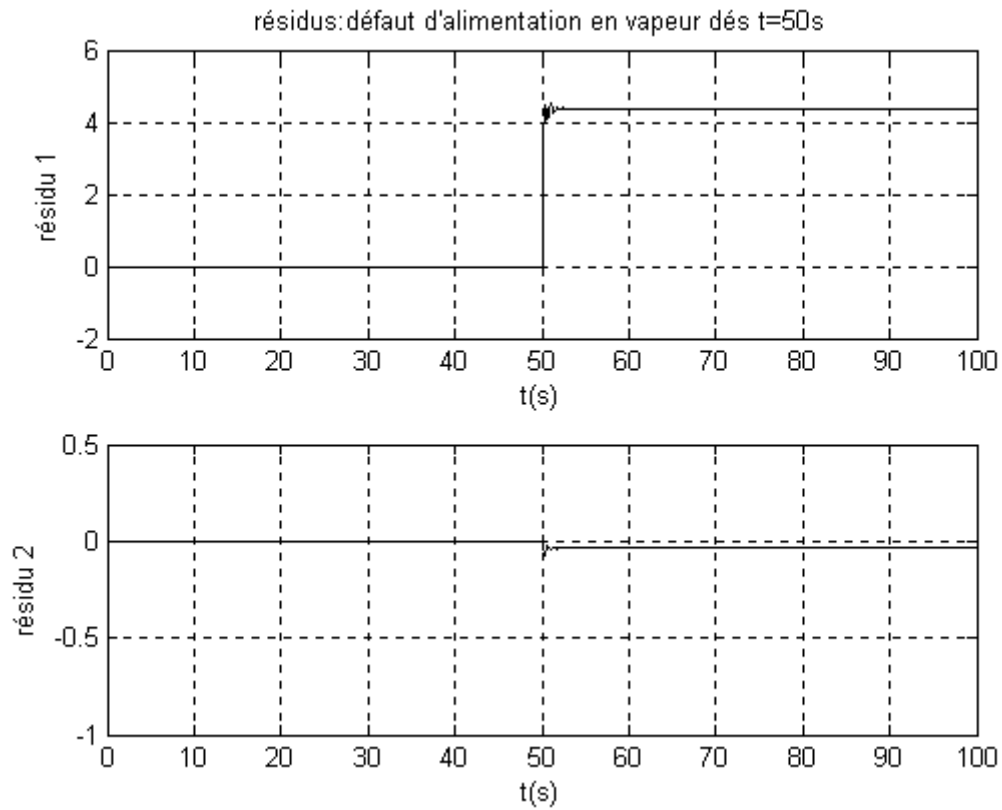


Figure 4.18 : Observateur [JUN04] ($\text{rau}=0.4$).

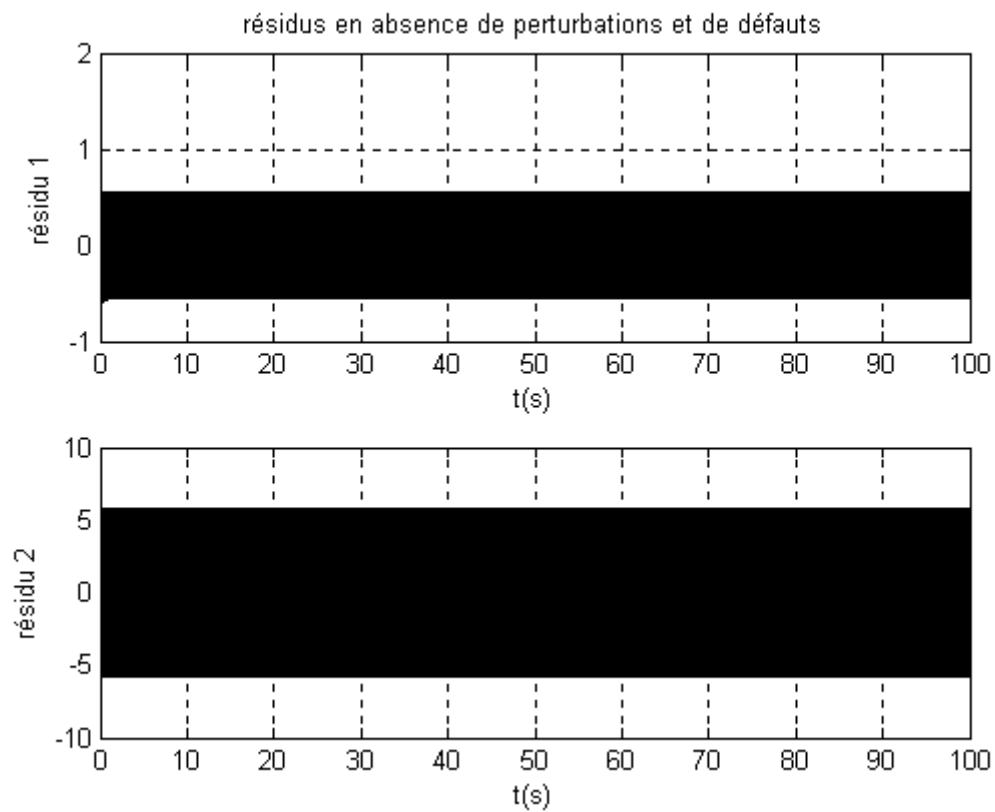


Figure 4.19 : Observateur [JUN04] ($\text{rau}=10$).

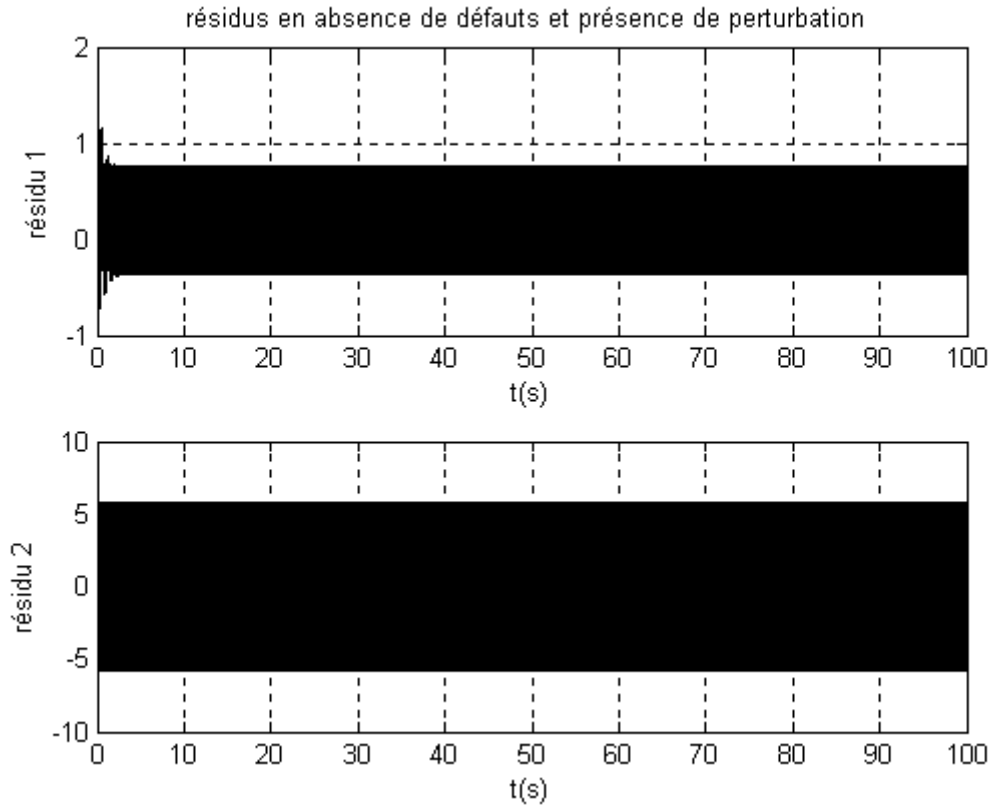


Figure 4.20 : Observateur [JUN04] ($\tau=10$).

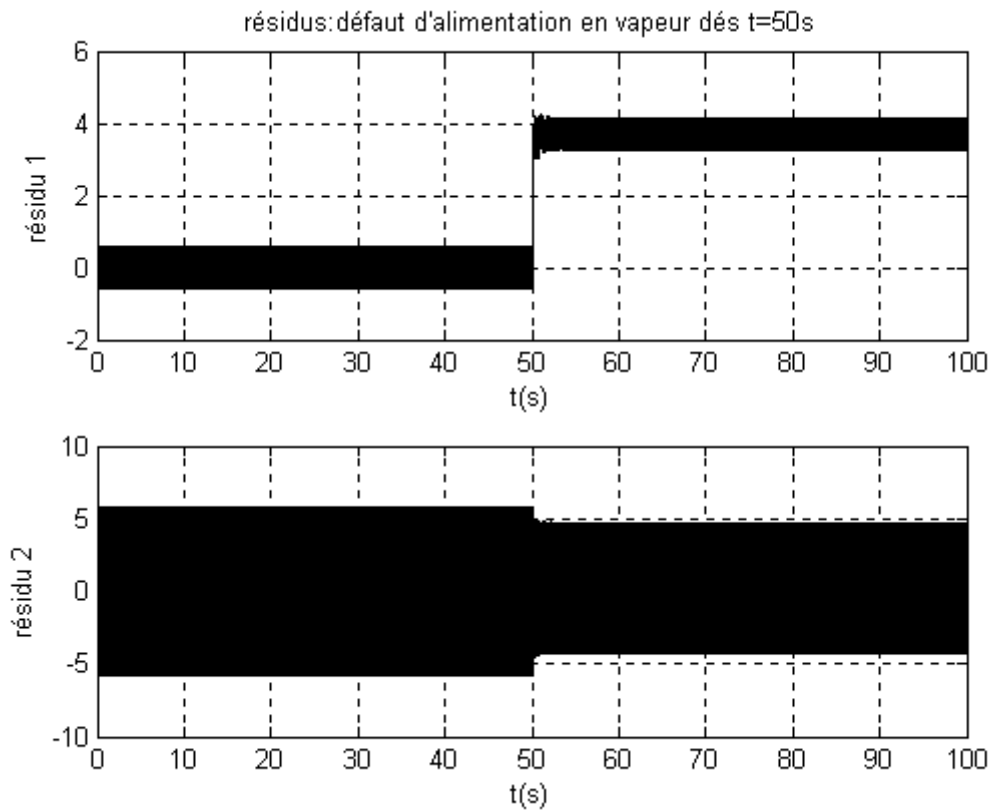


Figure 4.21 : Observateur [JUN04] ($\tau=10$).

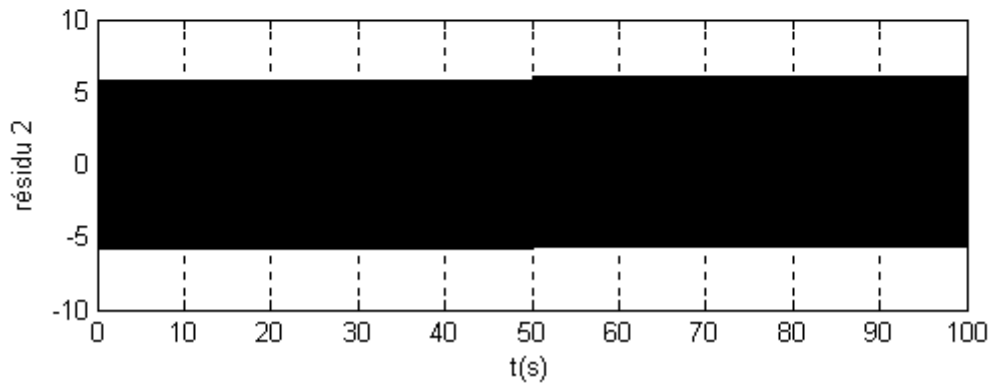
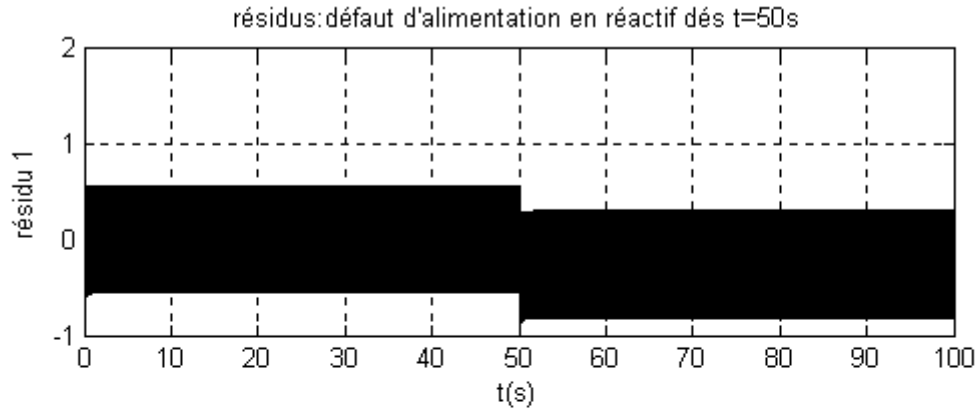


Figure 4.22 : Observateur [JUN04] ($\text{rau}=10$)

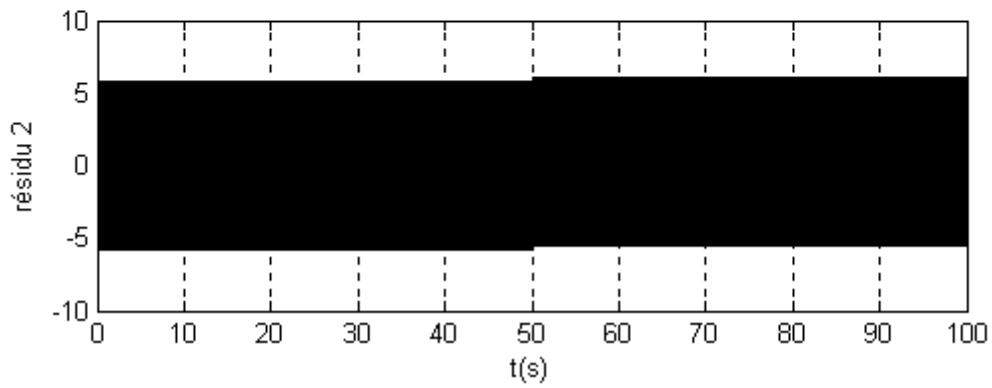
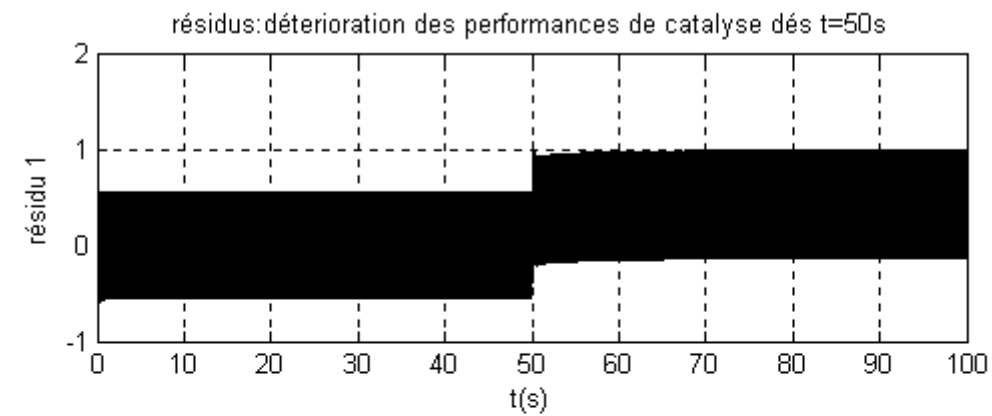


Figure 4.23 : Observateur [JUN04] ($\text{rau}=10$)

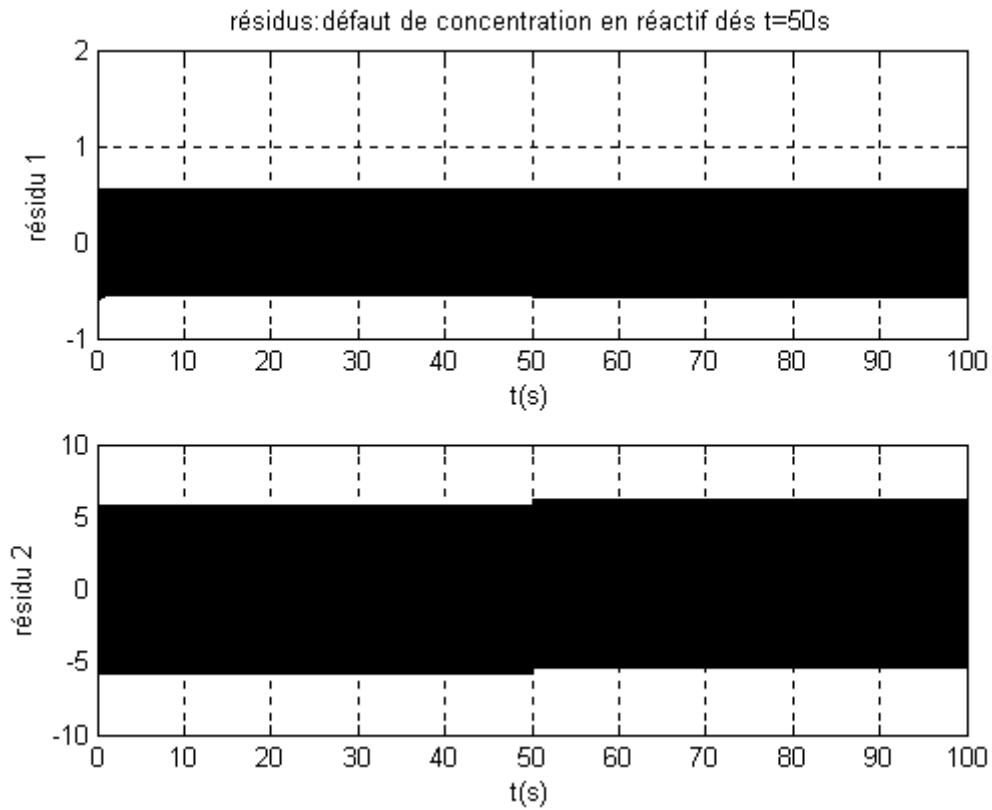


Figure 4.24 : Observateur [JUN04] ($\tau_{au}=10$).

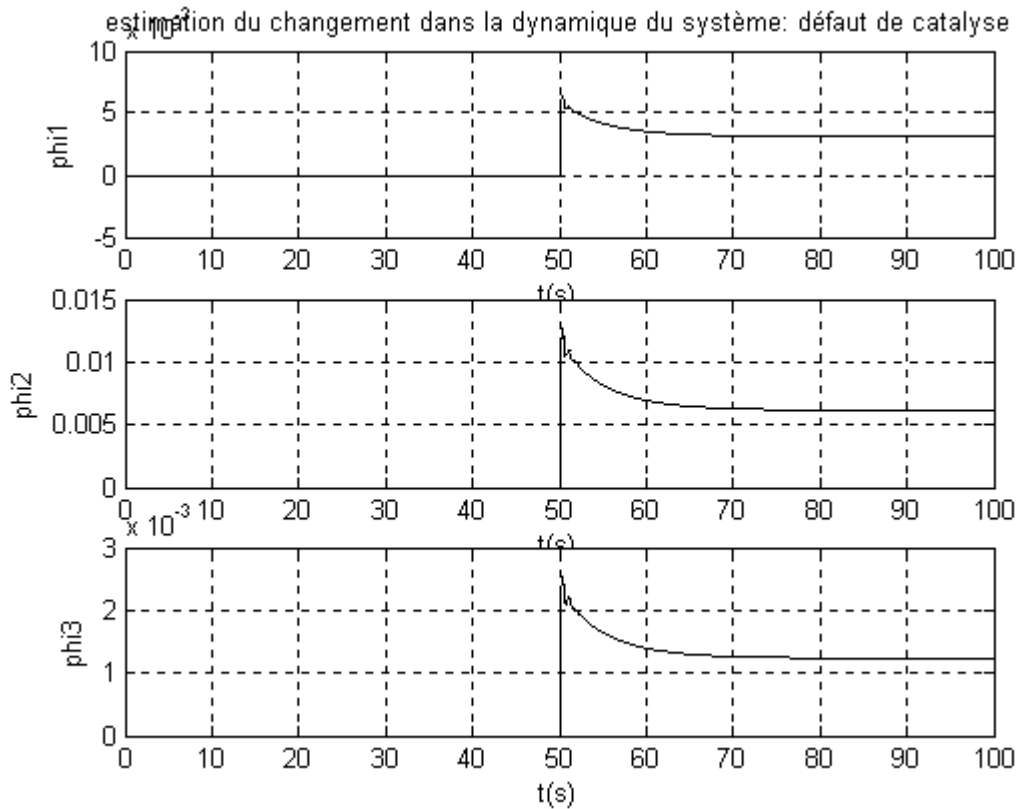


Figure 4.25

Nous constatons que le choix du gain de la surface de commutation conditionne la robustesse ou la sensibilité de l'observateur vis à vis de certaines variations des paramètres du processus de catalyse. Pour un gain égale à 0.4, les résidus sont affectés par la variation de 10% du coefficient d'échange de l'échangeur thermique (figure (4.14)). Si nous augmentons le gain, les résidus deviennent insensibles à cette perturbation mais en même temps les résidus sont peu ou pas sensibles aux défauts à détecter (figure (4.24)).

A travers les figures (4.15), (4.16), (4.17) et (4.18), nous constatons que l'isolation des défaut n'est pas possible car les deux résidus sont affectés par tous les défauts à diagnostiquer. Quant à l'estimation des défauts par le réseau de neurones à base radiale, elle donne des résultats aberrants (figure 4.25).

4.5 Comparaison entre les deux approches:

La première approche a permis la détection robuste, la localisation et l'estimation de la majorité des défauts considérés. La seconde permet uniquement la détection, néanmoins nous devons effectuer un compromis entre le rejet de la perturbation et la non détection de défauts ayant certaines amplitudes.

4.6 Conclusion:

La synthèse d'un observateur non linéaire dédié à la détection et localisation des défauts du processus étudié est une tâche difficile. La mise en œuvre de l'observateur [JUN04] est possible sauf que d'un point de vue diagnostic les performances de cet observateur ne sont pas satisfaisantes. L'observateur [LAL04] donne de bons résultats, en particulier, il nous a permis la détection et l'estimation du défaut de catalyse utile pour déduire le taux d'empoisonnement catalytique.

Chapitre 5

Diagnostic des défauts d'un CSTR

5.1 Introduction:

Le réacteur continu parfaitement agité (CSTR) est un cas limite fréquemment utilisé lorsque l'on peut considérer approximativement que les variables intensives d'un réacteur chimique, température, concentration d'un constituant donné, pression..., sont identiques en tout point du réacteur et conservent leurs valeurs dans le courant de sortie. Un système de mélangeur effectue le mélange entre composants de base et produits et une homogénéité satisfaisante des propriétés physico-chimiques de la mixture. Le système est dit à paramètres localisés.

Comme le dépassement d'une température ou d'une concentration critique peut faire s'accélérer la réaction entraînant le dégagement d'un flux de chaleur supérieur aux capacités de refroidissement de la réaction et provoquant l'inflammation du milieu réactionnel, l'utilisation d'un système de diagnostic de défauts devient une nécessité.

Dans cette partie, nous considérons exclusivement les défauts capteurs et actionneur qui peuvent affecter un CSTR. Comme certains paramètres du réacteur peuvent varier au cours de la réaction, la synthèse d'un observateur non linéaire par Lyapunov [ADJ94] nous a permis la détection et la localisation des défauts cependant cet observateur est très sensible aux fluctuations des paramètres, nous proposons alors d'utiliser pour la génération des résidus des observateurs non linéaires, par modes glissants, qui sont connus pour leurs robustesses vis à vis des variations paramétriques. L'observation est effectuée dans un environnement bruité.

5.2 Description du CSTR:

Le réacteur étudié est siège d'une réaction d'ordre 1 : $A \rightarrow B$, fournissant une chaleur de réaction ΔH . Le réacteur est entouré d'une double enveloppe (indiquée 'j') de volume constant V_j traversée par un fluide à débit constant F_j avec une température d'entrée $T_{j,in}$ variable. Cette température d'entrée est une fonction linéaire des températures caractéristiques de deux échangeurs (l'un chaud : T_c , l'autre froid : T_f) et est manipulée par la position u d'une vanne à trois voies qui oriente le caloporteur vers l'un ou l'autre des échangeurs :

$$T_{j,in} = uT_c + (1-u)T_f$$

Le modèle dynamique de ce réacteur est sous forme d'un système non linéaire mono-entrée multi-sorties, affine en la commande, donné par:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = \frac{F}{V}(C_{A0} - x_1) - k_0 x_1 \exp\left(\frac{-E}{R x_2}\right) \\ \dot{x}_2 = \frac{F}{V}(T_0 - x_2) - \frac{\Delta H}{\rho C_p} x_1 k_0 \exp\left(\frac{-E}{R x_2}\right) - \frac{UA}{V \rho C_p}(x_2 - x_3) \\ \dot{x}_3 = \frac{F_j}{V_j}(T_c - T_f)u + \frac{F_j}{V_j}(T_f - x_3) + \frac{UA}{V_j \rho_i C_{p_j}} \end{cases} \quad (5.1)$$

$$y = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$$

avec :

- $x_1 = C_A$: concentration de A dans le CSTR.
- $x_2 = T$: température du réacteur.
- $x_3 = T_j$: température de la double enveloppe.

Les natures et les données numériques de tous les paramètres, ainsi que les dimensions du réacteur sont données dans l'annexe.

6.3 Modélisation des défauts :

Grâce à une manipulation mathématique conduisant à une augmentation d'état, les défauts capteurs et actionneur qui peuvent affecter le CSTR sont intégrés au niveau des équations d'état du système.

Le défaut actionneur (f_a), du à un mal fonctionnement du servomoteur contrôlant la vanne, est modélisé comme signal additif au signal de commande:

$$u_{\text{appliqué}} = u_{\text{désiré}} + f_a \quad (5.2)$$

Comme la variable de commande correspondant au pourcentage d'ouverture de la vanne est bornée entre 0 et 1, nous déduisons que : $-1 \leq f_a \leq 1$.

Les défauts capteurs ($f_{ci}, i = 1,2,3$) sont modélisés comme signaux additifs aux signaux de sortie.

Le modèle complet du système est donné alors par:

$$(5.3) \quad \left\{ \begin{array}{l} \dot{x}_1 = \frac{F}{V}(C_{A0} - x_1) - k_0 \exp\left(\frac{-E}{Rx_2}\right)x_1 \\ \dot{x}_2 = -\frac{\Delta H}{\rho Cp} k_0 \exp\left(\frac{-E}{Rx_2}\right)x_1 - \frac{UA}{V\rho Cp}(x_2 - x_3) + \frac{F}{V}(T_0 - x_2) \\ \dot{x}_3 = \frac{UA}{\rho_j V_j Cp_j}(x_2 - x_1) + \frac{F_j}{V_j}(T_f - x_3) + \frac{F_j}{V_j}(T_c - T_f)u + \frac{F_j}{V_j}(T_c - T_f)f_a \\ y = \begin{bmatrix} x_1 + f_{c1} \\ x_2 + f_{c2} \\ x_3 + f_{c3} \end{bmatrix} \end{array} \right.$$

5.4 Synthèse d'observateurs par modes glissants :

Les défauts capteurs sont détectables car ils influencent directement les sorties. Pour essayer de les localiser, nous testons trois observateurs par modes glissants [WAL87] chacun excité par certaines sorties. Le choix de ces sorties dépend de l'observabilité des paires (A, C) choisies. Le premier observateur utilise toutes les sorties, le second la mesure de la concentration et celle de la température du réacteur et le troisième les mesures de la concentration et de la température de la double enveloppe.

Après avoir mis le système (5.3) sous la forme:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + f(x, u + f_a) + \eta(x, u) \\ y &= Cx + \begin{bmatrix} f_{c1} \\ f_{c2} \\ f_{c3} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5.4)$$

où :

- (A, C) une paire observable et L le gain de l'observateur.
- $\eta(x, u)$ représente les incertitudes du système s'écrivant sous la forme : $\eta(x, u) = P^{-1}C^T\xi(y, t)$, avec P une matrice symétrique et Q une matrice symétrique définie positive.

Les observateurs mis en œuvre sont sous la forme:

$$\hat{\dot{x}} = A\hat{x} + f(\hat{x}, u) + L(y - C\hat{x}) + S(\hat{x}, y) \quad (5.5)$$

où le terme de commutation $S(\hat{x}, y)$ est donné par:

$$S(\hat{x}, y) = \begin{cases} \frac{P^{-1}C^T(y - C\hat{x})}{\|y - C\hat{x}\|} \xi_0 & \text{si } \|y - C\hat{x}\| > \varepsilon \\ \frac{P^{-1}C^T(y - C\hat{x})}{\varepsilon} \xi_0 & \text{si } \|y - C\hat{x}\| \leq \varepsilon \end{cases} \quad (5.6)$$

- ξ_0 représente la borne supérieure des incertitudes.
- ε : l'épaisseur de la bande de glissement.

5.5 Simulations :

Les défauts capteurs sont de types biais d'amplitude égale à 10% de la sortie. Le défaut actionneur est introduit sous forme de biais de différentes amplitudes. Les défauts apparaissent à l'instant $t=1800s$. Les variations paramétriques considérées sont des variations de 10% des paramètres suivants : coefficient global de transfert de chaleur, chaleur de la réaction, la température des échangeurs et la fréquence de catalyse. Les résidus sont générés de la différence entre les mesures et leurs estimées issues de l'observateur. Les performances des observateurs mis en œuvre sont testés en présence de bruits de mesures de types bruits blancs.

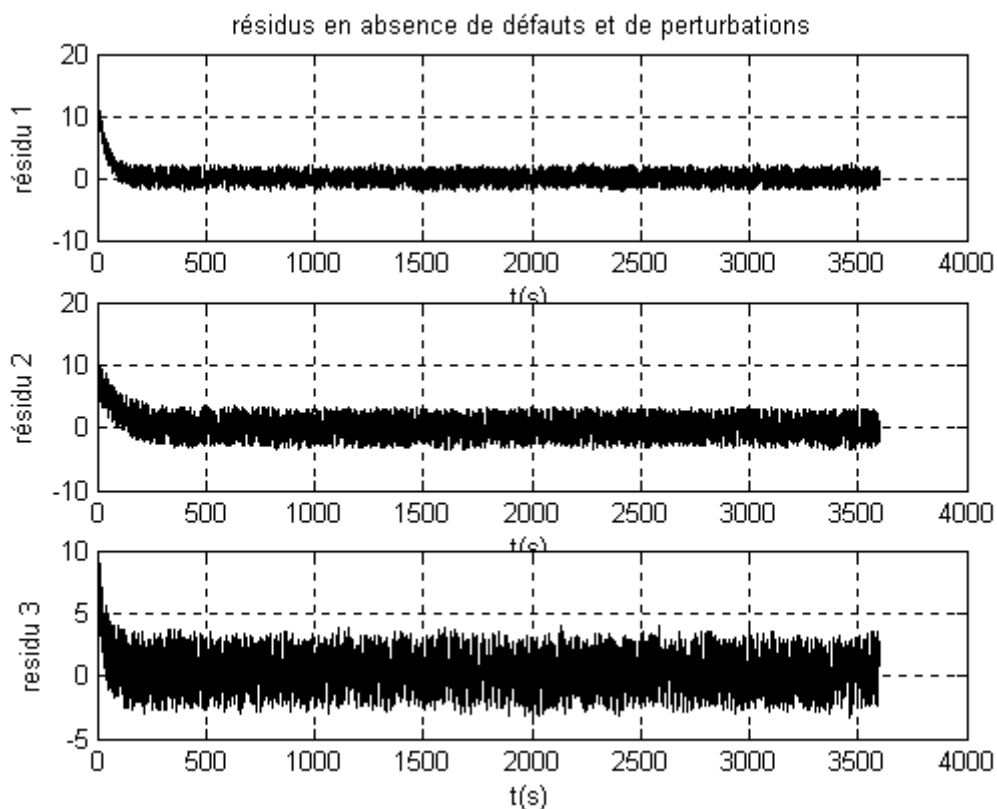


Figure 5.1 : Observateur 1.

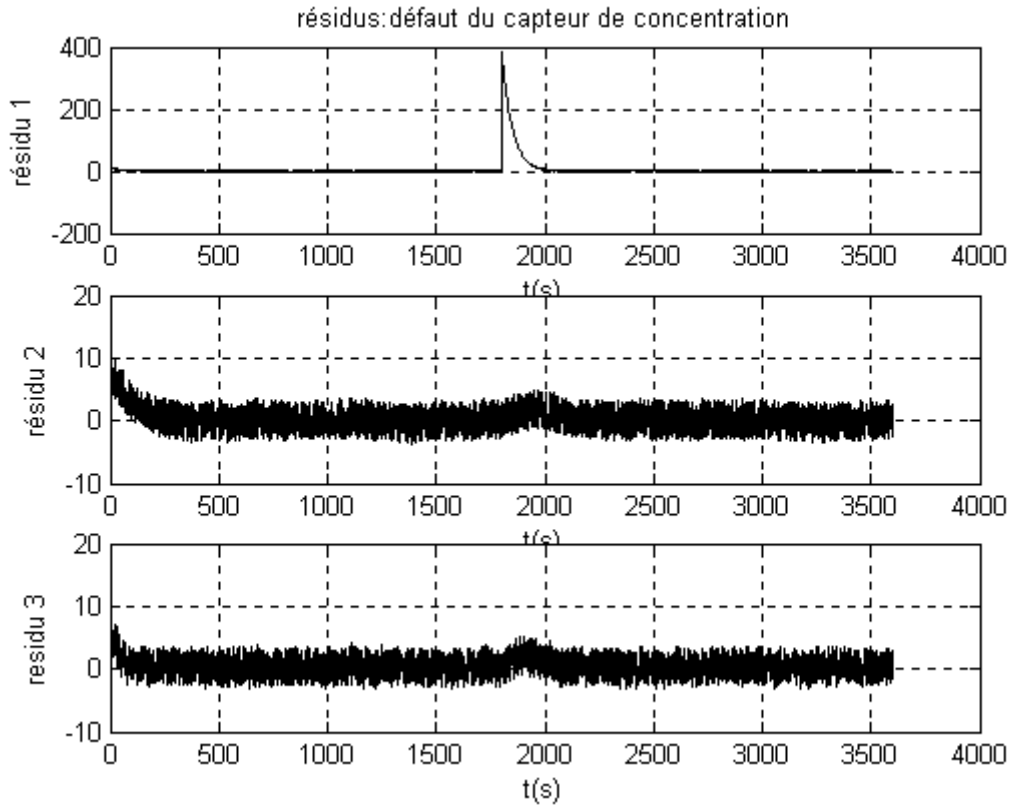


Figure 5.2 : Observateur 1.

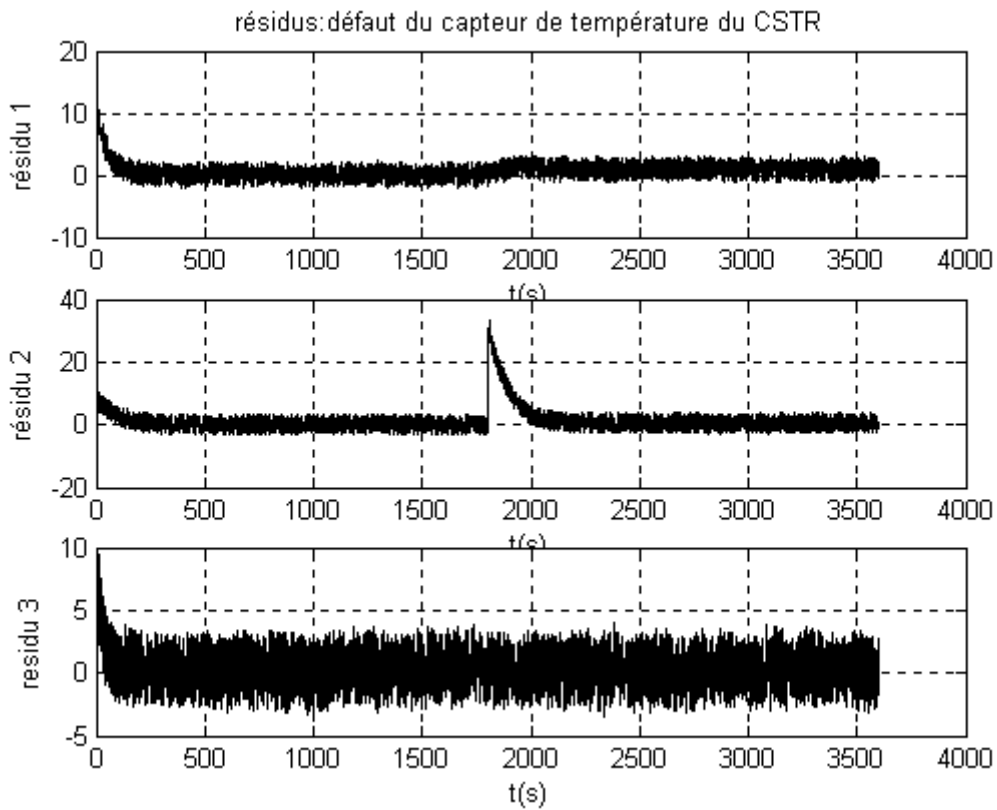


Figure 5.3 : Observateur 1.

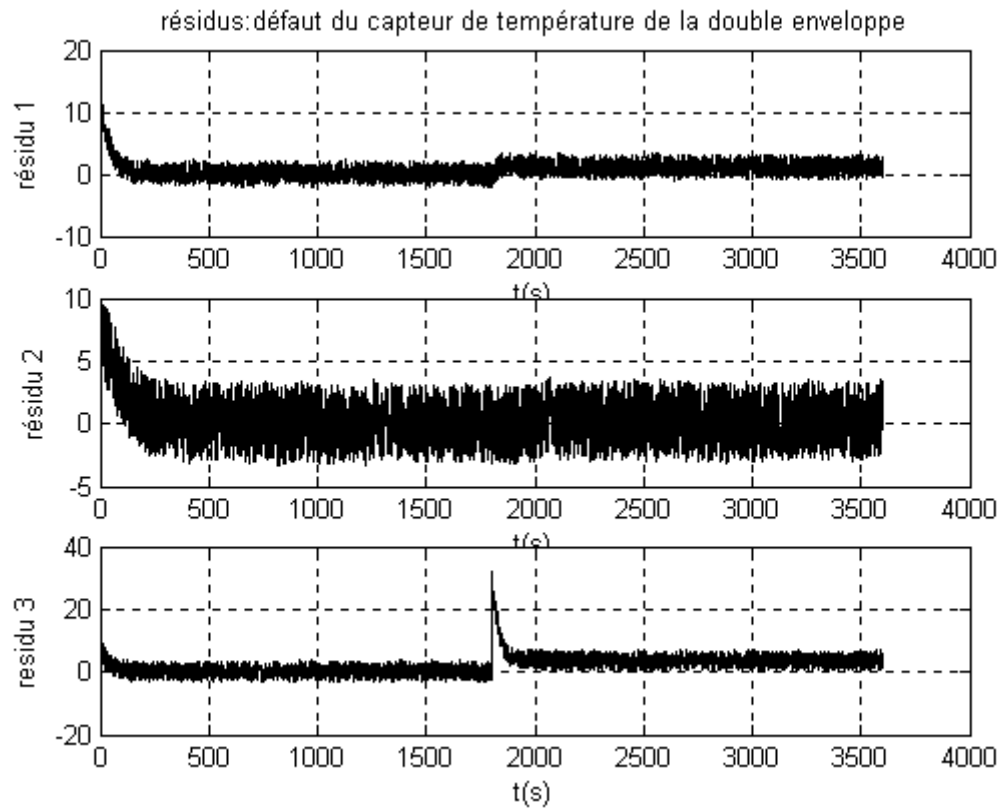


Figure 5.4 : Observateur 1.

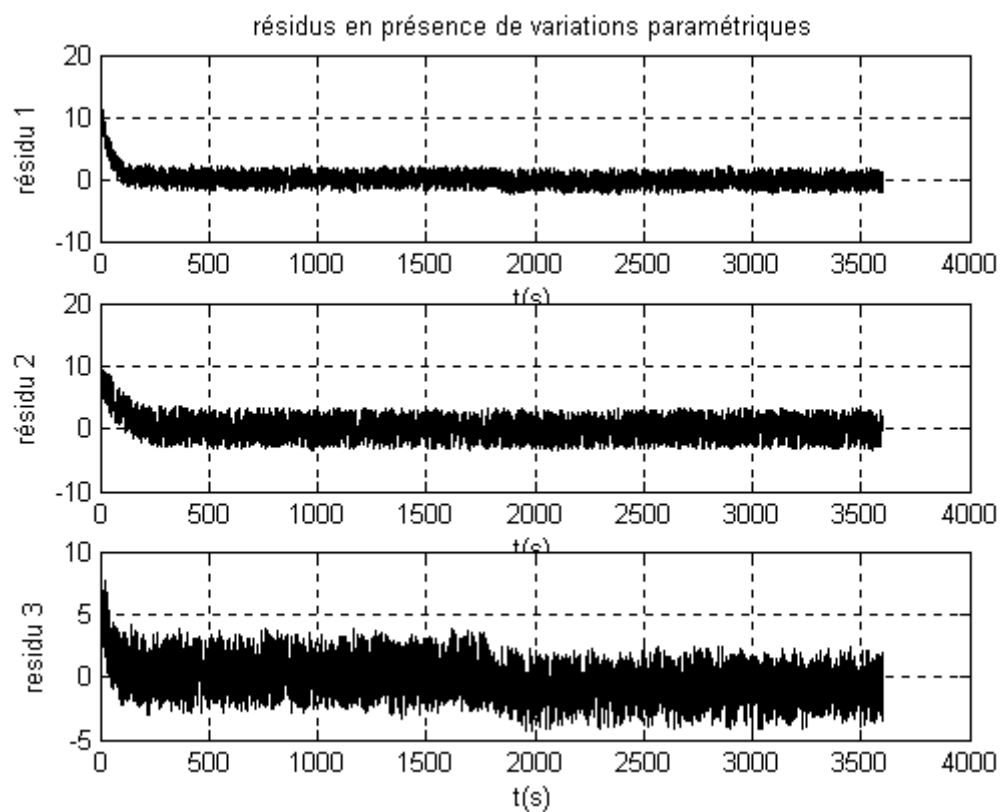


Figure 5.5 : Observateur 1.

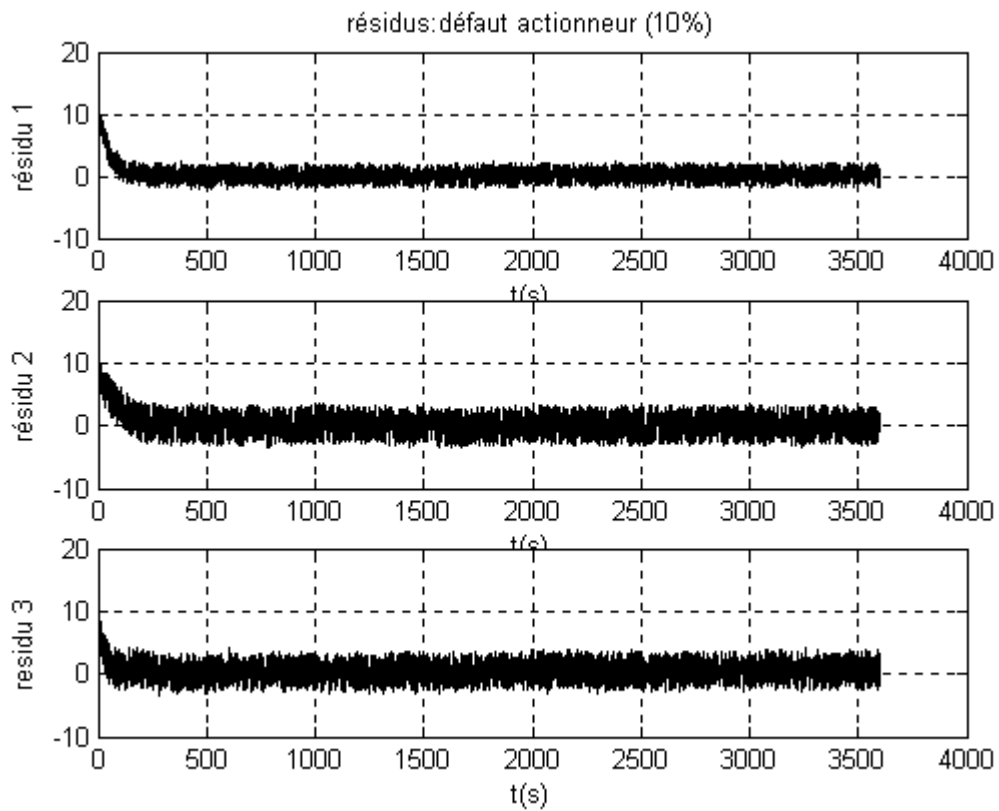


Figure 5.6 : Observateur 1.

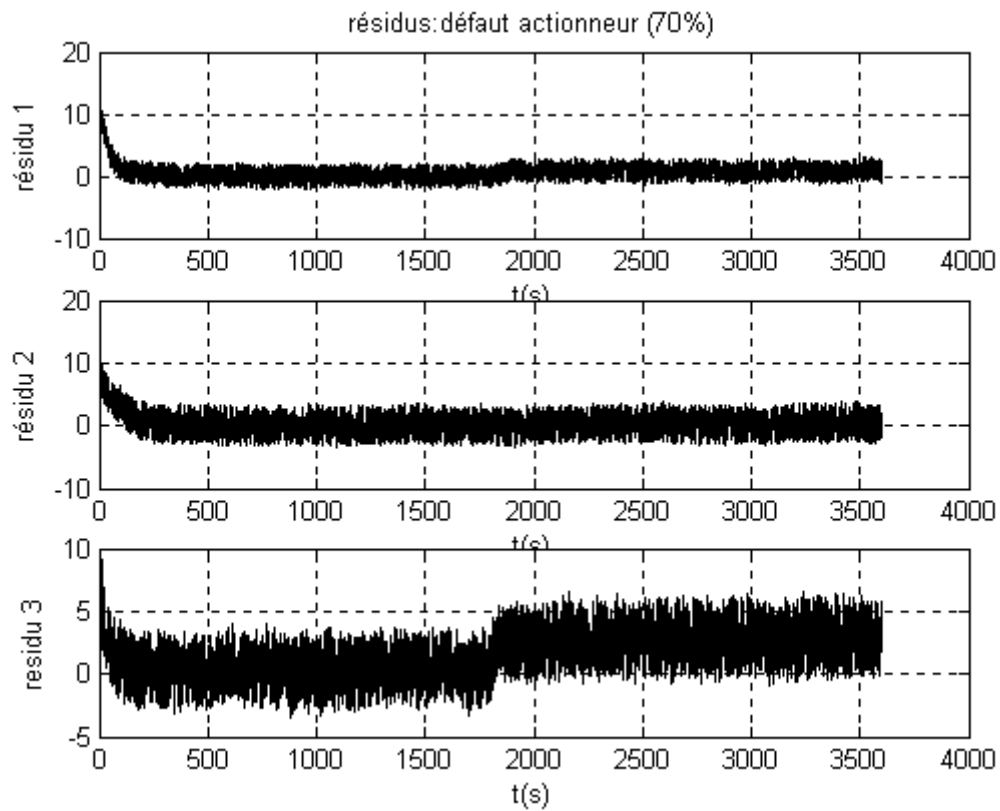


Figure 5.7 : Observateur 1.

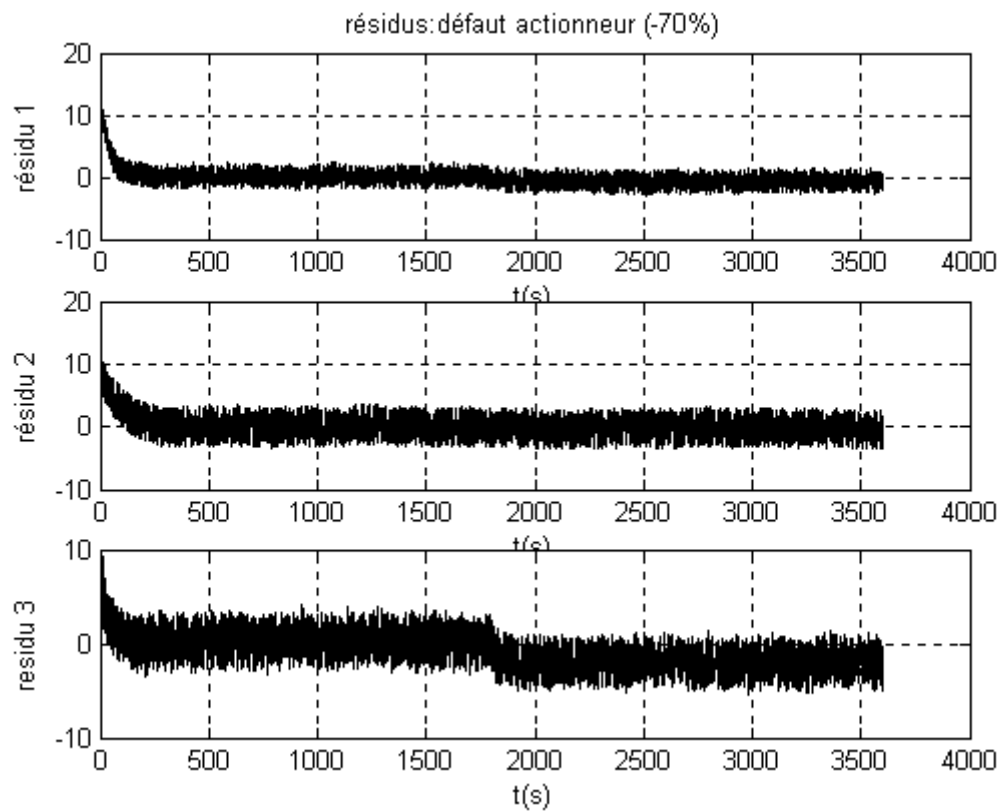


Figure 5.8 : Observateur 1.

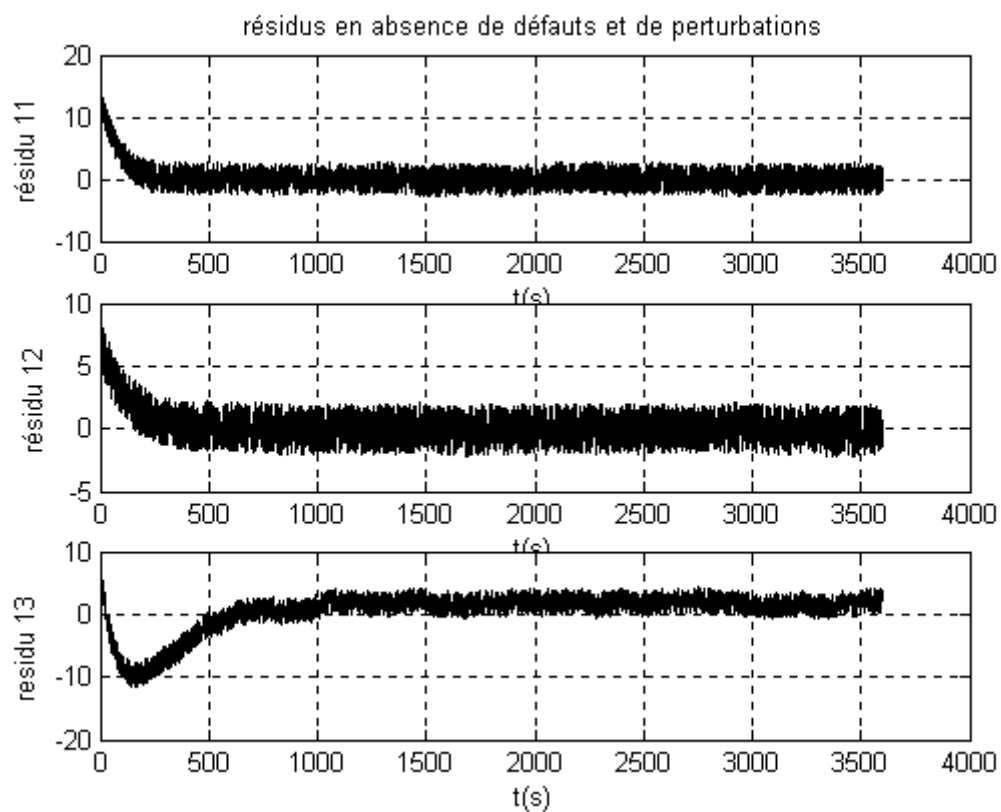


Figure 5.9 : Observateur 2.

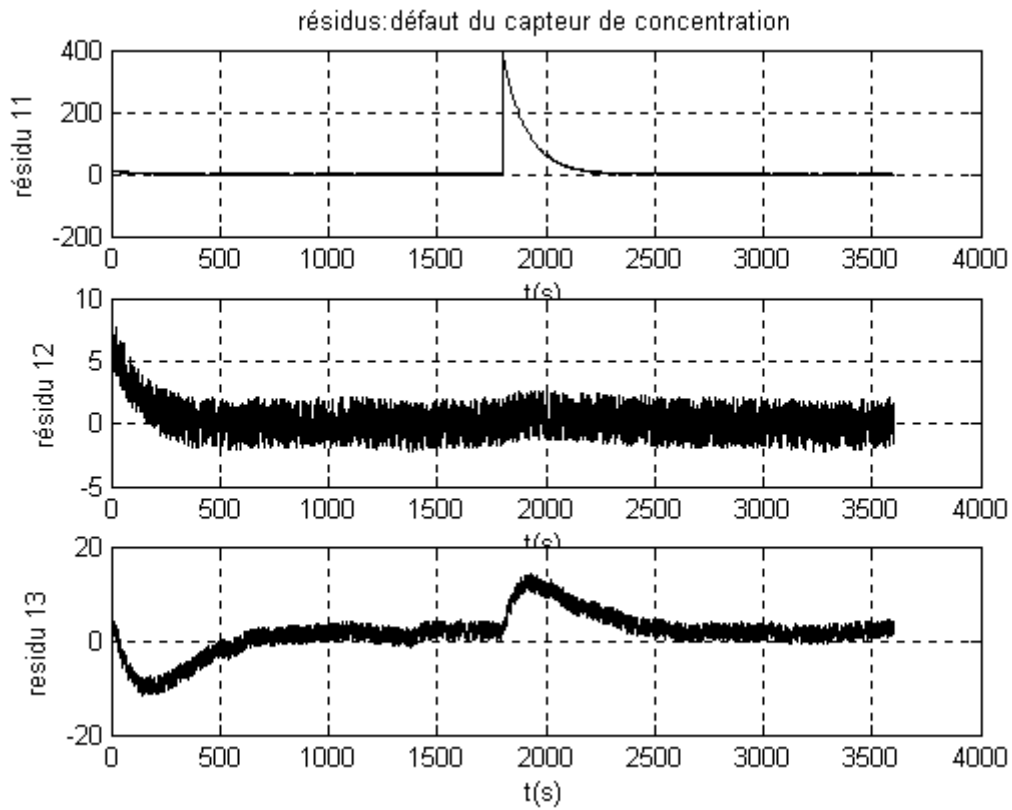


Figure 5.10 : Observateur 2.

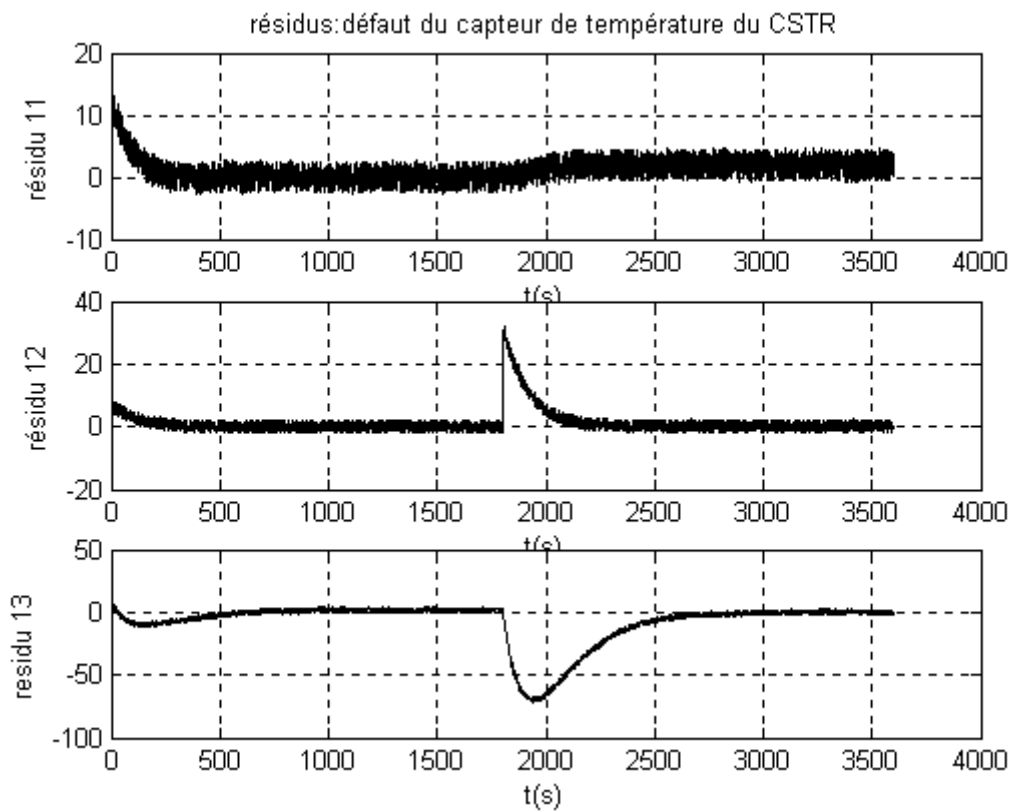


Figure 5.11 : Observateur 2.

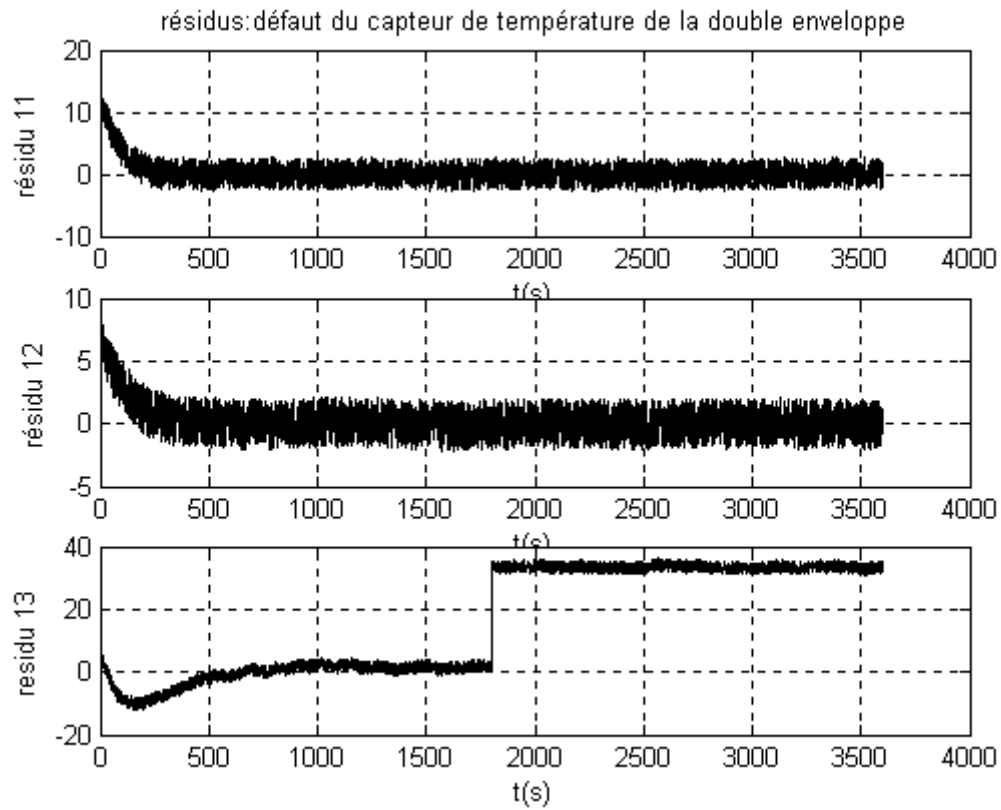


Figure 5.12 : Observateur 2.

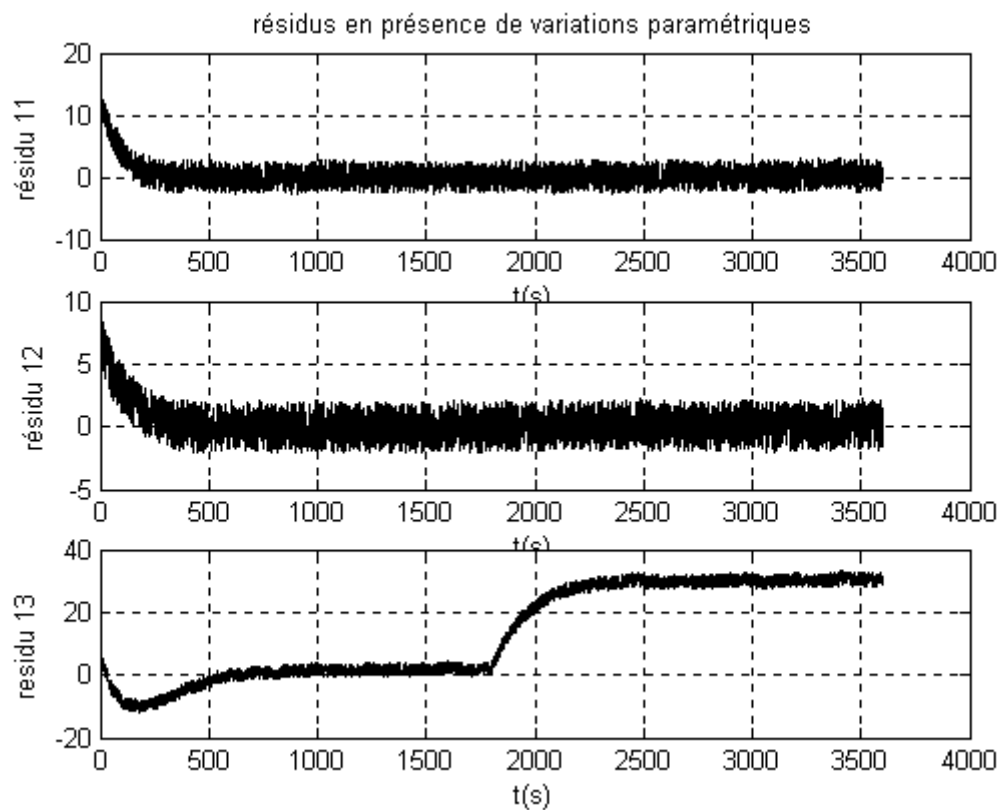


Figure 5.13 : Observateur 2.

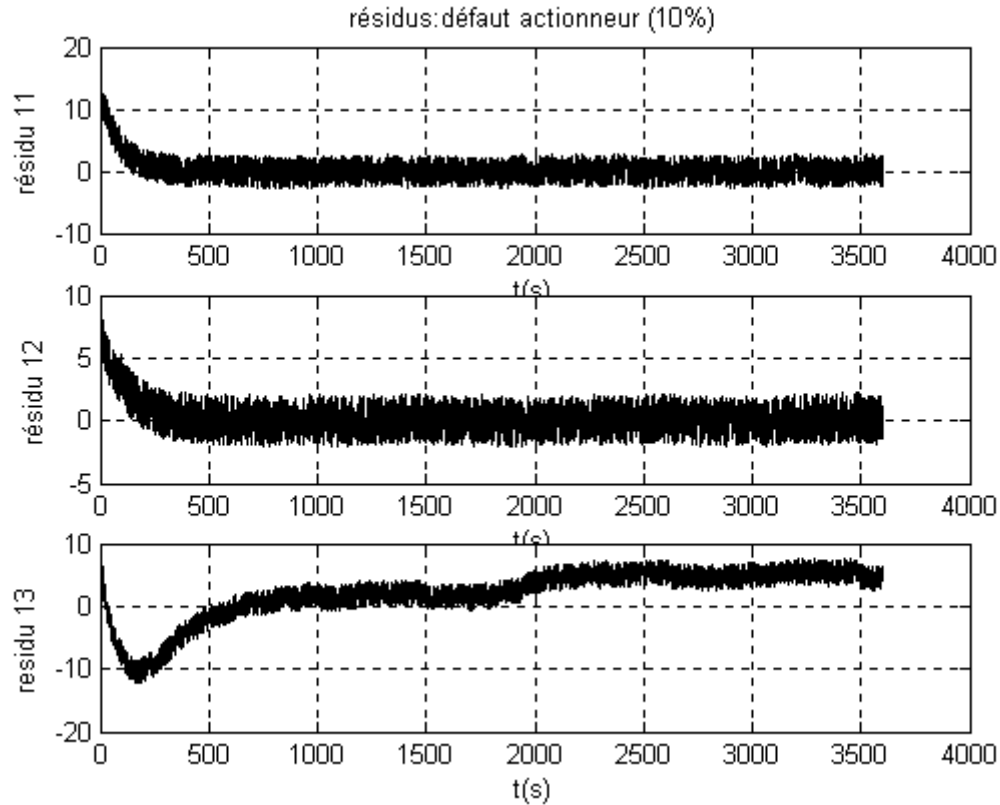


Figure 5.14 : Observateur 2.

Commentaires :

Les deux premiers observateurs convergent en présence de bruits blancs de variances égales à $5\text{mol}/\text{m}^3$ (pour un capteur de concentration lequel mesure des concentration de l'ordre de $3000\text{mol}/\text{m}^3$) et de 4K (pour des capteurs de températures lesquels mesurent des températures de l'ordre de 400K). Le troisième observateur converge en présence de bruits blancs de variances de $0.5\text{mol}/\text{m}^3$ et de 1K , donc d'un point de vue pratique, il n'est pas utilisable. D'après les simulations effectuées nous pouvons dresser la table de signatures suivantes :

Défauts/Résidus	Observateur1			Observateur2		
	r_1	r_2	r_3	r_{11}	r_{12}	r_{13}
Défaut du capteur de concentration	1	0	0	1	0	1
Défaut du capteur de température du CSTR	1	1	0	1	1	1
Défaut du capteur de température de la double enveloppe	1	0	1	0	0	1
Défaut d'actionneur	0	0	0/1	0	0	1
Variations paramétriques	0	0	0	0	0	1

Tableau 5.1: Table de signatures des défauts.

En utilisant ces deux observateurs, nous remarquons que les défauts capteurs sont détectables et isolables (ils ont des signatures distinctes) malgré qu'un défaut sur le capteur de concentration est faiblement détectable car les générateurs de résidus ont une réponse impulsionnelle. Quant au défaut actionneur, il n'est détectable par le premier observateur, robuste aux variations paramétriques, seulement s'il devient très sévère ($\pm 70\%$). Le troisième résidu du second observateur permet la détection d'un défaut de faible amplitude sur l'actionneur (10%) sauf qu'il est sensible aux variations paramétriques.

5.6 Conclusion:

Dans ce chapitre, nous avons élucidé le fait que certains observateurs sont théoriquement justifiés mais difficilement applicables. Tel l'observateur par modes glissants qui utilise les mesures de la concentration et de la température de la double enveloppe pour reconstruire le vecteur d'état. Cet observateur converge uniquement en présence d'un certain niveau de bruit inférieur à celui existant en pratique quelque soit le gain choisi.

Conclusion générale :

Cette thèse a pour objectif l'application de méthodes de détection, de localisation et d'estimation de défauts à base d'observateurs non linéaires aux différents types de processus chimiques.

Les deux premiers chapitres présentent les concepts fondamentaux du diagnostic particulièrement à base d'observateurs non linéaires.

Les trois derniers chapitres sont consacrés au diagnostic de trois types de processus chimiques par différents observateurs non linéaires. Nous avons constaté que les difficultés liées au problème de génération de résidus pour ces processus chimiques sont: la conception d'observateurs non linéaires, le découplage non linéaire des perturbations, le diagnostic des défauts système ainsi que la localisation des défauts.

L'observateur de défauts [LAL04] permet de résoudre certains problèmes inhérents aux réacteurs chimiques tels que la détection, l'isolation et l'estimation: d'impuretés réactives et de l'encrassement des parois d'un réacteur de polymérisation durant les différentes phases du processus ainsi que la détérioration des performances de catalyse dans un processus de production du toluène.

Comme le comportement dynamique du réacteur de polymérisation est expliqué à l'aide de plusieurs modèles linéaires, déterminés autour de différents points de fonctionnement, le diagnostic de défauts est appréhendé dans un contexte multimodèle. Le diagnostic robuste des défauts capteurs est dans ce cas faisable grâce à un multiobservateur par modes glissants synthétisé à la base de ce multimodèle tout en étant insensible aux variations paramétriques. Cette démarche peut être suivie pour diagnostiquer les défauts capteurs de tout réacteur travaillant autour de différents points de fonctionnement. D'un autre côté, le diagnostic robuste des défauts capteurs d'un CSTR est possible grâce à un banc d'observateurs par modes glissants [WAL87].

L'approche géométrique offre l'avantage d'obtenir une formulation générale du problème de la FDI. Ce problème peut être résolu si une distribution inobservable existe, ce qui permet de déduire un sous système insensible à tous les défauts sauf à un. La distribution en question peut être obtenue des paramètres caractéristiques du modèle, en utilisant de simples algorithmes récursifs. Pour un réacteur chimique, le calcul des distributions afin de résoudre certains I-NLFPRG relatifs aux défauts capteurs est assez aisé [ALL04]. Cependant, pour diagnostiquer des défauts actionneurs ou composants en utilisant un modèle non linéaire l'outil mathématique qui nous est disponible, ne permet pas de faire le calcul nécessaire.

Enfin, si un observateur non linéaire peut être mis en œuvre à la base du modèle physico-chimique d'un réacteur, et qui permet de satisfaire les contraintes de diagnostic, son prix sera dérisoire par rapport au coût d'un capteur de surveillance, où par rapport au prix d'une catastrophe dans une usine de produits chimiques.

Le sujet est loin d'être épuisé. Plusieurs problèmes restent encore ouverts, nous proposons comme perspectives: d'utiliser les estimées des défauts considérés dans ce travail pour la synthèse de la commande tolérante ainsi que de tester les performances des observateurs adaptatifs dédiés aux diagnostic pour des réacteurs chimiques, sachant que ce type d'observateurs a fait ses preuves pour l'estimation de l'état de ces processus en vue de la mise en œuvre de lois de commande.

Annexe :

Paramètres des processus chimiques étudiés :

Réacteur de polymérisation [COR96]:

$$F_c=0.131 \text{ l}, T_{ce}=295\text{K}, UA=70, k_{d0}=5.95\text{e}+13, k_{p0}=1.06\text{e}+7, k_{t0}=1.25\text{e}+9, \\ F_i=0.3, F_m=0.105, F_s=0.1275, C_{ia}=0.5888, C_{ma}=8.698, f=0.6, V=3000, \\ V_j=3312.4, \Delta H=-16700, \rho C_p=360, \rho_c C_{pc}=966.3, E_t/R=843, E_p/R=3557, E_d/R=14897.$$

Avec :

F_c : débit de fluide caloporteur, T_{ce} : température d'entrée du fluide caloporteur, k_d : constante de vitesse de dissociation, k_p : constante de vitesse de propagation, k_t : constante de vitesse de terminaison avec $k_i = k_{0i} \exp(E_i / RT)$ où $i = \{d, p, t\}$, F_i : débit volumique de l'initiateur, F_m : débit volumique de monomère, F_s : débit volumique de solvant, C_{ia} : concentration de l'initiateur, C_{ma} : concentration du monomère, f : efficacité de l'amorcer, V : volume du réacteur, V_j : volume de la double enveloppe, ΔH : chaleur de la réaction, ρ : masse volumique du mélange réactionnel, C_p : capacité calorifique du mélange réactionnel, ρ_c : masse volumique du fluide caloporteur, C_{pc} : capacité calorifique du fluide caloporteur, R : constante des gaz parfaits.

Processus chimique où l'heptane est converti en toluène [WAT89]:

$$k_c=20, K=1, T_i^*=0.3, \tau=0.2, T_c=0.9T; Cp_c=490.7, K_h=1, E=1.369\text{e}+5, k_0=5.01\text{e}+8, \\ F=3, T_a=330, V=30, UA=6.05\text{e}+6, C_{C7H16}^i=1000; \rho=593.$$

où:

k_c : gain proportionnel du régulateur PI, K : gain du transducteur, T_i^* : constante d'intégration du régulateur PI, τ : constante de temps du chauffage, T_c : température de l'eau chauffante, Cp_c : capacité calorifique du fluide caloporteur, K_h : gain du chauffage, E : énergie d'activation, k_0 : facteur préexponentiel, F : débit volumique du réactif, T_a : température du réactif entrant, V : volume du réacteur, U : coefficient globale de transfert de chaleur, A : surface d'échange de chaleur, C_{C7H16}^i : concentration initiale du réactif, ρ : masse volumique du mélange réactionnel.

CSTR[COR96]:

$C_p=4200$, $E=7e+4$, $k_0=2e+7$, $F=3e-4$, $C_{A0}=8000$, $T_a=295$, $V_j=0.1$, $U=900$, $A=20$,
 $\Delta H=-70000$, $\rho=800$, $F_j=5e-2$, $\rho_j=1000$, $V=1.5$, $T_c=360$, $T_f=280$, $Cp_j=4200$.

où:

C_p : capacité calorifique du mélange réactionnel, E : énergie d'activation, k_0 : facteur préexponentiel, F : débit volumique du réactif, C_{A0} : concentration du réactif entrant, T_a : température du réactif entrant, V_j : volume de la double enveloppe, U : coefficient globale de transfert de chaleur, A : surface d'échange de chaleur, ΔH : chaleur de la réaction, ρ : masse volumique du mélange réactionnel, F_j : débit volumique du fluide refroidissant, ρ_j : masse volumique du fluide caloporteur, V : volume du réacteur, T_c : température de l'eau chauffante, T_f : température de l'eau refroidissante, Cp_j : capacité calorifique du fluide caloporteur.

Références bibliographiques :

- [ADJ94] K.ADJALLAH, D.MAQUIN, J.RAGOT, Non-linear observer-based fault detection. 3rd IEEE Conference on Control Applications, Glasgow, UK, August, 24-26, 1994.
- [AKH03a] A.AKHENAK, M.CHADLI, D.MAQUIN, J.RAGOT, Conception de multiobservateurs à modes glissants. Journées Doctorales d'Automatique, Valenciennes, France, 25-27 juin 2003.
- [AKH03b] A.AKHENAK, M.CHADLI, D.MAQUIN, J.RAGOT, State estimation via multiple observer with unknown inputs : Application to the three tank system. 5th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, Safeprocess'2003, Washington, D.C., USA, June 9-11, 2003.
- [AKH04] A.AKHENAK, M.CHADLI, D.MAQUIN, J.RAGOT, State estimation of uncertain multiple model with unknown inputs. 43rd IEEE Conference on Decision and Control, CDC'04, Atlantis, Paradise Island, Bahamas, December 14-17, 2004.
- [ALE99] A.ALESSANDRI, T.HAWKINSON, A.J.HEALEY, G.VERUGGIO, Robust model-based fault diagnosis for unmanned underwater vehicles using sliding mode observers, 11th International Symposium on Unmanned Under watered Submersible Technology, 1999.
- [ALL03] A.N.ALLALOU, Détection et localisation de pannes par observateurs d'état. Application au pendule inversé, PFE, ENP, Alger, 2003.
- [ALL04] A.N.ALLALOU, Détection et isolation de pannes par approche géométrique. Application au réacteur CSTR, Mini-projet, 1^{ère} année PG, ENP, Alger, 2004.
- [BHA03] A.BHAGWAT, R.SRINIVASAN, P.R.KRISHNASWAMY, Multi-linear model-based fault detection during process transitions, Chemical Engineering Science 58, 1649-1670, 2003.
- [CHA02] M.CHADLI, Stabilité et commande de systèmes décrits par des multimodèles, thèse de doctorat, institut national polytechnique de Lorraine, France, 2002.
- [COR96] J.P.CORRIOU. Commande des procédés. Technique et Documentation, 1996.
- [DEP01a] C.DE PERSIS, A.ISIDORI. A geometric approach to nonlinear fault detection and isolation. IEEE Transaction on Automatic Control, 46(6): 853-856, 2001.
- [DEP01b] C.DE PERSIS, R.DE SANTIS, A.ISIDORI. Nonlinear Actuator Fault Detection and Isolation for a VTOL aircarft. Proceeding of the American Control Conference, Arlington, VA June 25-27, 2001.
- [DJE02] M.DJEMAI, J.P.BARBOT, A.GLUMINEAU, R.BOISLIVEAU. Observateur à modes glissants pour la machine asynchrone. APII-JESA-36/2002. Commande et Observation, pages 657 à 667.

- [DOC01] D. DOCHAIN, automatique des bioprocédés, édition Hermès, Paris 2001.
- [JAM03] H.JAMOULI, Génération de résidus directionnels pour le diagnostic des systèmes linéaires stochastiques et la commande tolérante aux défauts, Thèse de Doctorat, Université Henri Poincaré, France, 2003.
- [JIA04] B.JIANG, M.STAROSWIECKI, Fault estimation in nonlinear uncertain systems using robust/sliding-mode observers. IEE Proc.-Control Theory Appl., 151(1): 29-37, 2004.
- [JOH01] A. JOHANSSON, Nonlinear Observers with Applications in the Steel Industry, doctoral thesis, Lulea University of technology, Sweden, 2001.
- [JOI02] C.JOIN. Diagnostic des systèmes non linéaires: contribution aux méthodes de découplage, Thèse de Doctorat, Université Henri Poincaré , Nancy 1,France,2002.
- [JUN04] W.JUNZHENG, Z.JIANGBO, M.LILING, A robust fault detection and isolation method via sliding mode observer, Proceedings of the 5th World Congress on intelligent Control and Automation, June 15-19, 2004, Hangzhou, P.R.China.
- [LAL04] T.M.LALEG, Contribution aux méthodes de diagnostic à base d'observateurs et à la commande tolérante aux défauts: application à la machine asynchrone et au robot SCARA, PFE, ENP, Alger, 2004.
- [LOO01] T. F. LOOTSMA. Observer-based Fault Detection and Isolation for Nonlinear Systems. Thèse PHD, Université Aalborg, Denmark, 2001.
- [LOP04] F.LOPEZ-SERRANO, J.E.PULG, J.ALVAREZ , On the modelling assessment of thermal styrene polymerisation, AIChE Journal, vol.50, no.9, September 2004.
- [LOP99] C.J.LOPEZ-TORIBIO, R.J PATTON, Takagi-Sugeno fuzzy fault-tolerant control for a non-linear system, Proceedings of the 38th Conference on Decision and Control, Phoenix, Arizona USA, December,1999.
- [MAQ00] D. MAQUIN , J.RAGOT. Diagnostic des systèmes linéaires ,édition Hermès, Paris 2000.
- [MAS86] M.A.MASSOUMNIA. A Geometric Approach to the Synthesis of Failure Detection Filters, IEEE Transaction on Automatic Control, Vol Ac-31, No 9, September 1986.
- [OUC04] N.OUCIEF, Diagnostic à base d'observateurs de défauts dans les systèmes de commande:Application au pendule inversé, Thèse de Magister, EMP, Alger, 2004.
- [JPA01] R.J.PATTON, C.J.L.TORIBIO, S.SIMANI, Robust fault diagnosis in a chemical process using multiple-model approach, Proceeding of the 40th IEEE Conference on Decision and Control, Orlando, Florida USA, December, 2001.

- [SRE93] R.SREEDHAR, B.FERNANDEZ, G.Y.MASADA, Robust fault detection in nonlinear systems using sliding mode observers. Second IEEE Conference on Control Applications, Vancouver, B.C, September, 13-16, 1993.
- [RIP99] P.RIPOLL, Conception d'un Système de Diagnostic Flou Appliqué au Moteur Automobile, Thèse de Doctorat, Université de Savoie, France, 1999.
- [TAN04] W.TAN, H.J.MARQUEZ, T.CHEN, J.LIU, Multimodel analysis and controller design for nonlinear processes, Computers and Chemical Engineering 28, 2667-2675, 2004.
- [TAT97] S. TATIRAJU, M. SOROUGH, Nonlinear State Estimation in a Polymerization Reactor, Ind. Eng. Chem. Res., 36 (7), 2679 -2690, 1997.
- [WAL87] B.L.WALCOTT, S.H.ZAK, State observation of nonlinear uncertain dynamical systems, IEEE Transactions on automatic control, vol.AC-32, no.2, February, 1987.
- [WAN97] G.WANG, S.PENG, H.HUANG, A sliding observer for nonlinear process control, Chemical Engineering Science 52, 787-805, 1997.
- [WAT89] K.WATANABE, I.MATSUURA, M.ABE, M.KUBOTA, D.M.HIMMELBLAU, Incipient Fault Diagnosis of Chemical Processes via Artificial Neural Networks, AIChE Journal, vol.35, no.11, November 1989.
- [Xu02] A.XU, Observateurs adaptatifs non-linéaires et diagnostic de pannes, Thèse de doctorat, Université Rennes1, France, 2002.
- [ZAM01] N.C.ZAMBARE, Studies in robust estimation and control, doctoral thesis, Drexel University, 2001.
- [ZHA99] J.ZHANG, A.J.MORRIS, E.B.MARTIN, C.KIPARISSIDES, Estimation of impurity and fouling in batch polymerisation reactors through the application of neural networks, Computers and Chemical Engineering 23, 301-314, 1999.