



Détection et isolation de défauts actionneurs basées sur un modèle de l'organe de commande

Fatma Sallem

► To cite this version:

Fatma Sallem. Détection et isolation de défauts actionneurs basées sur un modèle de l'organe de commande. Automatique. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2013. Français. NNT: . tel-00865848

HAL Id: tel-00865848

<https://theses.hal.science/tel-00865848>

Submitted on 25 Sep 2013

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

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



THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par l'Université Toulouse III - Paul Sabatier

Discipline ou spécialité : Automatique

Cotutelle internationale avec "Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax-Tunisie"

Présentée et soutenue par Fatma SALLEM

Le 13 Septembre 2013

Titre : Détection et Isolation de Défauts Actionneurs Basées sur un Modèle de l'Organe de Commande

JURY

M. Frédéric LAFONT (Maître de conférences)
M. Ahmed Said NOURI (Maître de Conférences)
M. Gilles ROUX (Professeur)
M. Tarak DAMMAK (Professeur)

Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examineur

Ecole doctorale : EDSYS

Unité de recherche : LAAS-CNRS

Directeur(s) de Thèse : M. Boutaib DAHHOU (Professeur)

M. Anas KAMOUN (Maître de Conférences)

Rapporteurs :

Doctorat

Fatma SALLEM

2012-2013



LAAS-CNRS-Toulouse & ENIS-US-Tunisie

LAAS

7 Avenue du Colonel Roche

31400 Toulouse, France

Tél. +33 5 61 33 62 00

Web: www.laas.fr

ENIS

Rte de la Soukra km 4

3038 Sfax, Tunisie

Tél. +216 74 274 088

Web: www.enis.rnu.tn

Je dédie ce travail à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réussite et à la bonne réalisation de ces travaux. Qu'ils trouvent trace dans ce mémoire de ma profonde reconnaissance.

Fatma

Avant-propos

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été réalisés en cotutelle aux seins de Laboratoire *d'Analyse et d'Architecture des Systèmes (LAAS)* de l'Université Paul Sabatier de Toulouse-France et le Laboratoire *Renewable Energies & Electric Vehicles (RELEV)* de l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax (*ENIS*). Je tiens donc à remercier les membres de l'équipe *RELEV* sous la direction de **Mr. Ahmad MASMOUDI** pour l'amitié qu'ils m'ont témoignée tout au long de ces années de thèse. Mes vifs remerciements et mes sincères gratitude s'adressent aussi à l'équipe *Diagnostic, Supervision et Conduite (DISCO)* sous la direction de **Mme. Louise TRAVE-MASSUYES** pour m'avoir accueilli et soutenu au sein de son laboratoire *LAAS*.

Ces travaux de recherche n'auraient pu aboutir sans les échanges précieux avec l'ensemble des acteurs de la recherche au LAAS en particulier, et l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax en général. Je souhaite remercier ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réussite et à la bonne réalisation de ces travaux. Qu'ils trouvent trace dans ce mémoire de ma profonde reconnaissance.

Mes premiers remerciements vont tout naturellement à l'endroit de mon directeur de thèse, **Mr. Boutaib DAHHOU**, Professeur à l'Université Paul Sabatier de Toulouse-France, pour son encadrement constant et son appui-conseil. Je lui suis reconnaissante de ses conseils, ses encouragements ainsi que de la confiance dont il m'a toujours témoigné. Je ne pouvais souhaiter meilleur encadrement car tout en étant présent, il m'a laissé une autonomie de réflexion certaine. Je tiens à souligner aussi son dynamisme, son écoute, sa sympathie, son humour, sa clairvoyance,... (la liste est bien trop longue).

Je remercie également, au même titre, **Mr. Anas KAMOUN**, Maître de Conférences à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax-Tunisie, deuxième directeur de ma thèse, de m'avoir donné l'opportunité d'effectuer une thèse dans le cadre d'une cotutelle et qui a cru dès le départ à mon projet et m'a soutenue dans ce sens.

Pour avoir accepté la tâche de rapporteurs de ces travaux, je remercie **Mr. Frédéric LAFONT**, Maître de Conférences à l'Université de Toulon-France et **Mr Ahmed Said NOURI**, Maître de Conférences à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Gabes-Tunisie. Je les remercie pour leur disponibilité et de l'intérêt porté à mes travaux. Nos entretiens ont sans conteste contribué à la bonne lisibilité de ce mémoire.

Ma gratitude va également à **Mr. Tarak DAMMAK**, Professeur à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax-Tunisie pour avoir accepté la présidence du jury.

J'adresse ma sincère reconnaissance à **Mr. Gilles ROUX** d'avoir accepté d'examiner ce travail et je l'ai remercié pour ses remarques fructueuses.

Ces quatre années ont été l'occasion de riches rencontres. Je remercie particulièrement **Mr. Zétao LI**, professeur à l'Université de Guizhou en Chine, pour sa gentillesse et sa modestie inégalée. Nos discussions enrichissantes lors de mon stage au LAAS et ses nombreuses propositions ont amené un certain éclairage sur mes travaux.

Merci à tous mes amis, pour ces moments de détente et pour tous les fous-rires partagés: Rim, Ines, Jihen, Sinda, Hela, Imen, Salma, Rania, Manel, Salwa, Mariem, Iskander, Mohamed, Oussema, Ahmad, Akram, bilel, Zukun, Florian. Je vous souhaite à tous une bonne continuation. Je ne manquerais pas non plus de remercier mes collègues de l'Institut d'informatique et de Multimédia de Sfax-Tunisie.

Je ne peux terminer cet avant-propos sans avoir une pensée à ma famille. Je voudrais témoigner ici de tout mon amour et mon affection à :

Mes très chers parents, grâce à Dieu, je vous dois TOUT. Pour croire en chacun de mes projets, soient-ils les plus fous, pour votre soutien, votre force et vos encouragements, je vous dis merci. Je vous suis reconnaissante. Vous êtes mon inspiration.

Mes adorables frères, solides et tendres roc, je vous remercie pour votre présence et vos conseils plus qu'avisés.

Mes sœurs, indéfectibles soutien, attentives et attentionnées. Vous êtes, avec papa, maman, Ahmad et Mehdi, ce que j'ai de plus cher au monde.

À vous je dédie donc cette thèse.

À ma Famille.

Abstract

In this thesis we propose a new formulation of the procedure for fault detection and isolation from the actuators for dynamic systems.

Usually, a control system consists of three parts: the sensors, the industrial process and the actuators. The actuator is a device with its own internal structure and its dynamic characteristics. In most studies, it is considered simply and in an approximate manner as constant coefficients, but this type of actuator formulation is not effective for the accurate identification of faults, from actuators for real systems.

In order to approach the reality and also to improve the efficiency of diagnosis, we will consider the actuator as a subsystem connected in cascade with the process. Using this new formulation, actuators faults can be modeled by considering them as a change in the internal parameters of the actuator subsystem. We assume that the output of the actuator which is also the entrance of the dynamic system is not measurable, so we'll get the information on the faults actuators only through the output variable of the process. An interesting question may arise during the implementation of the diagnostic procedure for the faults actuators: is that information on faults actuators can be fully seen in the output of the dynamic system? This informational intake is the primary problem to design the desired diagnostic procedure.

To describe this new formulation, we introduce some notions on inverse systems and we have also given a rank condition, for invertibility of left linear systems. The purpose of the study of these notions is to find satisfactory conditions that will allow the detection of faults from the actuator. For fault isolation, we used an approach based on interval observers. Indeed, this method allowed us to isolate faults in a very quick manner. The results presented were illustrated by an example of a nuclear reactor simulation showing the effectiveness of the method for fault isolation.

Keywords: fault detection, fault isolation, left invertibility, intervals observer, nuclear reactor.

Résumé

Dans cette thèse nous proposons une nouvelle formulation de la procédure de détection et d'isolation de défauts provenant des actionneurs pour les systèmes dynamiques.

Habituellement, un système de commande se compose de trois parties : les capteurs, le procédé et les actionneurs. L'actionneur est un dispositif interne avec sa propre structure et ses caractéristiques dynamiques. Dans la majorité des études, il est considéré tout simplement et d'une manière approximative comme des coefficients constants, mais ce type de formulation d'actionneur n'est pas efficace pour l'identification exacte des défauts issus des organes de commande pour les systèmes réels.

Dans le but de s'approcher de la réalité et aussi pour améliorer l'efficacité du diagnostic, nous allons considérer l'actionneur comme un sous-système connecté en cascade avec le procédé. En utilisant cette nouvelle formulation, les défauts actionneurs peuvent être modélisés en les considérant comme étant un changement au niveau des paramètres internes de ce sous-système actionneur. Nous supposons que la sortie de l'actionneur qui représente aussi l'entrée du système dynamique est non mesurable, donc nous allons obtenir l'information sur les défauts actionneurs seulement à partir de la variable de sortie du procédé. Une question intéressante peut se poser lors de l'implantation de la procédure de diagnostic des défauts actionneurs: est ce que l'information sur les défauts actionneurs peut être complètement vue à la sortie du système dynamique ? Cet apport informationnel constitue le problème primordial pour concevoir la procédure de diagnostic désirée.

Pour décrire cette nouvelle reformulation, nous avons introduit quelques notions sur les systèmes inverses et nous avons donné également une condition de rang pour l'inversibilité à gauche des systèmes linéaires. Le but de l'étude de ces notions est de trouver les conditions satisfaisantes qui vont permettre la détection de défauts provenant de l'actionneur. Pour l'isolation des défauts, nous avons utilisé une approche basée sur les observateurs par

intervalles. En effet, cette méthode nous a permis d'isoler les défauts d'une manière très rapide. L'ensemble des résultats présentés ont été illustrés par un exemple de simulation sur un réacteur nucléaire montrant l'efficacité de la méthode pour l'isolation de défaut.

Mots clés : détection de défaut, isolation de défaut, inversibilité à gauche, observateurs par intervalles, réacteur nucléaire.

Table des matières

Liste des figures	iv
Liste des tableaux	vi
Notations	vii
INTRODUCTION GENERALE	1
1. Cadre et contexte de la thèse	2
2. Objectif de la thèse	3
3. Organisation du mémoire	5
Chapitre 1: Etat de l'Art sur le Diagnostic des Systèmes	7
1. Introduction	8
2. Définitions et concepts	9
3. Procédure de détection et d'isolation de défauts	11
3.1. Différentes structures de défauts	11
3.1.1. Evolution des défauts	11
3.1.2. Nature des défauts	13
3.1.3. Type de défauts	13
4. Principe et classification des méthodes de diagnostic de défauts	15
4.1. Redondance matérielle et redondance analytique	15
4.2. Présentation des méthodes de diagnostic	16
4.2.1. Méthodes sans modèles	18
a) Approches quantitatives	18
b) Approches qualitatives	21
4.2.2. Méthodes avec modèles	23
a) Approches qualitatives	24
b) Approches quantitatives	25
5. Robustesse et performance des méthodes de diagnostic avec modèles	29
6. Conclusion	31
Chapitre 2: Etude et Synthèse des Observateurs pour les Systèmes Dynamiques	32
1. Introduction	33
2. Systèmes dynamiques	33
2.1. Etude des systèmes linéaires	34
2.1.1. Equations d'état d'un système linéaire	34
2.1.2. Propriétés des systèmes linéaires	35
a) Contrôlabilité	35
b) Observabilité	36

c) Stabilisabilité et Détectabilité	37
2.2. Etude des systèmes non linéaires	38
2.2.1. Equations d'état d'un système non linéaire	38
2.2.2. Propriétés des systèmes non linéaires.....	39
a) Indistinguabilité (indiscernabilité)	39
b) Observabilité	39
c) Observabilité faible	40
d) Observabilité locale faible	40
e) Espace d'Observabilité.....	40
f) Entrées universelles	42
g) Système uniformément observable [resp. localement].....	42
3. Structure des observateurs.....	42
3.1. Observateurs pour les systèmes linéaires	43
3.1.1. Observateur de Luenberger	43
3.1.2. Observateur de Kalman.....	44
Observateurs pour les systèmes non linéaires	45
3.2.1. Observateur de Luenberger étendu.....	45
3.2.2. Filtre de Kalman Etendu (EKF)	46
3.2.3. Observateurs basés sur les fonctions de Lyapunov : observateurs de Thau	47
3.2.4. Observateurs à grand gain	47
3.2.5. Observateurs à mode glissant.....	49
3.2.6. Observateurs adaptatifs	51
3.2.7. Observateurs par intervalles	53
4. Conclusion.....	58
Chapitre 3: Modélisations et Applications: Station de Traitement des Eaux Usées et Réacteur Nucléaire.....	60
1. Introduction	61
2. Modèle d'un procédé de traitement des eaux usées	61
2.1. Description d'une station d'épuration des eaux usées.....	61
2.2. Modélisation mathématique du procédé de traitement des eaux usées par boues activées	63
2.2.1. Historique de la modélisation.....	63
2.2.2. Choix du type de modèle.....	64
a) Présentation du modèle ASM1.....	65
b) Dynamique du procédé	66
2.2.3. Modèle mathématique du procédé.....	68
2.3. Détection et isolation de défauts actionneurs dans le procédé de traitement des eaux usées	70
2.3.1. Structure de l'observateur adaptatif (défauts simples)	70
2.3.2. Structure de l'observateur adaptatif (défauts Multiples)	74
2.3.3. Résultats de simulations	76
a) Cas sans défaut.....	77
b) Cas de défaut simple	78
c) Cas de défauts multiples	79
3. Modèle d'un réacteur nucléaire	82
3.1. Rapide historique : la pile de Fermi	83
3.2. Histoire de la physique nucléaire	84
3.3. Description d'un réacteur nucléaire	85
3.3.1. Principe	85
3.3.2. Energie de fission.....	86

3.3.3. Recherche et développement dans le domaine nucléaire	86
3.4. Représentation mathématique du réacteur.....	87
3.4.1. Equations cinétiques.....	87
3.4.2. Modèle du procédé.....	91
3.4.3. Modèle de l'actionneur.....	92
3.5. Détection et isolation de défauts provenant de l'actionneur du réacteur nucléaire	95
3.5.1. Structure de l'observateur adaptatif.....	95
3.5.2. Résultats de simulations	96
a) Cas sans défaut.....	96
b) Cas de défaut simple	97
4. Conclusion.....	97
Chapitre 4: Détection et Isolation de Défauts Actionneurs : Application à un Réacteur Nucléaire	99
1. Introduction	100
2. Formulation du problème	101
2.1. Structure du système en défaut.....	103
2.2. Inversibilité des systèmes dynamiques.....	104
3. Détectabilité de défaut actionneur dans le système dynamique	107
3.1. Détectabilité de défaut au niveau du sous-système actionneur	108
3.2. Inversibilité du sous-système procédé.....	108
3.3. Détectabilité de défaut dans le système.....	109
4. Isolation de défauts actionneurs	110
4.1. Approche basée sur les observateurs par intervalles	110
4.1.1. Description de l'approche pour l'isolation de défauts actionneurs.....	110
a) Filtre de paramètre	110
b) Filtre de défaut	114
4.1.2. Simulations.....	115
a) Modèle du sous-système procédé.....	115
b) Modèle du sous-système actionneur	116
c) Vérification des conditions de détectabilité de défaut.....	116
d) Résultats de simulations pour l'isolation de défaut.....	118
5. Conclusion.....	126
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES.....	127
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	132

Liste des figures

Figure 1. 1. Evolution temporelle des défauts	12
Figure 1. 2. Modélisation des défauts.....	13
Figure 1. 3. Différents types de défauts affectant un système physique	14
Figure 1. 4. Architecture de redondance matérielle et analytique	16
Figure 1. 5. Classification des méthodes de diagnostic.....	17
Figure 1. 6. Etapes du diagnostic à base de modèles.....	24
Figure 1. 7. Logique du diagnostic FDI	27
Figure 2. 1. Structure de l'observateur de Luenberger	43
Figure 2. 2. Structure de l'observateur de Kalman.....	44
Figure 2. 3. Structure d'un observateur à mode glissant	50
Figure 2. 4. Structure du banc d'observateurs pour la surveillance des paramètres.....	52
Figure 2. 5. Exemple de défaut.....	55
Figure 3. 1. Organisation et fonctionnement d'une station d'épuration	62
Figure 3. 2. Répartition de la DCO	66
Figure 3. 3. Actionneurs du procédé par boues activées	68
Figure 3. 4. Evolution des sorties du système et des résidus (cas sans défaut)	78
Figure 3. 5. Evolution des sorties du système et des résidus (cas avec défaut).....	79
Figure 3. 6. Résidus r_i de l'ensemble de détection et d'identification	80

Figure 3. 7. Résidus $s_{1,i}$ et $s_{2,i}$ des ensembles d'isolation.....	81
Figure 3. 8. Résidus $s_{3,i}$ et $s_{4,i}$ des ensembles d'isolation.....	82
Figure 3. 9. La pile de Fermi (document Argonne National Laboratory).	83
Figure 3. 10. Schéma de principe d'une centrale type REP (Réacteur à Eau sous Pression).....	86
Figure 3. 11. Schéma de la commande du réservoir.....	93
Figure 3. 12. Evolution des sorties du système et du résidu (cas sans défaut)	96
Figure 3. 13. Evolution des sorties du système et le résidu (cas de défaut simple).....	97
Figure 4. 1. Structure d'un système dynamique.....	100
Figure 4. 2. Structure du système	101
Figure 4. 3. Structure du système en présence de défaut.....	104
Figure 4. 4. Inversibilité à gauche	105
Figure 4. 5. Signaux de « non contenance ».....	120
Figure 4. 6. Evolution des erreurs d'observation pour le 1 ^{er} intervalle du paramètre θ_1	121
Figure 4. 7. Evolution des erreurs d'observation pour le 3 ^{ème} intervalle du paramètre θ_1	121
Figure 4. 8. Evolution des erreurs d'observation pour le 3 ^{ème} intervalle du paramètre θ_2	122
Figure 4. 9. Signaux de « non contenance ».....	123
Figure 4. 10. Evolution des erreurs d'observation pour le 3 ^{ème} intervalle du paramètre θ_2	124
Figure 4. 11. Evolution des erreurs d'observation pour le 2 ^{ème} intervalle du paramètre θ_2	125
Figure 4. 12. Evolution des erreurs d'observation pour le 1 ^{er} intervalle du paramètre θ_1	125

Liste des tableaux

Tableau 3. 1. Valeurs des conditions initiales	76
Tableau 3. 2. Valeurs des paramètres et des conditions d'alimentation.....	77
Tableau 3. 3. Valeurs de H_i , P_i et γ	78
Tableau 3. 4. Bornes des intervalles et les valeurs d'initialisation des observateurs pour θ_1	119
Tableau 3. 5. Bornes des intervalles et les valeurs d'initialisation des observateurs pour θ_2	119

Notations

Notations générales

A	: Matrice d'état du sous-système procédé
B	: Matrice d'entrée du sous-système procédé
C	: Matrice de sortie du sous-système procédé
A_a	: Matrice d'état du sous-système actionneur
B_a	: Matrice d'entrée du sous-système actionneur
C_a	: Matrice de sortie du sous-système actionneur
n	: Dimension de l'espace d'état du sous-système procédé
m	: Dimension de l'espace d'entrée du sous-système procédé
l	: Dimension de l'espace de sortie du sous-système procédé
n_a	: Dimension de l'espace d'état du sous-système actionneur
m_a	: Dimension de l'espace d'entrée du sous-système actionneur
$l_a = m$	: Dimension de l'espace de sortie du sous-système actionneur
t_f	: Temps d'occurrence de défaut
$x(t)$	: Vecteur d'état du sous-système procédé
$y(t)$	: Vecteur de sortie du sous-système procédé
$u(t)$	: Vecteur d'entrée du sous-système procédé et vecteur de sortie du sous-système actionneur
$x_a(t)$	: Vecteur d'état du sous-système actionneur
$y_a(t)$	: Vecteur de sortie du sous-système actionneur
$v(t)$	: Vecteur d'entrée du sous-système actionneur
$r(t)$	: Résidu
t_{iso}	: Temps d'isolation
t_I	: Instant d'isolation
θ	: Vecteur de paramètres
$\varepsilon(t)$	: Erreur d'observation

Variables et paramètres du procédé de traitement des eaux usées

$S_I(t)$	: Concentration de la matière organique soluble inerte	mg / l
$S_S(t)$	: Concentration de substrat facilement biodégradable	mg / l
$X_I(t)$	: Concentration de la matière organique particulaire inerte	mg / l
$X_S(t)$	: Concentration de substrat lentement biodégradable	mg / l
$X_H(t)$	: Concentration de biomasse hétérotrophe	mg / l
$S_O(t)$	: Concentration de l'oxygène dissous	mg / l
$X_{H,rec}(t)$	: Concentration de la biomasse hétérotrophe recyclée	mg / l
$X_{I,rec}(t)$	: Concentration de la matière organique particulaire inerte recyclée	mg / l
$X_{S,rec}(t)$	: Concentration de substrat lentement biodégradable recyclé	mg / l
$S_{I,in}$	: Concentration de la matière organique soluble inerte dans l'alimentation	mg / l
$S_{S,in}$	: Concentration de substrat facilement biodégradable dans l'alimentation	mg / l
$X_{I,in}$	: Concentration de la matière organique particulaire inerte dans l'alimentation	mg / l
$X_{S,in}$	: Concentration de substrat lentement biodégradable dans l'alimentation	mg / l
$X_{H,in}$	: Concentration de biomasse hétérotrophe dans l'alimentation	mg / l
$S_{O,in}$	: Concentration de l'oxygène dissous dans l'alimentation	mg / l
Q_{in}	: Débit d'entrée	l / h
Q_r	: Débit du recyclage entre le décanteur et le réacteur	l / h
Q_w	: Débit de purge	l / h
Q_L	: Débit d'air dans le bassin d'aération	l / h
b_H	: Coefficient de mortalité des organismes hétérotrophes	l / h
f_{X_I}	: Fraction de DCO inerte générée par de décès de la biomasse	-
Y_H	: Coefficient de rendement de la biomasse hétérotrophe	-
$K_{La} = Q_L \frac{\beta}{C_S}$	: Coefficient de transfert d'oxygène	-
K_S	: Coefficient de demi-saturation du substrat facilement biodégradable pour la biomasse hétérotrophe	mg / l
K_H	: Taux spécifique maximal pour l'hydrolyse	l / h
K_X	: Coefficient de demi-saturation pour l'hydrolyse du substrat lentement biodégradable	l / h
K_O	: Coefficient de demi-saturation de l'oxygène pour la biomasse hétérotrophe	mg / l
C_S	: Constante de saturation de l'oxygène dissous	mg / l
V_r	: Volume du bassin d'aération	l
V_{dec}	: Volume du décanteur	l

$\rho_1(t)$	: Vitesse spécifique de croissance des hétérotrophes	l/h
$\rho_2(t)$	: Vitesse spécifique de mortalité des hétérotrophes	l/h
$\rho_3(t)$	: Vitesse spécifique d'hydrolyse de la matière organique absorbée	l/h
$\mu_{H,max}$	: Taux de croissance maximal des micro-organismes hétérotrophes	l/h
β	: Constante strictement positive	-

Variables et paramètres du réacteur nucléaire

$n(t)$	: Densité neutronique	$1/(cm^2.s)$
$n_d(t)$	: Densité des neutrons retardés	$1/(cm^2.s)$
$n_p(t)$	: Densité des neutrons rapides	$1/(cm^2.s)$
$C(t)$	: Concentration des précurseurs	$neutrons/cm^3$
$C_i(t)$	: Concentration des précurseurs du $i^{ème}$ groupe	$neutrons/cm^3$
l^*	: Durée de vie effective des neutrons	s
D	: Coefficient de diffusion	-
V	: Volume du réservoir	cm^3
k	: Facteur de multiplication	-
s_r	: Surface du réservoir	cm^2
h	: Hauteur du modérateur	cm
X	: Ouverture de la vanne	cm
ρ	: Réactivité	$pour\ cent\ mille(pcm)$
$\bar{\beta}$	: Fraction des neutrons retardés	pcm
$\bar{\beta}_i$	: Rendement fractionnaire efficace des neutrons retardés du $i^{ème}$ groupe	pcm
λ_i	: Constante de décroissance radioactive des précurseurs du $i^{ème}$ groupe	$1/s$
λ_e	: Constante de décroissance efficace multi-groupe	$1/s$
μ	: Nombre de neutron produit par fission	-
Σ_f	: Section macroscopique efficace de fission	cm^2
Φ	: Flux des neutrons	$neutrons/(cm^2.s)$
Φ_o	: Flux de sortie des neutrons	$neutrons/(cm^2.s)$
Φ_i	: Flux d'entrée des neutrons	$neutrons/(cm^2.s)$
Σ_a	: Section macroscopique efficace d'absorption totale	cm^2
μ_f	: Variation du flux de sortie par rapport à la variation de la réactivité	$(neutrons.cm^{-2}.s^{-1})/ pcm$
σ	: Variation du flux de sortie par rapport à la variation de l'ouverture de la vanne	$neutrons/(cm^3.s)$

Abréviations

ACP	: Analyse en Composantes Principales
AQT	: Analyse Qualitative de Tendances
AMDEC	: Analyse des Modes de Défaillances et de leurs Effets et leurs Criticités
FDI	: Détection et isolation de défauts (Faults Detection and Isolation)
AI	: Intelligence Artificielle
LTI	: Systèmes linéaires à temps invariant (Linear Time Invariant)
LTV	: Systèmes linéaires à temps variant (Linear Time Variant)
EKF	: Filtre de Kalman étendu (Extended Kalman Filter)
ASM	: Modèle de boues activées (Activated Sludge Model)
DCO	: Demande Chimique en Oxygène
REP	: Réacteur à Eau sous Pression

INTRODUCTION GENERALE



1. Cadre et contexte de la thèse	2
2. Objectif de la thèse	3
3. Organisation du mémoire	5

1. Cadre et contexte de la thèse

Cette thèse a été préparée dans le cadre d'une cotutelle entre l'université de Sfax-Tunisie et l'Université Paul Sabatier de Toulouse-France. Les travaux présentés dans ce mémoire sont effectués au Laboratoire *Renewable Energies & Electric Vehicles (RELEV)* de l'*Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax (ENIS)*, au sein de l'équipe *Identification, Commande et Supervision des Systèmes (ICSS)* et le Laboratoire *d'Analyse et d'Architecture des Systèmes (LAAS)*, au sein de l'équipe *Diagnostic, Supervision et Conduite (DISCO)*.

Le diagnostic, dans le cas général, consiste à identifier ou à déterminer la nature et la cause d'une défaillance, d'un problème ou d'une maladie à partir d'une sélection de symptômes issus d'observations, de vérifications ou de tests. Il est une fonction essentielle pour la sûreté, la disponibilité et la maintenabilité des systèmes.

Les deux équipes *DISCO* et *ICSS* mènent une recherche méthodologique riche et variée dans le domaine du diagnostic automatique selon deux axes de recherche : le diagnostic à base de modèles [16], [27] et le diagnostic guidé par les données [24], [45]. Un point capital est de proposer des abstractions pertinentes pour interpréter les données disponibles. En effet, les comportements, souvent complexes, des systèmes dynamiques considérés doivent être analysés d'un point de vue qualitatif de manière à exhiber des symptômes informatifs et discriminants. Les équipes *DISCO* et *ICSS* fondent leurs travaux sur des formalismes provenant essentiellement des domaines de l'Automatique et de l'Intelligence Artificielle et possèdent une expertise dans ces deux domaines. Elles s'intéressent à des approches à base de modèles tout comme à des méthodes par extraction de connaissances utilisant des notions d'apprentissage pour proposer des solutions de diagnostic originales. Une recherche pluridisciplinaire et un large spectre de classes de systèmes considérés, caractérisent les équipes *DISCO* et *ICSS* dont les résultats sont reconnus dans les deux domaines, Automatique et Intelligence Artificielle.

Les thèmes de recherche sur le diagnostic couvrent l'analyse de l'impact des défauts au cours du cycle de vie complet des systèmes, avec une attention particulière pour les thèmes suivants:

- diagnostic dans des contextes coopératifs et pour les systèmes en réseau,
- diagnostic au sein d'architectures pour la tolérance aux défauts et l'autonomie,
- diagnosticabilité et son intégration dans la conception des systèmes,

- du diagnostic vers la maintenance et le pronostic,
- exploration de données et apprentissage pour le diagnostic et le pronostic.

2. Objectif de la thèse

Le présent travail s'inscrit dans la continuité et la complémentarité des travaux sur le diagnostic à base des observateurs et a pour objectif principal de générer des méthodes robustes pour la détection et l'isolation de défauts. Plus particulièrement la génération des équations d'estimation de défauts qui peuvent être utilisées pour l'amélioration de l'étape de décision concernant l'isolabilité de défauts et l'analyse de la sensibilité des résidus aux défauts. Ces algorithmes sont validés sur deux procédés industriels : une station d'épuration des eaux usées [57] et un réacteur nucléaire [62].

La sûreté de fonctionnement des systèmes dynamiques a fait l'objet de nombreux travaux de recherche pendant les trois dernières décennies. La sûreté de fonctionnement concerne à la fois le diagnostic avec les aspects détection, isolation et identification de défauts mais aussi la gestion des situations d'alarmes. La détection de défauts correspond à la mise en évidence de tout phénomène anormal pouvant affecter le comportement du système surveillé. L'isolation et l'identification de défauts sont définies comme la détermination des composants affectés par ce phénomène.

Un système de conduite de procédés doit être capable de maintenir la stabilité et un certain degré de performance en présence de défauts. Un défaut est un écart non permis d'une variable caractéristique d'un système. La détection de défauts permet de déterminer les défauts présents dans le système et leur instant d'occurrence. Le diagnostic localise et détermine le type, l'amplitude et l'instant d'apparition d'un défaut. L'ensemble des erreurs détectées permet de localiser et d'identifier l'élément défaillant. Pour un procédé donné, ces défauts peuvent provenir essentiellement des actionneurs, des capteurs, ou du procédé lui-même.

Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes intéressés exclusivement aux défauts provenant des actionneurs. Dans une première phase d'étude, nous nous sommes intéressés aux défauts singuliers et par la suite aux défauts multiples. Pour cela, nous avons étudié les différentes approches de détection, d'isolation et d'identification de ces défauts.

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

Ce sont les méthodes du deuxième groupe qui retiennent notre attention, précisément les approches de détection et d'isolation de défauts basées sur le modèle [16]. Pour détecter la présence d'un défaut, le comportement du système est comparé à celui du modèle mathématique et tout écart significatif dénote une modification de comportement éventuellement explicable par la présence d'un défaut. La différence entre le comportement du système et celui du modèle est exprimée sous forme d'un résidu. Afin d'isoler les défauts, le résidu est souvent structuré de manière à être sensible uniquement à un groupe de défauts. Pour obtenir le modèle mathématique utilisé dans ces méthodes de détection et d'isolation de défaut, les méthodes d'identification sont souvent utilisées afin de caractériser le modèle de bon fonctionnement du système.

Notre intérêt dans cette thèse est l'étude de défauts actionneurs. Généralement, ces défauts sont considérés comme étant un changement au niveau des coefficients de la matrice d'entrée du système dynamique ou bien un terme additif au vecteur d'entrée. Néanmoins, ce n'est pas la réalité. En effet, un système de commande se compose habituellement de trois parties : le processus, les capteurs et les actionneurs. L'actionneur est un dispositif interne avec sa propre structure et ses caractéristiques dynamiques. Dans la plus part des études, il est considéré tout simplement et d'une manière approximative comme des coefficients constants, mais ce type de formulation d'actionneur n'est pas efficace pour l'identification exacte des défauts issus des organes de commande pour certains systèmes réels comme le réacteur nucléaire décrit au chapitre 3.

Dans le but de s'approcher de la réalité et aussi d'améliorer l'efficacité du diagnostic, nous considérerons l'actionneur comme un sous-système connecté en cascade avec le processus. La contribution principale de nos travaux est de générer une nouvelle formulation pour le système dynamique, où les défauts actionneurs peuvent être modélisés en les considérant comme étant un changement au niveau des paramètres internes de ce sous-système actionneur. Cette vue globale du problème d'Automatique pour la mise en œuvre d'une

procédure de détection et d'isolation de défauts nous a amené à étudier conjointement des méthodes pour la modélisation ainsi que des méthodes de diagnostic.

3. Organisation du mémoire

La présentation du manuscrit s'articule autour de quatre chapitres:

- **Le premier chapitre** : c'est un chapitre introductif qui est consacré à un état de l'art sur les méthodes de diagnostic les plus utilisées dans la littérature en analysant les avantages et les limites de ces outils et en motivant l'utilisation des méthodes à base de modèles. L'objectif de plusieurs travaux récents [71], [74], [80] est de développer des techniques de diagnostic robustes aux incertitudes et aux erreurs de modélisation et de mesure. Dans notre travail, nous nous distinguons par l'utilisation d'une approche de détection et d'isolation de défaut basée sur les modèles pour améliorer la robustesse du diagnostic.
- **Le deuxième chapitre** : ce chapitre propose un tour d'horizon sur les systèmes dynamiques où une brève description des systèmes linéaires et des systèmes non linéaires est donnée tout en présentant leurs principales caractéristiques et leurs propriétés. De plus, quelques observateurs qui existent dans la littérature [35], [47], [78] et les principales techniques utilisées pour la synthèse de ces observateurs sont décrits.
- **Le troisième chapitre** : dans ce chapitre nous abordons une description et une représentation mathématique de deux modèles de systèmes industriels, le premier est un procédé de traitement des eaux usées et l'autre est un réacteur nucléaire. Ces deux modèles sont employés comme exemples d'applications pour valider et illustrer l'approche de détection et d'isolation de défauts provenant des actionneurs basée sur les observateurs adaptatifs dans les deux cas : défauts simples et défauts multiples.
- **Le quatrième chapitre** : ce chapitre est dédié à la reformulation du problème de diagnostic basé sur l'organe de commande. Ainsi la première partie consiste à la description de la nouvelle structuration du système dynamique dans le but de se rapprocher de la réalité. Une étude des conditions nécessaires pour l'élaboration de

l'algorithme de détection et d'isolation de défauts provenant des actionneurs avec sa nouvelle structuration est aussi réalisée. Cette nouvelle formulation met en évidence la nécessité de présenter quelques propriétés liées à la notion des systèmes inversibles. L'analyse de cette notion [85] doit alors permettre de remplir complètement la tâche de diagnostic. Un exemple d'application sur un réacteur nucléaire [62] illustre la méthodologie proposée pour la détection et l'isolation de défauts provenant de l'actionneur en utilisant l'approche basée sur les observateurs par intervalles.

Ce mémoire s'achève par une conclusion générale et quelques perspectives à ce travail.



Chapitre 1

Etat de l'Art sur le

Diagnostic des Systèmes



1. Introduction	8
2. Définitions et concepts	9
3. Procédure de détection et d'isolation de défauts	11
3.1. Différentes structures de défauts	11
3.1.1. Evolution des défauts	11
3.1.2. Nature des défauts	13
3.1.3. Type de défauts	13
4. Principe et classification des méthodes de diagnostic de défauts	15
4.1. Redondance matérielle et redondance analytique	15
4.2. Présentation des méthodes de diagnostic	16
4.2.1. Méthodes sans modèles	18
a) Approches quantitatives	18
b) Approches qualitatives	21
4.2.2. Méthodes avec modèles	23
a) Approches qualitatives	24
b) Approches quantitatives	25
5. Robustesse et performance des méthodes de diagnostic avec modèles	29
6. Conclusion	31

1. Introduction

Les travaux de recherche sur le diagnostic ont mobilisé durant ces dernières années une large communauté de chercheurs et ils ont été un sujet important dès l'apparition de l'Automatique moderne basé sur le calcul numérique [5].

Aujourd'hui, en raison des contraintes économiques de compétitivité accentuées par la mondialisation d'une part et de la sûreté de fonctionnement d'autre part, le diagnostic a connu une évolution très importante surtout pour les processus en génie des procédés en raison de leur caractère à risque comme les processus chimiques, nucléaires etc.... Cette évolution a permis le développement de plusieurs méthodes donnant une solution aux problèmes de la détection et de l'isolation de défauts pour assurer la sûreté de fonctionnement et prendre une décision permettant d'améliorer la conduite du système ou d'empêcher une dérive pouvant mener à des échecs de production. Le souci de la protection de l'environnement est aussi une raison supplémentaire de l'importance du diagnostic de ce type de procédé. Une procédure de diagnostic doit donc apporter des réponses aux questions suivantes en ce qui concerne ses objectifs, ses principes de mise en œuvre et ses critères d'évaluation:

- **Objectifs:** Que veut-on contrôler ? Quels types de défauts doit-on détecter ?
- **Principes:** Quel est le principe de diagnostic à mettre en œuvre ? Quelle est la procédure à suivre ?
- **Critères:** Quelles sont les performances souhaitées ? Quels sont les indices d'évaluation de ces performances ?

Cependant, la conception d'une procédure de diagnostic doit prendre en compte des aspects tels que le comportement du système et la sensibilité aux erreurs de mesure ainsi que les contraintes d'ordre économique et de mise en œuvre pratique. Par conséquent et vue l'importance du problème de diagnostic et des difficultés rencontrées, plusieurs approches ont été développées au cours de ces dernières années. Elles couvrent une large variété de techniques telles que les approches à base de modèles. Ces approches exigent un modèle structurel du comportement du processus basé sur des principes physiques fondamentaux. Ces modèles peuvent être de type quantitatif, exprimés sous forme d'équations mathématiques ou bien de type qualitatifs, exprimés par exemple sous forme de relations logiques.

D'autre part, il existe des méthodes qui ne nécessitent pas une forme explicite de modèle. Celles-ci ne dépendent que de l'historique de l'information. En addition avec la connaissance

du système, il y a diverses techniques de diagnostic qui peuvent être appliquées sur ce système.

Un tel assortiment de méthodes complique la tâche de diagnostic et rend le choix difficile pour toute personne qui n'est pas un expert dans ce domaine.

Nous proposons dans ce chapitre de faire un état de l'art sur le diagnostic des défauts dans les systèmes dynamiques. L'intérêt se portera essentiellement sur le problème de détection et d'isolation des défauts. Il est nécessaire dans un premier temps, de donner les différents concepts, notions et outils cités dans la littérature et qui sont utilisés en diagnostic de défauts, puisque un bon diagnostic demande une bonne compréhension de ces notions. Le principe de base du diagnostic sera alors donné ainsi que les différentes méthodes proposées dans ce domaine.

2. Définitions et concepts

Afin de développer notre propos, nous présentons quelques terminologies et concepts de base dans le domaine du diagnostic. La plus part de ces définitions ont été discutées au sein du *SAFEPROCESS Technical Committee of International Federation of Automatic Control IFAC* [54].

- **Fonctionnement normal** : un système est en fonctionnement normal lorsque ses états, ses entrées et ses sorties sont très proches de leur valeur nominale. Typiquement, il y a fonctionnement normal lorsqu'il n'y a pas d'apparition de défauts.
- **Défaut** : un défaut est généralement défini comme une déviation d'une variable observée ou d'un paramètre calculé par rapport à sa valeur fixée dans les caractéristiques attendues du processus lui-même, des capteurs, des actionneurs ou de tout autre équipement.
- **Défaillance** : une défaillance correspond à un défaut ayant un effet néfaste sur le fonctionnement du système. Ce terme est utilisé lorsqu'un dispositif devient inopérant ou il accomplit difficilement sa fonction.
- **Détérioration** : ce terme est utilisé pour définir une perte de performance altérant partiellement le fonctionnement du système.

- **Panne** : une panne est une interruption permanente de la capacité du système à réaliser sa fonction requise. Elle est au-delà de la défaillance car elle implique l'arrêt total du système.
- **Erreur** : elle est définie comme l'écart entre une valeur mesurée ou estimée d'une variable et une valeur donnée par un modèle et qui est théoriquement correcte.
- **Résidu ou indicateur de défaut** : il exprime l'incohérence entre les informations disponibles et les informations théoriques fournies par un modèle.
- **Modélisation du défaut** : c'est la détermination d'un modèle mathématique pour décrire un effet spécifique du défaut.
- **Modèle qualitatif** : c'est un modèle de système qui décrit le comportement avec des relations entre des variables et des paramètres du système en termes heuristiques tels que des causalités ou des règles.
- **Modèle quantitatif** : c'est un modèle de système qui décrit le comportement avec des relations entre des variables et des paramètres du système en termes analytiques tels que des équations différentielles ou aux différences.
- **Seuil** : c'est la valeur limite de l'écart d'un résidu avec le zéro, ainsi s'il est dépassé, un défaut est déclaré comme détecté.
- **Détection de défaut** : c'est la détermination de la présence de défaut et de l'instant de son occurrence.
- **Isolation de défaut** : c'est la détermination du type et de la localisation de défaut.
- **Identification de défaut** : c'est la détermination de la taille et du comportement temporel d'un défaut.
- **Diagnostic** : c'est la détermination du type, de la taille, de la localisation et de l'instant d'occurrence d'un défaut, il suit la détection de défauts et inclut l'isolation et l'identification.
- **Surveillance** : c'est une tâche continue, réalisée en temps réel, de détermination de l'état d'un système physique qui consiste en l'enregistrement des informations ainsi la reconnaissance et l'indication des anomalies du comportement.
- **Supervision** : c'est la surveillance d'un système physique et la prise de décisions appropriées en vue de maintenir son opération lors de l'apparition de défauts.

Dans le cadre de cette thèse, nous allons traiter exclusivement les défauts provenant des actionneurs. Dans une première phase d'étude, nous nous sommes intéressés aux défauts

singuliers et par la suite aux défauts multiples. Pour cela, nous allons étudier les différentes approches de détection, d'isolation et d'identification des défauts.

3. Procédure de détection et d'isolation de défauts

La détection et l'isolation de défauts est une opération délicate puisqu'il faut, dans un contexte soumis aux circonstances imprévisibles de fonctionnement du système et aux perturbations de l'environnement, décider s'il y a un défaut ou non. En effet, la détectabilité est définie comme étant l'aptitude du système de diagnostic à pouvoir découvrir la présence de défaut sur un système dynamique. Elle est fortement liée à la notion d'indicateurs de défauts qui s'appellent résidus générés par un générateur de résidu qui doit, d'une certaine manière, être sensible à la défaillance que l'on désire détecter. Généralement, Il faudra se fixer un compromis entre le nombre de fausses alarmes et celui de non-détection.

Concernant l'isolabilité, on peut dire qu'elle est la capacité du système de diagnostic à trouver l'origine du défaut. En général, une défaillance produit une cascade d'alarmes ce qui rend difficile l'isolation de l'organe défaillant. La capacité d'isoler les défauts est liée à la structure des résidus calculés et à la procédure de détection mise en œuvre.

Ainsi le problème de détection et d'isolation de défauts consiste à mesurer les données au cours du fonctionnement réel du système et à générer les résidus afin de déterminer si le fonctionnement du système est normal ou défaillant après une comparaison avec le système nominal.

3.1. Différentes structures de défauts

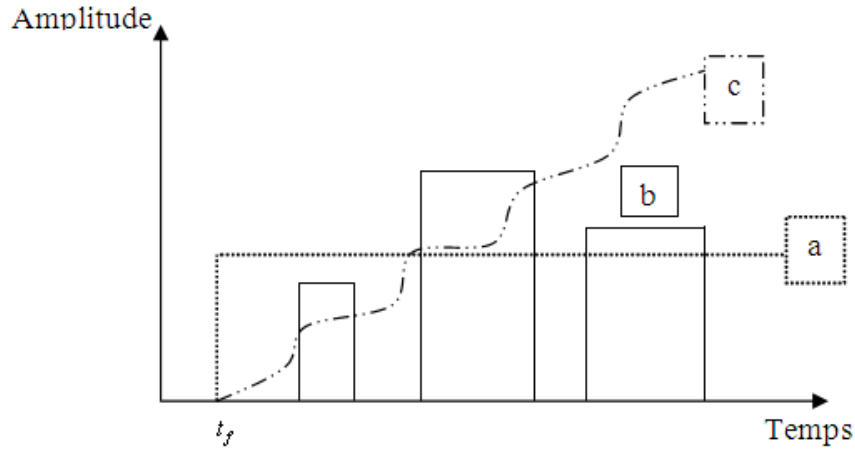
Généralement, un défaut est caractérisé par une déviation de fonctionnement normal d'un système qui est circonvenue soit par les signaux de commande ou les signaux de mesures.

Les défauts affectant un système sont d'évolutions, de natures et de types différents.

3.1.1. Evolution des défauts

Les défauts (figure (1.1)) peuvent être différenciés selon leur forme et leur comportement dans le temps [113]. En effet, ils peuvent surgir ou déjà être présent sur le système; ils peuvent être de faible ou de forte amplitude, être brusque ou plutôt arriver graduellement sous forme de dérives lentes. Puisque l'apparence qui les définit est connue, ils sont dits

déterministes. Par contre, les défauts se manifestant par intermittence sont dits stochastiques car ils ne peuvent être caractérisés que par des évolutions aléatoires.



a) Défaut brusque ou abrupt b) Défaut intermittent c) Défaut à dérive lente ou graduel

Figure 1. 1. Evolution temporelle des défauts

Généralement on distingue dans la littérature trois types de défauts:

- **Défaut brusque ou abrupt (a):** il est caractérisé par son comportement temporel discontinu, il correspond à une panne brutale : disfonctionnement total ou partiel. Une représentation mathématique de ce défaut est donnée par:

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

où, t_f représente le temps d'occurrence d'un défaut, $f(t-t_f)$ est le comportement temporel du défaut et δ est un seuil constant.

- **Défaut intermittent (b):** ce défaut est un cas particulier de défaut abrupt avec la propriété particulière que le signal revient de façon aléatoire à sa valeur nominale. Ce type de défaut caractérise les faux contacts ou une panne intermittente des capteurs.
- **Défaut à dérive lente ou graduel (c):** ce défaut a un comportement temporel lent ce qui le rend difficile à détecter, il est caractéristique d'un encrassement ou d'une usure d'une pièce. Son évolution au cours du temps peut être exprimée par cette relation :

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

où α et δ sont deux constantes positives.

3.1.2. Nature des défauts

Les défauts peuvent être classés en défauts de nature multiplicative ou de nature additive (figure (1.2)), selon leurs effets sur les performances du système.

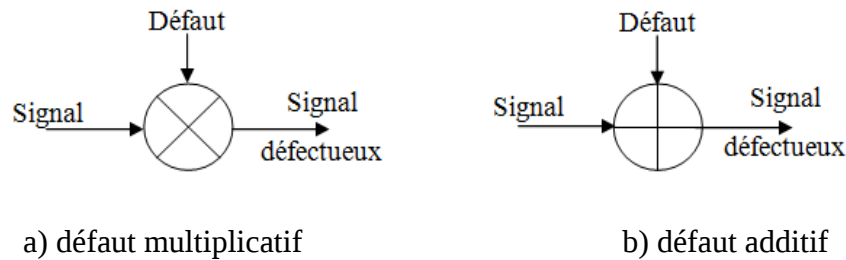


Figure 1. 2. Modélisation des défauts

- **Défauts multiplicatifs (a) :** les défauts au niveau de la dynamique du procédé sont modélisés par des défauts multiplicatifs. Ils correspondent aux modifications paramétriques du modèle représentant le système. Ces derniers induisent des changements sur la corrélation du signal de sortie du système, ainsi que des changements dans la dynamique du système.
- **Défauts additifs (b) :** ces défauts sont modélisés sous forme de termes additifs dans le modèle du système. Ils influent sur son état ou sur sa sortie. Cette modélisation est habituellement attribuée aux défauts de capteurs et d'actionneurs.

3.1.3. Type de défauts

Comme il est connu, couramment pour la procédure de diagnostic, on utilise la modélisation pour caractériser le système à surveiller et on cherche toujours à définir un modèle représentant d'avantage son fonctionnement. Toutefois, on doit prendre en compte la modélisation des défauts quand le système est affecté par un défaut. Et par la suite, on a besoin de différencier ces défauts selon leurs natures. En effet, ils peuvent affecter le procédé, les actionneurs ou bien les capteurs.

Comme étant présenté dans la figure (1.3), trois types de défauts peuvent toucher les différents éléments d'un système:

- **Défauts actionneurs :** les actionneurs sont considérés comme la partie opérative qui agit sur le système et transforme les signaux de commande issus du contrôleur en

mouvement d'un moteur ou en chaleur délivrée par une résistante électrique ou bien en champ magnétique à partir d'un électroaimant etc....

Ainsi les défauts actionneurs s'additionneront aux commandes du système et concerneront l'ensemble des problèmes liés aux organes qui agissent sur l'état du procédé. Ils se traduisent donc par une incohérence entre la commande des actionneurs et la réponse en leur sortie. L'actionneur peut être en perte totale ou en perte partielle.

Pour le premier cas, cet actionneur est devenu incapable de commander le système comme par exemple une vanne qui reste bloquée dans sa position initiale. Dans le deuxième cas, l'actionneur est caractérisé par un fonctionnement dégénéré, c'est-à-dire, il fonctionne comme étant en régime nominal mais son action est à peine partielle. Ce phénomène est souvent caractérisé par une perte d'énergie.

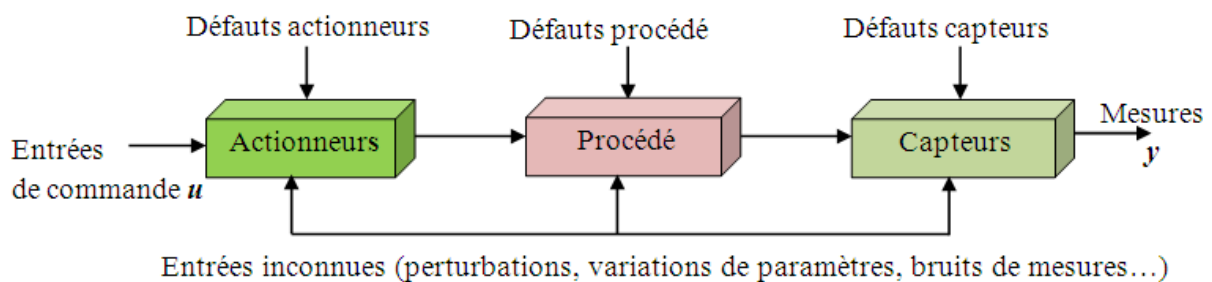


Figure 1. 3. Différents types de défauts affectant un système physique

- **Défauts capteurs** : les capteurs servent à transformer une grandeur physique en une grandeur capable d'être traitée par les calculateurs. Ils sont généralement les interfaces de sortie d'un système avec l'environnement extérieur. Ainsi, les défauts provenant des capteurs se caractérisent par un écart entre la valeur réelle de la grandeur et sa mesure. Ils s'additionneront aux sorties du système et représenteront l'ensemble des problèmes liés à la prise d'information sur l'état du système. Comme pour le défaut actionneur, le défaut provenant du capteur peut être total ou partiel. Un défaut partiel issu d'un capteur peut être représenté par une saturation, un défaut au niveau de calibrage, un biais ou un bruit. D'ailleurs, la relation entre le signal généré par le capteur et celui du système réel est toujours plus ou moins adéquate. Par contre, dans le cas d'un défaut total, l'exploitation du signal du capteur n'est pas possible.

- **Défauts procédé** : ce sont les défauts affectant le système lui-même, ils correspondent à une dégradation des composants du système par un changement sur les paramètres internes. Ces défaillances sont dues alors à des modifications de la structure ou des paramètres du modèle.

Notre étude porte sur les défauts abrupts et issus des actionneurs. Bénéficiant des outils déjà existants en Automatique, la recherche dans ce domaine a connu une évolution très importante qui lui a permis de développer plusieurs méthodes donnant une solution aux problèmes de la détection et de l'isolation de défauts.

4. Principe et classification des méthodes de diagnostic de défauts

Dans le domaine des Sciences de l'Ingénieur, le terme diagnostic désigne l'analyse des mauvais fonctionnements et des défaillances d'un système afin d'en déterminer la nature et la cause. En effet, le diagnostic est le processus d'évaluation d'un état de fonctionnement donné. Cet état est comparé avec un état de référence, si la différence est non nulle alors il s'agit d'évaluation de dérive de fonctionnement. Le diagnostic intègre différentes étapes dont la première consiste à détecter cet état de fonctionnement, une fois que l'anomalie est détectée, on passe à l'évaluation des causes de son occurrence qui consiste à identifier, analyser et localiser ces causes ; et finalement la décision d'action pour le modifier [55].

Dans l'étude qui suit, il sera question de présenter le principe de diagnostic et les différentes méthodes de détection et d'isolation des défauts.

4.1. Redondance matérielle et redondance analytique

Le principe de base du diagnostic des défauts repose sur la notion de redondance (figure (1.4)), qui permet de fournir au système plusieurs informations différentes sur une même variable. Des tests vont alors permettre de vérifier la cohérence de ces informations. Nous pouvons distinguer deux approches :

- la première s'appelle la redondance matérielle ou physique qui consiste à ajouter des capteurs pour obtenir des informations supplémentaires sur l'état du système, ce qui entraîne un coût important en instrumentation. Ce type de diagnostic se limite à la surveillance des éléments redondants comme les capteurs, les actionneurs..., ce qui rend impossible la détection des défauts provenant des éléments non redondants.

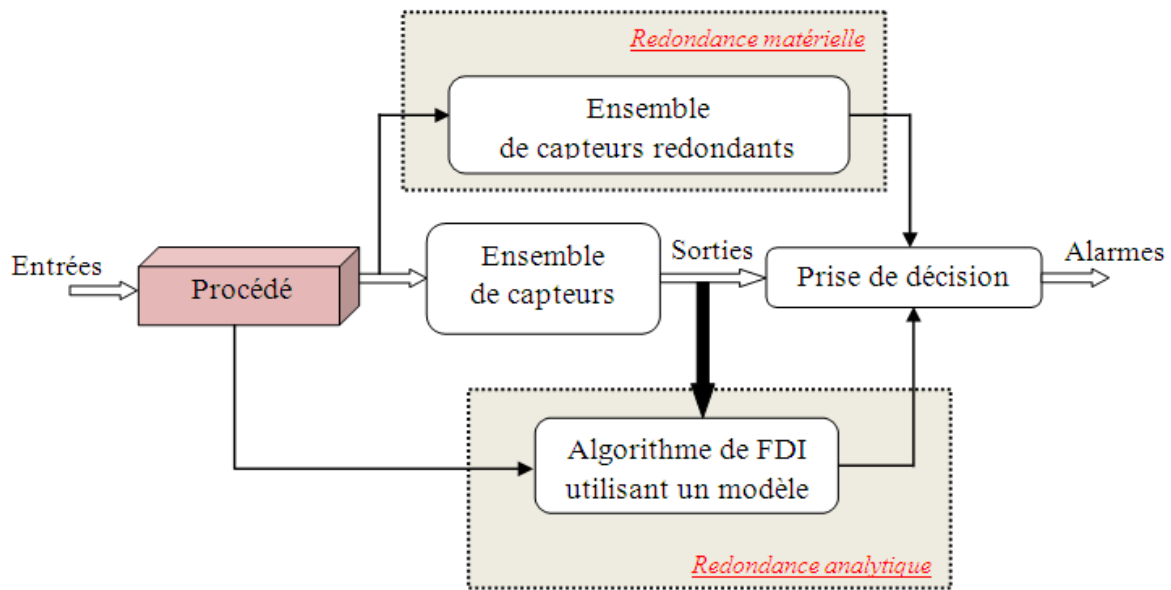


Figure 1. 4. Architecture de redondance matérielle et analytique

- la deuxième approche dite redondance analytique [19], complément à la redondance matérielle, utilise les mesures disponibles sur le système pour développer des algorithmes de détection et d'isolation des défauts sous forme de relations analytiques d'entrée-sortie ou de sortie-sortie liant les variables connues. Ces relations sont appelées relations de redondances analytiques. Cette approche utilise un modèle mathématique du système à diagnostiquer d'où le nom de la méthode à base de modèle. Les méthodes basées sur cette approche sont plus simples et moins coûteuses que la première approche.

Dans ce qui suit, nous allons discuter uniquement les méthodes liées à cette dernière approche.

4.2. Présentation des méthodes de diagnostic

La diversité des approches qui ont été développées pour le diagnostic des systèmes dynamiques semble être le résultat de contextes différents. Ces contextes sont associés à la nature des applications visées et aux caractéristiques propres du cahier des charges qui en résultent. Ainsi, la nature des informations disponibles sur le système ou le type de défaut à détecter conduisent à la mise en œuvre de stratégies spécifiques. Dans ce cadre, les travaux sur la détection et l'isolation de défauts et ceux dédiés au diagnostic [9], [14], [32], [123] montrent une grande variété à la fois dans les points de vues et dans les méthodes utilisées.

Ainsi, elles sont principalement basées sur deux approches que nous pouvons classer en méthodes avec ou sans modèles (figure (1.5)). Dans le premier cas, nous utilisons des redondances d'informations et la connaissance fournie par le modèle mathématique pour définir le mode de fonctionnement et décider si l'état du système est normal ou anormal. Ces modèles peuvent être de type quantitatif, exprimés sous forme d'équations mathématiques ou bien de type qualitatif, exprimés par exemple sous forme de relations logiques.

Par contre, le deuxième cas est basé sur l'analyse des données fournies par le système qui permet de décider de son état en s'appuyant soit sur des mesures disponibles de signaux issus du procédé, soit sur des connaissances à priori concernant son comportement. Nous pouvons citer par exemple, l'approche par la logique floue [67], l'approche par les réseaux de neurones artificiels (RNA) [68] et l'analyse stochastique des signaux [6].

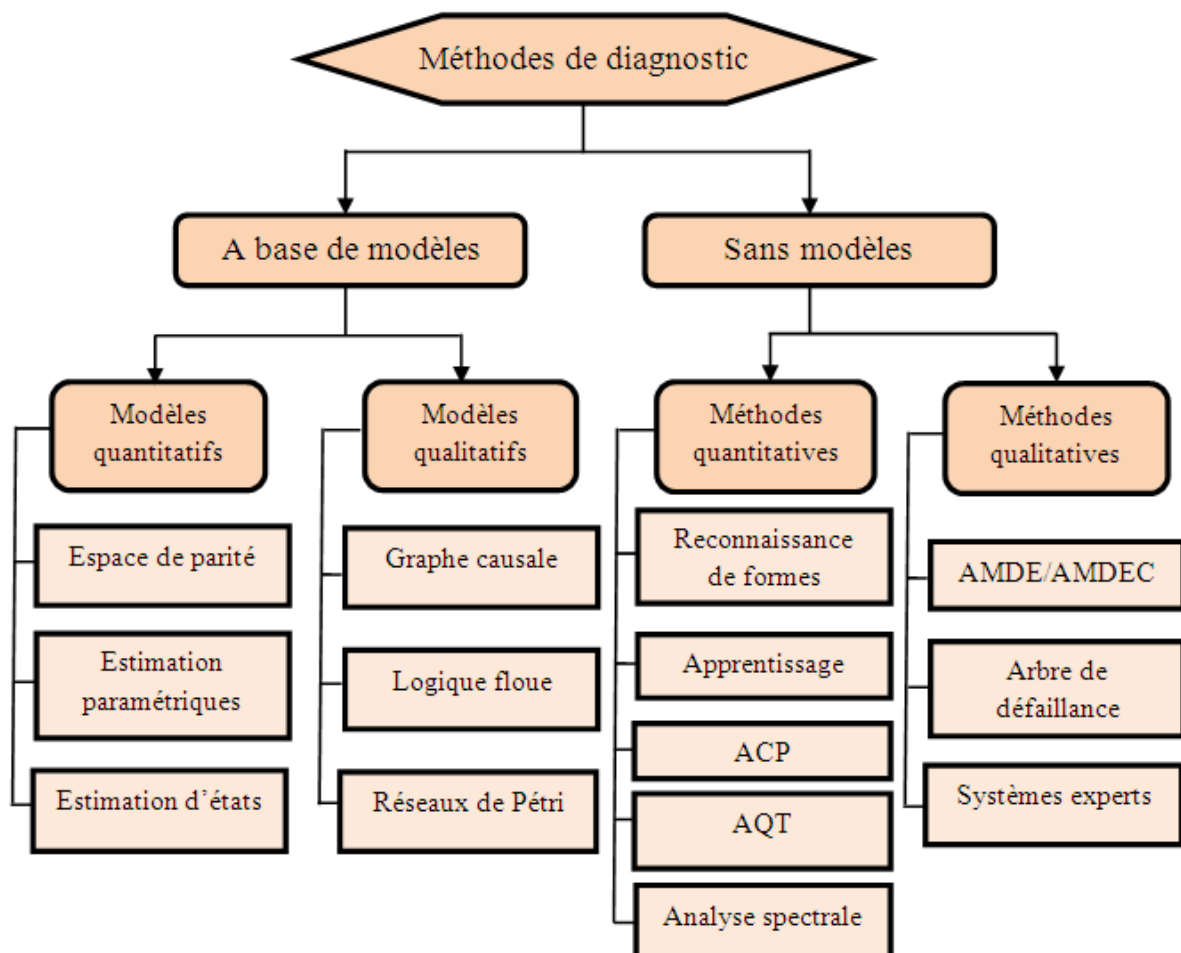


Figure 1. 5. Classification des méthodes de diagnostic

4.2.1. Méthodes sans modèles

Dans certains cas, il s'avère difficile ou parfois impossible de trouver le bon modèle mathématique pour un système réel, à cause des nombreuses reconfigurations intervenant dans le processus de production ou de la complexité des phénomènes mis en jeu. La solution dans ce cas est le recours à des méthodes qui ne nécessitent aucune connaissance approfondie du système.

En effet, on trouve :

- Les approches quantitatives qui sont basées sur le traitement de données.
- Les approches qualitatives à base de connaissance.

a) Approches quantitatives

Les méthodes de traitement de données consistent en l'exploitation d'une base de connaissance symbolique. La seule information disponible, dans ce cas, est sous la forme de données historiques qui correspondent aux différents modes de fonctionnement du système ou bien à l'aide d'un traitement en ligne des signaux issus de capteurs.

- **Reconnaissance de formes** : l'objectif est la reconnaissance d'une forme parmi différentes possibilités à partir d'observations bruitées. Il existe plusieurs approches: la reconnaissance de forme structurelle ou syntaxique qui exploite les relations entre les composants de la forme et la reconnaissance de formes de type numérique. Cette forme est représentée par un ensemble de paramètres ou attributs caractéristiques qui peuvent être numériques ou symboliques. Un prototype est défini par des valeurs précises de l'ensemble des paramètres caractéristiques de la défaillance. Une classe est définie par un ensemble possible de valeurs des attributs et elle est représentée par son prototype. La reconnaissance d'une forme parmi M classes est la décision d'affecter l'objet à une classe particulière. Le diagnostic consiste à décider de quel prototype cette forme est la plus proche en fonction d'un critère d'évaluation comme les distances euclidiennes (classes circulaires) ou les distances Mahalanobis (classes elliptiques) par exemple [24].
- **Apprentissage** : les méthodes basées sur la démarche *d'apprentissage* comme les *réseaux de neurones RN* et les méthodes *machine learning* sont utilisées pour le diagnostic. Les réseaux de neurones sont souvent employés pour le diagnostic des systèmes présentant des dynamiques complexes, pour lesquels il est difficile de

connaître les situations de défauts. Ils sont utilisés à différentes étapes : tout d'abord lors de la phase d'apprentissage, à partir des données issues du procédé en comportement normal et en opérations sous défauts, une classification des états qualitatifs ainsi que l'identification de symptômes sont effectuées [45]. Cet apprentissage permet alors, sur la base de l'optimisation d'un critère, de reproduire le comportement du système à modéliser. Il peut être effectué de deux manières :

- Apprentissage supervisé : le réseau de neurones utilise les données d'entrée et de sortie du système à modéliser.
- Apprentissage non supervisé : le réseau de neurones n'utilise que les données d'entrée du système et l'apprentissage s'effectue par comparaison entre plusieurs cas d'exemples.

Une fois que l'apprentissage est achevé, il peut être, ensuite, utilisé pour la généralisation. Il s'agit de la phase de test où de nouveaux exemples sont présentés au réseau de neurones pour juger de sa capacité à prédire les comportements du système modélisé. Lors d'un problème de diagnostic, leur emploi peut alors se faire à trois niveaux :

- comme modèle du système à surveiller en état normal et générer un résidu d'erreur entre les observations et les prédictions,
 - comme système d'évaluation de résidus pour le diagnostic,
 - comme système de détection en une seule étape.
- **Analyse en Composantes Principales (ACP)** : c'est un outil statistique largement utilisé pour l'analyse de données collectées sur des systèmes en cours de fonctionnement afin de surveiller leur comportement. L'analyse en composantes principales est une technique numérique bien connue dans le domaine du traitement de données pour réduire la dimension de l'espace de représentation d'un système [58]. L'ACP est essentiellement basée sur la mise en évidence de relations linéaires entre les variables et elle présente un caractère d'optimalité au sens d'un critère portant sur l'erreur quadratique d'estimation en valeur moyenne. Rappelons que l'approche classique de l'ACP utilise un calcul préliminaire de la moyenne des données et de leur matrice de covariance; la moyenne et la variance sont sensibles à la présence de valeurs aberrantes, et les résultats obtenus s'avèrent souvent inexploitable car trop biaisés par l'influence de ces valeurs aberrantes. Par la suite, l'un des inconvénients

majeurs de l'approche ACP résulte de l'utilisation de techniques d'estimation par moindres carrées, techniques qui échouent souvent à s'affranchir des biais de mesure accidentels, ce qui est malheureusement assez fréquent sur le plan pratique.

- **Analyse Qualitative de Tendance (AQT) :** la représentation et l'analyse qualitative de signaux à travers l'information des dérivées de premier et du deuxième ordre représentent l'une des principales techniques pour le diagnostic et la supervision basées sur des données et sur l'abstraction de la dynamique continue. L'analyse qualitative de tendance des signaux est basée, en général, sur la segmentation temporelle des signaux en unités, appelées épisodes, en fonction de leur pente et de leur convexité et d'une classification de ces épisodes. D'après Colomer et al. [20], les besoins des systèmes de supervision qui motivent l'utilisation des méthodes d'analyse qualitative de tendances sont l'incertitude, l'incomplétude et l'hétérogénéité des données. Ces besoins demandent un raisonnement qualitatif et un raisonnement temporel qui est nécessaire non seulement sur des informations instantanées mais aussi sur le comportement historique.
- **Analyse spectrale :** c'est la première méthode à investiguer pour détecter des harmoniques dans un signal [65]. Elle s'avère intéressante pour l'analyse des signaux qui montrent des oscillations avec des périodes longues comme les débits ou bien les pressions. La plus part des mesures possèdent un spectre typique de fréquence sous certaines conditions normales, toute déviation des caractéristiques fréquentielles d'un signal est liée à une anomalie. L'utilisation d'une procédure de décision permet de détecter et de localiser l'élément défaillant du système. Parmi les outils de décision appliqués sur un échantillon de mesures, on peut citer : le test empirique de franchissement de seuil, le test de variance ou le test de moyenne [7].

Ces méthodes de traitement de données sont des approches envisageables lorsqu'un raisonnement sur les comportements dynamiques du procédé n'est pas utile. Les approches de classification de données qui utilisent la reconnaissance de formes sont basées sur l'analyse des données issues des signaux reliés entre eux pour la distinction des différents modes de fonctionnement et certains modes défaillants. Toutes ces méthodes sont profondément dépendantes d'un grand volume des données, ce qui les limitent en général à la détection. Le diagnostic dépend donc de la représentation et de la discrimination de tous les modes de

défaut. Dans le cadre du suivi de régions transitoires, les méthodes d'AQT sont les plus utilisées.

b) Approches qualitatives

Ces méthodes sont fondées sur la connaissance, elles sont envisageables quand l'obtention d'un modèle analytique du procédé s'avère difficile, et lorsque la plus part des mesures sont indisponibles. Elles sont basées sur une connaissance associative dépendante du système et sur une connaissance a priori des défauts et de leurs effets.

- **Analyse des Modes de Défaillances et de leurs Effets et leur Criticité (AMDEC) :**
c'est une technique spécifique de sûreté de fonctionnement, l'AMDEC est avant tout une méthode d'analyse des systèmes s'appuyant sur un raisonnement inductif causes-conséquences, pour l'étude des causes, des effets des défauts puis de leur criticité. Historiquement, la méthode initiale est appelée Analyse des Modes de Défaillances et de leurs Effets (AMDE) [120] qui constitue une analyse préventive de la sûreté de fonctionnement au sens de la fiabilité, la disponibilité, la maintenabilité et la sécurité. Une fois complétée par une analyse de criticité, qui permet d'extraire les modes de défaillance les plus critiques, l'AMDE devient l'AMDEC. Cette dernière consiste à estimer la criticité des modes de défaillances à partir de trois critères : gravité, fréquence d'apparition et probabilité de non détection. Le principe de la prévention repose sur le recensement systématique et l'évaluation des risques potentiels d'erreurs susceptibles de se produire à toutes les phases de réalisation d'un système. Tout d'abord, il faut connaître précisément le système et son environnement. Ces informations sont généralement les résultats de l'analyse fonctionnelle, de l'analyse des risques et éventuellement du retour d'expériences. Il faut également déterminer comment et à quel fin l'AMDEC sera exploitée et définir les moyens nécessaires, l'organisation et les responsabilités associées. Ensuite, il faut évaluer les effets des modes de défaillance et les étudier, d'abord, sur les composants directement interfacés avec celui-ci. Il est important de noter que lorsqu'une entité donnée est considérée selon un mode de défaillance donné, toutes les autres entités sont supposées en état de fonctionnement nominal. Enfin, il convient de classer les effets des modes de défaillance par niveau de criticité, par rapport à certains critères de sûreté de fonctionnement préalablement définis au niveau du système en fonction des objectifs

fixés (fiabilité, sécurité, etc.). Les modes de défaillance d'un composant sont regroupés par niveau de criticité de leurs effets et ils sont par conséquent organisés. Cette méthodologie permet d'identifier les composants les plus critiques et de proposer alors les actions et les procédures nécessaires pour y remédier.

Cette méthode s'accompagne d'une lourdeur certaine et la réalisation exige un travail souvent important et fastidieux car elle nécessite une énumération de tous les défauts possibles et elle manque d'un pouvoir de réutilisabilité. Par exemple, dans le cas des procédés complexes, le nombre élevé de variables, de composants et de modes opératoires, rend son utilisation peu adaptée.

- **Arbre de causes à effets ou arbre de défaillances** : contrairement à l'analyse des modes de défaillances, l'arbre de défaillances [120] est une méthode déductive qui procède un raisonnement logique rigoureux. Elle permet de savoir comment un système peut être indisponible. Il s'agit de représenter les différents événements et leurs liaisons par l'intermédiaire d'opérateurs logiques ET ou OU selon que le défaut se produit lorsque les événements se réalisent ensemble ou séparément. L'arbre de défaillances est une représentation graphique qui représente une démarche d'analyse quantitative et qualitative d'événements. Elle est construite en recherchant l'ensemble des événements élémentaires, ou les combinaisons d'événements, qui conduisent à un événement non désiré. L'objectif est de suivre une logique déductive en partant de cet événement indésirable pour déterminer de manière exhaustive l'ensemble de ses causes jusqu'aux plus élémentaires. Ce type d'analyse permet, dans le domaine de la maintenance, d'améliorer la conception, de faire un diagnostic rapide et de prévoir une meilleure logistique. Pour établir cet arbre, il est souhaitable de s'aider de l'analyse des modes de pannes et de défaillances décrits précédemment en AMDEC.
- **Systèmes experts** : un système expert est une application informatique capable de prendre des décisions ou de résoudre des problèmes dans un domaine précis. C'est un programme faisant appel à l'intelligence artificielle. Une base de données est conçue à partir du savoir d'un expert avant d'être intégrée à un programme. Le diagnostic par système expert se base sur l'expérience disponible sur le système pour construire une table de correspondance permettant d'associer efficacement les observations aux diagnostics correspondants. L'expérience peut être fournie par un opérateur humain, dans ce cas, la connaissance humaine doit être traduite en langage informatique ou par

un enregistrement éventuellement annoté des précédentes exécutions du système, où un algorithme d'apprentissage automatique doit être utilisé.

Les principaux inconvénients de cette méthode sont :

- L'acquisition de l'expertise : l'expertise n'est disponible qu'après un certain temps d'utilisation du système, ce qui exclue l'application pour des systèmes critiques (centrales nucléaires ou robot spatiaux, par exemple). D'autre part, la complétude de l'expertise n'est jamais assurée. Ainsi, lorsqu'un comportement inconnu a lieu sur le système, le diagnostic fourni sera erroné.
- la taille du système expert : puisque le système expert capture toutes les observations possibles, il nécessite parfois une taille très importante tandis qu'un modèle du système serait plus compact. Il arrive cependant qu'au contraire, le système expert soit plus compact que le modèle puisqu'il ne comporte que les informations pertinentes pour le diagnostic.
- La non robustesse : en cas de modification même légère du système, le système expert doit être entièrement recalculé.

4.2.2. Méthodes avec modèles

Les approches à base de modèles (figure (1.6)) s'appuient sur des modèles comportementaux explicites du système soumis au diagnostic.

Un grand avantage de ces approches par rapport aux approches relationnelles et de traitement de données, réside sur le fait que seule l'information du comportement normal du procédé est prise en compte par l'intermédiaire d'un modèle de référence. La précision du modèle, liée aux besoins de la surveillance et aux critères de performance du diagnostic, définit le choix de l'utilisation de modèles quantitatifs ou qualitatifs. Selon L. Travé-Massuyés et al. [117], les méthodes de diagnostic à base de modèles présentent aussi les avantages suivants :

- La connaissance sur le système est découplée de la connaissance de diagnostic,
- Il s'agit d'une connaissance de conception plutôt que d'exploitation,
- Le coût de développement et de maintenance est moindre,
- Les modèles fournissent un support adéquat pour l'explication (la structure du système est explicitement représentée).

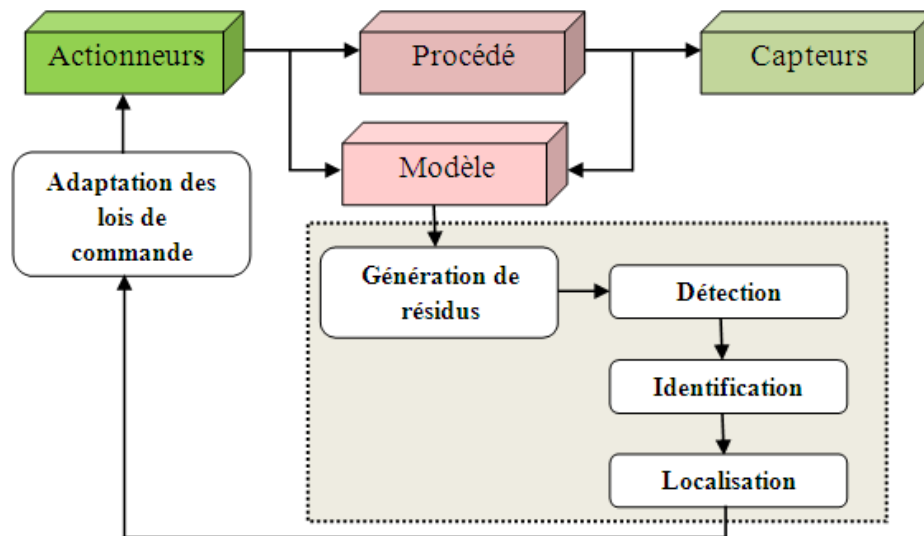


Figure 1. 6. Etapes du diagnostic à base de modèles

Les premiers travaux dans le domaine du diagnostic à base de modèles dynamiques remontent au début des années 70 avec une forte influence "Kalmanienne" [84].

Depuis, de nombreux travaux font régulièrement le point sur l'avancement de différentes approches que nous pouvons classer selon deux branches principales : les approches qualitatives et les approches quantitatives (figure (1.5)).

a) Approches qualitatives

La communauté d'Intelligence Artificielle (IA) a proposée des approches qui utilisent une connaissance profonde des composants du système basée sur une théorie logique du raisonnement [96]. L'analyse fondamentale envisage l'obtention de cohérence entre les observations et le modèle à travers la suppression des hypothèses sur le comportement de quelques composants [22]. La modélisation basée sur un raisonnement qualitatif et la modélisation causale sont les deux tendances principales proposées par cette communauté. Parmi les méthodes les plus utilisées par cette communauté, nous pouvons citer les graphes causaux, la logique floue et les réseaux de Pétri.

- **Graphes causaux (ou graphes d'influence):** ils déterminent les composants défectueux qui peuvent expliquer le fonctionnement anormal observé. Le diagnostic basé sur un graphe causal consiste à rechercher la variable source dont la déviation est suffisante pour interpréter toutes les déviations détectées sur d'autres variables. Deux principaux types de structure causale sont proposés: le premier type lie la causalité aux

équations décrivant le système (analyse globale) [117] tandis que le deuxième lie la causalité à la structure du système (analyse locale).

- **Logique floue:** la logique floue est une théorie mathématique [67], qui tient compte des incertitudes et permet une fusion des informations. L'approche floue s'appuie sur la construction d'un dispositif, appelé système d'inférences floues, capable d'imiter les prises de décision d'un opérateur humain à partir des règles verbales traduisant ses connaissances relatives à un processus donné. Trouver une relation mathématique entre un défaut et ses symptômes s'avère souvent difficile. Cependant, en s'appuyant sur leur expérience, les opérateurs humains sont capables de déterminer l'élément défaillant qui est à l'origine des symptômes observés. Ce type de savoir peut être exprimé à l'aide des règles de la forme : « **SI** condition **ALORS** conclusion ». Où la partie condition contient les symptômes observés et la partie conclusion comporte l'élément défaillant. Ainsi le problème de diagnostic est considéré comme un problème de classification. Le vecteur des symptômes du classificateur, élaboré à partir des grandeurs mesurées sur le système, peut être vu comme une forme, qu'il s'agit de classer parmi l'ensemble des formes correspondant à un fonctionnement normal ou non.
- **Réseaux de Pétri :** le diagnostic des Systèmes à Événements Discrets SED [79] est basé sur l'utilisation de modèles discrets tels que les réseaux de Pétri et les automates d'états finis, etc... Ces approches sont fondées sur une représentation purement discrète du procédé dûes à la nature discrète des variables de ses composants comme par exemple dans le cas d'une vanne tout ou rien. Elles peuvent être également basées sur l'abstraction des dynamiques continues par des états finis discrets pour la description qualitative de l'espace d'état continu global du sous-système ou pour son association à des états fonctionnels d'un composant. Dans ce cas, le diagnostic est basé sur la vérification des critères comme l'accessibilité d'état et la cohérence événementielle entre l'observation et le modèle.

b) Approches quantitatives

Contrairement aux approches IA, la communauté Fault Detection and Isolation (FDI) a proposé des approches qui sont basées sur la modélisation et le contrôle des systèmes industriels avec un modèle dynamique quantitatif. Ce modèle est généralement représenté par

des équations différentielles ou aux différences avec une précision définie par l'objectif du diagnostic.

La détection et l'isolation de défaut (FDI) fait l'objet de notre travail, ici il sera question de présenter les différentes méthodes utilisées surtout les méthodes à base de modèles mathématiques quantitatifs.

Au début des années 70, la recherche a été principalement concentrée sur le secteur de l'aéronautique puis suite à la progression rapide de plusieurs secteurs de recherche, les approches FDI ont fait l'objet d'un essor particulier et de diverses solutions ont été développées afin d'améliorer l'efficacité, la sûreté de fonctionnement et la fiabilité de l'automatisation du procédé industriel.

Les techniques de FDI s'appuient sur un modèle mathématique du système et elles sont fondées sur une comparaison des mesures du système avec l'information issue du modèle [16]. Les tâches particulièrement importantes dans l'activité de surveillance sont la détection, l'isolation et l'identification de défauts. Ces tâches qui consistent à déterminer s'il y a ou non la présence de défauts et si oui, déterminer l'origine des anomalies qui peuvent être soit : une défaillance de capteurs ou d'actionneurs ou bien un dysfonctionnement du système.

Quelle que soit la méthode de FDI utilisée, afin d'exploiter au maximum l'information contenue dans les mesures prélevées sur le processus, cette tâche (figure (1.7)) se décompose selon les trois étapes suivantes :

- **La génération des résidus** : D'une manière générale, un résidu correspond à la différence entre la sortie mesurée et la sortie observée. L'amplitude du signal résidu obtenu en sortie du générateur indique donc l'occurrence ou non d'un défaut. La détection de défauts est basée par la suite sur l'évaluation de ces différents résidus générés.
- **L'évaluation des résidus** : les résidus sont les signaux qui portent de l'information sur la durée et l'occurrence des défauts, basés sur l'écart entre les mesures et les calculs issus du modèle. Ces résidus sont comparés par rapport aux limites définies préalablement. Le problème de l'évaluation consiste à définir le seuil afin de détecter la présence de changements. En régime de fonctionnement normal, les résidus sont nuls et ils s'écartent de zéro en présence de défauts.
- **La décision** : elle constitue la dernière étape de la tâche de diagnostic. Elle permet d'identifier les défauts, c'est-à-dire de localiser la cause de l'anomalie dans le système.

Ainsi ces méthodes de détection et d'isolation basées sur les modèles mathématiques se reposent généralement sur la génération des résidus. Pour obtenir les expressions analytiques des résidus, plusieurs techniques peuvent être utilisées. Nous trouvons principalement celles utilisant l'espace de parité, l'estimation paramétrique ou l'estimation d'état [27] et [119].

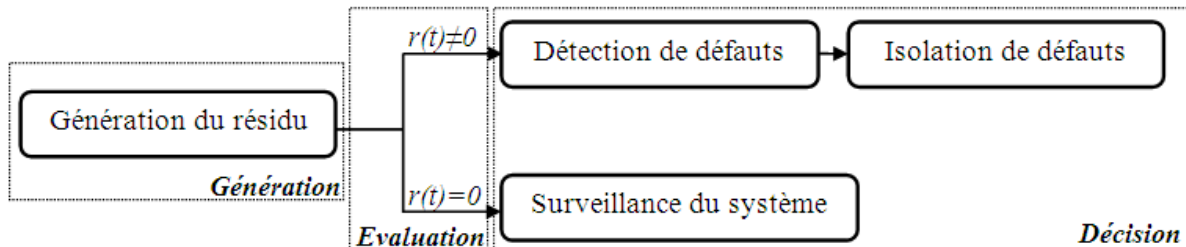


Figure 1. 7. Logique du diagnostic FDI

- **Espace de parité** : les méthodes basées sur les relations de parité, [42] et [91], s'appuient sur l'élaboration de signaux permettant de tester la cohérence des mesures par rapport à leurs valeurs calculées à l'aide d'un modèle, c'est-à-dire, vérifier la parité du modèle du procédé avec les sorties mesurées et des entrées connues du modèle. La conception de l'espace de parité est basée sur le développement des expressions analytiques. Des résidus sont générés en employant des équations de parité qui sont obtenues par reconstruction de la structure du modèle et en transformant les variables du système. La réécriture du modèle est équivalente à éliminer du modèle initial les variables inconnues, pour cela deux approches sont possibles. La première à base géométrique utilise un mécanisme de projection [42] et nous ne pouvons appliquer cette approche que pour les systèmes linéaires. La deuxième, [21] et [26], utilise la théorie d'élimination comme outil mathématique et elle n'est employée que pour les systèmes dynamiques polynômiaux. Généralement, ces méthodes ont été étudiées pour les systèmes linéaires, bilinéaires et d'autres d'état affines. Quelques cas pour des systèmes dynamiques non linéaires ont été étudiés par Staroswiecki et al. [111], mais ils sont toujours limités au cas des systèmes algébriques.
- **Estimation paramétrique** : l'approche à base d'estimation des paramètres d'un modèle [14], [31], [52] et [128] permet d'analyser l'influence des défauts sur les paramètres structuraux du modèle du système. L'idée de base de cette méthode consiste à estimer en continu les paramètres du procédé en utilisant les mesures

d'entrée-sortie et de les comparer aux paramètres de l'état normal du procédé. Pour cela, nous devons établir un modèle mathématique du système à diagnostiquer et décrire toutes les relations qui existent entre les constantes physiques et les paramètres du modèle. L'estimation paramétrique possède l'avantage d'apporter de l'information sur l'importance des déviations. Toutefois, un des inconvénients majeurs de la méthode réside dans l'augmentation de la taille du vecteur de paramètres lorsque le nombre de défauts augmente, ce qui rend difficile le calcul pour estimer ce vecteur. De plus, les relations entre les paramètres physiques et mathématiques ne sont pas toujours inversibles, ce qui complique la tâche d'isolation.

- **Estimation d'états** : ces méthodes [40], [53], [66], [78] sont basées sur l'utilisation des observateurs d'état. Elles s'appuient sur une bonne connaissance du modèle et de ses paramètres, elles consistent à estimer les variables d'état par un observateur pour reconstruire l'information. Un observateur est un système dynamique ayant une structure semblable à celle du modèle du système étudié mais il se diffère d'un terme additif qui est un terme d'adaptation permettant de corriger l'écart entre la sortie de l'observateur et celle du système réel et d'assurer la stabilité. L'idée de base est d'estimer les sorties du procédé en utilisant un observateur ou un filtre de Kalman, ensuite la génération des résidus est obtenue en effectuant la différence entre les sorties mesurées et leurs estimations.

Ces méthodes s'avèrent très efficaces pour la détection et l'isolation de défauts. En effet, des premiers résultats sur les observateurs pour les systèmes linéaires ont été étudiés par Kalman-Bucy en 1961 [64] et Lunberger en 1966 [77]. Et depuis, ce problème ne cesse d'être l'un des principaux intérêts des chercheurs et essentiellement pour les systèmes non linéaires [4], [33], [39], [47], [88].

En fonction de la nature des problèmes à traiter on peut classer ces observateurs en trois principales catégories qui sont : les observateurs stochastiques (filtres DMZ [125] et filtres à particules [10]), les observateurs déterministes (observateurs de Luenberger [77], observateurs à grand gain [25], observateurs algébriques [51], observateurs à horizon glissant [83] et observateurs intelligents [106]) et finalement les observateurs adaptatifs [127] (observateurs par intervalles [44], [72], [98], observateurs parallèles [116] et observateurs multi modèles [86]).

Une synthèse des différents observateurs étudiés dans la littérature sera l'un des intérêts du chapitre suivant.

5. Robustesse et performance des méthodes de diagnostic avec modèles

Le choix d'une méthode de détection et d'isolation de défaut parmi plusieurs dépend de divers facteurs que nous devons prendre en considération. Nous pouvons citer, a priori, la présence ou pas d'un modèle mathématique qui peut bien décrire le comportement du système à diagnostiquer. Donc, la modélisation d'un système nécessite une bonne connaissance de son comportement, à savoir les non-linéarités, le type de défauts à détecter, la présence de bruit ou des incertitudes de mesures,

La méthode de diagnostic à base de modèles consiste à comparer les grandeurs déduites d'un modèle représentatif du fonctionnement du processus étudié avec les mesures directement observées. La présence d'un écart procure l'appréciation d'une anomalie en cours d'apparition. La robustesse de la procédure de diagnostic dépend du degré de précision de la modélisation retenue. La qualité du diagnostic dépend donc de la représentativité des modèles utilisés. Les modèles mathématiques généralement utilisés sont complexes et sous forme de systèmes d'équations aux dérivées partielles ou d'équations différentielles.

En général, les coefficients de ces modèles sont déterminés par des techniques d'identification des paramètres à partir de diverses expériences menées sur le procédé. Le domaine de validité du diagnostic est alors lié directement à la validité du modèle, c'est le principal inconvénient de ces méthodes basées sur les modèles. En revanche, cette approche possède le gros avantage de ne pas faire d'hypothèses a priori sur les défauts capables d'apparaître sur les différents modules et également de pouvoir détecter des dégradations précoces des performances. Suivant la nature des modèles retenus, il est possible de diagnostiquer des défauts pendant les phases transitoires d'exploitation.

La synthèse du principe de diagnostic de défaut par la méthode de l'estimation de paramètres a été rendue possible en considérant les modèles physiques d'un processus sous la forme d'équations d'état. Grâce à cette représentation d'état, il est possible de connaître tous les états internes du système. L'objectif de cette représentation réside dans sa généralité. Elle peut être utilisée aussi bien pour les systèmes mono-variables que multi-variables. Les méthodes de diagnostic par les techniques d'estimation d'état [3] sont adéquates à condition que la

structure du modèle traduise exactement le comportement du système. Dans le cas contraire, les résultats des estimations sont à prendre avec beaucoup de précautions. Elles ont fait leur preuve principalement dans les domaines du spatial et de l'aéronautique.

Par ailleurs, les méthodes de diagnostic par estimation de paramètre s'appliquent au cas très particulier où on souhaite suivre l'évolution de certains paramètres physiques critiques pour le fonctionnement d'un procédé et qui ne sont pas mesurables directement. Le principe général de ces méthodes est d'estimer les paramètres internes. Ces approches ont été développées initialement par les automaticiens qui recherchaient les modèles des systèmes industriels et elles ont fait l'objet d'une automatisation poussée. Les méthodes de diagnostic par estimation sont très performantes lorsque nous disposons de modèles physiques. Elles se classent dans la famille des techniques de diagnostic interne où l'on s'intéresse à connaître l'évolution des paramètres internes.

Un algorithme de diagnostic est dit robuste si la méthode utilisée pour générer les résidus tient compte des incertitudes de modèle. En effet, d'une manière générale, le modèle mathématique d'un système, bien qu'étant précis et exact dans la formulation et l'écriture des équations, ne décrit pas toujours le fonctionnement réel du système. Ceci peut avoir différentes causes, c'est que dans la réalité, d'autres paramètres peuvent intervenir. Des bruits de mesure, des incertitudes paramétriques peuvent engendrer, lors de la détection des défauts, des fausses alarmes ou des non détections. L'étape de détection est très importante dans le processus de diagnostic des systèmes. Si cette étape n'est pas correctement réalisée, des défauts peuvent être mal ou pas détectés ; de fausses alarmes qui correspondent à la détection d'un défaut apparaissent bien qu'aucun défaut ne se soit produit. A cause d'une non détection, un défaut qui ne sera pas traité pourrait entraîner des défauts plus graves et mener à un mauvais fonctionnement du système, des défaillances, voire à des pannes et donc à son arrêt complet.

La performance d'un algorithme de diagnostic est donc quantifiée selon son pourcentage de fausses détections et de non détections. Le compromis réside dans le choix du seuil de détection de défauts qui devra être choisi de telle sorte que nous puissions détecter même les défauts les plus faibles, tout en évitant de confondre les perturbations et les bruits de mesures avec des défauts à détecter.

Patton et al. [92] donnent plus de détails concernant les performances d'un système de détection et d'isolation dans lequel ils définissent certaines qualités comme la rapidité de la détection et de l'isolation et la minimisation des fausses alarmes et des mauvaises détections.

Dans notre travail, nous nous intéressons à l'utilisation des approches basées sur les modèles mathématiques quantitatifs. Deux procédés seront utilisés pour les simulations et l'illustration de nos travaux : un procédé de traitement des eaux usées et un réacteur nucléaire. Leur description et leur modélisation seront présentées dans le troisième chapitre.

6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté d'une manière générale un résumé de l'état de l'art sur les principes de base du diagnostic de défauts. En effet nous avons rappelé quelques définitions et nous avons exposé un panorama assez complet des principales méthodes de diagnostic. Les techniques décrites ici sont les plus connues et les plus couramment utilisées. Deux catégories de méthodes ont été présentées : les méthodes à base de modèles et celles sans modèles. Le choix d'une de ces méthodes dépend de la connaissance du système, de la présence de capteurs ou de modèles qui permettent de suivre l'état réel du système. Pour améliorer la procédure de diagnostic et réduire les coûts liés aux défaillances, il est nécessaire d'étudier et d'analyser le plus précisément possible le comportement réel du système. Nous nous intéresserons dans notre travail aux approches de diagnostic à base de modèles qui se basent sur une connaissance profonde de la structure et du comportement du système à diagnostiquer pour étudier les défauts provenant des actionneurs. Ces méthodes s'appuient sur la comparaison du comportement estimé et du comportement attendu du système qui est prédit par un modèle. Un dispositif d'observation permet l'estimation de l'état du système à partir des connaissances de la commande ou à partir d'une partie de la commande et des mesures de la sortie. Cette estimation est comparée à la valeur mesurée de la sortie dans le but de générer des résidus. Ces résidus doivent servir d'indicateurs fiables du comportement du procédé. Ils sont donc nuls en l'absence de défauts et dépendants des défauts en leur présence. Une synthèse sur les méthodes de détection et de génération des résidus à base d'observateurs sera présentée dans le chapitre suivant.



Chapitre 2

Etude et Synthèse des Observateurs pour les Systèmes Dynamiques



1. Introduction	33
2. Systèmes dynamiques.....	33
2.1. Etude des systèmes linéaires	34
2.1.1. Equations d'état d'un système linéaire.....	34
2.1.2. Propriétés des systèmes linéaires	35
a) Contrôlabilité	35
b) Observabilité.....	36
c) Stabilisabilité et Détectabilité	37
2.2. Etude des systèmes non linéaires	38
2.2.1. Equations d'état d'un système non linéaire.....	38
2.2.2. Propriétés des systèmes non linéaires.....	39
a) Indistinguabilité (indiscernabilité)	39
b) Observabilité.....	39
c) Observabilité faible	40
d) Observabilité locale faible	40
e) Espace d'Observabilité.....	40
f) Entrées universelles	42
g) Système uniformément observable [resp. localement].....	42
3. Structure des observateurs.....	42
3.1. Observateurs pour les systèmes linéaires	43
3.1.1. Observateur de Luenberger	43
3.1.2. Observateur de Kalman.....	44
Observateurs pour les systèmes non linéaires	45
3.2.1. Observateur de Luenberger étendu.....	45
3.2.2. Filtre de Kalman Etendu (EKF)	46
3.2.3. Observateurs basés sur les fonctions de Lyapunov : observateurs de Thau	47
3.2.4. Observateurs à grand gain	47
3.2.5. Observateurs à mode glissant.....	49
3.2.6. Observateurs adaptatifs	51
3.2.7. Observateurs par intervalles	53
4. Conclusion	58

1. Introduction

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

Le but de plusieurs travaux [47], [89], [90], [100], [109] est de trouver des outils théoriques d'analyse, de commande et d'observation des systèmes dynamiques. Afin d'avoir un système de conduite performant, il est nécessaire donc de disposer de toutes les informations et les conditions propres au processus suivi. Néanmoins, dans la plupart des cas, les seules grandeurs accessibles du système sont les variables d'entrées et de sorties, il est nécessaire à partir de ces informations de reconstruire l'état du modèle choisi. De ce fait, l'idée repose sur l'utilisation d'un observateur d'état. Un observateur permet de retrouver les états non mesurés d'un procédé industriel en disposant du minimum d'informations sur des états mesurés. Ce minimum d'information est obtenu à l'aide de capteurs. Un observateur permet donc d'optimiser le nombre de capteurs dans une application industrielle; d'où son intérêt économique dans l'industrie.

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

2. Systèmes dynamiques

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

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

système à étudier. En effet, la connaissance de ce modèle mathématique permet de décrire l'évolution du système dynamique au cours du temps et de nous conduire à concevoir, comprendre, prévoir et commander ce système. Le processus de développement d'un modèle mathématique [12] constitue le lien entre la réalité et la théorie mathématique. Le modèle ne doit pas être trop simple au risque de ne pas représenter la réalité mais il doit être suffisamment simple pour ne pas rendre inutilement complexe les étapes d'étude des propriétés du système.

Nous pouvons classer les systèmes selon trois catégories : les systèmes discrets, les systèmes hybrides et les systèmes à temps continus. C'est à cette dernière catégorie que nous nous intéresserons. Pour les systèmes continus, le modèle du système dynamique peut être linéaire ou non linéaire et stationnaire, ou non stationnaire. Une classe particulière dont l'importance pratique est remarquable est celle des systèmes décrits par des équations différentielles linéaires ; nous parlons alors des systèmes linéaires [9].

2.1. Etude des systèmes linéaires

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

2.1.1. Equations d'état d'un système linéaire

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

De nombreuses méthodes de détection et d'isolation de défauts [36] utilisent l'état du système pour la génération de résidus permettant de détecter et d'isoler les défauts. Suivant le système étudié, l'état peut être entièrement mesuré, donc connu à chaque instant, ce qui ne nécessite

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

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

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (2.1)$$

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

2.1.2. Propriétés des systèmes linéaires

Pour un système décrit dans l'espace d'état, il existe des propriétés [61] comme la contrôlabilité, l'observabilité, la stabilisabilité et la détectabilité, qui jouent un rôle important dans les problèmes de synthèse de correcteurs, d'observateurs, et particulièrement dans la conception des filtres de détection et de diagnostic de défaillances. L'étude de ces propriétés par Kalman [63] dans un cadre restreint, a donné lieu à des conditions étendues plus tard à un cadre plus général [77].

Les deux concepts fondamentaux de contrôlabilité et d'observabilité pour les systèmes linéaires peuvent être caractérisés en utilisant une condition de rang généralisé [113].

a) Contrôlabilité

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

Définition 2.1. [63]

Nous disons que le système (2.1) est contrôlable (ou commandable) si, quelque soit l'état $x(t_i)$ à l'instant initial t_i , il existe une commande admissible $u(t)$, appliquée sur un intervalle de temps fini $[t_i; t_f]$ qui amène le système initialement en $x(t_i)$ à l'état $x(t_f)$ en un temps fini.

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

Il est clairement difficile d'utiliser directement la définition précédente afin de décider de la contrôlabilité d'un système LTI donné. La contrôlabilité est une propriété caractéristique du couplage entre l'entrée et la sortie du système et fera donc intervenir les matrices A et B . Un critère algébrique simple construit à partir de ces deux matrices existe pour la contrôlabilité, il est dû à Rudolf Kalman et Richard Bucy [64], et il est donné par le théorème suivant:

Théorème 2.1. (Critère de Kalman)

Un système LTI d'équation dynamique d'état donnée par (2.1) est dit contrôlable si et seulement si :

$$\text{rang}([B \ AB \ \dots \ A^{n-1}B]) = n \quad (2.2)$$

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

b) Observabilité

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

Définition 2.2. [114]

Un système (2.1) est dit observable si l'observation de ses entrées et de ses sorties pendant un intervalle de temps fini $[t_i; t_f]$ permet de retrouver l'état initial x_i . En fait, puisqu'il est possible pour les systèmes linéaires d'avoir une solution analytique, l'observabilité nous permet donc de connaître l'état $x(t)$ à tout instant compris dans l'intervalle $[t_i; t_f]$.

Un critère de Kalman existe également pour la notion d'observabilité [114] et fait intervenir la matrice dynamique A et la matrice de sortie C et il est donné par le théorème suivant :

Théorème 2.2. (Critère de Kalman)

Un système LTI d'équation dynamique d'état donnée par (2.1) est observable si et seulement si :

$$\text{rang} \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{bmatrix} = n \quad (2.3)$$

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

c) Stabilisabilité et Détectabilité

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

Définition 2.3. Stabilisabilité [114]

Une représentation d'état d'un système LTI (2.1) est dite stabilisable, c'est-à-dire la paire $(A; B)$ est stabilisable, si tous ses modes instables sont commandables.

Le critère de stabilisabilité est donné par : Le système (2.1) est stabilisable si et seulement si, pour tout $\lambda \in \mathbb{C}^+$, c'est-à-dire pour les valeurs propres instables de A , nous avons :

$$\text{rang}[\lambda I - AB] = n \quad (2.4)$$

Définition 2.4. Détectabilité [114]

Une représentation d'état d'un système LTI (2.1) est dite détectable, c'est-à-dire la paire $(A; C)$ est détectable, si tous ses modes instables sont observables.

Le critère de détectabilité est donné par : Le système (2.1) est détectable si et seulement si pour $\lambda \in \mathbb{C}^+$, c'est-à-dire pour les valeurs propres instables de A , nous avons :

$$\text{rang} \begin{bmatrix} \lambda I - A \\ C \end{bmatrix} = n \quad (2.5)$$

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

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

2.2. Etude des systèmes non linéaires

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

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

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

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad (2.6)$$

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

2.2.2. Propriétés des systèmes non linéaires

Pour les systèmes non linéaires, le problème de l'observation se complique dans la mesure où, contrairement au cas linéaire, l'observabilité dans ce cas dépend de l'entrée appliquée. Etant donné l'espace de l'état $X \subset \mathfrak{R}^n$ et l'ensemble des entrées $U \subset \mathfrak{R}^m$, la notion d'observabilité est basée sur la possibilité de distinguer deux conditions initiales. C'est équivalent à dire qu'elle est définie à partir d'une relation d'indistinguabilité. Plus de détails se trouvent dans le travail de Bornard et al. [11].

a) Indistinguabilité (indiscernabilité)

Définition 2.5. [11]

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

b) Observabilité

Définition 2.6. [11]

Un système non linéaire de la forme (2.6) est dit observable [resp. en x_0] s'il n'admet pas de paire indistinguishable [resp. aucun état indistinguishable de x_0].

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

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

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

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

c) Observabilité faible

Définition 2.7. [11]

Un système de la forme (2.6) est faiblement observable [resp. en x_0], s'il existe un voisinage V pour tout x [resp. tout x_0], tel que il n'y pas un état indistinguable de x [resp. tout x_0] en V .

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

d) Observabilité locale faible

Définition 2.8. [11]

Un système de la forme (2.6) est localement faiblement observable [resp. en x_0], s'il existe un voisinage V pour tout x [resp. tout x_0], tel que pour tout voisinage W de x [resp. tout x_0] qui est contenu dans V , il n'existe aucun état indistinguable de x [resp. tout x_0] en W où les trajectoires évoluent à l'intérieur de W .

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

Pour les systèmes linéaires, l'observabilité est caractérisée par la condition de rang (2.3). Si l'espace vectoriel O des fonctions de $\mathfrak{R}^n$ dans $\mathfrak{R}^n$ engendré par les fonctions $Cx, CAx, \dots, CA^{n-1}x$ et l'espace dO des différentielles constantes de chacune de ces fonctions sont considérées, donc, en chaque point x , l'évaluation en x de dO est exactement engendrée par les colonnes de la matrice donnée dans (2.3). Ceci conduit à définir, pour les systèmes non linéaires, l'espace d'observabilité permettant d'exprimer une condition de rang.

e) Espace d'Observabilité

Définition 2.9. [11]

L'espace d'observation d'un système de la forme (2.6) est défini comme étant le plus petit sous espace vectoriel (noté par $O(h)$) de fonction de classe $\mathbb{C}^\infty$ qui contient les composants de $h=(h_1, h_2, \dots, h_p)$ et qui est fermé par la dérivation de Lie où $f_u := f(., u)$ pour toutes les entrées constantes $u \in \mathfrak{R}^m$ (aussi de la même façon pour tous les $\mu \in O(h)$, $L_{f_u}\mu \in O(h)$ où $L_{f_u}\mu(x) = \frac{\partial \mu}{\partial x} f(x, u)$).

Définition 2.10. [11]

En notant par $dO(h)$ [resp. $dO(h)(x_0)$] l'espace des différentielles de $O(h)$ [resp. en x_0], nous disons que le système de la forme (2.6) satisfait la condition du rang si pour tout x_0 :

$$\dim dO(h)(x_0) = n \quad (2.7)$$

Théorème 2.3. [50]

Si un système de la forme (2.6) satisfait la condition du rang d'observabilité en x_0 , alors il est localement faiblement observable en x_0 . Plus généralement, un système de la forme (2.6) qui satisfait la condition du rang d'observabilité, est localement faiblement observable. Contrairement, s'il est localement faiblement observable, il ne satisfait la condition du rang d'observabilité que dans un espace ouvert compact de X .

Par contre, pour le cas des systèmes non linéaires, cette condition du rang (2.7) n'est en général pas suffisante pour la synthèse d'un observateur.

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

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

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

f) Entrées universelles

Définition 2.11. [11]

Une entrée u est dite universelle [resp. sur $[0 \ t]$] pour un système de la forme (2.6) si, $\forall x_0^1 \neq x_0^2, \exists \tau \geq 0$ [resp. $\exists \tau \in [0 \ t]$] tel que $y(\tau, x_0^1, u(\tau)) \neq y(\tau, x_0^2, u(\tau))$. Si une entrée est non universelle alors elle est dite singulière [112].

g) Système uniformément observable [resp. localement]

Définition 2.12. [11]

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

3. Structure des observateurs

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

De très nombreux travaux concernant le développement d'observateurs pour tout type de systèmes ont été réalisés depuis les travaux fondateurs de Luenberger (1966) et la FDI à base de modèles en a tiré profit. Le premier cas correspond aux observateurs de Luenberger [77], dans le cadre déterministe, pour les systèmes Linéaires à Temps Invariant LTI. Tandis que le second concerne les observateurs de Kalman [64], dans le cadre stochastique, pour les systèmes Linéaires à Temps Variant LTV.

Pour étudier les systèmes non linéaires, l'idée repose sur la linéarisation du modèle autour d'un point de fonctionnement et d'appliquer par la suite l'observateur de Luenberger. Nous détaillerons dans cette section les différentes structures des observateurs utilisés dans la

littérature [8], [16], [25], [75], [76] pour les systèmes dynamiques et nous commençons par les systèmes linéaires.

3.1. Observateurs pour les systèmes linéaires

Une solution simple et optimale au problème de l'estimation de l'état pour les processus linéaires a été proposée par Luenberger [77].

3.1.1. Observateur de Luenberger

La théorie de l'observation de Luenberger utilise les techniques de placement de pôles. La classe des systèmes considérée est celle donnée par le système (2.1). L'observateur proposé (figure (2.1)) est décrit par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) - K(y(t) - C\hat{x}(t)) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (2.8)$$

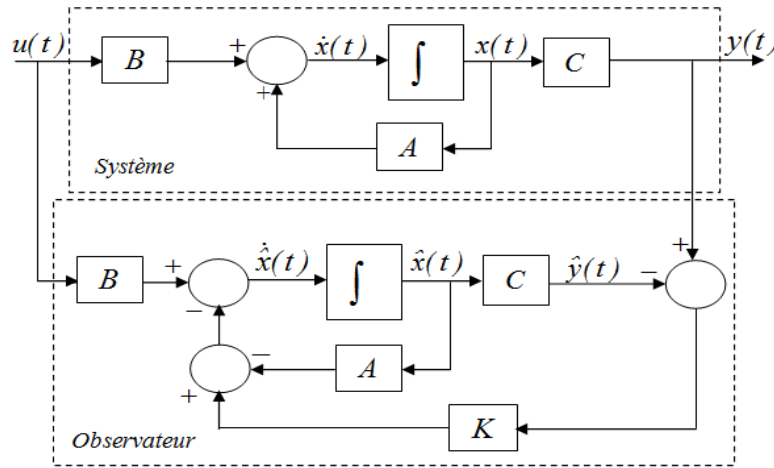


Figure 2. 1. Structure de l'observateur de Luenberger

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

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

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

3.1.2. Observateur de Kalman

L'observateur de Kalman (figure 2.2) est l'outil utilisé pour résoudre le problème d'estimation de l'état des systèmes Linéaires à Temps Variant (LTV), qui sont caractérisés par des bruits gaussiens de moyenne nulle et de matrice de covariance Q et R respectivement présentés dans le système (2.9) par $\eta(t)$ et $\zeta(t)$.

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t) + \eta(t), & \eta(t) \cong N(0, Q(t)) \\ y(t) = C(t)x(t) + \zeta(t), & \zeta(t) \cong N(0, R(t)) \end{cases} \quad (2.9)$$

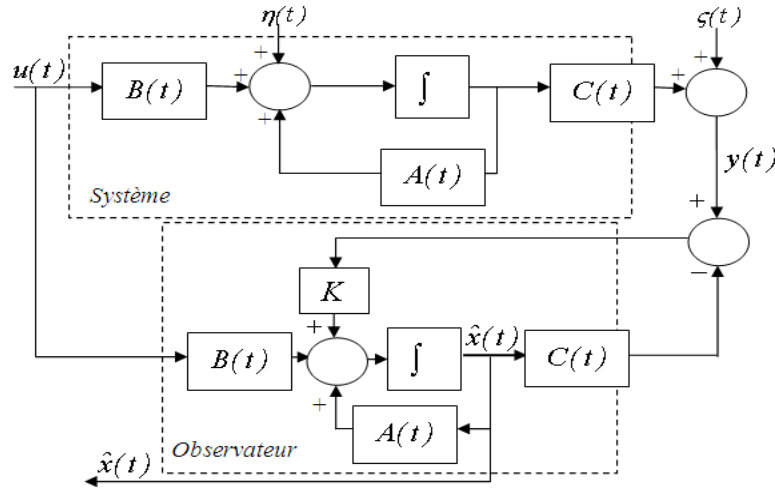


Figure 2. 2. Structure de l'observateur de Kalman

L'observateur pour ce système (2.9) est donné par le théorème [64] suivant :

Théorème 2.4.

Si le système (2.9) est uniformément observable, alors il existe un observateur de la forme :

$$\dot{\hat{x}}(t) = A(t)\hat{x}(t) + B(t)u(t) + K(t)(y(t) - C(t)\hat{x}(t)) \quad (2.10)$$

où $K(t)$ est donné par :

$$\begin{cases} \dot{S}(t) = -A^T(t)S(t) - S(t)A(t) + C^T(t)Q(C(t) - S(t)RS(t)) \\ S(0) = S_0 > 0 \\ Q = Q^T > 0 \\ K(t) = S^{-1}(t)C^T(t)Q \end{cases} \quad (2.11)$$

Quelques résultats de convergence pour l'observateur de Kalman sont donnés dans le travail de Boutayeb et Darouach [13].

3.2. Observateurs pour les systèmes non linéaires

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

3.2.1. Observateur de Luenberger étendu

Ce type d'observateur [126] intervient, soit au niveau du système original avec un gain constant, soit par l'intermédiaire d'un changement de coordonnées avec un gain qui dépend de l'état à estimer. L'idée pour le premier cas est basée sur la linéarisation du modèle et l'utilisation de la théorie de placement de pôles pour le calcul du gain, sous la condition que l'état reste toujours au voisinage de l'état d'équilibre.

Considérons le système non linéaire suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = h(x(t), u(t)) \\ x(0) = x_0 \end{cases} \quad (2.12)$$

L'observateur de Luenberger étendu correspondant est donné par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t), u(t)) + L(\hat{x}(t), u(t))(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = h(\hat{x}(t), u(t)) \\ \hat{x}(0) = \hat{x}_0 \end{cases} \quad (2.13)$$

où $L(\hat{x}(t), u(t))$ est le gain de l'observateur calculé de telle sorte que toutes les valeurs

propres de la quantité $(\frac{\partial f(x, u)}{\partial x} - L(\hat{x}, u)\frac{\partial h(x, u)}{\partial x})$ soient stables.

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

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

3.2.2. Filtre de Kalman Etendu (EKF)

Le filtre de Kalman étendu [56] est similaire à l'observateur de Luenberger étendu et il est le plus répandu pour l'estimation d'état des systèmes non linéaires. Cette approche permet le traitement du cas des bruits même si le caractère optimal est perdu par la linéarisation. Sa conception est basée sur une linéarisation locale du modèle du système autour de la trajectoire estimée par le filtre.

Soit le système non linéaire donné ci dessous :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) + \eta(t), & \eta(t) \equiv N(0, Q(t)) \\ y(t) = h(x(t), u(t)) + \zeta(t), & \zeta(t) \equiv N(0, R(t)) \end{cases} \quad (2.14)$$

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

Pour ce système (2.14), le filtre est présenté par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t), u(t)) + S(t)H^T(\hat{x}(t), u(t))R^{-1}(t)(y(t) - h(\hat{x}(t), u(t))) \\ \dot{S}(t) = F(\hat{x}(t), u(t))S(t) + S(t)F^T(\hat{x}(t), u(t)) + Q(t) \\ \quad - S(t)H^T(\hat{x}(t), u(t))R^{-1}(t)H(\hat{x}(t), u(t))S(t) \\ F(x(t), u(t)) = \frac{\partial f(x(t), u(t))}{\partial x(t)} \\ H(x(t), u(t)) = \frac{\partial h(x(t), u(t))}{\partial x(t)} \end{cases} \quad (2.15)$$

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

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

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

3.2.3. Observateurs basés sur les fonctions de Lyapunov : observateurs de Thau

Ce type d'observateur est proposé par Thau [115]. C'est une approche qui utilise des concepts du type Lyapunov pour construire des observateurs pour les systèmes non linéaires. Une application de cet observateur a été proposée par Schreier et al. [105].

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

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + f(x(t), u(t)) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (2.16)$$

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

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

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

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

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

$$A^T P + PA - C^T C + \omega P = 0 \quad (2.18)$$

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

3.2.4. Observateurs à grand gain

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

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

Pour de tels systèmes, sous des hypothèses du type Lipschitz sur les non linéarités, Gauthier et al. dans [40] et [25] proposent un observateur dit « à grand gain ».

Considérons les systèmes non linéaires de la forme :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t)) + g(x(t))u(t), & x \in \mathfrak{R}^n, u \in \mathfrak{R}^m \\ y(t) = h(x(t)), & y \in \mathfrak{R}^l \end{cases} \quad (2.19)$$

Après une transformation en utilisant un difféomorphisme Φ

$$\Phi = \begin{pmatrix} h(x) \\ L_f h(x) \\ \vdots \\ L_f^{n-1} h(x) \end{pmatrix} \quad (2.20)$$

Le système donné par (2.19) se réécrit comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \begin{bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \\ \vdots \\ \dot{x}_{n-1}(t) \\ \dot{x}_n(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_2(t) \\ x_3(t) \\ \vdots \\ x_n(t) \\ \varphi(x(t)) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_1(x_1(t)) \\ g_2(x_1(t), x_2(t)) \\ \vdots \\ g_{n-1}(x_1(t), \dots, x_{n-1}(t)) \\ g_n(x_1(t), \dots, x_n(t)) \end{bmatrix} u(t) \\ = F(x(t)) + G(x(t))u(t) \\ y(t) = Cx(t) = x_1(t) \end{cases} \quad (2.21)$$

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

Si le système (2.21) est uniformément observable, alors l'observateur à grand gain [80] possède la structure suivante :

$$\dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t)) + g(\hat{x}(t))u(t) - S_\infty^{-1}C^T(C\hat{x}(t) - y(t)) \quad (2.22)$$

où S_∞ est la solution de l'équation :

$$-\omega_c S_\infty - A^T S_\infty - S_\infty A + C^T C = 0 \quad (2.23)$$

- $C = [1 \ 0 \ \dots \ 0] \in \mathbb{R}^l$

- $A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & & & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & & 0 & 1 \\ 0 & \dots & & & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times n}$

- ω_c est choisi suffisamment grand pour régler la vitesse de convergence, d'où l'appellation du « grand gain » pour cet observateur. ω_c vérifie la condition suivante :

$$\|\hat{x}(t) - x(t)\| \leq K(\omega_c) \exp\left(-\frac{\omega_c}{3}t\right) \|\hat{x}_0 - x_0\| \quad (2.24)$$

avec $K(\omega_c) \geq 0$

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

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

L'algorithme de détection de défauts utilisant ce genre d'observateur à grand gain a été développé dans le travail de Hammouri et al. [47].

3.2.5. Observateurs à mode glissant

Toutes les approches présentées jusqu'ici considèrent que le modèle dynamique du processus à surveiller est parfaitement connu. Une des classes les plus connues des observateurs robustes contre les incertitudes paramétriques et les erreurs de modélisation est celle des observateurs qui se basent sur la théorie des systèmes à structure variable ou sur la théorie des modes glissants [70], [107], [108], [109], [124].

Pour un système de la forme :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad (2.25)$$

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

Une structure d'observateur à mode glissant (figure 2.3) est décrite par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t), u(t)) - \Lambda \text{sign}(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = h(\hat{x}(t)) \end{cases} \quad (2.26)$$

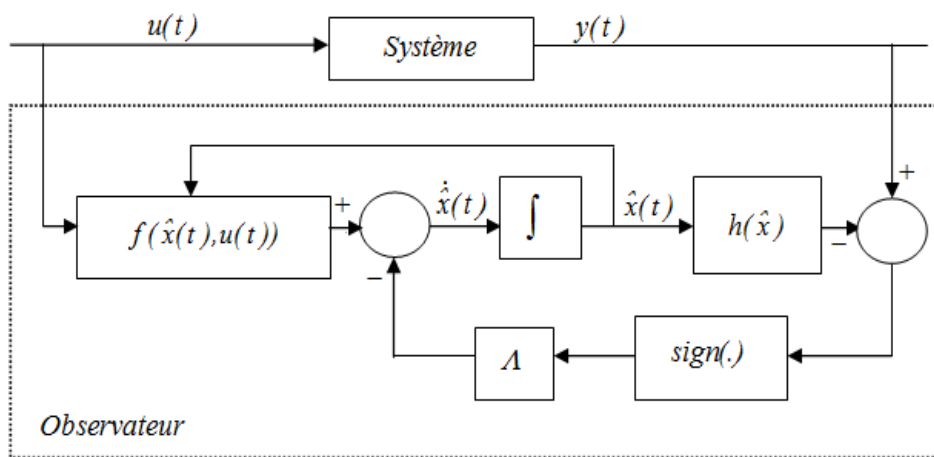


Figure 2. 3. Structure d'un observateur à mode glissant

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

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

- la convergence en temps fini vers une surface de glissement S nulle et l'évolution de $y(t)$ selon une dynamique d'ordre $(n-l)$. L'attractivité de cette surface est assurée par des conditions appelées conditions de glissement [109]
- la possibilité de la réduction de dimension du système d'observation à $(n-l)$.
- l'équivalence de la fonction sign à un grand gain au voisinage de l'origine assure une robustesse contre les erreurs de modèle et les perturbations externes.

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

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

Plus de détails pour la synthèse d'un observateur à mode glissant sont clairement donnés dans [110]. Ce type d'observateur est utilisé pour résoudre le problème de détection de défauts, et il a été utilisé par Wen et Saif [122], Edwards et al. [30] et Hammouri et al. [47].

3.2.6. Observateurs adaptatifs

Parfois les paramètres du système varient au cours du temps ou bien ils sont inconnus. Nous avons donc besoin d'estimer simultanément les paramètres inconnus et l'état. L'idée est de combiner la connaissance du système physique avec des données expérimentales mesurables [94], [95], [118] ce qui permet de concevoir des observateurs adaptatifs.

Les premières études sur ces observateurs adaptatifs sont développées pour les systèmes linéaires par Kreisselmeier [69], Luders et Narendra [75] depuis les années 70 où l'observateur proposé assimile l'erreur de sortie avec adaptation des paramètres. Ces travaux étant eux mêmes très proches de ceux menés par Chen et Saif [18] et Fragkoulis et al. [33].

Un travail élaboré par Bastin et Gevers [8] présente un observateur adaptatif non linéaire pour des systèmes mono-entrée/mono-sortie en utilisant les mêmes concepts développés par Luders et Narendra [75]. A noter qu'il existe dans la littérature d'autres travaux sur les observateurs adaptatifs [1], [2], [42], [71], [104], [121].

Nous considérons les systèmes non linéaires décrits par:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(t, x, u, \theta) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad (2.27)$$

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

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

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = \hat{f}(t, \hat{x}, u, \hat{\theta}, y, H) \\ \dot{\hat{\theta}}(t) = \hat{l}(t, \hat{x}, u, \hat{\theta}, y, P) \end{cases} \quad (2.28)$$

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

Pour détecter le défaut, un banc d'observateurs sera construit tel que chaque observateur adaptatif utilisé estime un seul paramètre du système à diagnostiquer, en plus des variables d'état. Le principe de cette approche est décrit par la figure (2.4).

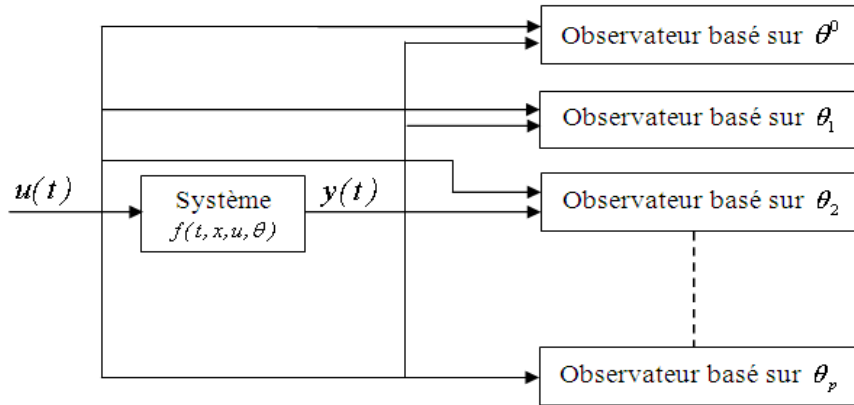


Figure 2. 4. Structure du banc d'observateurs pour la surveillance des paramètres

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

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

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

Dans le travail [33], D. Fragkoulis et al. ont introduit des modifications sur cette méthode pour étudier les défauts provenant des actionneurs d'une classe des systèmes non linéaires avec entrées affines :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x) + g(x)u(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (2.29)$$

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

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

Cette méthode est caractérisée par une vitesse lente d'isolation, et depuis quelques années d'autres techniques ont été proposées par Z. Li et B. Dahhou [73] dont le but est d'améliorer la vitesse d'isolation puisqu'elle influence surtout la conception de la commande tolérante aux fautes (FTC) des systèmes dynamiques. Ces techniques basées sur des observateurs par intervalles, utilisent une banque d'observateurs couplés au partitionnement du domaine admissible de chaque paramètre permettant d'avoir une isolation assez rapide.

3.2.7. Observateurs par intervalles

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

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

Nous considérons le système non linéaire suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(t, x, \theta, u) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (2.30)$$

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

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

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

Définition 2.12. [74]

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

$$\Delta f(t, x, \theta, \theta^0, u) = f(t, x, \theta, u) - f(t, x, \theta^0, u) \quad (2.31)$$

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

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

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

Remarque :

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

Dès l'occurrence d'un défaut, la procédure d'isolation de celui-ci est lancée. Pour la détection de défauts, une méthode existante de détection est utilisée [38], [127]. Nous supposons que la détection de défauts est très rapide, le temps de l'occurrence et de la détection de défaut est le même et nous le notons t_f .

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

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

Afin de vérifier si un intervalle contient la valeur du paramètre défectueux (figure 2.5), un filtre de paramètre est construit pour cet intervalle. Un filtre de paramètre est composé de deux observateurs d'isolation qui correspondent aux deux bornes de l'intervalle.

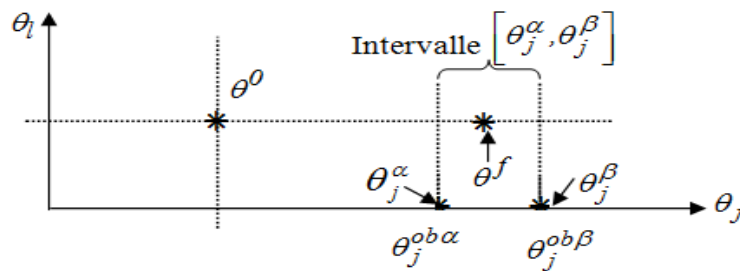


Figure 2. 5. Exemple de défaut

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

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}^{\alpha(ij)}(t) = f(\hat{x}^{\alpha(ij)}, \theta^{ob\alpha(ij)}(t), u) + KC(x - \hat{x}^{\alpha(ij)}) \\ \hat{y}^{\alpha(ij)} = c\hat{x}^{\alpha(ij)} \\ e^{\alpha(ij)} = x - \hat{x}^{\alpha(ij)}, \quad \varepsilon^{\alpha(ij)} = y_h - \hat{y}_h^{\alpha(ij)} \end{cases} \quad (2.32)$$

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}^{\beta(ij)}(t) = f(\hat{x}^{\beta(ij)}, \theta^{ob\beta(ij)}(t), u) + KC(x - \hat{x}^{\beta(ij)}) \\ \hat{y}^{\beta(ij)} = c\hat{x}^{\beta(ij)} \\ e^{\beta(ij)} = x - \hat{x}^{\beta(ij)}, \quad \varepsilon^{\beta(ij)} = y_h - \hat{y}_h^{\beta(ij)} \end{cases} \quad (2.33)$$

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

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

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

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

$$\forall t \geq t_f \quad \begin{cases} \theta_s^f = \theta_s^0 + \Delta^f \\ \theta_l^f = \theta_l^0, \quad l \neq s \end{cases} \quad (2.34)$$

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

$$\theta_j^{ob\alpha(ij)} = \begin{cases} \theta_j^0, & t < t_f \\ \theta_j^{\alpha(ij)}, & t \geq t_f \end{cases}, \quad \theta_l^{ob\alpha(ij)}(t) = \theta_l^0, \quad \forall t, l \neq j \quad (2.35)$$

$$\theta_j^{ob\beta(ij)} = \begin{cases} \theta_j^0, & t < t_f \\ \theta_j^{\beta(ij)}, & t \geq t_f \end{cases}, \quad \theta_l^{ob\beta(ij)}(t) = \theta_l^0, \quad \forall t, l \neq j \quad (2.36)$$

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

Nous supposons que la fonction $f(t, x, \theta, u)$ du système (2.30) satisfait la supposition 2.1 et la supposition 2.2 suivantes [74] :

Supposition 2.1.

A un certain point x de l'espace d'état avec la même variable de commande u , la fonction $f(t, x, \theta, u)$ du système (2.30) (et de l'observateur (2.32) et (2.33)) satisfait que :

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

Supposition 2.2.

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

$$\Delta f(t, x, \theta^f, \theta^{ob}, u) = f(t, x, \theta^f, u) - f(t, x, \theta^{ob}, u) \quad (2.37)$$

est grande.

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

En utilisant la supposition 2.1, nous pouvons montrer que pour le cas où $s = j$ nous avons [74]:

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

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

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

Théorème 2.5. [74]

Pour isoler le défaut, nous pouvons distinguer trois cas:

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

$$\text{sgn}(\varepsilon^{\alpha(ij)}(t)) = -\text{sgn}(\varepsilon^{\beta(ij)}(t)) \quad \forall t > t_f \quad (2.38)$$

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

$$\text{sgn}(\varepsilon^{\alpha(ij)}(t_e)) = \text{sgn}(\varepsilon^{\beta(ij)}(t_e)) \quad (2.39)$$

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

$$\text{sgn}(\varepsilon^{\alpha(ij)}(t_e)) = \text{sgn}(\varepsilon^{\beta(ij)}(t_e)) \quad (2.40)$$

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

4. Conclusion

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

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

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

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

Nous pouvons constater qu'il n'y a pas de méthodologie générale pour la construction d'observateurs, c'est un domaine de recherche où il reste encore beaucoup de problèmes non résolus.



Chapitre 3

Modélisations et Applications: Station de Traitement des Eaux Usées et Réacteur Nucléaire



1. Introduction	61
2. Modèle d'un procédé de traitement des eaux usées	61
2.1. Description d'une station d'épuration des eaux usées.....	61
2.2. Modélisation mathématique du procédé de traitement des eaux usées par boues activées	63
2.2.1. Historique de la modélisation.....	63
2.2.2. Choix du type de modèle.....	64
a) Présentation du modèle ASM1.....	65
b) Dynamique du procédé	66
2.2.3. Modèle mathématique du procédé.....	68
2.3. Détection et isolation de défauts actionneurs dans le procédé de traitement des eaux usées	70
2.3.1. Structure de l'observateur adaptatif (défauts simples)	70
2.3.2. Structure de l'observateur adaptatif (défauts Multiples)	74
2.3.3. Résultats de simulations	76
a) Cas sans défaut.....	77
b) Cas de défaut simple	78
c) Cas de défauts multiples	79
3. Modèle d'un réacteur nucléaire	82
3.1. Rapide historique : la pile de Fermi	83
3.2. Histoire de la physique nucléaire	84
3.3. Description d'un réacteur nucléaire	85
3.3.1. Principe	85
3.3.2. Energie de fission.....	86
3.3.3. Recherche et développement dans le domaine nucléaire	86
3.4. Représentation mathématique du réacteur.....	87
3.4.1. Equations cinétiques.....	87
3.4.2. Modèle du procédé.....	91
3.4.3. Modèle de l'actionneur.....	92
3.5. Détection et isolation de défauts provenant de l'actionneur du réacteur nucléaire	95
3.5.1. Structure de l'observateur adaptatif.....	95
3.5.2. Résultats de simulations	96
a) Cas sans défaut.....	96
b) Cas de défaut simple	97
4. Conclusion	97

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous nous intéressons au développement d'algorithmes de détection et d'isolation des défauts actionneurs avec des applications à deux procédés industriels, à savoir une station d'épuration des eaux usées et un réacteur nucléaire. Dans la première partie, nous tenterons d'exposer quelques concepts fondamentaux et des généralités liés au traitement des eaux usées. Un modèle mathématique de la station d'épuration sera donné et un exemple de simulation sera présenté pour la détection et l'isolation de défauts provenant de l'actionneur. Ensuite, de la même façon, une deuxième partie sera consacrée pour le deuxième procédé, qui est celui d'un réacteur nucléaire. Par la suite, des résultats de simulations seront donnés, toujours dans le cadre de la détection et l'isolation de défauts actionneur.

2. Modèle d'un procédé de traitement des eaux usées

Un fort intérêt s'est manifesté ces dernières années concernant la conduite et la sûreté de fonctionnement des procédés biologiques, notamment dans les industries de traitement et d'épuration des eaux usées, grâce à la prise de conscience collective de protéger l'environnement et de préserver la pérennité des ressources en eau douce. Les objectifs visés dans ce domaine du point de vue de l'Automatique sont la détection précoce des anomalies de fonctionnement de ces systèmes, la nécessité d'améliorer la productivité, d'augmenter la fiabilité et d'assurer la sécurité humaine et environnementale afin de garantir un bon fonctionnement.

2.1. Description d'une station d'épuration des eaux usées

Une station d'épuration (figure (3.1)) est installée généralement à l'extrémité d'un réseau de collecte juste en amont de la sortie des eaux vers le milieu naturel. Elle rassemble une succession de dispositifs, chaque dispositif est conçu pour extraire au fur et à mesure les différents polluants contenus dans les eaux. La succession des dispositifs est bien entendu calculée en fonction de la nature des eaux usées recueillies sur le réseau et des types de pollutions à traiter :

- **Système de prétraitement** : il est présent dans toutes les stations d'épuration, quel que soient les procédés mis en œuvre à l'aval. Son but est d'éliminer les éléments solides ou les particulaires les plus grossiers, susceptibles de gêner les traitements

ultérieurs ou d'endommager les équipements. Il comprend principalement une phase de dégrillage qui consiste à faire passer les eaux usées vers des grilles qui retiennent les éléments les plus grossiers. Après nettoyage des grilles, les déchets sont évacués avec les ordures ménagères. Le tamisage, qui utilise d'autres grilles de plus faible espacement, peut parfois compléter cette phase du prétraitement. Ensuite la phase de dessablage et de dégraissage où l'eau passe dans des bassins avec une réduction de vitesse d'écoulement qui fait déposer les sables et flotter les graisses. Une injection des microbulles d'air qui permet d'augmenter l'accélération de la flottation des graisses. Les sables sont récupérés par pompage alors que les graisses sont raclées en surface.

- **Système de traitements primaires et physico-chimiques :** c'est à ce niveau que s'effectue la première étape du traitement après les prétraitements. Il persiste dans l'eau une charge polluante dissoute et des matières en suspension. Les traitements primaires ne portent que sur les matières particulaires décantables. Les traitements physico-chimiques permettent d'agglomérer ces particules par association d'agents coagulants et floculants (sels de fer ou d'alumine, chaux...). Les agrégats de particules ainsi formés peuvent être séparés de l'eau par décantation ou par flottation.



Figure 3. 1. Organisation et fonctionnement d'une station d'épuration

- **Système de traitements biologiques :** Ces traitements secondaires sont indispensables pour extraire des eaux usées les polluants dissous, essentiellement les matières organiques. Ils utilisent l'action de micro-organismes capables d'absorber ces matières, où des bactéries présentes dans les eaux usées sont utilisées pour les dégrader. Cette dégradation par voie biologique se fait dans les bassins d'aération et elle est suivie d'une clarification qui permet de séparer, par décantation, l'eau dépolluée et les boues ou résidus secondaires issus de la dégradation des matières organiques. Cette décantation est opérée dans des bassins spéciaux appelés clarificateurs.

Dans le langage courant, l'appellation des stations d'épuration est basée sur la spécificité dominante ou l'originalité des procédés épuratoires mis en œuvre. On peut distinguer les stations primaires, les stations physico-chimiques, les stations à lits bactériens et les stations à boues activées qui sont les plus connues.

2.2. Modélisation mathématique du procédé de traitement des eaux usées par boues activées

Les stations d'épuration des eaux usées sont des systèmes dynamiques soumis à des variations importantes et non contrôlées de débit, de concentration et de composition des effluents qui les traversent. Les modèles mathématiques sont utiles pour décrire, prédire et contrôler les variations de fonctionnement de ce procédé. Nous nous intéressons dans cette section à l'étude de la modélisation des procédés biologiques à boues activées [57], [80].

2.2.1. Historique de la modélisation

Depuis une trentaine d'années, l'association internationale sur la recherche et le contrôle de la pollution de l'eau (IAWPRC), a élaboré un groupe de travail sur la modélisation mathématique pour la conception et la mise en œuvre des processus à boues activées. Modéliser des stations est devenu une discipline pendant environ 15 années. Les différents modèles créés à cette époque ont cependant été peu utilisés, par manque de confiance et à cause de la complexité de leur présentation. Le but primordial de ce groupe de travail était de passer en revue les modèles existants et de trouver un consensus autour du plus simple. Des prévisions réalistes dans le fonctionnement de systèmes simples à boues activées devaient être définies et une création d'une base commune pourrait être employée pour la réalisation des

modèles moins complexes dans le futur. Le résultat a été le modèle à boues activées n°1, il est connu aujourd'hui sous différents noms : modèle *IAWPRC*, Activated Sludge Model *ASM1*, modèle *IAWQ n°1*, et autres. Ce modèle est largement abordé dans la littérature [17], [57], [60] grâce à sa simplicité et sa façon proche de la réalité dans la description du processus.

Plusieurs autres modèles ont ensuite été développés. Ainsi, en 1995 le modèle n°2 (*ASM2*) a été édité. Ce dernier complète la modélisation *ASM1*, il inclut l'élimination de l'azote combinée à l'élimination biologique du phosphore. Néanmoins, ce mécanisme était peu clair et il a été mal pris en compte. Le modèle *ASM2*, en conséquence, il est devenu non utilisé et il a été remplacé en 1999 par le modèle *ASM2d* [48] incluant la dénitrification combinée.

En 1998, le groupe de travail a pris la décision de créer un nouveau processus l'*ASM3* [46], afin de développer un outil à l'usage de futures générations de modèles. L'*ASM3* est fondé sur des développements récents dans la compréhension des systèmes à boues activées.

2.2.2. Choix du type de modèle

Un système à boues activées comporte plusieurs phénomènes tels que l'oxydation du carbone, la nitrification et la dénitrification. La simulation de son comportement fait appel à de nombreuses réactions entre de nombreux composants. Pour une bonne exploitation mathématique, tout en procurant des prévisions réalistes, les réactions doivent représenter les processus fondamentaux du système. En plus, le modèle doit tenir compte de la cinétique (vitesse de réaction) et de la stoechiométrie (relation quantitative entre réactifs et produits au cours d'une réaction chimique) de chaque processus. Les tâches essentielles pour développer un modèle mathématique sont l'identification des réactions et le choix de leurs expressions cinétiques et stoechiométriques adéquates. Avec une simple description des phénomènes biologiques et une représentation conforme de la réalité, nous pouvons exprimer les vitesses de dégradation des substrats carbonés et azotés en fonction de l'état de pollution, qui représente les variables, et des caractéristiques de la biomasse, représentant les paramètres, qui permettent le traitement.

Divers modèles ont été utilisés pour décrire le processus biologique par boues activées, le premier modèle proposé, le modèle *ASM1*, semble convenir le mieux. De plus, ce modèle a été utilisé couramment et semble avoir fait ses preuves. Il est considéré comme une référence pour le traitement de carbone et de l'azote.

a) Présentation du modèle ASM1

Après le choix du modèle, la question qui a jeté la confusion et qui a empêché, dans une certaine mesure, la progression de la théorie de la modélisation des boues activées est le choix du paramètre permettant la meilleure évaluation de la matière organique dans l'eau usée. Trois mesures reconnues sont très répandues : la Demande Biochimique en Oxygène (*DBO*), le Carbone Organique Total (*COT*), et la Demande Chimique en Oxygène (*DCO*). Cette dernière, la *DCO*, est bien connue comme étant la meilleure mesure. En effet, elle est la seule qui est capable de fournir un lien entre les équivalents électrons dans le substrat organique, la biomasse et l'oxygène utilisé. En plus, le bilan massique peut être fait en termes de *DCO*. Ainsi, les concentrations de toutes les formes organiques, y compris la biomasse, sont utilisées avec la même mesure, (*DCO*), dans le modèle. Conformément aux nomenclatures employées dans les modèles précédents, *ASM1* utilise toutefois un vocabulaire particulier. Les constituants insolubles ou bien dits particuliers portent le symbole *X*, les constituants solubles portent le symbole *S*, la biomasse est représentée par *b*, le substrat par *s* et l'oxygène par *O*. La matière organique dans les eaux résiduaires peut être subdivisée en *DCO* non biodégradable, *DCO* biodégradable et les biomasses hétérotrophes et autotrophes :

- **La matière organique non biodégradable** : elle est biologiquement inerte et traverse le système à boues activées sans modification de concentration. Selon l'état physique, deux formes peuvent être identifiées. La première est la matière organique soluble inerte (*S_i*) qui quitte le système avec la même concentration qu'à l'entrée. La deuxième représente la matière organique particulaire inerte (*X_i*) qui se retrouve dans les boues pour être évacuée lors de leur extraction.
- **La matière organique biodégradable** : en tenant compte de la rapidité d'utilisation par les bactéries, cette matière peut également être divisée en deux fractions. Une fraction rapidement biodégradable (*S_s*) qui est considérée comme des molécules à structure simple qui peuvent être utilisées directement par les bactéries hétérotrophes et participent à la croissance de la biomasse. Pour la modélisation, elle est traitée comme si elle était soluble. L'autre est une fraction qui est lentement biodégradable (*X_s*) et qui est constituée de molécules complexes, qui doivent être transformées en substrat rapidement biodégradable avant d'être utilisées. Elle est traitée comme si elle était particulaire.

- **Les biomasses hétérotrophes ($X_{b,h}$) et autotrophes ($X_{b,a}$)** : elles peuvent être présentes dans l'eau usée, ayant de ce fait un effet important sur l'exécution des réactions dans le système. Toutefois, la prédominance et l'intensité de cet effet sont toujours inconnues et ceci n'a pas été considéré par le groupe de travail dans le développement du modèle. Cette biomasse est perdue par décomposition et elle devient à son tour une fraction de substrat lentement biodégradable (X_p).

Ainsi la matière organique est divisée en différentes parties dont les définitions se distinguent selon leur tâche dans la croissance de la biomasse. Elles interviennent dans le modèle sous forme de variables et elles caractérisent l'état de pollution de l'effluent brut, de la boue des bassins et de l'effluent traité. Ce qui s'illustre pour la DCO totale sous trois formes : la forme soluble, la forme particulaire et la biomasse vivante (hétérotrophe et autotrophe). A leur tour, ces trois formes se subdivisent et nous pouvons distinguer sept fractions dont la hiérarchie est donnée par l'organigramme (figure (3.2)) ci dessous:

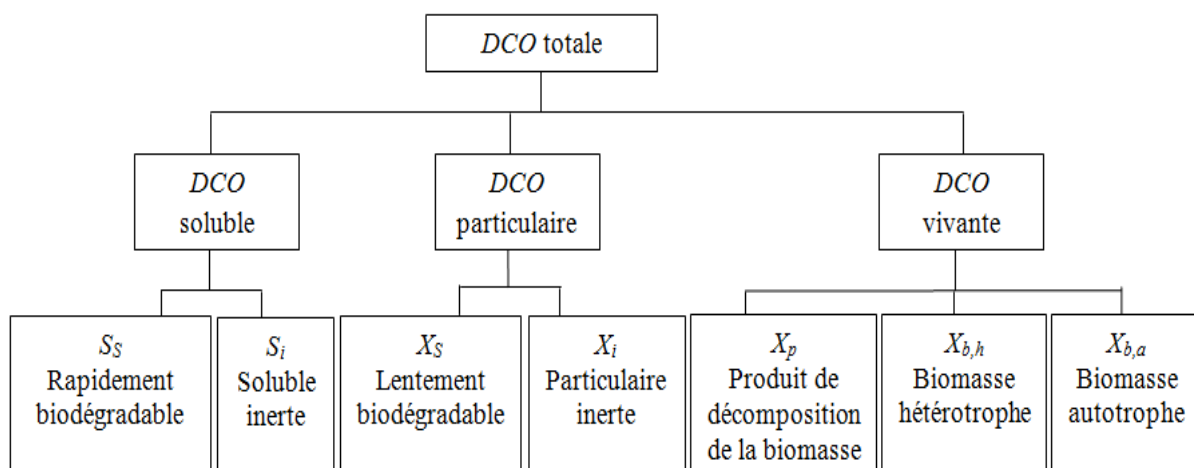


Figure 3. 2. Répartition de la DCO

b) Dynamique du procédé

Les différents processus incorporés dans le modèle *ASM1* qui sont fondamentalement considérés sont décrits par :

- **La croissance aérobie des hétérotrophes** : c'est la phase où une fraction du substrat aisément biodégradable est employée pour la croissance de la biomasse et l'équilibre est oxydé par l'énergie provoquant une demande associée de l'oxygène. La croissance est modélisée en utilisant la cinétique de Monod qui est la plus utilisée et la plus

connue dans la littérature. Ce modèle dit de Monod, ne prend en compte que le facteur limitant dû à un manque de substrat S_s et s'exprime sous la forme :

$$\mu(S_s) = \mu_{max} \frac{S_s}{K_s + S_s} \quad (3.1)$$

où μ_{max} est le taux maximum de croissance et K_s est la constante d'affinité appelée paramètre de Michaelis-Menten traduisant la facilité d'assimilation du substrat par la biomasse. Une autre forme du taux spécifique de croissance a été élaborée en tenant compte de l'inhibition par la concentration en oxygène dissous S_o .

$$\mu(S_s, S_o) = \mu_{max} \frac{S_s}{K_s + S_s} \frac{S_o}{K_o + S_o} \quad (3.2)$$

Nous allons utiliser cette deuxième structure pour modéliser la limitation en ces substrats. Les concentrations S_s et S_o peuvent limiter le taux de croissance. Ce processus est la principale voie de production de la nouvelle biomasse et de l'élimination de la DCO.

- **La décomposition des hétérotrophes** : Le processus est modélisé selon l'hypothèse de mortalité-régénération [28]. La mortalité des organismes se déroule à un certain taux supposé constant et une partie du matériel est considérée comme non-biodégradable et s'ajoute à la fraction de produit particulaire inerte X_p . Le reste s'ajoute à la quantité de substrat lentement biodégradable.
- **L'hydrolyse de la matière organique absorbée** : ce processus correspond à la décomposition, par un mécanisme extra cellulaire, du substrat lentement biodégradable qui présente les substances polluantes, pour produire du substrat facilement biodégradable utilisable par la biomasse. Le taux d'hydrolyse se sature quand la concentration du substrat absorbée devient grande par rapport à la biomasse.

Dans la formulation du modèle, nous allons prendre en considération les hypothèses suivantes :

- Aucune réaction biologique n'a lieu dans le clarificateur.
- Les bassins sont considérés comme parfaits.
- Le bassin d'aération est considéré comme étant parfaitement mélangé de sorte que la concentration de chaque composant soit homogène dans l'espace.

- Les substrats et l'oxygène dissous sont considérés comme une masse avec une cinétique bi-substrat du type de Monod.
- Le produit particulaire inerte X_p est considéré comme matière organique inerte X_I .

2.2.3. Modèle mathématique du procédé

Un système par boues activées représenté dans la figure (3.3) est composé de quatre actionneurs : Q_{in} représente le débit d'entrée, Q_r est le débit du recyclage entre le décanteur et le réacteur, Q_w est le débit de purge et Q_L est le débit d'air dans le bassin d'aération. Les concentrations de la matière organique soluble inerte ($S_{i,in}$) et des particulaires inerte ($X_{i,in}$) dans l'alimentation qui arrivent au niveau du bassin d'aération sont considérées comme des variables de sortie du modèle.

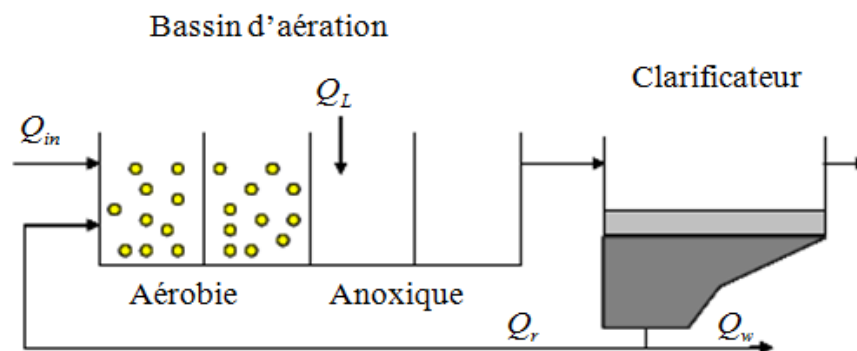


Figure 3. 3. Actionneurs du procédé par boues activées

Un modèle représentant une variante du modèle *ASM1* est proposé par [49]. En appliquant le bilan massique au niveau du bassin d'aération, les équations différentielles [87] qui décrivent l'évolution de la concentration de biomasse hétérotrophe (X_H), du substrat aisément biodégradable (S_S), du substrat lentement biodégradable (X_S), de la matière organique soluble inerte (S_I) et particulaire inerte (X_I) ainsi que de l'oxygène dissous (S_O) au sein du procédé de dépollution ont été données par le système (3.3) :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dS_I}{dt} = \frac{Q_{in}}{V_r} (S_{I,in} - S_I) \\ \frac{dS_S}{dt} = \frac{Q_{in}}{V_r} (S_{S,in} - S_S) - \frac{1}{Y_H} \rho_1 + \rho_3 \\ \frac{dX_I}{dt} = \frac{Q_{in}}{V_r} (X_{I,in} - X_I) + \frac{Q_r}{V_r} (X_{I,rec} - X_I) + f_{X_1} \rho_2 \\ \frac{dX_S}{dt} = \frac{Q_{in}}{V_r} (X_{S,in} - X_S) + \frac{Q_r}{V_r} (X_{S,rec} - X_S) + (1 - f_{X_1}) \rho_2 - \rho_3 \\ \frac{dX_H}{dt} = \frac{Q_{in}}{V_r} (X_{H,in} - X_H) + \frac{Q_r}{V_r} (X_{H,rec} - X_H) + \rho_1 - \rho_2 \\ \frac{dS_O}{dt} = \frac{Q_{in}}{V_r} (S_{O,in} - S_O) + Q_L \frac{\beta}{C_S} (C_S - S_O) - \frac{1 - Y_H}{Y_H} \rho_1 \end{array} \right. \quad (3.3)$$

tel que l'évolution de la concentration en biomasse recyclée et en substrat recyclé dans le clarificateur est présenté par le système suivant:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dX_{H,rec}}{dt} = \frac{Q_{in} + Q_r}{V_{dec}} X_H - \frac{Q_r + Q_w}{V_{dec}} X_{H,rec} \\ \frac{dX_{I,rec}}{dt} = \frac{Q_{in} + Q_r}{V_{dec}} X_I - \frac{Q_r + Q_w}{V_{dec}} X_{I,rec} \\ \frac{dX_{S,rec}}{dt} = \frac{Q_{in} + Q_r}{V_{dec}} X_S - \frac{Q_r + Q_w}{V_{dec}} X_{S,rec} \end{array} \right. \quad (3.4)$$

et la vitesse spécifique de croissance des hétérotrophes, la vitesse spécifique de mortalité des hétérotrophes et la vitesse spécifique d'hydrolyse de la matière organique absorbé sont données par :

$$\left\{ \begin{array}{l} \rho_1 = \mu_{H,max} \frac{S_S}{(K_S + S_S)} \frac{S_O}{(K_O + S_O)} \\ \rho_2 = b_H X_H \\ \rho_3 = K_h \frac{X_S X_H}{(K_X X_H + X_S)} \frac{S_O}{(K_O + S_O)} \end{array} \right. \quad (3.5)$$

D'après [87] et pour les essais expérimentaux, une installation pilote qui reproduit les conditions de fonctionnement et la configuration géométrique de ce système est installée dans le département chimique de l'école technique de Vilanova en Espagne. Cette installation est une reproduction à échelle réduite d'une usine conventionnelle de boues activées pour l'épuration des matériaux carbonés. Elle est formée par un bassin d'aération aéré par un système submergé de bulle d'air et par un clarificateur. La biodégradation de l'eau usée mélangée aux boues activées recyclées se fait en présence d'oxygène dissous dans le réacteur.

Puis la séparation de l'effluent traité des boues activées se déroule dans le clarificateur. Une partie des boues activées est conservée tandis qu'une grande fraction est recyclée vers le bassin d'aération tout en maintenant un rapport approprié entre le substrat et la biomasse. Le choix des valeurs pour les coefficients cinétiques et stœchiométriques du modèle mathématique se fait par calibrage du modèle.

Pour les modèles de type *ASM*, le calibrage est effectué d'une manière traditionnelle en réalisant des essais spécifiques sur un pilote et dans les usines dont le but est d'assumer des conditions de fonctionnement constantes. Les valeurs pour les paramètres des modèles suggérés par le groupe *IAWQ* [57] sont utilisées pour les simulations.

2.3. Détection et isolation de défauts actionneurs dans le procédé de traitement des eaux usées

Comme nous l'avons signalé dans le chapitre précédent qui porte sur une synthèse des différents observateurs étudiés dans la littérature [35], [37], les observateurs adaptatifs [34], ont fait l'objet d'un intérêt croissant pour répondre aux objectifs de détection et d'isolation des défauts provenant des actionneurs. Le but de cette section est d'appliquer l'observateur adaptatif pour le modèle de traitement des eaux usées dans les deux cas : défauts simples et défauts multiples

2.3.1. Structure de l'observateur adaptatif (défauts simples)

Le modèle du procédé est un système non linéaire de la même forme que (2.29). Il peut être réécrit comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x) + \sum_{j=1}^m g_j(x)u_j(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (3.6)$$

Dans le but d'estimer le vecteur d'entrée u du système, la matrice $g(x)$ est représentée en fonction des vecteurs $g_j(x)$ de la $j^{\text{ème}}$ colonne de $g(x)$.

Il est supposé que les défauts au niveau des actionneurs sont de type additif abrupt, et dans le cas où le défaut est sur le $j^{\text{ème}}$ actionneur nous avons $u_j^f(t) = u_j(t) + f_{a_j}$ tel que f_{a_j} correspond à la valeur de défaut et nous notons par $\theta_{a_j} = u_j^f$. Le modèle en défaut sera donc :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x) + \sum_{l \neq j} g_l(x)u_l + g_j(x)u_j^f(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (3.7)$$

L'observateur [18] construit, en supposant que les états sont disponibles, est de la forme suivante :

$$1 \leq i \leq m \begin{cases} \dot{\hat{x}}_i(t) = f(x) + \sum_{j \neq i} g_j(x)u_j(t) + g_i(x)\hat{\theta}_{a_i} + H(\hat{x}_i(t) - x(t)) \\ \dot{\hat{\theta}}_{a_i}(t) = -2\gamma(\hat{x}_i(t) - x(t))^T P g_i(x) \\ \hat{y}_i(t) = C\hat{x}_i(t) \end{cases} \quad (3.8)$$

tel que m est le nombre des actionneurs, H est une matrice de Hurwitz qui peut être choisie librement de telle sorte qu'elle assure la stabilité de l'observateur, P est une matrice définie positive et γ est une constante. Ces deux matrices doivent vérifier la relation de Lyapunov :

$$H^T P + PH = -Q \quad (3.9)$$

La matrice Q est aussi une matrice définie positive, qui peut être choisie librement.

Ces observateurs sont basés sur les états, ce qui suppose que tous les états sont disponibles. D'après [33], si le $l^{\text{ème}}$ actionneur est en défaut et tous les éléments de $g(x)$ sont bornés, alors :

$$\begin{aligned} \lim_{t \rightarrow \infty} (\hat{x}_l - x) &= 0, & \forall i = l \\ \lim_{t \rightarrow \infty} (\hat{x}_i - x) &\neq 0, & \forall i \neq l \end{aligned} \quad (3.10)$$

$$(\dot{\hat{x}}_i - \dot{x}) = g_l(x)(u_l - u_l^f) - g_i(x)(u_i - \hat{u}_i^f) + H(\hat{x}_i - x) \quad \forall i \neq l$$

Pour détecter et isoler les défauts, nous devons générer les résidus et les évaluer. Pour élaborer cette étape, les colonnes $g_1(x), \dots, g_m(x)$ doivent être indépendantes pour tout $x \in \mathfrak{R}^n$, ce qui signifie que la matrice $g_j(x)$ est de rang plein. Cette condition est juste suffisante pour résoudre le problème de la FDI en utilisant cette approche. Dans le cas contraire, si cette condition ne peut pas être vérifiée, il faut chercher d'autres outils pour détecter et isoler le défaut.

Pour la génération des résidus $r_i(t)$, nous allons construire m observateurs adaptatifs, chaque observateur va permettre de générer un résidu qui est insensible à un seul défaut et sensible à tous les autres défauts. La forme de ces résidus est donnée par :

$$r_i(t) = \|\hat{y}_i(t) - y(t)\| \quad (3.11)$$

Ensuite pour les évaluer, des résidus structurés ont été utilisés par [43] en fixant des seuils δ_i appropriés pour chaque ensemble d'observateurs pour construire des vecteurs de codes de défaut $\varepsilon_j(t)$ sous cette forme :

$$\begin{aligned} \varepsilon_j(t) &= (a_1(t), a_2(t) \cdots a_l(t))^T \\ a_i(t) &= \begin{cases} 1 & \text{si } |r_i(t)| \geq \delta_i \\ 0 & \text{si } |r_i(t)| < \delta_i \end{cases} \end{aligned} \quad (3.12)$$

Nous pouvons distinguer deux types de seuils. Le premier est un seuil constant $\delta_i = c$ tel que c correspond à une constante. Le second est un seuil adaptatif $\delta_i = |r_i(t - \tau)| + c$ où τ représente un retard à déterminer auparavant.

Après la détermination des vecteurs de codes, une matrice de structure est formée pour l'évaluation des résidus qui est donnée par :

$$\Phi = \begin{pmatrix} 0 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & 0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 1 \\ 1 & \cdots & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (3.13)$$

A l'aide du vecteur du défaut $f_a(t) = (f_{a_1}(t), f_{a_2}(t) \cdots f_{a_k}(t))^T$, le résidu structuré r_s associé à l'élément de défaut est isolé et il est représenté comme suit :

$$\begin{aligned} r_s &\leftarrow -\Phi f_a \\ \begin{pmatrix} r_{s1} \\ r_{s2} \\ \vdots \\ r_{si} \end{pmatrix} &\leftarrow - \begin{pmatrix} 0 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & 0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 1 \\ 1 & \cdots & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_{a_1} \\ f_{a_2} \\ \vdots \\ f_{a_i} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (3.14)$$

Pour le procédé du traitement des eaux usées, les vecteurs x , u , y , $f(x)$ ainsi que la matrice $g(x)$ sont donnés par :

$$x^T = [S_I \ S_S \ X_I \ X_S \ X_H \ S_O \ X_{H,rec} \ X_{I,rec} \ X_{S,rec}] \quad (3.15)$$

$$u^T = [Q_{in} \ Q_L \ Q_r \ Q_w] \quad (3.16)$$

$$y^T = [S_I \ S_S \ X_I \ X_S \ X_H \ S_O] \quad (3.17)$$

$$f(x)^T = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{1}{Y_H} \rho_1 + \rho_3 & f_{X_I} \rho_2 & (1 - f_{X_I}) \rho_2 - \rho_3 & \rho_1 - \rho_2 & -\frac{1 - Y_H}{Y_H} \rho_1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

$$g(x) = \begin{bmatrix} \frac{(S_{I,in} - S_I)}{V_r} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{(S_{S,in} - S_S)}{V_r} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{(X_{I,in} - X_I)}{V_r} & 0 & 0 & \frac{r(X_{I,rec} - X_I)}{V_r} \\ \frac{(X_{S,in} - X_S)}{V_r} & 0 & 0 & \frac{r(X_{S,rec} - X_S)}{V_r} \\ \frac{(X_{H,in} - X_H)}{V_r} & 0 & 0 & \frac{r(X_{H,rec} - X_H)}{V_r} \\ \frac{(S_{O,in} - S_O)}{V_r} & \frac{\beta}{C_S}(C_S - S_O) & 0 & 0 \\ \frac{X_H}{V_{dec}} & 0 & \frac{X_H - X_{H,rec}}{V_{dec}} & \frac{X_{H,rec}}{V_{dec}} \\ \frac{X_I}{V_{dec}} & 0 & \frac{X_I - X_{I,rec}}{V_{dec}} & \frac{X_{I,rec}}{V_{dec}} \\ \frac{X_S}{V_{dec}} & 0 & \frac{X_S - X_{S,rec}}{V_{dec}} & \frac{X_{S,rec}}{V_{dec}} \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

Nous considérons que les défauts abrupts simples et nous supposons que le premier actionneur est celui qui correspond à l'actionneur en défaut. Le modèle défectueux a la même structure que celle donnée dans (3.7) :

$$\dot{x} = f(x) + g_2(x)Q_L + g_3(x)Q_r + g_4(x)Q_w + g_1(x)\theta_1 \quad (3.20)$$

$g_1(x)$, $g_2(x)$, $g_3(x)$ et $g_4(x)$ représentent les quatre colonnes de la matrice $g(x)$.

L'algorithme de détection et de localisation, pour ce modèle, est constitué par une banque de quatre observateurs pour la surveillance des quatre actionneurs tel que présenté ci-dessous :

$$O_1 : \begin{cases} \dot{\hat{x}}_1 = f(x) + g_2(x)Q_L + g_3(x)Q_r + g_4(x)Q_w + g_1(x)\hat{\theta}_1 + H_1(\hat{x}_1 - x) \\ \dot{\hat{\theta}}_1 = -2\gamma(\hat{x}_1 - x)P_1g_1(x) \\ \hat{y}_1 = C(\hat{x}_1) \end{cases} \quad (3.21)$$

Le résidu r_1 est donné par :

$$r_1(t) = \|\hat{y}_1 - y\| \quad (3.22)$$

Les autres observateurs (O_2 , O_3 et O_4) sont:

$$O_2 : \begin{cases} \frac{d\hat{x}_2}{dt} = f(x) + g_1(x)Q_{in} + g_3(x)Q_r + g_4(x)Q_w + g_2(x)\hat{\theta}_2 + H_2(\hat{x}_2 - x) \\ \dot{\hat{\theta}}_2 = -2\gamma(\hat{x}_2 - x)P_2g_2(x) \\ \hat{y}_2 = C(\hat{x}_2) \end{cases} \quad (3.23)$$

$$O_3 : \begin{cases} \frac{d\hat{x}_3}{dt} = f(x) + g_1(x)Q_{in} + g_2(x)Q_L + g_4(x)Q_w + g_3(x)\hat{\theta}_3 + H_3(\hat{x}_3 - x) \\ \dot{\hat{\theta}}_3 = -2\gamma(\hat{x}_3 - x)P_3g_3(x) \\ \hat{y}_3 = C(\hat{x}_3) \end{cases} \quad (3.24)$$

$$O_4 : \begin{cases} \frac{d\hat{x}_4}{dt} = f(x) + g_1(x)Q_{in} + g_2(x)Q_L + g_3(x)Q_r + g_4(x)\hat{\theta}_4 + H_4(\hat{x}_4 - x) \\ \dot{\hat{\theta}}_4 = -2\gamma(\hat{x}_4 - x)P_4g_4(x) \\ \hat{y}_4 = C(\hat{x}_4) \end{cases} \quad (3.25)$$

Ainsi les autres résidus ont la même forme que r_1 tel que $r_i(t) = \|\hat{y}_i - y\|$ pour $2 \leq i \leq 4$.

Par la suite, pour chaque paramètre nous avons calculé le résidu qui lui correspond. Le résidu est nul en absence de défaut et il est différent de zéro pour celui qui convient au paramètre défectueux. Le défaut est donc détecté et isolé.

2.3.2. Structure de l'observateur adaptatif (défauts Multiples)

L'étude du cas du défaut simple à été étendue au cas de défauts multiples. Nous allons passer donc, dans cette partie, à la présentation d'une nouvelle structure de la méthode utilisée précédemment pour la détection et l'isolation de défauts multiples [34] provenant des actionneurs. Cette nouvelle structure est constituée de deux étapes :

- Détection et identification du défaut

Dans cette première étape, nous détectons la présence de défaut ainsi nous pouvons identifier simultanément sa valeur, qui sera par la suite utilisée dans la phase d'isolation.

Nous construisons un ensemble de m observateurs pour la détection et l'identification du défaut. Ces observateurs sont identiques à ceux donnés dans le paragraphe précédent sauf que nous avons considéré que tous les actionneurs sont en défaut. Par la suite l'observateur (3.8) sera réécrit comme suit :

$$1 \leq i \leq m \begin{cases} \frac{d\hat{x}_i}{dt} = f(x) + \sum_{j \neq i} g_j(x)\hat{\theta}_{a_{i,j}} + H_i(\hat{x}_i - x) \\ \dot{\hat{\theta}}_{a_i} = -2\gamma(\hat{x}_i - x)^T P_i g_i(x) \\ \hat{y}_i = C\hat{x}_i \end{cases} \quad (3.26)$$

où $\hat{x}_i$ est le vecteur d'état du $i^{ème}$ observateur, les matrices H_i et P_i sont choisis pour assurer une bonne estimation du défaut.

Pour assurer la réinitialisation du résidu de l'observateur dans le cas des défauts multiples dans les actionneurs, nous avons choisi la dérivée de la norme 2 de la différence entre le vecteur de sorties estimées et le vecteur de sorties mesurées pour calculer les résidus r_i ; ils sont donnés par:

$$r_i(t) = \frac{d\|\hat{y}_i - y\|}{dt}, \quad i \in m \quad (3.27)$$

Ces résidus nous permettent de calculer les estimations du défaut en utilisant la relation suivante:

$$\varphi_i = \text{sgn}(r_i) \max(|r_i|), \quad i \in m \quad (3.28)$$

Cette relation nous indique que l'estimation de la valeur du défaut convient à la plus grande valeur absolue du résidu après la phase transitoire de l'observateur. Chaque résidu nous donne donc une valeur candidate, et nous obtenons par la suite m valeurs candidates pour l'estimation du défaut.

- Isolation du défaut

Après la détection du défaut, nous avons besoin de l'isoler. La phase d'isolation nécessite la création de m banques d'observateurs adaptatifs où nous allons choisir les m estimations φ_i déterminées ci-dessus. Cet observateur d'isolation est similaire à celui présenté par (3.8), un seul changement apparaît dans le vecteur d'entrée du système u et il sera remplacé par le vecteur v^k , $1 \leq k \leq m$ tel que :

$$1 \leq i \leq m \begin{cases} \frac{d\hat{x}_i^k}{dt} = f(x) + \sum_{j \neq i} g_j(x) v_j^k + g_i \hat{\theta}_{a_i}^k + H_k(\hat{x}_i^k - x) \\ \dot{\hat{\theta}}_{a_i}^k = -2\gamma(\hat{x}_i^k - x)^T P_k g_i(x) \\ \hat{y}_i = C\hat{x}_i^k \end{cases} \quad (3.29)$$

où

$$v^1 = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varphi_1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}; v^2 = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \varphi_2 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}; \dots; v^m = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ \varphi_m \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

Ainsi, nous construirons m ensembles d'observateurs, un pour chaque actionneur. Puis, pour isoler le défaut, nous utiliserons le résidu donné par :

$$s_{k,i} = \|\hat{y}_i^k - y\|, \quad k, i \in [1, \dots, m] \quad (3.31)$$

où $\hat{y}_i^k$ représente le vecteur de sortie estimée du $i^{\text{ème}}$ observateur du $k^{\text{ème}}$ ensemble.

Ces deux étapes décrites ci-dessus, constituent l'algorithme de détection et d'isolation de défauts multiples dans l'actionneur. En absence de défaut, tous les résidus r_i de l'ensemble de détection et d'identification de tous les ensembles d'observateurs sont nuls après la phase transitoire. A l'instant de l'occurrence d'un défaut, ces résidus r_i quittent zéro. Par la suite nous avons détecté la présence d'un défaut. Ensuite, pour l'isolation de ce défaut, nous traitons les ensembles des résidus $s_{k,i}$ construits. L'ensemble qui contient un résidu qui quitte zéro et les autres restent nuls, correspond à la valeur candidate du défaut, cette valeur correspond donc à l'actionneur défaillant. Pour les autres ensembles, tous les résidus sont non nuls après l'occurrence de défaut.

2.3.3. Résultats de simulations

Pour les simulations, les valeurs des conditions initiales et des paramètres du modèle par boues activées décrit par le système (3.3) sont données dans les deux tableaux ci-dessous.

Tableau 3. 1. Valeurs des conditions initiales

Variables	Valeurs (mg/l)	Variables	Valeurs (mg/l)
S_{I0}	35	S_{O0}	2
S_{S0}	45	$X_{H,rec0}$	583
X_{I0}	25	$X_{I,rec0}$	339
X_{S0}	50	$X_{S,rec0}$	670
X_{H0}	43		

Le tableau 3.1 fournit les valeurs des conditions initiales des diverses concentrations liées au bassin d'aération et au clarificateur.

Le tableau 3.2 regroupe les valeurs correspondantes aux paramètres cinétiques et stœchiométriques du modèle ASM1 utilisé, ainsi qu'aux conditions d'alimentation des différents composés.

Tableau 3. 2. Valeurs des paramètres et des conditions d'alimentation

Paramètres	Valeurs	Paramètres	Valeurs
$S_{I,in}$	30 (mg/l)	K_S	20 (mg/l)
$X_{I,in}$	25 (mg/l)	K_O	0.2 (mg/l)
$X_{S,in}$	125 (mg/l)	Y_H	0.67
$X_{H,in}$	30 (mg/l)	f_{XI}	0.086
$S_{O,in}$	0.5 (mg/l)	K_H	3 (l/h)
$S_{S,in}$	50 (mg/l)	K_X	0.03
b_H	0.62(l/h)	C_S	10 (mg/l)
μ_{Hmax}	0.67 (l/h)	V_r	2000 (l/h)
V_{dec}	1500 (l)	β	1

Nous montrons les résultats obtenus à partir de l'application de l'observateur développé. En effet nous visualisons les sorties du système et les quatre résidus associés aux quatre observateurs. Au début, nous présentons les résultats du cas sans défaut dans les actionneurs. Ainsi le choix des valeurs pour les matrices H_i et P_i et aussi pour la constante γ des observateurs est précisé. Ensuite, nous traitons le cas d'un défaut simple et le cas de défauts multiples.

a) Cas sans défaut

La figure (3.4) présente le résultat des six sorties du système et les quatre résidus associés à l'ensemble des observateurs. Nous constatons que les valeurs initiales des résidus sont différentes de zéro et elles ont besoin d'un certain temps pour atteindre des valeurs stables

[101]. Ce temps nécessaire dépend des deux matrices H_i et P_i , plus exactement c'est la matrice P_i qui influence la durée de convergence, par contre l'amplitude des oscillations du résidu et la sensibilité du résidu aux défauts dépendent du choix de la matrice H_i . La taille du résidu dépend de la constante γ .

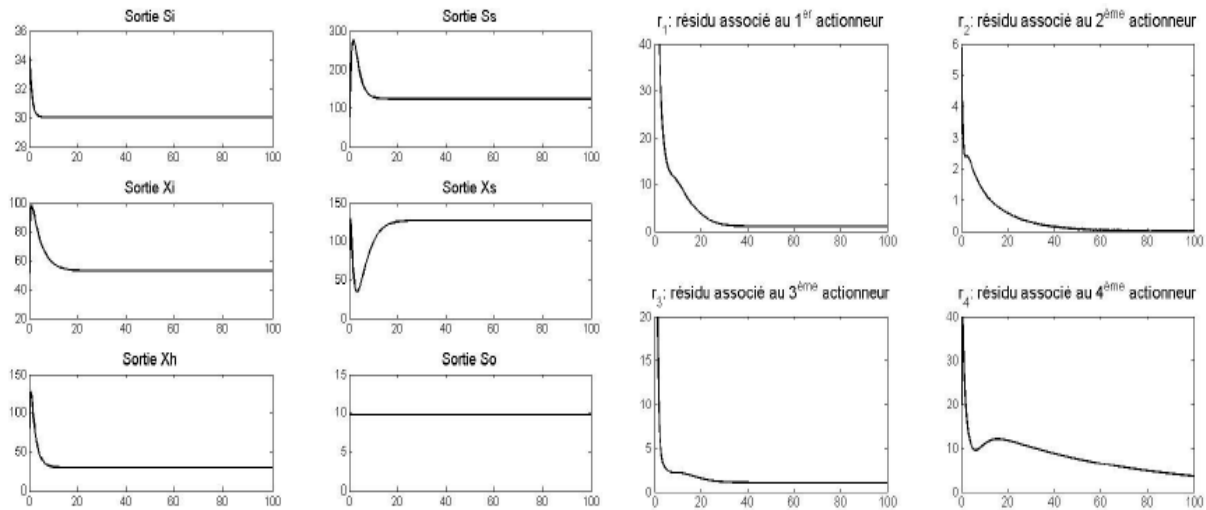


Figure 3. 4. Evolution des sorties du système et des résidus (cas sans défaut)

Par la suite, nous devons calculer séparément les trois valeurs de la matrice P_i , de la matrice H_i et de la constante γ pour chaque observateur.

Le tableau (3.3) présente les valeurs de H_i , P_i et γ calculées.

Tableau 3. 3. Valeurs de H_i , P_i et γ

	O_1	O_2	O_3	O_4
H_i	$-6I_9$	$-6I_9$	$-6I_9$	$-6I_9$
P_i	$-6I_9$	$-5.3I_9$	$-10I_9$	$-6I_9$
γ	1	1	1	1

b) Cas de défaut simple

Nous avons introduit un défaut $f_{a_1} = 200$ au temps $t_f = 50 \text{ jours}$ sur le premier actionneur Q_{in} . La figure (3.5) montre l'effet de ce défaut sur la dynamique des six sorties du système, ainsi les quatre résidus associés aux observateurs.

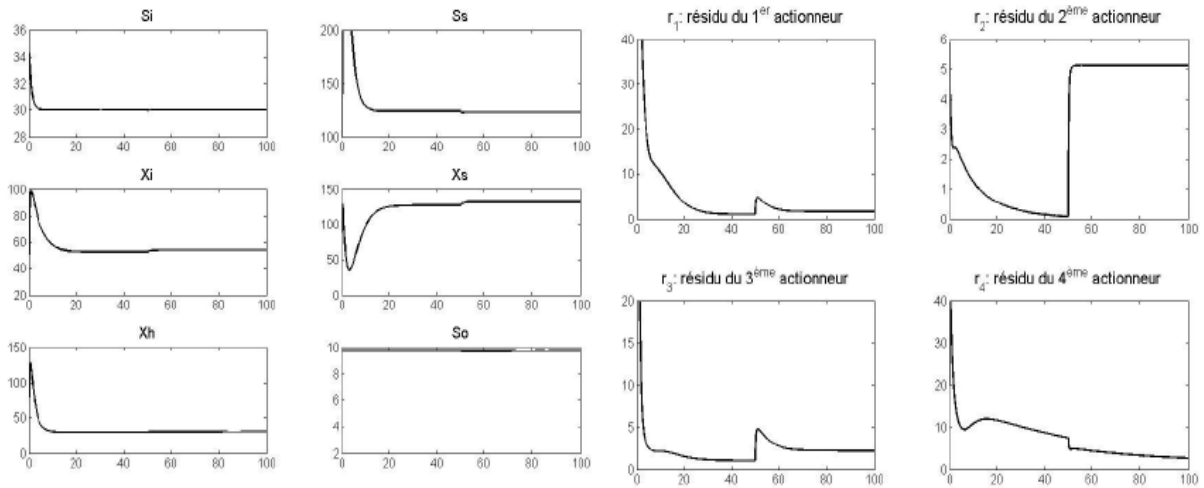


Figure 3. 5. Evolution des sorties du système et des résidus (cas avec défaut)

A partir de cette figure, nous pouvons constater que tous les résidus quittent leurs valeurs constantes à $t_f = 50 \text{ jours}$. Mais après une courte période de temps, le résidu $r_1(t)$ qui correspond au premier actionneur Q_{in} revient de nouveau à sa valeur initiale. D'autre part nous pouvons distinguer deux situations possibles pour les trois autres résidus. La première est représentée par les résidus $r_2(t)$ et $r_3(t)$ associés aux deuxième et troisième actionneurs Q_L et Q_r respectivement qui se stabilisent à des nouvelles valeurs. La seconde est donnée par l'état du résidu $r_4(t)$ associé au quatrième actionneur, correspondant à l'entrée Q_w , et qui converge vers une nouvelle valeur.

Par conséquent, nous avons isolé l'actionneur défectueux qui est le premier actionneur Q_{in} . Dans ce cas, le temps d'isolation est $t_{iso} = 5.5 \text{ jours}$, parce que le défaut apparaît à $t = 50 \text{ jour}$ et il était isolé à $t_I = 55.5 \text{ jours}$.

Cette approche basée sur les observateurs adaptatifs a permis la détection et l'isolation du défaut simple correctement.

c) Cas de défauts multiples

Dans le but d'illustrer les défauts multiples, nous avons introduit un premier défaut $f_{a_3} = 30$ au temps $t_{f_1} = 50 \text{ jours}$ sur le troisième actionneur Q_r et un second défaut $f_{a_4} = 50$ sur le quatrième actionneur Q_w au temps $t_{f_2} = 65 \text{ jours}$.

La figure (3.6) montre qu'au temps $t_{f_1} = 50 \text{ jours}$ tous les résidus r_i deviennent non nuls ce que nous confirme l'occurrence d'un défaut et par la suite le premier défaut a été détecté. Les valeurs candidates pour l'estimation du défaut sont $\varphi_1 = 22$, $\varphi_2 = 30.5$, $\varphi_3 = 32$ et $\varphi_4 = 25$.

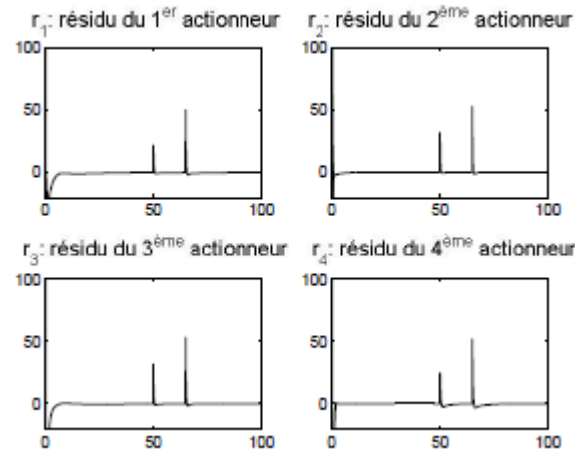


Figure 3. 6. Résidus r_i de l'ensemble de détection et d'identification

Puis à $t = 60 \text{ jours}$, tous les résidus r_i sont revenus à zéro et à $t_{f_2} = 65 \text{ jours}$, ils ont quitté zéro de nouveau. Nous avons donc détecté le deuxième défaut tel que $\varphi_1 = 50$, $\varphi_2 = 52$, $\varphi_3 = 53$ et $\varphi_4 = 51$ représentent les quatre valeurs candidates pour l'estimation de ce deuxième défaut. Dans cette première phase, nous avons bien détecté et identifié les deux défauts mais nous ne pouvons pas les isoler.

Après la phase de la détection et de l'identification de défaut, sur la figure (3.7), nous avons représenté les huit résidus $s_{1,i}$ et $s_{2,i}$ associés au premier et au deuxième ensemble d'isolation. Sur la figure (3.8), nous avons représenté les huit résidus $s_{3,i}$ et $s_{4,i}$ associés au troisième et au quatrième ensemble d'isolation. Le trait pointillé est un trait de séparation entre le premier et le deuxième défaut.

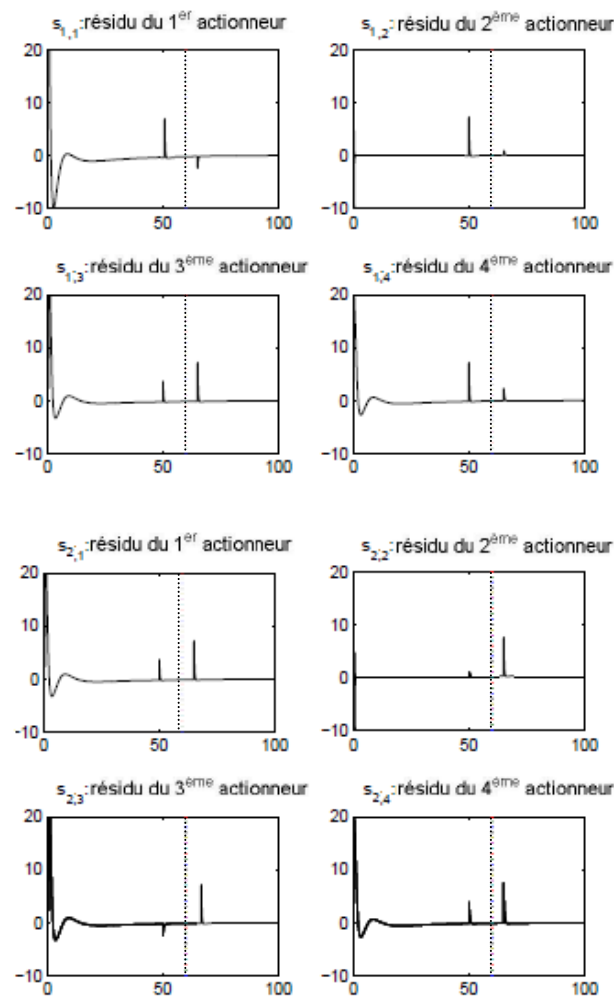


Figure 3. 7. Résidus $s_{1,i}$ et $s_{2,i}$ des ensembles d'isolation

Sur la figure (3.7), nous constatons que tous les résidus $s_{1,i}$ et $s_{2,i}$ quittent zéro à $t_{f_1} = 50 \text{ jours}$ et à $t_{f_2} = 65 \text{ jours}$ et ils sont tous influencés par le défaut.

Sur le troisième ensemble de résidus représenté par les quatre premières sous figures de la figure (3.8), avant le trait pointillé et à $t_{f_1} = 50 \text{ jours}$, seulement le résidu $s_{3,3}$, qui est associé au troisième actionneur, quitte zéro mais les résidus correspondant aux trois autres actionneurs restent à zéro. Par contre, sur le quatrième ensemble, tous les résidus quittent zéro pour une courte période de temps, et par la suite nous avons bien isolé le premier actionneur en défaut et qui est le troisième actionneur.

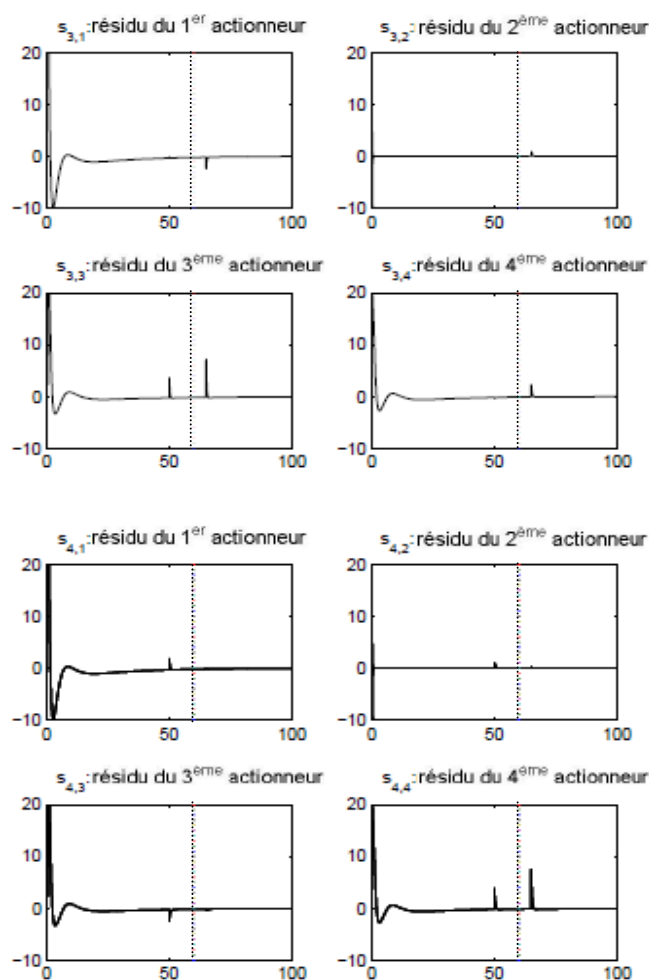


Figure 3. 8. Résidus $s_{3,i}$ et $s_{4,i}$ des ensembles d'isolation

Après le trait pointillé et à $t_{f_2} = 65 \text{ jours}$, si nous examinons les résidus de l'ensemble $s_{4,i}$ de la figure (3.8), nous constatons que le seul résidu qui a quitté zéro est celui du résidu $s_{4,4}$ associé au quatrième actionneur. Par contre, les trois autres résidus sont restés nuls. D'autre côté, pour les résidus de l'ensemble $s_{3,i}$, ils quittent tous zéro à $t_{f_2} = 65 \text{ jours}$. Et par la suite nous avons isolé le deuxième défaut et il est provenu du quatrième actionneur. Ainsi, nous pouvons conclure que les observateurs adaptatifs utilisés dans cette partie peuvent traiter non seulement les défauts simples mais aussi les défauts multiples.

3. Modèle d'un réacteur nucléaire

Toute activité industrielle, en particulier de production d'énergie, comporte des risques. Dans les installations nucléaires, ce risque est dû principalement à la présence de matières

radioactives. L'objectif de la sûreté nucléaire est de protéger en toutes circonstances l'homme et l'environnement en empêchant la dispersion de quantités dangereuses de matières radioactives. Pour cela, nous allons présenter tout d'abord un bref historique sur l'énergie nucléaire ainsi qu'une description d'un réacteur nucléaire suivi de sa modélisation mathématique.

3.1. Rapide historique : la pile de Fermi

En décembre 1942, pour la première fois, l'Homme réalise une réaction en chaîne de fission. C'était à l'équipe de Chicago, animé par Enrico Fermi (1901-1954). Ce jour là, la population neutronique diffusant dans la « pile » s'amplifie tout doucement, même après le retrait de la source. Puis, prudemment, Fermi a commandé l'insertion de la barre de commande en cadmium, ce qui stoppe la divergence : la puissance nucléaire a atteint environ 0.5 watt [97]. Dans la figure (3.9), nous pouvons constater que la condition critique a été obtenue quand 400 tonnes de graphites, 6 d'uranium métallique et 58 d'oxyde d'uranium ont été empilées selon une disposition bien choisie, d'où le terme de « pile atomique » souvent utilisé par la suite pour désigner un réacteur nucléaire.

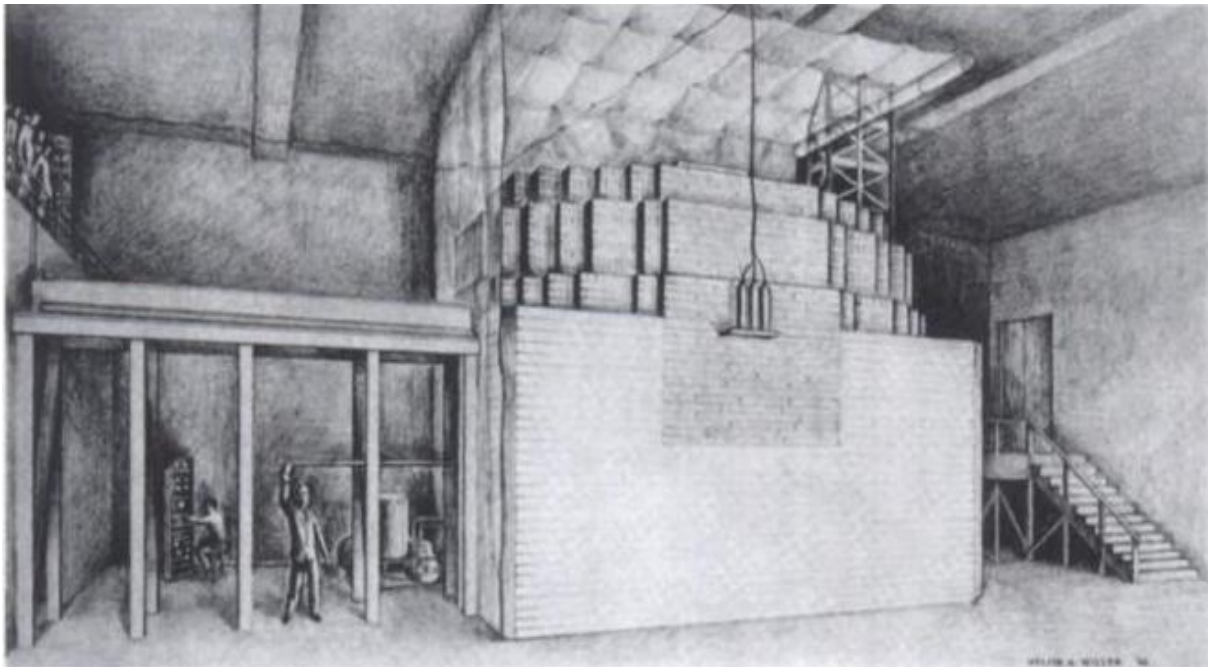


Figure 3. 9. La pile de Fermi (document Argonne National Laboratory).

Quelques grands principes que nous retrouverons dans tous les réacteurs sont déjà mis en œuvre dans la pile de Fermi.

- **Le contrôle-commande** : il est symbolisé par les deux opérateurs, en bas : celui de gauche, sert à surveiller les cadrans des détecteurs, représente la fonction de contrôle ; celui de droite, manœuvrant la « barre de commande » en cadmium, matériau capturant efficacement les neutrons, et qui représente la fonction de commande. Si on enfonce la barre, on augmente le nombre de neutrons capturés dans le cadmium et on réduit donc le nombre de neutrons provoquant des fissions de l'uranium. Et au contraire si la barre est légèrement extraite, davantage de neutrons deviennent disponibles pour provoquer des fissions. Le dialogue entre le contrôle et la commande permet de gérer le système comme souhaité.
- **La sûreté** : elle est reposée sur un bon contrôle-commande. On y ajoute un dispositif d'arrêt d'urgence en cas d'incident. Il est assuré, dans cette expérience, par un personnage que l'on ne voit pas, placé au dessus de l'empilement. Armé d'une hache, il peut, au signal de Fermi, trancher la corde qui maintient en équilibre un bac et verse ainsi dans l'empilement la solution d'acide borique qu'il contient : le bore est un puissant absorbant neutronique, dans cette hypothèse, il aurait instantanément arrêté la réaction en chaîne.
- **La radioprotection** : elle est assurée par le détecteur suspendu devant la pile : il mesure le niveau de rayonnement ambiant. Le signal est transmis par le câble courant le long du plafond jusqu'à un cadran placé sous les yeux de Fermi en personne, au balcon. Fermi s'assure ainsi que ses collaborateurs et lui-même ne courent pas le risque d'une irradiation excessive et, si nécessaire, il peut commander l'arrêt d'urgence.

3.2. Histoire de la physique nucléaire

La divergence de la pile de Fermi conclut un demi-siècle de recherche très active dans le domaine de la physique nucléaire. L'histoire de la physique nucléaire [97] a démarré en 1896 avec la découverte de la radioactivité par Henri Becquerel (1852-1908), manœuvré par des plaques photographiques voilées bien que placées à l'abri du soleil dans un tiroir et elles sont mises au voisinage d'échantillons d'uranium.

1898 : découverte du polonium et du radium par Marie Sklodowska (1867-1934) et son mari Pierre Curie (1859-1906),

1913 : premiers modèles de l'atome construits par Ernest Rutherford (1871- 1937)) et Niels Bhor (1885-1962),

1932 : mise en évidence de neutron par James Chadwick (1891-1974),

1934 : découverte de la radioactivité artificielle par Frédéric Joliot (1900-1958) et son épouse Irène Curie (1897-1956) : par l'action des particules alpha sur l'aluminium 27, un neutron et un phosphore 30 sont produits, ce dernier est désintégré par radioactivité beta en deux minutes et demie,

1934-1938 : étude des réactions induites par neutrons,

1938 : découverte de la fission,

1939 : brevets d'un « dispositif de production d'énergie »,

1945 : la bombe de Hiroshima et Nagasaki,

Notre propos, ici, est de parler des développements pacifiques de l'énergie nucléaire. La première production d'électricité nucléaire date de 1951 : elle fut réalisée à Chicago dans un petit réacteur à neutrons rapides EBR-1. Trois ans plus tard seulement les « savants atomistes » français faisaient diriger la pile Zoé à Fontenay. Après Fontenay , trois autres grands centres d'études nucléaires furent créés à Saclay, Grenoble et Cadarache. Après Zoé, la France développe la filière UNGG (Uranium Naturel, Graphite, Gaz). A la fin des années 1970, la décision fut prise de réorienter tout l'effort sur les réacteurs à eau sous pression et à uranium enrichi : 58 centrales de 900 MW, 1300 MW ou 1450 MW fournissent actuellement environ les trois quarts de la production d'électricité française.

3.3. Description d'un réacteur nucléaire

3.3.1. Principe

Dans son principe, une centrale électronucléaire est très similaire à une centrale classique à charbon, fuel ou gaz : une source de chaleur porte un gaz à haute température ; celui-ci se détend ensuite dans une turbine convertissant son énergie en énergie mécanique qui est transformée en électricité grâce à un alternateur couplé à la turbine . Ce gaz, refroidi, est en général recyclé vers la source de chaleur, suivant un cycle thermodynamique. Comme exemple, la figure (3.10) montre un réacteur à eau sous pression qui produit toute l'électricité d'origine nucléaire.

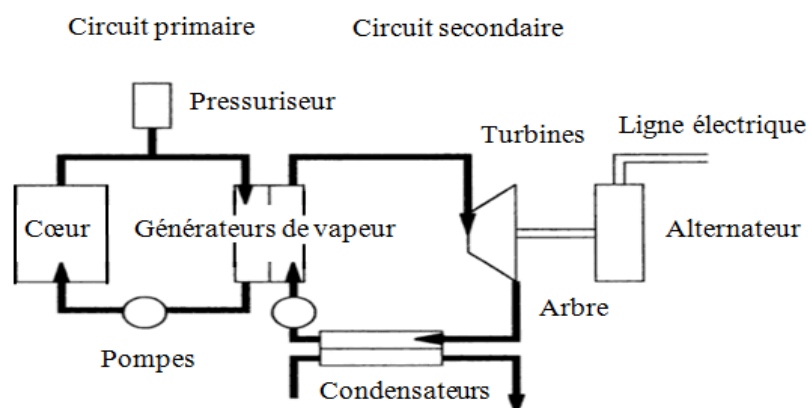


Figure 3. 10. Schéma de principe d'une centrale type REP (Réacteur à Eau sous Pression)

3.3.2. Energie de fission

Le principal objectif de la fission des noyaux lourds est bien l'utilisation du phénomène de dégagement d'énergie qui l'accompagne. Lors de cette fission, les noyaux lourds se dissocient et donnent toute une série de noyaux plus légers accompagnés par un dégagement intense de chaleur. Quelques neutrons sont également émis lors d'une fission et à l'équilibre un de ces neutrons sert à l'entretien de la réaction en chaîne. Les noyaux ainsi créés, appelés produits de fission, sont divers et ils sont presque tous radioactifs car la proportion des neutrons qu'ils contiennent est trop élevée. Il faut y ajouter quelques autres éléments radioactifs créés par les neutrons ayant atteint des noyaux, sans toutefois provoquer de fission. Ces "produits de fission" et "produits d'activation" sont actuellement, pour la plupart, considérés comme des déchets, qui se désintègrent et se stabilisent relativement vite et disparaissent. Il faudra gérer les autres, qui représentent encore un potentiel énergétique considérable, avec intelligence, puisqu'ils représentent aussi un risque potentiel pour l'Homme et son environnement.

Cette gestion est facilitée par le fait que les masses à manipuler sont modestes : comme la fission donne à peu près un million de fois plus d'énergie que la combustion usuelle, la masse des réactifs et, par conséquent, celle des déchets est à peu près un million de fois plus faible que celle des cendres et du gaz carbonique des combustions usuelles, par exemple du charbon.

3.3.3. Recherche et développement dans le domaine nucléaire

De nos jours, la production d'électricité domestique et industrielle est l'application majeure de l'énergie nucléaire de fission. De très nombreux réacteurs, de puissance modeste en comparaison avec celle des centrales électronucléaires, ont été construits avec divers objectifs.

La compréhension de la physique des réacteurs nécessite des installations de faible puissance et suffisamment souples pour l'étude des divers problèmes que soulèvent les ingénieurs, par exemple, le recyclage du plutonium. La mise au point de matériaux combustibles et des matériaux de structure, notamment les gaines, nécessite des dispositifs d'irradiation : ils sont généralement aménagés dans des réacteurs expérimentaux d'assez forte puissance fournissant des flux intenses de neutrons.

L'industrie et la recherche sont de très importants utilisateurs de neutrons, par exemple, pour dissocier la matière, faire de l'imagerie, produire des radioéléments, etc.... Les réacteurs de recherche restent les installations les plus efficaces pour cet objectif.

Par conséquent, l'intérêt en question de sûreté de fonctionnement des réacteurs nucléaires est aujourd'hui en augmentation en raison de leur exploitation commerciale généralement dirigées vers la génération de neutrons de plusieurs types à des fins scientifiques et sociales. La production d'électricité n'est pas la principale activité d'une centrale nucléaire pour atteindre la puissance maximale de fonctionnement d'environ 100 MW. En dépit de cela, des caractéristiques spécifiques sont nécessaires pour assurer une utilisation en toute sécurité de ces installations.

3.4. Représentation mathématique du réacteur

Des modélisations adéquates et plusieurs méthodes de diagnostic ont connus une attention particulière pour la recherche de la sécurité des réacteurs, l'analyse et l'évaluation des perturbations sur les processus industriels spécifiques. En effet, la bonne connaissance du processus étudié permet de décrire l'évolution de sa dynamique au cours du temps et de nous conduire à concevoir, comprendre, prévoir et commander ce système.

3.4.1. Equations cinétiques

Il est supposé que la dynamique du réacteur peut être correctement décrite par des équations de bilan matière [62], [93]. Selon le bilan neutronique d'une chaîne de fission pour un système, nous avons :

$$\frac{dn}{dt} = \mu \Sigma_f \Phi - \Sigma_a \Phi - DB^2 \Phi \quad (3.32)$$

où $\frac{dn}{dt}$ est la variation de la densité du neutron, μ est le nombre de neutron produit par fission, Σ_f est la section macroscopique efficace de fission, ou bien la probabilité de la

fission par unité de longueur, Φ est le flux des neutrons, Σ_a est la section macroscopique efficace d'absorption totale, D est le coefficient de la diffusion, B^2 est la déformation donnée par :

$$B^2 = -\frac{\Delta^2 \Phi}{\Phi} \quad (3.33)$$

tel que Δ représente le Laplacien.

Les trois termes donnés dans l'équation (3.32) définissent respectivement le taux de production de neutron après fission, le taux d'absorption de neutron, et le taux de fuite par unité de volume V . L'équation (3.32) peut être réécrite comme suit :

$$\frac{1}{V} \frac{d\Phi}{dt} = \mu\Sigma_f \Phi - \Sigma_a \Phi - DB^2 \Phi \quad (3.34)$$

En divisant les deux membres des deux côtés par $\mu\Sigma_f$, nous obtenons :

$$\frac{1}{V\mu\Sigma_f} \frac{d\Phi}{dt} = \left(1 - \frac{\Sigma_a + DB^2}{\mu\Sigma_f}\right) \Phi \quad (3.35)$$

Nous définissons le facteur de multiplication k , la réactivité ρ et la durée de vie effective des neutrons l^* par :

$$k = \frac{\mu\Sigma_f}{\Sigma_a + DB^2} ; \quad \rho = \frac{k-1}{k} \quad \text{et} \quad l^* = \frac{1}{V\mu\Sigma_f} \quad (3.36)$$

L'équation (3.35) devient :

$$\frac{d\Phi}{dt} = \frac{\rho}{l^*} \Phi \quad (3.37)$$

Cette description est étendue pour le comportement des neutrons retardés. Tout d'abord, nous allons représenter la fraction des neutrons retardés à l'énergie thermique par le symbole $\bar{\beta}$.

Alors, la source des neutrons retardés $\frac{dn_d}{dt}$ est donnée par :

$$\frac{dn_d}{dt} = \bar{\beta}(\mu\Sigma_f \Phi) \quad (3.38)$$

et la source des neutrons rapides $\frac{dn_p}{dt}$ est présentée par :

$$\frac{dn_p}{dt} = (1 - \bar{\beta})\mu\Sigma_f \Phi \quad (3.39)$$

où la source totale des neutrons est donnée par :

$$\frac{dn_p}{dt} + \frac{dn_d}{dt} = \mu \Sigma_f \Phi \quad (3.40)$$

En tenant compte des six groupes précurseurs, la source des neutrons retardés peut être réécrite comme suit :

$$\frac{dn_d}{dt} = \sum_{i=1}^6 \lambda_i C_i(t) \quad (3.41)$$

où λ_i est la constante de décroissance du $i^{ème}$ groupe précurseur et C_i est la densité du $i^{ème}$ groupe précurseur qui est donnée par :

$$\frac{dC_i}{dt} = \bar{\beta}_i \mu \Sigma_f \Phi(t) - \lambda_i C_i(t) \quad (3.42)$$

Dans cette expression, le premier terme correspond au taux de production des précurseurs suite à la procédure de fission. Par contre, le deuxième est dû aux précurseurs retardés. En remplaçant les équations (3.39) et (3.41) dans l'équation (3.34) nous obtenons :

$$\frac{1}{V} \frac{d\Phi}{dt} = (1 - \bar{\beta}) \mu \Sigma_f \Phi(t) + \sum_{i=1}^6 \lambda_i C_i(t) - \Sigma_a \Phi(t) - DB^2 \Phi(t) \quad (3.43)$$

En divisant les deux membres des deux côtés par le terme $\mu \Sigma_f$, l'équation précédente devient :

$$\frac{1}{V \mu \Sigma_f} \frac{d\Phi}{dt} = (1 - \bar{\beta}) \Phi(t) + \frac{1}{\mu \Sigma_f} \sum_{i=1}^6 \lambda_i C_i(t) - \frac{\Sigma_a \Phi(t) + DB^2 \Phi(t)}{\mu \Sigma_f} \quad (3.44)$$

D'après la définition de la durée de vie effective l^* , donnée dans (3.36), nous aurons :

$$l^* \frac{d\Phi}{dt} = (1 - \bar{\beta} - \frac{\Sigma_a + DB^2}{\mu \Sigma_f}) \Phi(t) + \frac{1}{\mu \Sigma_f} \sum_{i=1}^6 \lambda_i C_i(t) \quad (3.45)$$

Si nous divisons par V des deux côtés et en tenant compte de l'expression de ρ donnée par (3.36), nous obtiendrons :

$$\frac{dn}{dt} = \frac{\rho - \bar{\beta}}{l^*} n(t) + \sum_{i=1}^6 \lambda_i C_i(t) \quad (3.46)$$

Nous ajoutons l'équation qui décrit le comportement des neutrons précurseurs retardés et elle est donnée par :

$$\frac{dC_i}{dt} = \frac{\bar{\beta}_i}{l^*} n(t) - \lambda_i C_i(t) \quad ; i = 1, 2, \dots, 6 \quad (3.47)$$

où $n(t)$ est la densité neutronique, ρ représente la réactivité, $C_i(t)$ est la concentration des neutrons précurseurs du $i^{\text{ème}}$ groupe, $\bar{\beta}$ est la fraction des neutrons retardés, $\bar{\beta}_i$ est le rendement fractionnaire efficace des neutrons retardés du $i^{\text{ème}}$ groupe, λ_i est la constante de décroissance radioactive des précurseurs du $i^{\text{ème}}$ groupe et l^* est la durée de vie effective des neutrons.

Pour utiliser l'approche de la cinétique du point, nous allons supposer que le flux des neutrons est constant. Et par la suite les comportements spatiaux et temporels du flux peuvent être séparés. C'est le cas pour les petits réacteurs pour lesquels une perturbation locale dans le flux des neutrons est rapidement transmise à travers l'ensemble du noyau.

Les équations (3.46) et (3.47) correspondent aux équations cinétiques des six groupes. Les précurseurs sont divisés en six groupes, chacun possède son propre paramètre de rendement et de décroissance. Nous pouvons également en pratique formuler un modèle pour un seul groupe. Pour ce faire, un paramètre de décroissance efficace multi-groupe est défini comme une moyenne pondérée en fonction du temps des précurseurs et il est donné par :

$$\lambda_e(t) = \frac{\sum_{i=1}^6 \lambda_i C_i(t)}{\sum_{i=1}^6 C_i(t)} \quad (3.48)$$

Par conséquent les équations cinématiques du réacteur seront :

$$\frac{dn}{dt} = \frac{\rho - \bar{\beta}}{l^*} n(t) + \lambda_e(t) C(t) \quad (3.49)$$

et

$$\frac{dC}{dt} = \frac{\bar{\beta}}{l^*} n(t) - \lambda_e(t) C(t) \quad (3.50)$$

où $C(t)$ est la somme des concentrations des précurseurs pour chaque groupe et $\lambda_e(t)$ représente le paramètre de décroissance efficace multi-groupe.

La valeur du paramètre de décroissance multi-groupe $\lambda_e(t)$ varie en fonction des précurseurs. Si la puissance du réacteur augmente, les groupes précurseurs de courte durée dominant et la valeur du paramètre de décroissance augmente. Inversement, si la puissance du réacteur diminue, les groupes précurseurs de longue durée dominant et la valeur du paramètre de décroissance diminue. Ce n'est pas totalement vrai, mais néanmoins c'est la pratique

courante, de considérer $\lambda_e(t)$ comme une constante. Ce qui est normalement ce que l'on entend par un modèle d'un seul groupe.

3.4.2. Modèle du procédé

D'après les équations données ci-dessus, il est clair que le réacteur possède une dynamique non linéaire car le taux de variation de la puissance du réacteur est proportionnel au produit de la réactivité et de la puissance. Aussi, la réactivité dépend de la puissance du réacteur à travers divers mécanismes qui peuvent avoir lieu lors de la procédure de fission. Cependant, si le fonctionnement du réacteur est limité à une petite gamme autour d'un point de fonctionnement, il est acceptable de linéariser les équations cinétiques et utiliser le résultat comme la base d'un modèle de réacteur.

Nous désignons les valeurs de la densité des neutrons, la concentration du précurseur, et la réactivité au point de fonctionnement respectivement par n_0 , C_0 et ρ_0 , ainsi que leurs variations par δn , δC et $\delta \rho$. Les équations cinétiques (3.46) et (3.47) des six groupes deviennent :

$$\frac{d(n_0 + \delta n)}{dt} = \frac{[(\rho_0 + \delta \rho) - \bar{\beta}](n_0 + \delta n)}{l^*} + \sum_{i=1}^6 \lambda_i (C_{i0} + \delta C_i) \quad (3.51)$$

$$\frac{d(C_{i0} + \delta C_i)}{dt} = \frac{\bar{\beta}_i (n_0 + \delta n)}{l^*} - \lambda_i (C_{i0} + \delta C_i) \quad (3.52)$$

Les variations de la densité des neutrons, la concentration des neutrons précurseurs, et la réactivité sont définies comme suit :

$$\delta n = n - n_0 ; \quad \delta C_i = C_i - C_{i0} \quad \text{et} \quad \delta \rho = \rho - \rho_0 \quad (3.53)$$

Si le système est en équilibre alors

$$\frac{\bar{\beta}_i}{l^*} n_0 = \lambda_i C_{i0} \quad (3.54)$$

A partir des équations (3.51) et (3.52) et en négligeant le terme du deuxième ordre, nous aurons :

$$\frac{d(\delta n)}{dt} = \frac{\rho_0 n_0 + n_0 \delta \rho - \bar{\beta} n_0 + \rho_0 \delta n - \bar{\beta} \delta n}{l^*} + \sum_{i=1}^6 (\lambda_i C_{i0} + \lambda_i \delta C_i) \quad (3.55)$$

$$\frac{d(\delta C_i)}{dt} = \frac{\bar{\beta}_i n_0}{l^*} + \frac{\bar{\beta}_i \delta n}{l^*} - \lambda_i C_{i0} - \lambda_i \delta C_i \quad (3.56)$$

Remplaçant (3.54) dans (3.55) et (3.56), notant que $\bar{\beta} = \sum_{i=1}^6 \bar{\beta}_i$ et en considérant que la valeur de la réactivité au point de fonctionnement est nulle nous obtenons :

$$\frac{d(\delta n)}{dt} = \frac{n_0}{l^*} \delta \rho - \frac{\bar{\beta}}{l^*} \delta n + \sum_{i=1}^6 \lambda_i \delta C_i \quad (3.57)$$

$$\frac{d(\delta C_i)}{dt} = \frac{\bar{\beta}_i}{l^*} \delta n - \lambda_i \delta C_i \quad (3.58)$$

Ces équations représentent le modèle des six groupes. Le modèle linéarisé d'un seul groupe peut être aussi donné par :

$$\frac{d(\delta n)}{dt} = \frac{n_0}{l^*} \delta \rho - \frac{\bar{\beta}}{l^*} \delta n + \lambda_e \delta C \quad (3.59)$$

$$\frac{d(\delta C)}{dt} = \frac{\bar{\beta}}{l^*} \delta n - \lambda_e \delta C \quad (3.60)$$

La forme matricielle des équations (3.59) et (3.60) est donnée par :

$$\begin{pmatrix} \delta \dot{n} \\ \delta \dot{C} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{\bar{\beta}}{l^*} & \lambda_e \\ \frac{\bar{\beta}}{l^*} & -\lambda_e \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta n \\ \delta C \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{n_0}{l^*} \\ 0 \end{pmatrix} \delta \rho \quad (3.61)$$

3.4.3. Modèle de l'actionneur

Nous allons décrire dans cette section la régulation de flux dans le réacteur et le comportement normal des différents composants du système de régulation pour déduire un modèle pour l'actionneur du réacteur.

La figure (3.11) montre l'action de commande en boucle fermée [100] dans le réservoir du réacteur. Elle est basée sur la variation du niveau d'eau dans la cuve du réacteur par modification du flux de sortie Q_o en faisant varier l'ouverture de la vanne de commande , et tout en maintenant le flux d'entrée Q_i constant.

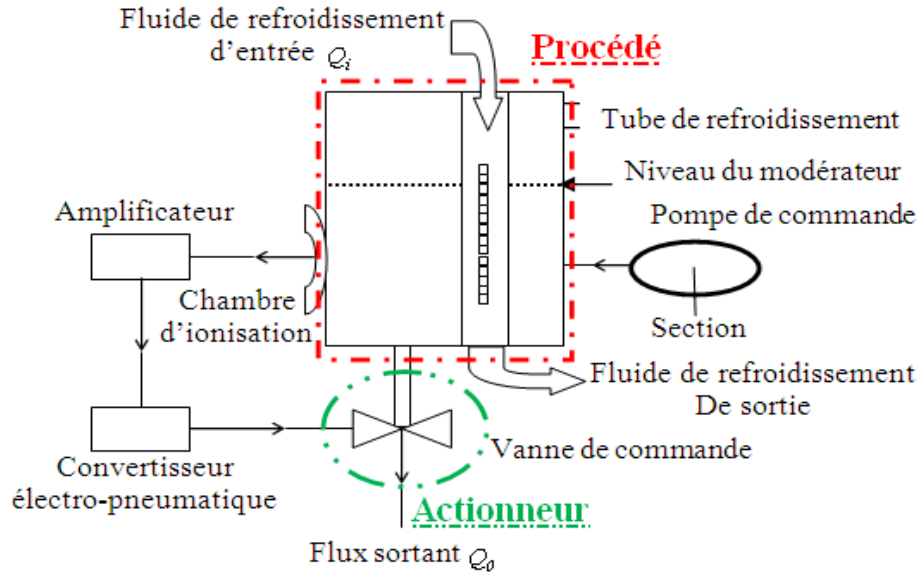


Figure 3. 11. Schéma de la commande du réservoir

On désigne par s_r la surface du réservoir et h la hauteur du modérateur. La relation entre la réactivité et la hauteur du modérateur peut être expliqué par cette simple équation linéaire régissant le niveau :

$$s_r \left(\frac{dh}{dt} \right) = Q_i - Q_0 \quad (3.62)$$

Puisque le flux d'entrée est considéré constant pour ce cas particulier, alors la différentiation de cette équation donne :

$$s_r \left(\frac{d^2h}{dt^2} \right) = - \frac{dQ_0}{dt} \quad (3.63)$$

En développant cette équation en termes de différences partielles, nous obtenons :

$$s_r \frac{d^2h}{dt^2} = - \left[\frac{\partial Q_0}{\partial h} \frac{dh}{dt} + \frac{\partial Q_0}{\partial X} \frac{dX}{dt} \right] \quad (3.64)$$

où X correspond à l'ouverture de la vanne. En utilisant la transformé de Laplace, nous obtenons la fonction de transfert suivante :

$$\frac{H(s)}{X(s)} = \frac{\frac{-\partial Q_0 / \partial X}{\partial Q_0 / \partial H}}{1 + \frac{s_r}{\partial Q_0 / \partial H} s} \quad (3.65)$$

La variation de la réactivité $\delta\rho$ est proportionnelle aux variations du niveau du modérateur δH , donc δH et $\delta\rho$ peuvent être interverties dans la fonction de transfert précédente pour donner :

$$\frac{\delta\rho(s)}{X(s)} = \frac{\frac{-\partial Q_o/\partial X}{\partial Q_o/\partial H}}{1 + \frac{s_r}{\partial Q_o/\partial H} s} \quad (3.66)$$

Et par la suite, nous pouvons écrire :

$$s_r \frac{d^2 \delta\rho}{dt^2} = - \left[\frac{\partial Q_o}{\partial \rho} \frac{d\delta\rho}{dt} + \frac{\partial Q_o}{\partial X} \frac{dX}{dt} \right] \quad (3.67)$$

Si nous considérons les constantes $\mu_f = \frac{\partial Q_o}{\partial \rho}$, $\sigma = \frac{\partial Q_o}{\partial X}$ et le vecteur de commande

$v(t) = \frac{dX}{dt}$, l'équation (3.67) devient:

$$s_r \frac{d^2 \delta\rho}{dt^2} = - \left[\mu_f \frac{d\delta\rho}{dt} + \sigma v(t) \right] \quad (3.68)$$

Pour une représentation dans l'espace d'état nous supposons que :

$$\begin{aligned} \dot{z}_a(t) &= \delta\dot{\rho}(t) \\ \dot{x}_{a_1}(t) &= \dot{z}_a(t) = x_{a_2}(t) \\ u(t) &= z_a(t) \end{aligned}$$

Alors nous aurons :

$$\begin{aligned} \begin{cases} \dot{x}_a(t) = \begin{pmatrix} \dot{x}_{a_1}(t) \\ \dot{x}_{a_2}(t) \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -\frac{\mu_f}{s_r} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{a_1}(t) \\ x_{a_2}(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ -\frac{\sigma}{s_r} \end{pmatrix} v(t) \\ u(t) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{a_1}(t) \\ x_{a_2}(t) \end{pmatrix} \end{cases} \\ \Leftrightarrow \begin{cases} \dot{x}_a(t) = \begin{pmatrix} \delta\dot{\rho} \\ \delta\ddot{\rho} \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -\frac{\mu_f}{s_r} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta\rho(t) \\ \delta\dot{\rho}(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ -\frac{\sigma}{s_r} \end{pmatrix} v(t) \\ u(t) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta\rho(t) \\ \delta\dot{\rho}(t) \end{pmatrix} \end{cases} \end{aligned} \quad (3.69)$$

3.5. Détection et isolation de défauts provenant de l'actionneur du réacteur nucléaire

Pour étudier le cas de défauts actionneurs, généralement nous considérons la variation du vecteur d'entrée du système dynamique ou bien celle des paramètres de la matrice d'entrée. Dans cette partie nous étudierons la détection et l'isolation de défauts provenant de l'actionneur pour le réacteur nucléaire en utilisant la méthode classique à base des observateurs adaptatifs. Comme pour l'exemple du procédé de traitement des eaux usées, le modèle utilisé ici pour le diagnostic est celui du procédé du réacteur, seul (sans le modèle de l'actionneur), qui est donné par (3.61) et que nous pouvons le représenter par:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (3.70) \text{ tel}$$

que :

$$\begin{aligned} x^T &= [\delta n \quad \delta C] \\ u &= \delta \rho \\ y^T &= [\delta n \quad \delta C] \\ A &= \begin{bmatrix} -65.0 & 0.0768 \\ 65.0 & -0.0768 \end{bmatrix} \\ B^T &= [10^4 \quad 0] \\ C &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.71)$$

Nous pouvons remarquer qu'en utilisant ce modèle du procédé, nous ne pouvons étudier que le cas d'un défaut simple puisque nous avons qu'un seul actionneur.

3.5.1. Structure de l'observateur adaptatif

Nous ne considérons que le cas de défauts abrupts et simples. Le modèle défectueux a la structure suivante:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + B_1 \theta_a \quad (3.72)$$

Nous appliquons l'observateur adaptatif (3.8) pour la détection de défauts provenant de l'actionneur. L'algorithme de détection et de localisation, dans ce cas, est constitué par un seul observateur:

$$O_1 : \begin{cases} \dot{\hat{x}}_1(t) = Ax(t) + B_1\hat{\theta}_{a_1}(t) + H_1(\hat{x}_1(t) - x(t)) \\ \dot{\hat{\theta}}_{a_1}(t) = -2\gamma(\hat{x}_1(t) - x(t))P_1B_1 \\ \hat{y}_1(t) = C\hat{x}_1(t) \end{cases} \quad (3.73)$$

les valeurs choisies pour les matrices de gain H_1 et P_1 ; et pour la constante γ pour chaque observateur sont : $H_1 = -4I_2$, $P_1 = -6I_2$ et $\gamma = 1$

Le résidu r_1 est donné par :

$$r_1(t) = \|\hat{y}_1(t) - y(t)\| \quad (3.74)$$

3.5.2. Résultats de simulations

Les résultats obtenus à partir de l'application de l'observateur développé sont donnés dans cette partie. En effet nous présentons les sorties du système et le résidu associé à l'observateur. Au début, nous interprétons les résultats pour le cas sans défaut. Ensuite, nous traitons le cas d'un défaut simple.

a) Cas sans défaut

La figure (3.12) présente les allures des deux sorties du système et du résidu associé à l'observateur. Nous constatons, comme pour le cas du modèle du procédé du traitement des eaux usées, que la valeur initiale du résidu est différente de zéro et elle a besoin d'un certain temps pour atteindre une valeur stable.

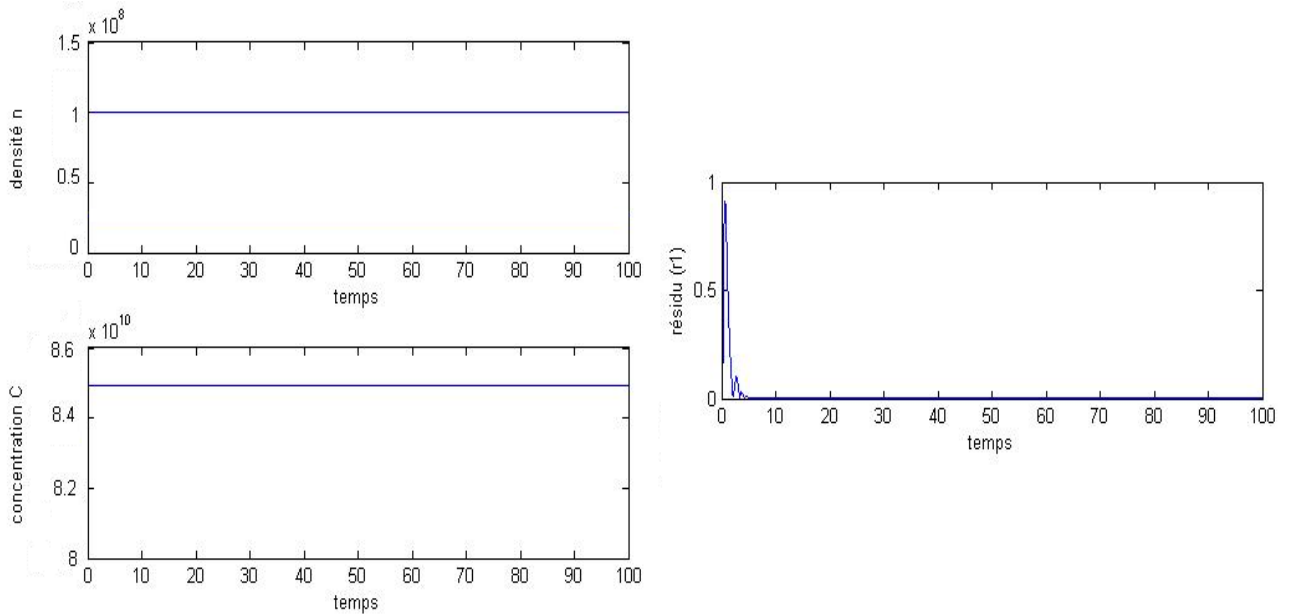


Figure 3. 12. Evolution des sorties du système et du résidu (cas sans défaut)

b) Cas de défaut simple

Nous avons introduit un défaut $f_{a_1} = 10$ au temps $t_f = 50s$ sur l'actionneur. La figure (3.13) montre l'effet de ce défaut sur la dynamique des deux sorties du système, ainsi sur le résidu associé à l'observateur.

A partir de cette figure, nous pouvons constater que le résidu $r_1(t)$ quitte zéro à $t_f = 50s$. Mais après une courte durée de temps et à $t = 52.5s$, il revient de nouveau à sa valeur initiale. Cette période détermine le temps d'isolation du défaut et qui est égale à $t_{iso} = 2.5s$. Et par la suite, nous avons pu détecter et isoler le défaut sur l'actionneur.

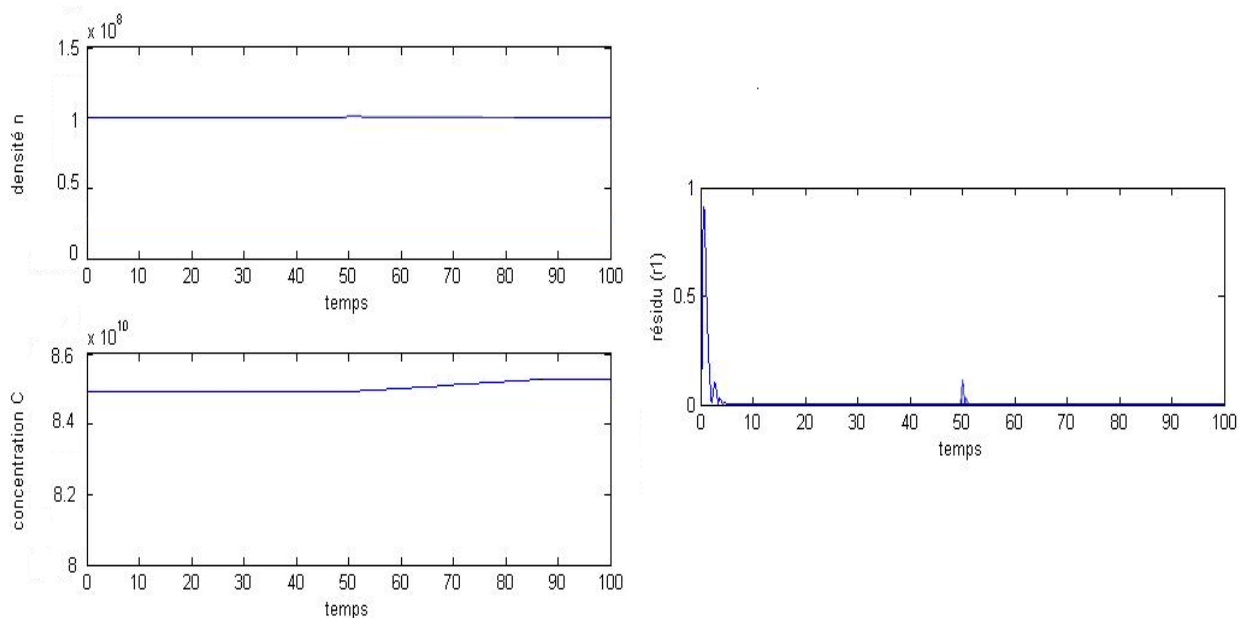


Figure 3.13. Evolution des sorties du système et le résidu (cas de défaut simple)

4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés au diagnostic de deux systèmes industriels. Le premier est un procédé de traitement des eaux usées et le second est un réacteur nucléaire.

La première partie avait pour but de présenter les notions de base de l'épuration des eaux usées. Nous avons présenté une description générale pour ce procédé biologique et une caractérisation globale de ses constituants. Une mise en œuvre des différentes étapes de traitement des eaux usées est également donnée. La mise en relief des éléments épurateurs et polluants mis en jeu, et la spécification du rôle de chacun nous a permis d'établir un modèle mathématique décrivant les diverses opérations d'épuration, il s'agit du modèle *ASM1*. Ce

modèle a été utilisé pour le développement des algorithmes de détection et d'isolation des défauts provenant des actionneurs en utilisant les observateurs adaptatifs. Nous avons traité le cas de défauts simples ainsi que le cas de défauts multiples.

La deuxième partie, similaire à la première partie, a été consacrée au deuxième procédé, le réacteur nucléaire. Au début, nous avons présenté un bref historique sur la physique nucléaire, ainsi que le principe de fonctionnement du réacteur nucléaire. Ensuite un modèle mathématique décrivant la dynamique du réacteur a été donné et ce modèle a été utilisé pour l'application de la procédure de détection et d'isolation des défauts provenant des actionneurs en utilisant les observateurs adaptatifs.



Chapitre 4

Détection et Isolation de Défauts Actionneurs : Application à un Réacteur Nucléaire



1. Introduction	100
2. Formulation du problème	101
2.1. Structure du système en défaut.....	103
2.2. Inversibilité des systèmes dynamiques.....	104
3. Détectabilité de défaut actionneur dans le système dynamique	107
3.1. Détectabilité de défaut au niveau du sous-système actionneur	108
3.2. Inversibilité du sous-système procédé.....	108
3.3. Détectabilité de défaut dans le système.....	109
4. Isolation de défauts actionneurs	110
4.1. Approche basée sur les observateurs par intervalles	110
4.1.1. Description de l'approche pour l'isolation de défauts actionneurs.....	110
a) Filtre de paramètre	110
b) Filtre de défaut	114
4.1.2. Simulations.....	115
a) Modèle du sous-système procédé.....	115
b) Modèle du sous-système actionneur	116
c) Vérification des conditions de détectabilité de défaut.....	116
d) Résultats de simulations pour l'isolation de défaut.....	118
5. Conclusion.....	126

1. Introduction

Le problème de diagnostic des défauts actionneurs a été étudié intensivement dans la littérature durant ces dernières années. Les principaux résultats peuvent être trouvés dans [2], [15], [34], [99]. Dans ces travaux, l'actionneur est décrit par les coefficients constants de la matrice d'entrée du système dynamique.

Un système de commande (Figure (4.1)) se compose habituellement de trois parties : le procédé, les capteurs et les actionneurs.

Dans la majorité des études, l'actionneur est considéré tout simplement et d'une manière approximative comme des coefficients constants, mais ce type de formulation d'actionneur n'est pas efficace pour l'identification exacte des défauts issus des actionneurs pour les systèmes réels. L'actionneur est un dispositif interne avec sa propre structure et ses caractéristiques dynamiques.

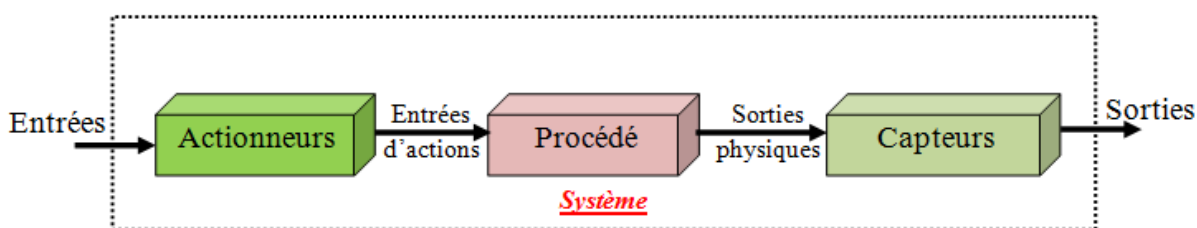


Figure 4. 1. Structure d'un système dynamique

Dans le but de s'approcher de la réalité et aussi d'améliorer l'efficacité du diagnostic, nous considérons l'actionneur comme un sous-système connecté en cascade avec le processus. En utilisant cette nouvelle formulation pour le système, les défauts actionneurs peuvent être modélisés en les considérant comme étant un changement au niveau des paramètres internes de ce sous-système actionneur.

Les caractéristiques dynamiques des défauts peuvent être ainsi bien décrites et expliquées, contrairement au cas classique où le défaut est généralement brutal et il est représenté par une fonction décrivant son évolution au cours du temps, ou bien il est considéré comme une constante.

Dans cette nouvelle formulation [102], nous supposons que la sortie de l'actionneur qui représente aussi l'entrée du système dynamique est non mesurable. Nous disposons uniquement de la mesure de la sortie du procédé. Une question intéressante qui se pose lors de

l'implantation de la procédure de diagnostic des défauts actionneurs: est ce que l'information sur les défauts actionneurs peut être complètement vue à la sortie du système dynamique ? Cet apport informationnel constitue le problème primordial pour concevoir la procédure de diagnostic. La méthodologie que nous nous proposons de la présenter dans ce travail est de construire une nouvelle formulation pour le système dynamique général puis résoudre le problème de la détection et l'isolation des défauts provenant des actionneurs. Comme il a été mentionné, l'idée fondamentale consiste à considérer l'actionneur comme étant un sous-système dynamique. Notre intérêt est lié à définir les conditions satisfaisantes pour que l'information issue des défauts actionneurs puissent être complètement vue à la sortie du système dynamique afin de diagnostiquer le défaut en utilisant le signal mesurable de la sortie du système.

En général, la détectabilité et l'isolabilité représentent les propriétés essentielles pour un système qui restent toujours indépendantes des différentes méthodes utilisées dans la littérature qui traitent la problématique de diagnostic de défauts.

Dans ce chapitre, nous allons décrire la nouvelle formulation du système qui est basée sur les systèmes en cascades. Ensuite, quelques notions sur l'inversibilité du système seront présentées pour trouver les conditions satisfaisantes pour la détection des défauts provenant de l'actionneur. Enfin, une application sur un réacteur nucléaire, en se basant sur les observateurs par intervalles, pour l'isolation des défauts sera réalisée.

2. Formulation du problème

Nous considérons le système donné par la figure (4.2), qui montre les deux sous-systèmes, c'est à dire le sous-système procédé et le sous-système actionneur.

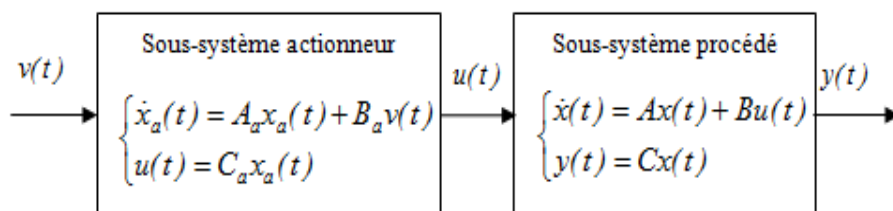


Figure 4. 2. Structure du système

Nous supposons que le sous-système procédé est donné par :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (4.1)$$

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

Le sous-système actionneur est donné par :

$$\begin{cases} \dot{x}_a(t) = A_a x_a(t) + B_a v(t) \\ u(t) = C_a x_a(t) \end{cases} \quad (4.2)$$

où : $x_a(t) \in \mathbb{R}^{n_a}$, $v(t) \in \mathbb{R}^{m_a}$ représentent respectivement le vecteur d'état et le vecteur de commande du sous-système actionneur, $A_a \in \mathbb{R}^{n_a \times n_a}$, $B_a \in \mathbb{R}^{n_a \times m_a}$ et $C_a \in \mathbb{R}^{l_a \times n_a}$ représentent les matrices constantes connues du sous-système actionneur.

Comme $u(t)$ est le vecteur d'entrée du sous-système procédé et le vecteur de sortie du sous-système actionneur, nous supposons que $l_a = m$.

Dans ce travail, notre objectif est le diagnostic des défauts provenant des actionneurs. Nous considérons les défauts dans le sous-système actionneur comme étant des changements au niveau des paramètres de l'actionneur, plus exactement des changements des éléments des matrices A_a , B_a et C_a .

Comme nous avons supposé déjà que la sortie de l'actionneur $u(t)$ ne peut pas être mesurée, donc il n'est possible d'avoir l'information concernant les défauts actionneurs qu'à partir de la variable de sortie $y(t)$ du système, c'est à dire du sous-système procédé.

En général, pour des raisons techniques et économiques, les actionneurs sont loin de la salle de contrôle et donc il est difficile de mesurer le signal de sortie de chaque actionneur. En effet, la complexité de la réalisabilité technique ainsi que des coûts supplémentaires souvent non négligeables pour l'implémentation de plusieurs capteurs peuvent réduire considérablement le nombre de mesures. D'un autre côté si la mesure de $u(t)$ est disponible, le diagnostic des défauts au niveau du sous-système actionneur est équivalent au diagnostic dans le cas général puisque on peut considérer le sous-système actionneur comme un système dynamique.

2.1. Structure du système en défaut

Afin d'étudier le problème de diagnostic de défaut au niveau de l'actionneur, le sous-système actionneur (4.2) est réécrit comme suit:

$$\begin{cases} \dot{x}_a(t) = A_a^0 x_a(t) + B_a^0 v(t) + \sum_{i=1}^k L_i \Delta_i(t) \\ u(t) = C_a^0 x_a(t) + \sum_{j=1}^s l_j \delta_j(t) \end{cases} \quad (4.3)$$

Dans cette formulation $\sum_{i=1}^k L_i \Delta_i(t)$ dénote les k possibles défauts causés par les changements des éléments de la matrice A_a ou de la matrice B_a où $\Delta_i(t) \in U_{F_i} \subset \mathcal{R}^{m_{\Delta_i}}$ correspond au mode de défaut, c'est une fonction inconnue et arbitraire. La matrice L_i représente l'application $L_i : U_{F_i} \rightarrow X_a$, supposée unique, U_{F_i} et X_a représentent respectivement les ensembles de $\Delta_i(t)$ et $x_a(t)$. En absence de défaut, $L_i(t)$ est égale à zéro.

De même $\sum_{j=1}^s l_j \delta_j(t)$ représente les s possibles défauts causés par les changements des éléments de la matrice C_a ; $\delta_j(t) \in U_{f_j} \subset \mathcal{R}^{m_{\delta_j}}$ correspond au mode de défaut. C'est une fonction inconnue et arbitraire. La matrice l_j représente l'application $l_j : U_{f_j} \rightarrow U$, supposée unique, U_{f_j} et U représentent respectivement les ensembles de $\delta_j(t)$ et $u(t)$. En absence de défaut, $\delta_j(t)$ est égale à zéro.

Dans (4.3), l'indice "0" dans chaque matrice indique que la matrice est nominale. Sans risque de confusion, nous ignorons cet indice et le sous système actionneur devient tout simplement:

$$\begin{cases} \dot{x}_a(t) = A_a x_a(t) + B_a v(t) + \sum_{i=1}^k L_i \Delta_i(t) \\ u(t) = C_a x_a(t) + \sum_{j=1}^s l_j \delta_j(t) \end{cases} \quad (4.4)$$

Nous disons que $L_i \Delta_i(t)$ peut représenter le défaut dans la matrice A_a ou la matrice B_a et $l_j \delta_j(t)$ peut représenter le défaut dans la matrice C_a . C'est le problème de la modélisation de défaut, plus de détails sur ce problème sont donnés dans [59], [81], [82].

En considérant l'expression (4.4), la structure du système en présence de défaut au niveau de l'actionneur est décrite par la figure (4.3). L'effet de défaut actionneur sur le comportement du système peut être propagé par la variable de commande $u(t)$. Et puisque $u(t)$ est inaccessible, nous allons diagnostiquer le défaut en utilisant les données fournies par la sortie

du sous-système procédé $y(t)$. Autrement dit, nous allons observer $u(t)$ en utilisant $y(t)$, et dans une étape suivante, nous allons observer le défaut en utilisant $u(t)$. Trois questions peuvent se poser:

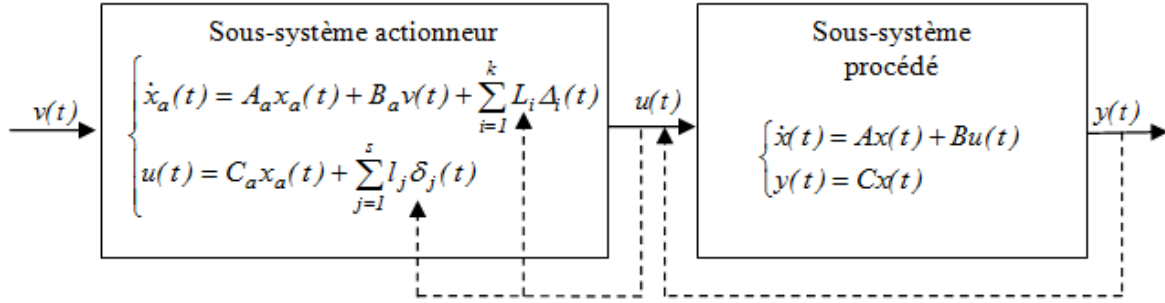


Figure 4. 3. Structure du système en présence de défaut

- 1) $u(t)$ peut-il nous fournir des informations nécessaires pour la détection des défauts ?
- 2) Est ce que l'information des défauts apparue dans $u(t)$ peut ainsi passer à travers le sous-système procédé et par la suite les défauts peuvent être détectés à l'aide de $y(t)$?
- 3) Est-ce que l'information des défauts portée par $y(t)$ est suffisante pour isoler les défauts ?

Si la réponse à ces questions est « oui », les défauts dans le sous-système actionneur peuvent être ainsi bien détectés et isolés. Toutes ces questions sont liées à la notion des systèmes inversibles. L'analyse de cette notion doit alors permettre de remplir complètement la tâche de diagnostic.

2.2. Inversibilité des systèmes dynamiques

Nous considérons le système dynamique linéaire suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) + Dw(t) \end{cases} \quad (4.5)$$

où $u \in U \subset \mathbb{R}^m$ et $w \in W \subset \mathbb{R}^{m_w}$ sont les vecteurs d'entrée, $x \in X \subset \mathbb{R}^n$ est le vecteur d'état, et $y \in Y \subset \mathbb{R}^l$ est le vecteur de sortie, $U \subset \mathbb{R}^m$, $X \subset \mathbb{R}^n$, $Y \subset \mathbb{R}^l$ et $W \subset \mathbb{R}^{m_w}$ sont des espaces vectoriels linéaires. A , B , C et D sont des matrices de dimensions appropriées.

Pour les défauts affectant le système (4.5), après une modélisation appropriée, ils peuvent être considérés comme des termes additifs à l'entrée et à la sortie des équations du système. La question qui se pose est : pouvons-nous obtenir l'information sur les défauts à partir des

mesures de la sortie du système $y(t)$? Si la réponse est « non », cela implique que nous ne pouvons pas mettre en œuvre la procédure de diagnostic de défaut. Cette propriété du système est toujours liée à la notion d'inversibilité.

Dans notre étude, nous avons besoin essentiellement de l'inversibilité à gauche [103] pour reconstruire l'entrée, alors l'inversion à gauche du système implique l'observabilité de l'entrée, autrement dit, ces deux concepts sont équivalents. Dans [85], l'observabilité de l'entrée est définie comme étant la commandabilité fonctionnelle de la sortie. Un système est fonctionnellement commandable [29] si et seulement si pour un vecteur de sortie $y(t)$ défini pour $t > 0$, il existe un vecteur de commande $u(t)$ défini pour $t > 0$ qui permet de générer le vecteur $y(t)$ à partir des conditions initiales x_0 . Ainsi, nous pouvons dire que l'observabilité de l'entrée implique la commandabilité de la sortie. L'inversibilité à gauche ou bien l'observabilité de l'entrée est décrite dans la figure (4.4). A partir de l'entrée $u(t)$, les informations se propagent le long de la direction gauche jusqu'à la sortie $y(t)$, puis les données mesurées $y(t)$ sont utilisées pour reconstruire l'entrée $u(t)$.

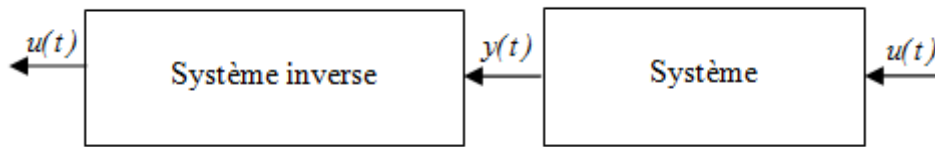


Figure 4. 4. Inversibilité à gauche

Comme le système considéré est un système linéaire, il suit le principe de superposition, donc nous pouvons étudier l'inversibilité de $U \rightarrow Y$ et de $W \rightarrow Y$ respectivement.

Dans un premier cas, nous allons discuter l'inversibilité de $U \rightarrow Y$, donc nous définissons l'application linéaire suivante: $T_{u,y} : U \rightarrow Y$, et en considérant qu'à $t = t_0$ le système est à son état initial nul, à $t = t_1$ nous pouvons écrire :

$$x(t_1) = \int_0^{t_1} e^{A(t_1-\tau)} Bu(\tau) d\tau \quad (4.6)$$

et la sortie du système est donnée par :

$$y(t_1) = C \int_0^{t_1} e^{A(t_1-\tau)} Bu(\tau) d\tau \quad (4.7)$$

En utilisant les séries de Taylor pour la fonction exponentielle nous obtenons :

$$y(t_1) = CB \int_0^{t_1} u(\tau) d\tau + CAB \int_0^{t_1} (t_1 - \tau) u(\tau) d\tau + CA^2 B \int_0^{t_1} \frac{1}{2} (t_1 - \tau)^2 u(\tau) d\tau + \dots \quad (4.8)$$

Nous constatons que la variable de sortie est dans le sous-espace vectoriel engendré par les vecteurs colonnes de la séquence infinie des matrices $CB, CAB, CA^2B, \dots, CA^nB, CA^{n+1}B, \dots$.

Le théorème de Cayley-Hamilton nous renseigne que le polynôme caractéristique de A annule A c'est-à-dire $X_A(A) = \det(XI_n - A)(A) = 0$. Or ce polynôme est un polynôme normalisé (dont le coefficient de plus haut degré égale à 1) de degré n . Ainsi A^n est une combinaison linéaire de $I, \dots, A^{n-1}$.

Alors chaque terme de type CA^iB , $i > n$ peut être exprimé par la somme de $CB, CAB, CA^2B, \dots, CA^{n-1}B$. Donc la variable de sortie $y(t_1)$ est dans le sous-espace linéaire engendré par les vecteurs colonnes de $CB, CAB, CA^2B, \dots, CA^{n-1}B$. C'est-à-dire l'espace de sortie Y est engendré par ces vecteurs colonnes. Le nombre de vecteurs colonnes linéaires indépendants de $CB, CAB, CA^2B, \dots, CA^{n-1}B$ est égale à la dimension du sous-espace engendré.

Donc nous pouvons conclure que :

$$\text{rang}(T_{u,y}) = \text{rang} \begin{pmatrix} CB \\ CAB \\ CA^2B \\ \vdots \\ CA^{n-1}B \end{pmatrix} \quad (4.9)$$

Si nous considérons que $P_{u,y}$ est la matrice associée à l'application $T_{u,y} : U \rightarrow Y$, alors :

$$\text{rang}(P_{u,y}) = \text{rang} \begin{pmatrix} CB \\ CAB \\ CA^2B \\ \vdots \\ CA^{n-1}B \end{pmatrix} \quad (4.10)$$

Si $P_{u,y}$ est de rang plein, c'est-à-dire $\text{rang}(P_{u,y}) = m$, alors la matrice $P_{u,y}$ est inversible à gauche et injective [23], le système présenté par (4.5) est aussi inversible à gauche. Par conséquent la condition de l'inversibilité à gauche du système dynamique est donnée par:

$$\text{rang} \begin{pmatrix} CB \\ CAB \\ CA^2B \\ \vdots \\ CA^{n-1}B \end{pmatrix} = m \quad (4.11)$$

Dans un second cas, nous allons discuter l'inversibilité de $W \rightarrow Y$, où nous pouvons distinguer deux situations différentes :

1) $w(t) = u(t)$. Dans ce cas nous avons la sortie $y(t_1)$ est présenté par :

$$y(t_1) = Du(t_1) + CB \int_0^{t_1} u(\tau) d\tau + CAB \int_0^{t_1} (t_1 - \tau) u(\tau) d\tau + CA^2B \int_0^{t_1} \frac{1}{2} (t_1 - \tau)^2 u(\tau) d\tau + \dots \quad (4.12)$$

De la même manière utilisée ci-dessus, la condition de l'inversibilité à gauche du système dynamique est donnée par:

$$\text{rang} \begin{pmatrix} D \\ CB \\ CAB \\ \vdots \\ CA^{n-1}B \end{pmatrix} = m \quad (4.13)$$

Ce résultat est le même que celui obtenu dans [85].

2) $w(t) \neq u(t)$. Dans ce cas, la sortie $y(t_1)$ est:

$$y(t_1) = Dw(t_1) \quad (4.14)$$

De la même façon, nous pouvons donner la condition de l'inversibilité à gauche du système dynamique par:

$$\text{rang}(D) = m_w \quad (4.15)$$

où m_w est le nombre des vecteurs colonnes linéaires indépendants dans la matrice D .

3. Détectabilité de défaut actionneur dans le système dynamique

La détectabilité de défaut est la propriété du système qui indique si le défaut dans le système peut être détecté ou autrement dit s'il peut être observé en utilisant les mesures de la sortie du système. En utilisant les résultats présentés précédemment, il est facile de discuter la détectabilité de défaut du système donné par (4.4).

3.1. Détectabilité de défaut au niveau du sous-système actionneur

Considérons le défaut $L_i \Delta_i(t)$ dans le système (4.4), L_i est équivalent à la matrice B dans le système (4.5), donc d'après le résultat trouvé dans (4.11), la condition de détectabilité du défaut $L_i \Delta_i(t)$ est donnée par:

$$\text{rang} \begin{pmatrix} C_a L_i \\ C_a A_a L_i \\ C_a A_a^2 L_i \\ \vdots \\ C_a A_a^{n_a-1} L_i \end{pmatrix} = m_{\Delta_i} \quad (4.16)$$

où m_{Δ_i} est la dimension de $\Delta_i(t)$. De même pour le défaut $l_j \delta_j(t)$ dans le système (4.4) et d'après le résultat donné par (4.15), ce défaut est détectable si nous avons la condition ci-dessous:

$$\text{rang}(l_j) = m_{\delta_j} \quad (4.17)$$

tel que m_{δ_j} est la dimension de $\delta_j(t)$.

3.2. Inversibilité du sous-système procédé

Toujours dans le contexte de diagnostic de défaut, l'inversibilité du sous-système procédé est la propriété qui indique si toutes les informations de $u(t)$ peuvent être vues à la sortie de ce sous-système. Par conséquent, les informations sur les défauts portées par $u(t)$ peuvent être aussi complètement observées à la sortie du sous-système procédé.

En comparant le système (4.1) et le système (4.5) et selon le résultat donné par (4.11), la condition de l'inversibilité à gauche du sous-système procédé est donnée par:

$$\text{rang} \begin{pmatrix} CB \\ CAB \\ CA^2 B \\ \vdots \\ CA^{n-1} B \end{pmatrix} = m \quad (4.18)$$

où m est la dimension du vecteur u .

3.3. Détectabilité de défaut dans le système

La détectabilité de défaut dans le système donné par la figure (4.3) représente la possibilité de détecter les défauts dans le sous-système actionneur, c'est à dire la détermination de la présence de défauts et de l'instant de leurs occurrences.

Si le sous-système actionneur est inversible à gauche pour un défaut spécifié et le sous-système procédé est aussi inversible à gauche, donc l'ensemble du système est inversible à gauche pour ce défaut, et par la suite le défaut peut être détecté. Par conséquent, les conditions de la détectabilité de défaut sont données par le théorème suivant :

Théorème 4.1.

Nous considérons le système donné par la figure (4.3) qui est composé du sous-système procédé (4.1) et du sous-système actionneur (4.4), tel que les deux paires $(A;C)$ et $(A_a;C_a)$ sont observables. Les conditions de la détectabilité de défauts sont :

1) Pour le défaut $L_i \Delta_i(t)$:

$$\text{rang} \begin{pmatrix} C_a L_i \\ C_a A_a L_i \\ C_a A_a^2 L_i \\ \vdots \\ C_a A_a^{n_a-1} L_i \end{pmatrix} = m_{\Delta_i} \quad (4.19)$$

et,

$$\text{rang} \begin{pmatrix} CB \\ CAB \\ CA^2 B \\ \vdots \\ CA^{n-1} B \end{pmatrix} = m \quad (4.20)$$

2) pour le défaut $l_j \delta_j(t)$:

$$\text{rang}(l_j) = m_{\delta_j} \quad (4.21)$$

et,

$$\text{rang} \begin{pmatrix} CB \\ CAB \\ CA^2 B \\ \vdots \\ CA^{n-1} B \end{pmatrix} = m \quad (4.22)$$

4. Isolation de défauts actionneurs

Dans le processus de diagnostic, détecter n'est pas la seule tâche à satisfaire. Après avoir trouvé les conditions satisfaisantes pour la détection des défauts au niveau du sous-système actionneur, nous devons également localiser l'origine de ces défauts, c'est l'étape de l'isolation.

Nous définissons l'isolabilité du défaut par la possibilité d'isoler le défaut dans le système qui consiste à la détermination de son type et de sa localisation. Dans ce travail, nous allons considérer les défauts issus du sous-système actionneur et nous étudierons le problème d'isolation de défauts en utilisant l'approche basée sur les observateurs par intervalles.

4.1. Approche basée sur les observateurs par intervalles

Comme nous l'avons déjà mentionné dans le chapitre 2, pour des raisons de temps d'isolation, nous utilisons pour l'isolation de défaut une approche qui est basée sur les observateurs par intervalles [72], [74]. Cette méthode s'appuie sur l'utilisation d'une banque d'observateurs que nous associons au partitionnement du domaine de chaque paramètre d'actionneur ce qui permet d'avoir une isolation très rapide.

Dans ce qui suit, nous allons décrire cette méthode, ses propriétés, ses avantages et ses performances pour la procédure de diagnostic de défaut provenant de l'actionneur.

4.1.1. Description de l'approche pour l'isolation de défauts actionneurs

a) Filtre de paramètre

Dans le système donné par (4.2), si nous considérons les défauts actionneurs, le modèle du sous-système actionneur sera présenté par :

$$\begin{cases} \dot{x}_a(t) = A_a(\theta^A)x_a(t) + B_a(\theta^B)v(t) \\ u(t) = C_a(\theta^C)x_a(t) \end{cases} \quad (4.23)$$

où θ^A , θ^B et θ^C sont les vecteurs paramètres de l'actionneur. Nous désignons par θ^{A0} , θ^{B0} et θ^{C0} leurs valeurs nominales respectivement. θ^{Af} , θ^{Bf} et θ^{Cf} seront utilisés pour le défaut.

Nous allons appliquer l'approche par intervalle, comme nous l'avons déjà décrit dans le chapitre 2, dans le but d'isoler le défaut actionneur. Nous supposons qu'un seul défaut peut affecter le système actionneur. Pour décrire le principe de la méthode nous supposons que le défaut est sur l'un des paramètres de la matrice A_a .

$A_a(\theta^A)x_a(t) + B_a(\theta^B)v(t)$ est une fonction linéaire du vecteur d'état x_a et du vecteur paramètre θ^A . Aussi cette fonction linéaire et sa première dérivée partielle par rapport à x_a et par rapport à θ^A sont continues, bornées et Lipschitz en x_a et en θ^A .

Supposition 4.1.

A un certain point x_a de l'espace d'état, chaque composante $[A_a(\theta^A)x_a(t) + B_a(\theta^B)v(t)]_k$ de la fonction $A_a(\theta^A)x_a(t) + B_a(\theta^B)v(t)$ du système (4.23) qui est une fonction explicite du paramètre considéré θ_j^A est une fonction monotone de ce paramètre.

Comme exemple, nous allons considérer un changement dans l'un des paramètres θ_j^A de la matrice A_a . Tous les autres paramètres sont maintenus à leurs valeurs nominales.

Pour le système (4.23) le filtre de paramètre qui correspond au défaut actionneur est composé de deux observateurs d'isolation:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_a^{\alpha(ij)} = A_a(\theta^{Aob\alpha(ij)})\hat{x}_a^{\alpha(ij)} + B_a(\theta^{B0})v(t) + KC_a(\theta^{C0})(x_a - \hat{x}_a^{\alpha(ij)}) \\ \hat{y}^{\alpha(ij)} = c_a(\theta^{C0})\hat{x}_a^{\alpha(ij)} \\ e^{\alpha(ij)} = x_a - \hat{x}_a^{\alpha(ij)}, \quad \varepsilon^{\alpha(ij)} = y_{a_h} - y_{a_h}^{\alpha(ij)} \end{cases} \quad (4.24)$$

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_a^{\beta(ij)} = A_a(\theta^{Aob\beta(ij)})\hat{x}_a^{\beta(ij)} + B_a(\theta^{B0})v(t) + KC_a(\theta^{C0})(x_a - \hat{x}_a^{\beta(ij)}) \\ \hat{y}^{\beta(ij)} = c_a(\theta^{C0})\hat{x}_a^{\beta(ij)} \\ e^{\beta(ij)} = x_a - \hat{x}_a^{\beta(ij)}, \quad \varepsilon^{\beta(ij)} = y_{a_h} - y_{a_h}^{\beta(ij)} \end{cases} \quad (4.25)$$

où $\theta^{Aob\alpha(ij)}$ et $\theta^{Aob\beta(ij)}$ sont les vecteurs des paramètres de l'observateur d'isolation du vecteur de paramètre θ^A ; $\varepsilon^{\alpha(ij)} \in \mathfrak{R}$ et $\varepsilon^{\beta(ij)} \in \mathfrak{R}$ sont les deux erreurs d'observation; y_{a_h} est le $h^{ème}$ composant de y_a , $y_{a_h}^{\alpha(ij)}$ est le $h^{ème}$ composant de $y_a^{\alpha(ij)}$ et $y_{a_h}^{\beta(ij)}$ est le $h^{ème}$ composant de $y_a^{\beta(ij)}$.

Nous supposons aussi que le défaut est causé par le changement d'un seul paramètre dans le vecteur θ^A (défaut singulier). Et par la suite θ^B et θ^C maintiennent leurs valeurs nominales à l'occurrence de défaut.

Avant $t = t_f$, les états de l'observateur $\hat{x}_a^{\alpha(ij)}(t)$ et $\hat{x}_a^{\beta(ij)}(t)$ convergent vers l'état du sous-système actionneur $x_a(t)$ et $e^{\alpha(ij)}(t_f) = \varepsilon^{\alpha(ij)}(t_f) = e^{\beta(ij)}(t_f) = \varepsilon^{\beta(ij)}(t_f) = 0$.

A $t = t_f$, le $s^{ème}$ paramètre change à cause de l'occurrence de défaut et le $j^{ème}$ paramètre de l'observateur change dans le but d'isoler le défaut:

$$\forall t \geq t_f \quad \begin{cases} \theta_s^{Af} = \theta_s^{A0} + \Delta^{Af} \\ \theta_l^{Af} = \theta_l^{A0}, \quad l \neq s \end{cases} \quad (4.26)$$

$$\theta_j^{Aob\alpha(ij)} = \begin{cases} \theta_j^{A0}, & t < t_f \\ \theta_j^{A\alpha(ij)}, & t \geq t_f \end{cases}, \quad \theta_l^{Aob\alpha(ij)}(t) = \theta_l^{A0}, \quad \forall t, l \neq j \quad (4.27)$$

$$\theta_j^{Aob\beta(ij)} = \begin{cases} \theta_j^{A0}, & t < t_f \\ \theta_j^{A\beta(ij)}, & t \geq t_f \end{cases}, \quad \theta_l^{Aob\beta(ij)}(t) = \theta_l^{A0}, \quad \forall t, l \neq j \quad (4.28)$$

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

- 1) Le cas où $s = j$: puisque $A_a(\theta^A)x(t) + B_a(\theta^B)v(t)$ est une fonction monotone de chaque paramètre du vecteur de paramètre θ^A , alors à partir des équations (4.24) et (4.25) nous pouvons dire que à chaque point :

$$(x_a, \hat{x}_a, \theta^B, \theta^C, \theta^{Af}, \delta\theta^{A\alpha(ij)}) = (x_a, \hat{x}_a, \theta^{B0}, \theta^{C0}, \theta^{Af}, 0)$$

$\varepsilon^{\alpha(ij)}$ va être une fonction monotone de la différence du seul paramètre $\delta\theta_j^{A\alpha(ij)} = \theta_j^{Af} - \theta_j^{Aob\alpha(ij)}$. De la même façon et en utilisant les équations (4.24) et (4.25) nous pouvons montrer que $\varepsilon^{\beta(ij)}$ sera aussi une fonction monotone de la différence du seul paramètre $\delta\theta_j^{A\beta(ij)} = \theta_j^{Af} - \theta_j^{Aob\beta(ij)}$.

Puisque nous avons $\varepsilon^{\alpha(ij)}$ et $\varepsilon^{\beta(ij)}$ sont monotones et $\varepsilon^{\alpha(ij)}(t)|_{\delta\theta_j^{A\alpha(ij)}=0} = 0$,

$\varepsilon^{\beta(ij)}(t)|_{\delta\theta_j^{A\beta(ij)}=0} = 0$; si nous sommes dans le cas où l'intervalle contient la valeur du

paramètre de défaut, c'est-à-dire $\theta_j^{Af} \in [\theta_j^{A\alpha(ij)} \quad \theta_j^{A\beta(ij)}]$, alors nous avons:

$$\text{sgn}(\varepsilon^{\alpha(ij)}(t)) = -\text{sgn}(\varepsilon^{\beta(ij)}(t)) \quad \forall t > t_f$$

Contrairement, si l'intervalle ne contient pas la valeur du paramètre de défaut, c'est-à-dire $\theta_j^{Af} \notin [\theta_j^{A\alpha(ij)} \quad \theta_j^{A\beta(ij)}]$, alors nous avons:

$$\text{sgn}(\varepsilon^{\alpha(ij)}(t)) = \text{sgn}(\varepsilon^{\beta(ij)}(t)) \quad \forall t > t_f$$

2) Le cas où $s \neq j$: comme nous l'avons déjà étudié dans le chapitre 2 pour le cas de défaut procédé, il est facile à montrer que quelque soit $s = j$ ou non, et quand la valeur du vecteur de paramètre θ^A change, nous avons :

$$\varepsilon^{\alpha\beta(ij)}(t) = \varepsilon^{\beta(ij)}(t) - \varepsilon^{\alpha(ij)}(t)$$

est une fonction monotone de la différence du paramètre $\theta_j^{A\beta(ij)} - \theta_j^{A\alpha(ij)}$ entre les deux bornes de l'intervalle. Similairement à la supposition 2.2 du chapitre 2, nous avons :

Supposition 4.2

si $s \neq j$ et quelle que soit la valeur de la variation du paramètre d'observateur d'isolation est, la différence entre l'observateur d'isolation et le sous-système de post-défaut au point $\hat{x}_a = x_a$ est grande. C'est-à-dire :

$$\Delta A_a(x_a, \theta^{Af}, \theta^{Aob}) = A_a(x_a, \theta^{Af}) - A_a(x, \theta^{Aob}) \quad (4.29)$$

est grande.

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

En utilisant la supposition 4.2, nous pouvons montrer que pour le cas où $s \neq j$, les amplitudes des erreurs de prédictions $\varepsilon^{\alpha(ij)}(t)$ et $\varepsilon^{\beta(ij)}(t)$ des deux observateurs sont aussi grandes. Dans ce cas les évolutions de $\varepsilon^{\alpha(ij)}(t)$ et $\varepsilon^{\beta(ij)}(t)$ seront loin de l'axe des abscisses après un certain temps. D'autre part quand la taille de l'intervalle $\theta_j^{A\beta(ij)} - \theta_j^{A\alpha(ij)}$ est assez petite et puisque $\varepsilon^{\alpha\beta(ij)}(t)$ est une fonction monotone, alors, les deux courbes $\varepsilon^{\alpha(ij)}(t)$ et $\varepsilon^{\beta(ij)}(t)$ sont très proches. Ainsi, il doit exister un temps t_e tel que :

$$\text{sgn}(\varepsilon^{\alpha(ij)}(t_e)) = \text{sgn}(\varepsilon^{\beta(ij)}(t_e))$$

Combinons les deux cas de $s = j$ et $s \neq j$, un théorème pour la vérification des intervalles sera donné, et il est similaire au théorème 2.5 qui est présenté dans le chapitre 2.

Théorème 4.1

Pour un $i^{ème}$ intervalle du $j^{ème}$ paramètre $[\theta_j^{A\alpha(ij)} \theta_j^{A\beta(ij)}]$ assez petit :

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

$$v^{(ij)}(t) = \text{sgn}(\varepsilon^{\beta(ij)}(t)) \text{sgn}(\varepsilon^{\alpha(ij)}(t))$$

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

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

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

b) Filtre de défaut

L'ensemble de tous les filtres de paramètre forme le filtre de défaut de ce paramètre. Si nous considérons le filtre de défaut du $j^{\text{ème}}$ paramètre nous distinguons deux cas:

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

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

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

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

Après la détection d'un défaut sur le $s^{\text{ème}}$ paramètre, tous les filtres de défaut sont lancés. A l'instant $t_{iso} = \max_{j \neq s}(t_j)$, les $p-1$ filtres de défaut, tel que p est le nombre des paramètres, ont envoyé des signaux « d'exclusion » de défaut, et par la suite le défaut est isolé à cet instant t_{iso} . Le filtre de défaut associé au $s^{\text{ème}}$ paramètre n'a pas envoyé le signal

« d'exclusion » de défaut, l'un des intervalles de ce filtre qui n'a pas envoyé le signal de "non contenance" contient la valeur du paramètre défectueux.

4.1.2. Simulations

L'objectif initial est d'améliorer la capacité de la procédure de détection et d'isolation des défauts dans l'actionneur. La principale motivation ici est de considérer l'actionneur comme un sous-système relié en cascade avec le sous-système procédé. Cette nouvelle formulation est plus proche de la réalité et elle est donc plus réaliste pour la mise en œuvre des algorithmes de détection et d'isolation des défauts. Après avoir donné les conditions qui satisfaisaient la détectabilité des défauts provenant du sous-système actionneur, nous utilisons l'approche basée sur les observateurs par intervalles pour l'isolation de ces défauts. Nous considérons le modèle linéaire du réacteur nucléaire [62], déjà présenté dans le chapitre précédent, pour réaliser quelques simulations dans le but de montrer l'efficacité de la méthode pour la localisation des pannes.

a) Modèle du sous-système procédé

La dynamique des six groupes d'un réacteur nucléaire décrite dans le chapitre 3 nous permet, après une linéarisation autour d'un point d'équilibre de fonctionnement à l'aide de l'approximation d'un seul groupe pour ce réacteur nucléaire, de présenter le modèle suivant:

$$\begin{cases} \frac{dn}{dt} = \frac{\rho - \bar{\beta}}{l^*} n(t) + \lambda_e C(t) \\ \frac{dC}{dt} = \frac{\bar{\beta}}{l^*} n(t) - \lambda_e C(t) \end{cases} \quad (4.30)$$

Sous une forme matricielle, le système (4.30) peut être représenté par:

$$\dot{x}(t) = \begin{pmatrix} \delta n(t) \\ \delta C(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{\bar{\beta}}{l^*} & \lambda_e \\ \frac{\bar{\beta}}{l^*} & -\lambda_e \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta n(t) \\ \delta C(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{n_0}{l^*} \\ 0 \end{pmatrix} \delta \rho(t) \quad (4.31)$$

En supposant que la fraction de neutrons retardés $\bar{\beta}$ est de 0.65%. On note $\bar{\beta} = 650 \text{ pcm}$, l'unité *pcm* (pour cent mille) étant celle utilisée en neutronique. $l^* = 10^{-4} \text{ s}$, la densité initiale des neutrons est égale à $n_0 = 10^8$ et la constante de décroissance radioactive effective $\lambda_e = 0.0768 \text{ s}^{-1}$. Les matrices du sous-système procédé sont données par:

$$\begin{aligned}
A &= \begin{pmatrix} -65.0 & 0.0768 \\ 65.0 & -0.0768 \end{pmatrix} \\
B &= \begin{pmatrix} 10^4 \\ 0 \end{pmatrix} \\
C &= \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}
\end{aligned} \tag{4.32}$$

b) Modèle du sous-système actionneur

Le sous-système actionneur est présenté par le modèle suivant [62]:

$$\begin{cases} \dot{x}_a(t) = \begin{pmatrix} \delta\dot{\rho}(t) \\ \delta\ddot{\rho}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -\frac{\mu_f}{s_r} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta\rho(t) \\ \delta\dot{\rho}(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ -\frac{\sigma}{s_r} \end{pmatrix} v(t) \\ u(t) = (1 \quad 0) \begin{pmatrix} \delta\rho(t) \\ \delta\dot{\rho}(t) \end{pmatrix} \end{cases} \tag{4.33}$$

Si nous choisissons les paramètres $\theta_1 = -\frac{\mu_f}{s_r} = -12$ et $\theta_2 = -\frac{\sigma}{s_r} = -0.1$, les matrices du sous-système actionneur sont données par:

$$\begin{aligned}
A_a &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -12 \end{pmatrix} \\
B_a &= \begin{pmatrix} 0 \\ -0.1 \end{pmatrix} \\
C_a &= (1 \quad 0)
\end{aligned} \tag{4.34}$$

c) Vérification des conditions de détectabilité de défaut

Pour vérifier les conditions de détectabilité de défaut, nous étudierons deux exemples de défauts.

▪ Exemple 1

Nous supposons que le défaut est de la forme $L_1 A_1(t)$. En cas de défaut, le sous-système actionneur (4.33) peut être représenté, tout en respectant le modèle donné par le système (4.4), par :

$$\begin{cases} \dot{x}_a(t) = \begin{pmatrix} \delta\dot{\rho}(t) \\ \delta\ddot{\rho}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -12 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta\rho(t) \\ \delta\dot{\rho}(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ -0.1 \end{pmatrix} v(t) + \begin{pmatrix} 0 \\ f_1 \end{pmatrix} A_1(t) \\ u(t) = (1 \quad 0) \begin{pmatrix} \delta\rho(t) \\ \delta\dot{\rho}(t) \end{pmatrix} \end{cases} \quad (4.35)$$

où $L_1 = \begin{pmatrix} 0 \\ f_1 \end{pmatrix}$ représente la direction du défaut.

En envisageant la condition de détectabilité, les matrices d'observabilité pour le sous-système procédé et le sous-système actionneur sont :

$$O = \begin{pmatrix} C \\ CA \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -65.0 & 0.0768 \\ 65.0 & -0.0768 \end{pmatrix}$$

$$O_a = \begin{pmatrix} C_a \\ C_a A_a \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Ces deux matrices sont de rang plein, alors les deux sous-systèmes sont observables. En appliquant le théorème 4.1, nous obtenons:

$$\text{rang} \begin{pmatrix} C_a L_1 \\ C_a A_a L_1 \end{pmatrix} = \text{rang} \begin{pmatrix} 0 \\ f_1 \end{pmatrix} = 1 = m_{A_1}$$

et

$$\text{rang} \begin{pmatrix} CB \\ CAB \end{pmatrix} = \text{rang} \begin{pmatrix} 10^4 \\ 0 \\ -65.0 \\ 65.0 \end{pmatrix} = 1 = m$$

donc, le défaut est détectable.

▪ Exemple 2

Nous supposons, dans ce deuxième exemple, que le défaut est de la forme $l_1 \delta_1(t)$. Le sous-système actionneur (4.33) peut être représenté, tout en respectant le modèle donné par le système (4.4), par :

$$\begin{cases} \dot{x}_a(t) = \begin{pmatrix} \delta\dot{\rho}(t) \\ \delta\ddot{\rho}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -12 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta\rho(t) \\ \delta\dot{\rho}(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ -0.1 \end{pmatrix} v(t) \\ u(t) = (1 \quad 0) \begin{pmatrix} \delta\rho(t) \\ \delta\dot{\rho}(t) \end{pmatrix} + f_{c_1} \delta_1(t) \end{cases} \quad (4.36)$$

où $l_1 = f_{c_1}$ représente la direction du défaut.

Nous avons déjà vérifié dans le premier exemple l'observabilité des deux sous-systèmes. Par la suite en appliquant le théorème 4.1 pour ce défaut de type $l_j \delta_j(t)$, nous obtenons:

$$\text{rang}(l_1) = \text{rang}(f_{c_1}) = 1 = m_{\delta_1}$$

et

$$\text{rang}\left(\begin{pmatrix} CB \\ CAB \end{pmatrix}\right) = \text{rang}\left(\begin{pmatrix} 10^4 \\ 0 \\ -65.0 \\ 65.0 \end{pmatrix}\right) = 1 = m$$

donc, le défaut est détectable.

Après avoir vérifié les conditions de détectabilité de défauts, nous devons passer à l'étape de l'isolation en utilisant la méthode basée sur les observateurs par intervalles.

d) Résultats de simulations pour l'isolation de défaut

Notre but est d'isoler le défaut provenant de l'actionneur du réacteur nucléaire. Dans ce cas, nous utilisons le modèle du sous-système actionneur qui a la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}_a(t) = \begin{pmatrix} \delta\dot{\rho}(t) \\ \delta\ddot{\rho}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & \theta_1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta\rho(t) \\ \delta\dot{\rho}(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ \theta_2 \end{pmatrix} v(t) \\ u(t) = (1 \quad 0) \begin{pmatrix} \delta\rho(t) \\ \delta\dot{\rho}(t) \end{pmatrix} \end{cases} \quad (4.37)$$

Les paramètres θ_1 et θ_2 sont utilisés pour la simulation du défaut. Un défaut est représenté par un changement d'un seul paramètre du vecteur des paramètres $\theta = [\theta_1, \theta_2]$, la valeur nominale de ce vecteur est $\theta^0 = [\theta_1^0, \theta_2^0] = [-12, -0.1]$.

Les domaines admissibles des paramètres sont: $\theta_1 = [-12 \quad -10]$ et $\theta_2 = [-0.3 \quad -0.1]$. Ils sont subdivisés en 3 intervalles et pour chaque intervalle, nous construisons un filtre de

paramètres. Les bornes des intervalles et les valeurs d'initialisation des observateurs pour θ_1 et θ_2 sont données par les tableaux suivants:

Tableau 3. 4. Bornes des intervalles et les valeurs d'initialisation des observateurs pour θ_1

No	Nominale	1	2	3
θ_1^α	-12	-11.5	-11	-10.5
θ_1^β	-11.5	-11	-10.5	-10

Tableau 3. 5. Bornes des intervalles et les valeurs d'initialisation des observateurs pour θ_2

No	1	2	3	Nominale
θ_2^β	-0.30	-0.25	-0.20	-0.15
θ_2^α	-0.25	-0.20	-0.15	-0.10

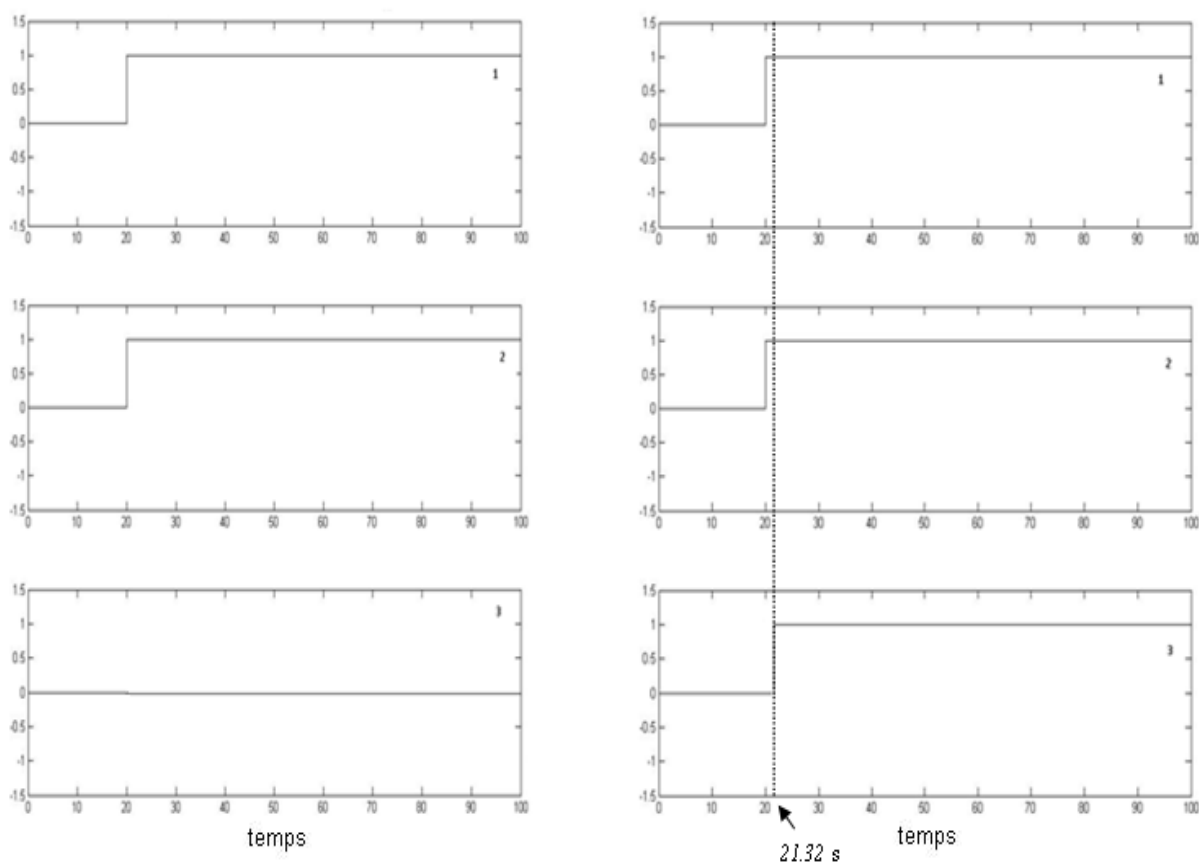
Pour montrer en détail la procédure de l'isolation de défaut, nous avons choisi deux exemples de défauts.

▪ Exemple1

Nous supposons que le paramètre θ_2 est égal à sa valeur nominale. Nous introduisons à $t_f = 20$ s un défaut sur θ_1 tel que la valeur de ce paramètre défectueux est $\theta_1^f = -10.25$.

La figure 4.5 (a) représente les signaux de « non contenance » envoyés par les trois filtres du paramètre θ_1 . Il est clair que le filtre associé au 3^{ème} intervalle n'envoie pas le signal de « non contenance », et par la suite nous pouvons confirmer que le défaut est sur le paramètre θ_1 et la valeur de ce paramètre défectueux est dans le 3^{ème} intervalle.

La figure 4.5 (b) représente les signaux de « non contenance » envoyés par les trois filtres du paramètre θ_2 . Puisque le défaut n'est pas sur le paramètre θ_2 , donc le filtre de défaut de ce paramètre envoie le signal « d'exclusion » de défaut à l'instant $t_l = 21.32$ s. Cet instant correspond à l'instant d'isolation, il est déterminé à partir du 3^{ème} filtre qui est le dernier qui envoie le signal de « non contenance ».

(a) Filtre du paramètre θ_1 (b) Filtre du paramètre θ_2 **Figure 4. 5.** Signaux de « non contenance »

La figure (4.6) montre l'évolution des erreurs d'observation pour le 1^{er} filtre du paramètre θ_1 . Puisque la valeur -10.25 du paramètre défectueux θ_1 n'est pas dans le 1^{er} intervalle $[\theta_1^\alpha = -12, \theta_1^\beta = -11.5]$, alors après $t_f = 20$ s, les deux courbes des erreurs d'observation $\varepsilon^{\alpha(11)}(t)$ et $\varepsilon^{\beta(11)}(t)$ ont le même signe, et l'intervalle ne peut pas contenir le paramètre de défaut.

La figure (4.7) montre le résultat du 3^{ème} filtre du paramètre θ_1 . Après $t_f = 20$ s, les deux courbes des erreurs d'observation $\varepsilon^{\alpha(31)}(t)$ et $\varepsilon^{\beta(31)}(t)$ ont de différent signe, donc cet intervalle $[\theta_1^\alpha = -10.5, \theta_1^\beta = -10]$ contient le paramètre de défaut $\theta_1^f = -10.25$ et le paramètre θ_1 ne peut pas être exclu de défaut.

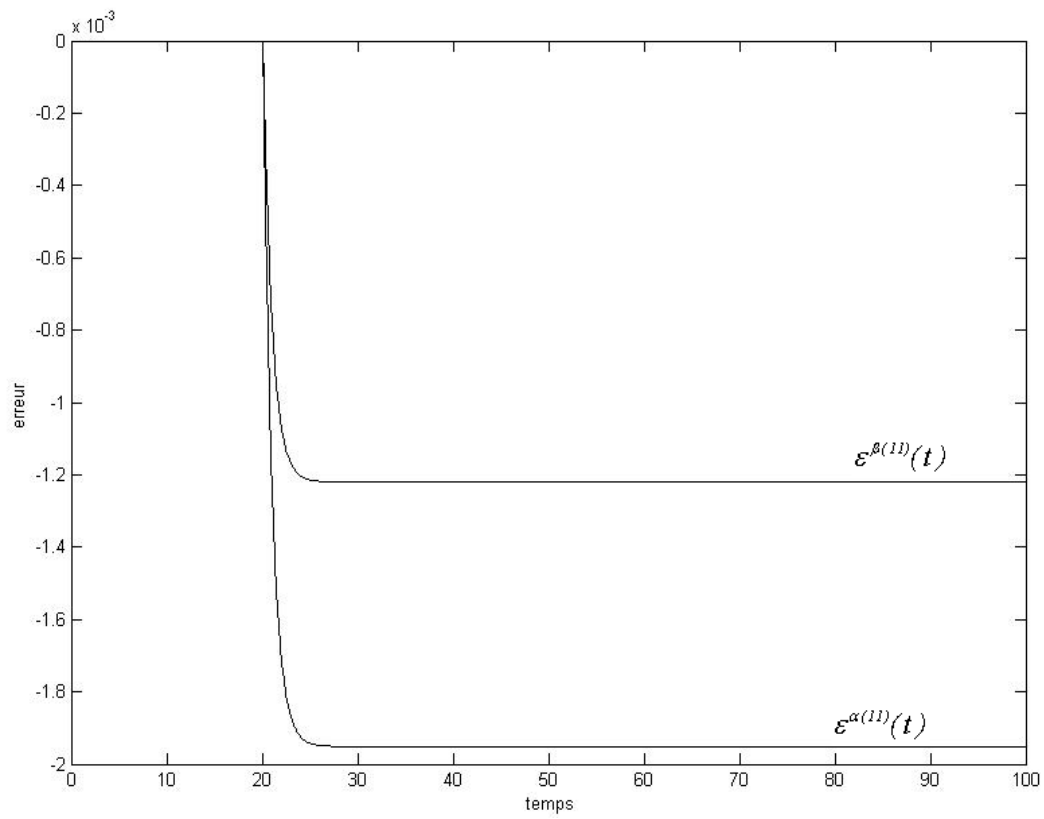


Figure 4. 6. Evolution des erreurs d'observation pour le 1^{er} intervalle du paramètre θ_1

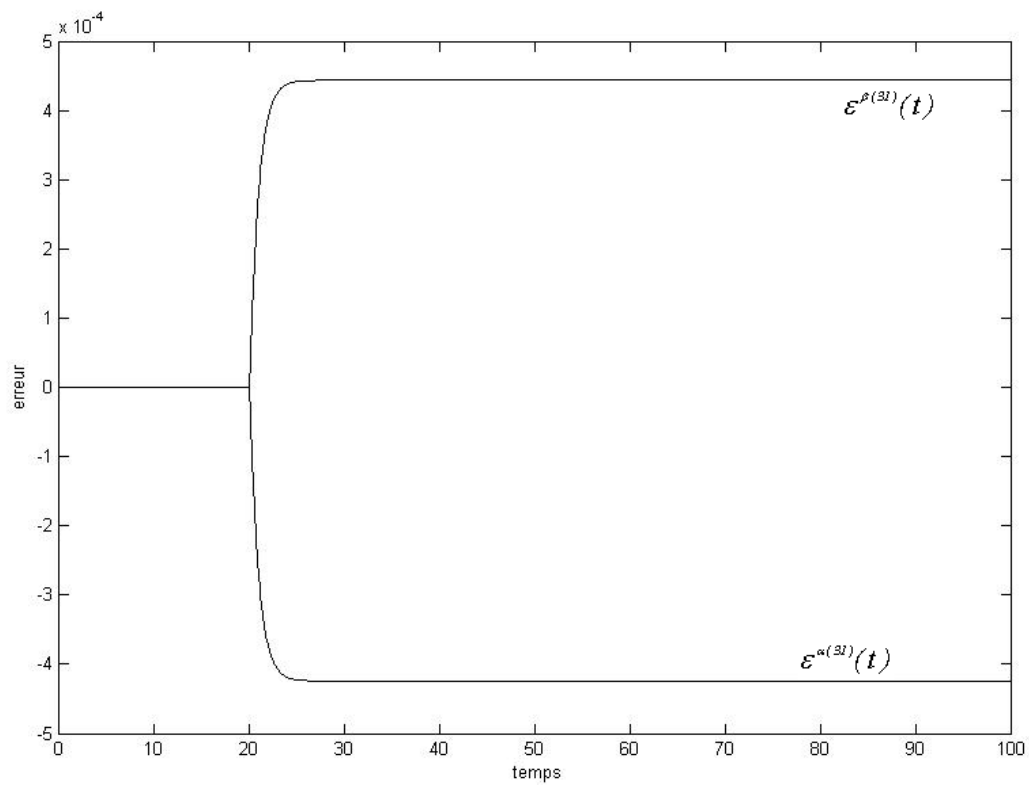


Figure 4. 7. Evolution des erreurs d'observation pour le 3^{ème} intervalle du paramètre θ_1

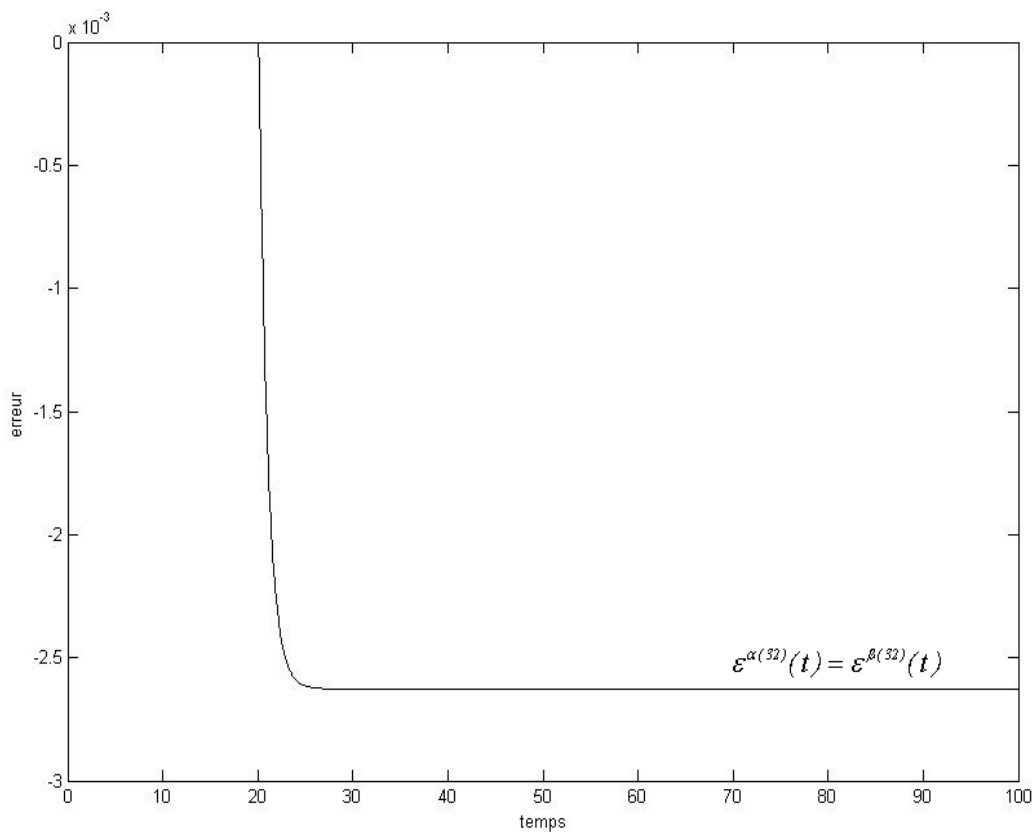


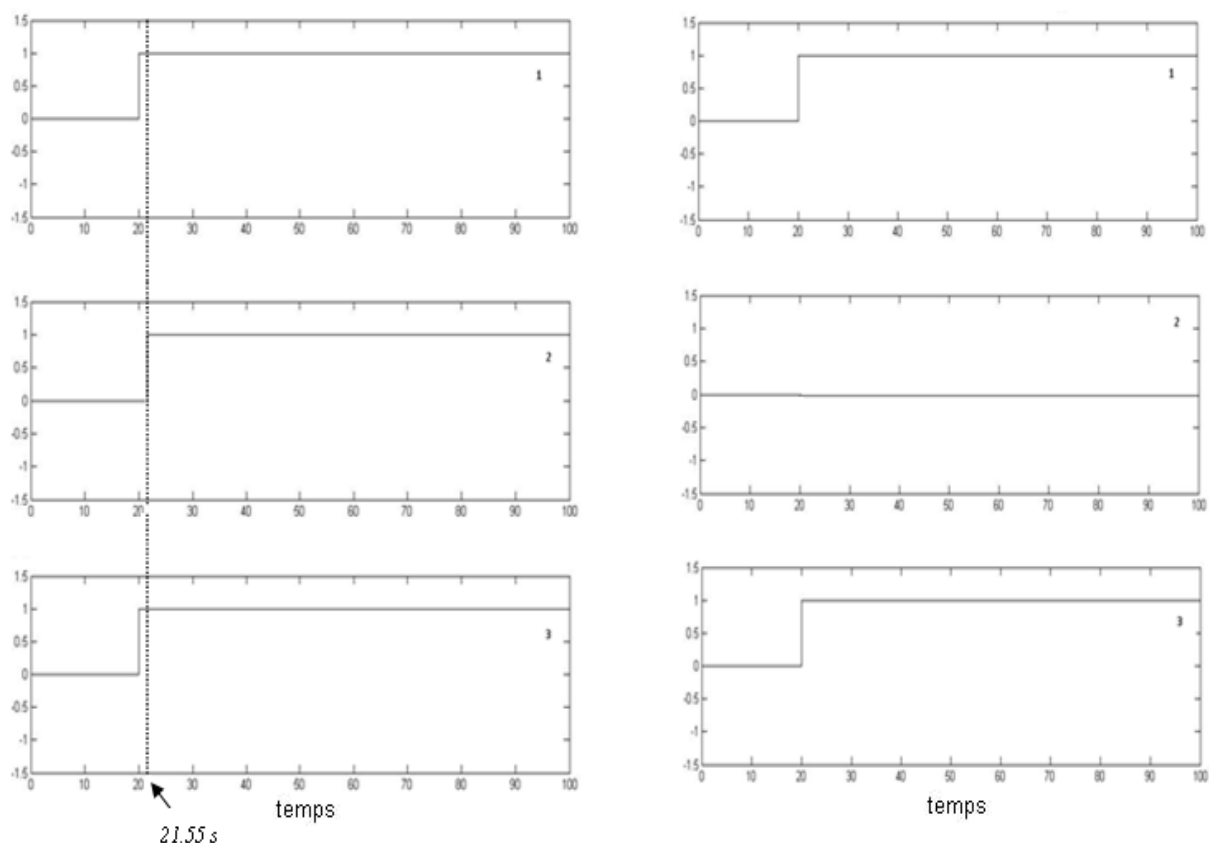
Figure 4. 8. Evolution des erreurs d'observation pour le 3^{ème} intervalle du paramètre θ_2

La Figure (4.8) montre le résultat du 3^{ème} filtre du paramètre θ_2 . Puisque le défaut n'est pas sur le paramètre θ_2 , après $t_f = 20$ s, les deux courbes des erreurs d'observation $\varepsilon^{\alpha(32)}(t)$ et $\varepsilon^{\beta(32)}(t)$ ont le même signe et dans ce cas elles sont confondues. Et par la suite, il est confirmé que le défaut n'est pas sur le paramètre θ_2 .

D'après les interprétations de ces différentes courbes, nous avons décrit la procédure d'isolation et le défaut provenant du sous-système actionneur est isolé et il est sur le paramètre θ_1 . Les résultats de simulations ont montré l'efficacité de cette méthode proposée en ce qui concerne l'isolation des défauts.

▪ Exemple2

Nous supposons, pour ce deuxième exemple, que le paramètre θ_1 est maintenu à sa valeur nominale et nous introduisons, à $t_f = 20$ s, un défaut sur le deuxième paramètre θ_2 . la valeur du paramètre défectueux est donné par $\theta_2^f = -0.22$.

(a) Filtre du paramètre θ_1 (b) Filtre du paramètre θ_2 **Figure 4. 9.** Signaux de « non contenance »

La figure 4.9 (a) représente les signaux de « non contenance » envoyés par les trois filtres du paramètre θ_1 . Elle montre que le 2^{ème} filtre associé au 2^{ème} intervalle est le dernier qui envoie le signal de « non contenance ». C'est ce filtre qui détermine l'instant d'isolation et qui est égale à $t_I = 21.55$ s.

Sur la figure 4.9 (b), nous visualisons que le filtre associé au 2^{ème} intervalle n'envoie pas le signal de « non contenance », et par la suite le paramètre θ_2 ne peut pas être exclu du défaut.

La figure (4.10) montre l'évolution des erreurs d'observation pour le 3^{ème} filtre du paramètre θ_2 . Puisque la valeur -0.22 du paramètre défectueux θ_2 n'est pas dans le 3^{ème} intervalle $[\theta_2^\alpha = -0.20, \theta_2^\beta = -0.15]$, alors après $t_f = 20$ s, les deux courbes des erreurs d'observation $\varepsilon^{\alpha(32)}(t)$ et $\varepsilon^{\beta(32)}(t)$ ont le même signe.

La figure (4.11) montre le résultat du 2^{ème} filtre de paramètre θ_2 . Après $t_f = 20$ s, les deux courbes des erreurs d'observation $\varepsilon^{\alpha(22)}(t)$ et $\varepsilon^{\beta(22)}(t)$ ont de différent signe, donc cet

intervalle $[\theta_2^\alpha = -0.25, \theta_2^\beta = -0.20]$ contient le paramètre de défaut $\theta_2^f = -0.22$ et le paramètre θ_2 ne peut pas être exclu de défaut.

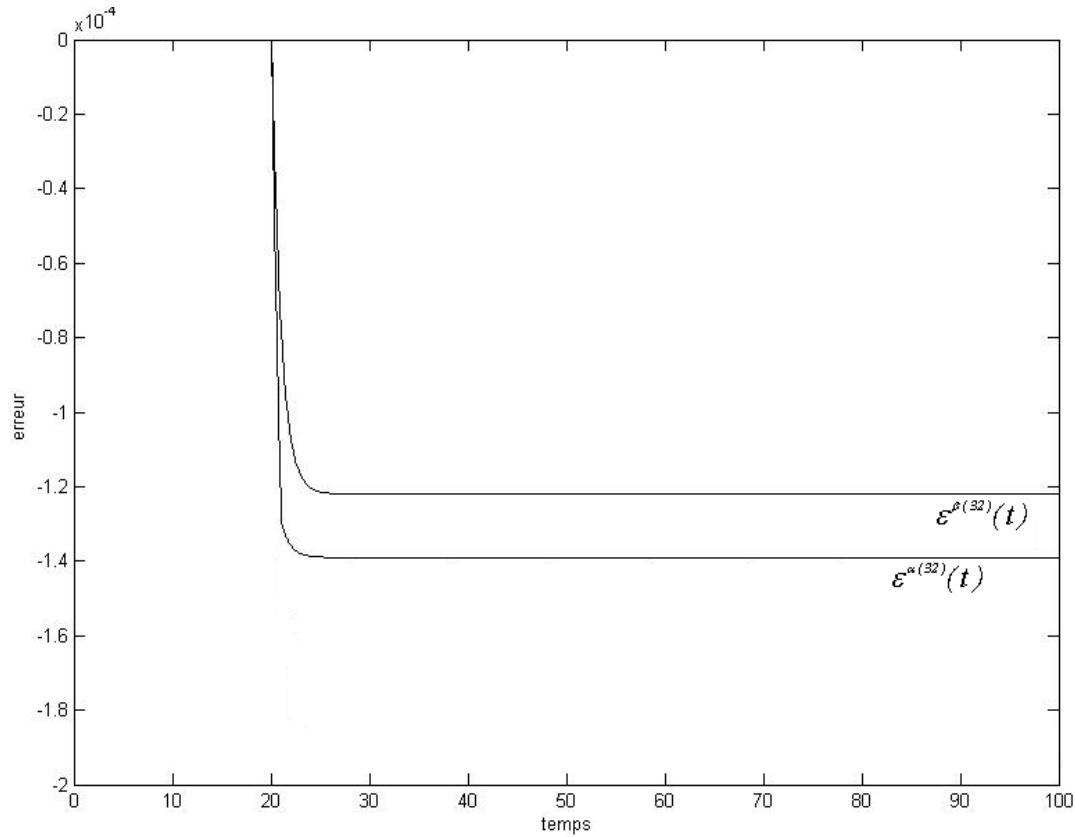


Figure 4. 10. Evolution des erreurs d'observation pour le 3^{ème} intervalle du paramètre θ_2

La figure (4.12) représente le résultat du 1^{er} filtre du paramètre θ_1 . Puisque le défaut n'est pas sur le paramètre θ_1 , Après $t_f = 20s$, les deux courbes des erreurs d'observation $\varepsilon^{\alpha(11)}(t)$ et $\varepsilon^{\beta(11)}(t)$ ont le même signe. Et par la suite, il est confirmé que le défaut n'est pas sur le paramètre θ_1 .

Cette méthode basée sur les observateurs par intervalles, nous a permis de trouver le paramètre de défaut. Le principe de l'isolation a été basé sur la construction de deux observateurs d'isolation pour chaque filtre de paramètres. Dans le cas où les deux signes des deux erreurs d'observation associées aux observateurs d'isolation ont été différents à tout instant, nous avons conclut que cet intervalle est celui qui contient le défaut.

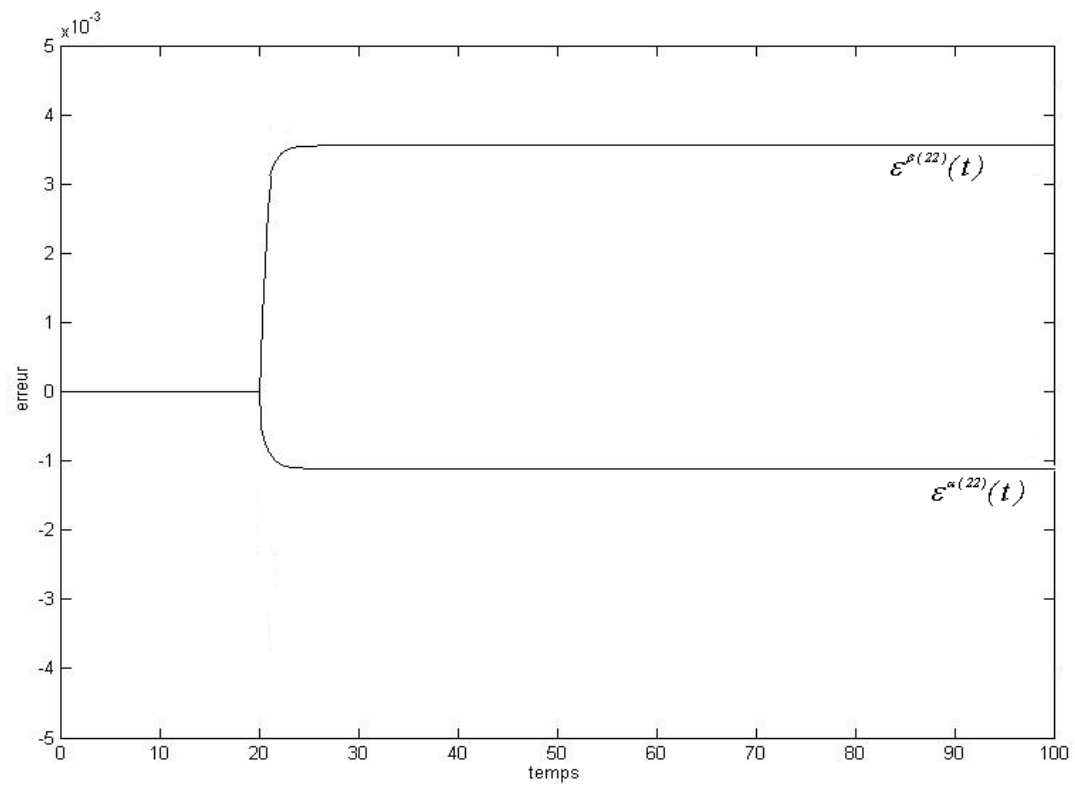


Figure 4. 11. Evolution des erreurs d'observation pour le 2^{ème} intervalle du paramètre θ_2

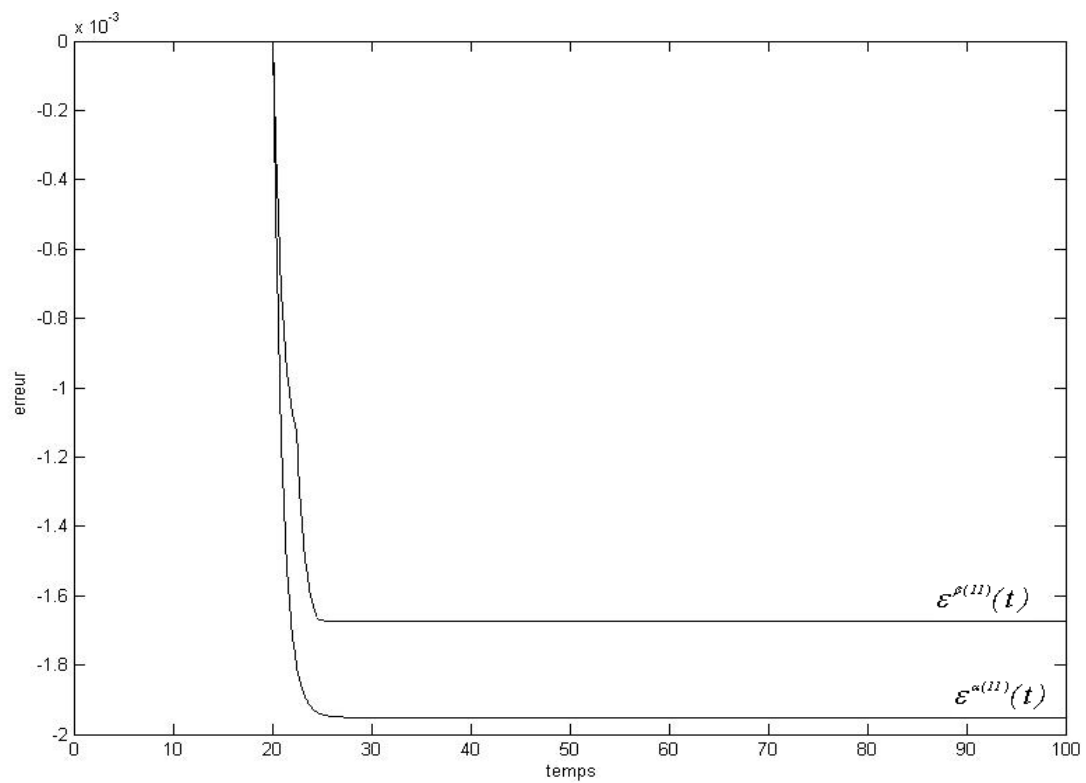


Figure 4. 12. Evolution des erreurs d'observation pour le 1^{er} intervalle du paramètre θ_1

5. Conclusion

Dans ce travail, afin d'étudier la détection et l'isolation de défauts provenant des actionneurs, nous nous sommes intéressés, en premier lieu, à une nouvelle formulation pour le système dynamique qui décrit l'actionneur comme un sous-système en cascade avec le sous-système procédé. Les défauts actionneurs sont considérés dans ce cas comme un changement au niveau des paramètres nominaux de ce sous-système actionneur. Cette nouvelle formulation est plus proche de la réalité, elle peut décrire plus clairement les défauts actionneurs et elle est très utile pour l'étude de la procédure de diagnostic.

Ensuite, nous avons introduit quelques notions sur les systèmes inverses et nous avons donné également une condition de rang pour l'inversibilité à gauche des systèmes linéaires. L'objectif de l'étude de ces notions est de trouver les conditions satisfaisantes qui vont permettre de détecter et isoler les défauts provenant de l'actionneur.

Finalement, nous avons discuté le problème de l'isolation de défauts en utilisant l'approche basée sur les observateurs par intervalles.

Afin d'isoler le défaut provenant de l'actionneur, nous avons décrit un sous-système pour le procédé et un sous-système pour l'actionneur et qui sont présentés par deux modèles linéaires. Cette nouvelle formulation met en évidence les avantages de la méthode basée sur les observateurs par intervalles. L'ensemble des résultats présentés ont été illustrés par un exemple de simulation sur un réacteur nucléaire montrant l'efficacité de la méthode pour l'isolation de défaut.

CONCLUSION GENERALE
ET
PERSPECTIVES



La sécurité des systèmes est aujourd'hui une préoccupation primordiale, qu'il s'agisse de systèmes technologiques : automobile, avion, etc..., ou de systèmes liés à l'environnement : station d'épuration, réseau de distribution d'eau potable, etc.... Pour garantir la sécurité d'un processus et de son environnement, il faut connaître à chaque instant et le plus finement possible son état de fonctionnement. En particulier, nous devons être capables de dire si le fonctionnement est normal ou si un dysfonctionnement est apparu. Dans ce cas il est intéressant de connaître la nature de ce dysfonctionnement, qui peut être une panne d'actionneur ou de capteur, un défaut de transmission d'information, un pic de pollution, ..., c'est l'objectif du diagnostic.

Comme dans son acception médicale, le diagnostic consiste à remonter des symptômes perçus vers les causes. Dans le cadre du diagnostic des systèmes, les symptômes sont des écarts constatés entre le comportement réel d'un procédé, connu par les mesures de ses entrées-sorties au cours du temps, et son fonctionnement nominal décrit par un modèle mathématique. Le diagnostic nécessite donc un modèle fidèle du procédé.

D'un point de vue général, les travaux développés dans ce mémoire de thèse portent sur la conception de méthodes de détection et d'isolation de défauts (FDI). D'une façon plus particulière, nous avons étudié les défauts provenant des actionneurs pour une classe des systèmes dynamiques continus.

Dans la majeure partie des travaux effectués dans le domaine de diagnostic des systèmes, les outils servant à la détection et à la localisation des défauts provenant des actionneurs sont synthétisés à partir d'une représentation mathématique du modèle du procédé où ces défauts sont considérés tout simplement et d'une manière approximative comme des coefficients constants. Or, la réalité des applications industrielles fait que l'actionneur est un dispositif interne avec sa propre structure et ses caractéristiques dynamiques. Dans ce contexte, la tâche de diagnostic s'avère particulièrement différente du cas classique. La méthodologie proposée dans notre étude est de construire une nouvelle formulation pour le système dynamique général basée sur des sous-systèmes en cascades, puis résoudre le problème de la détection et de l'isolation des défauts provenant des organes de commande. L'idée fondamentale consiste à considérer l'actionneur comme étant un sous-système dynamique et à définir les conditions satisfaisantes pour que nous puissions accomplir la tâche de la FDI.

Dans le premier chapitre, nous avons présenté un état de l'art et une synthèse de diverses techniques et méthodes de diagnostic existantes au sein des différentes communautés. Même s'il existe plusieurs principes communs entre ces communautés, chacun s'est concentré sur le développement de ses propres terminologies et ses démarches méthodologiques, guidé par des contraintes de modélisation et des objectifs de diagnostic différents. L'objectif visé dans le premier chapitre a été de définir le cadre méthodologique des travaux menés dans le domaine de diagnostic et de préciser les hypothèses de travail en se basant sur une analyse critique des méthodes existantes dans la littérature. Un constat de cette étude bibliographique met en évidence Deux catégories de méthodes:

- Des méthodes nécessitant une connaissance approfondie de système physique ; ce sont des méthodes à base de modèles. Nous pouvons citer l'espace de parité, méthode à base d'observateurs, méthode d'estimation paramétrique...
- Les méthodes qui ne nécessitent pas de connaissances accrues du système physique mais qui utilisent des connaissances basées sur les expériences réalisées. Nous distinguons alors des méthodes quantitatives et qualitatives.

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

Dans le troisième chapitre, nous avons abordé la modélisation de deux systèmes industriels : un procédé de traitement des eaux usées et un réacteur nucléaire. Une mise en relief des

principaux concepts de traitement des eaux usées, ainsi qu'un bref historique sur l'énergie nucléaire et une description du réacteur nucléaire ont été présentés. L'étape suivante consistait à représenter les modèles mathématiques qui transcrivent les processus interagissant dans le système. Après la description des deux modèles mathématiques de ces procédés, nous avons développé les algorithmes de détection et d'isolation de défaut provenant des actionneurs en utilisant les observateurs adaptatifs. Nous avons traité le cas des défauts simples ainsi que le cas des défauts multiples.

Le quatrième chapitre décrit le problème de la détection et de l'isolation de défauts provenant des actionneurs. Nous avons contribué, tout d'abord, à une nouvelle formulation pour le système dynamique qui décrit l'actionneur comme un sous-système en cascade avec le sous-système procédé. Les défauts actionneurs sont considérés dans ce cas, contrairement au cas classique, comme un changement au niveau des paramètres nominaux de ce sous-système actionneur. Cette nouvelle formulation est plus proche de la réalité et elle a pu décrire plus clairement les défauts actionneurs.

Deux points ont fait l'objet de notre étude. Le premier est de trouver un outil performant de l'Automatique qui permet d'estimer le comportement dynamique de certaines variables indisponibles à la mesure. Le deuxième est d'assurer le diagnostic de fonctionnement qui constitue un élément essentiel de toute procédure d'automatisation et qui permet de garantir la fiabilité et le bon fonctionnement du processus surveillé.

Pour décrire cette nouvelle reformulation, nous avons introduit quelques notions sur les systèmes inverses et nous avons donné également une condition de rang pour l'inversibilité à gauche des systèmes linéaires. Le but de l'étude de ces notions est de trouver les conditions satisfaisantes qui vont permettre la détection de défauts provenant de l'actionneur.

Pour l'isolation des défauts, nous avons utilisé l'approche basée sur les observateurs par intervalles. En effet, cette méthode nous a permis d'isoler les défauts d'une manière très rapide. L'ensemble des résultats présentés ont été illustrés par un exemple de simulation sur un réacteur nucléaire montrant l'efficacité de la méthode pour l'isolation de défaut.

Les résultats développés dans cette thèse ouvrent le chemin vers de futurs travaux. Ainsi nous pouvons envisager, par rapport aux résultats obtenus dans ce travail, les perspectives suivantes :

- L'une des perspectives immédiate de notre travail est d'étendre cette nouvelle formulation pour les systèmes non linéaires. Dans ce travail, nous avons considéré que la structure des modèles des deux sous-systèmes est linéaire. Et par la suite, il serait intéressant de considérer des modèles avec une structure non linéaire.
- La prise en compte des erreurs de modélisation et des bruits de mesures : Dans notre étude, nous n'avons pas considéré les problèmes tels que les incertitudes et le bruit. Ces problèmes sont très importants dans la pratique et devront être étudiés de façon précise.
- Une autre perspective aussi importante est, l'étude du cas des défauts multiples. La méthode basée sur les observateurs par intervalles a donné de bons résultats pour l'isolation de défaut simple. Toutefois, la condition de monotonicité du modèle de ses paramètres représente un inconvénient pour cette méthode, en effet nous ne pouvons isoler qu'un défaut simple. Si nous arrivons à trouver une solution pour le calcul des limites de l'intervalle indépendamment de la condition de monotonicité, le problème de l'isolation de défauts multiples sera résolu. L'arithmétique d'intervalles est une procédure bien connue pour le calcul des limites de l'intervalle sans l'utilisation de la monotonicité du modèle. Donc, l'utilisation de l'arithmétique d'intervalles peut étendre l'application de la méthode à base des observateurs par intervalles à l'isolation des défauts multiples.
- Enfin, dans cette thèse nous n'avons considéré que le problème de détection et d'isolation de défauts provenant des actionneurs. Dans la continuité de ce travail, nous pouvons envisager à utiliser la méthodologie proposée pour résoudre le problème des défauts issus des capteurs.

REFERENCES

BIBLIOGRAPHIQUES



- [1] Adjallah, K., Maquin, D. and Ragot, J., Non-linear observer-based fault detection. In Proceeding of the 3th IEEE Conference on Control Applications, pages 1115-1120, Glasgow, UK, 1994.
- [2] Aiping, X., Observateurs adaptatifs non-linéaires et diagnostic de pannes, Thèse de l'Université de Rennes 1, Septembre 2002.
- [3] Akhenak, A., Chadli, M., Ragot, J. et Maquin, D. Estimation of state and unknown inputs of a nonlinear system represented by a multiple model. In The 11th IFAC Symposium on Automation in Mineral and Metal processing, Nancy, France, 2004.
- [4] Astrom, K. J., P. Albertos, M. Blanke, A. Isidori, R. Santz and W. Schaufelberger (2000). Control of complex systems, Springer Verlag.
- [5] August, J. Applied reliability-centered maintenance, Pennwell Publishing, 2000.
- [6] Basseville, M. and Nikiforov, I. V. Statistical change detection, Prentice Hall, 1994.
- [7] Basseville, M. Model-based statistical signal processing and decision theoretical approach to monitoring. In Proc. IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes, pages: 1-12, Washington, USA, 2003.
- [8] Bastin, G. and Gevers, M. R., Stable adaptive observers for nonlinear time-varying systems. IEEE Transactions on Automatic Control, 33:650-658, 1988.
- [9] Beard, R.V., Failure accommodation in linear systems through self reorganization. Phd thesis, Massachusetts Institute of Technology. Dept. of Aeronautics and Astronautics, 1971.
- [10] Blom, H. and E. Bloem., Particle filtering for stochastic hybrid systems, Proceedings of the 43rd IEEE Conference on Decision and Control CDC'04, December 14-17, Atlantis, Paradise Island, Bahamas., 2004.
- [11] Bornard, G., Celle-Couenne, F., Gilles, G., Observabilité et observateurs sur les systèmes non linéaires T.1, Modélisation-Estimation, pages 177-221. Masson, 1993.
- [12] Borne, P., Dauphin-Tanguy, G., Richard, J., Rotella, F. et Zambettakis, I. Modélisation et identification des processus Tome1. Editions Technip, 1992.
- [13] Boutayeb, M. et Darouach, M., Observers design for linear time varying systems. In proceeding of the 39th Conference on Decision and Control, pages 3183-3187, Sidney, Australia, 2000.
- [14] Carlsson, B., Salgado, M. and Goodwin, G.C. A new method for fault detection and diagnosis. Technical report EE8842. Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of Newcastle, Australia, 1988.
- [15] Chee, P. T. and Edwards, C., Sliding mode observers for reconstruction of simultaneous actuator and sensor faults, Proceedings of the 42nd Conference on Decision and Control CDD'03, December 9-12, Maui, USA, 2003.
- [16] Chen, J. and Patton, R.J. Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems. Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [17] Chen, J., Beck, M. B. Modeling, control and on-line estimation of activated sludge bulking. Wat. Sci. Tech. 28, 11-12, 249-256, 1993.

- [18] Chen, W. and Saif, M., An actuator fault isolation strategy for linear and nonlinear systems, Proceedings of the American Control Conference ACC'05, June 8-10, Portland, OR, USA., 2005.
- [19] Chow, E.Y. and Willsky, A.S., Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems. IEEE Transactions on Automatic Control, 29(7), pp 603-614, 1984.
- [20] Colomer, J., and Meléndez, J., A family of FIR differentiators based on a polynomial least squares estimation, Proc. Of the European Control Conference, 2802-2807, 2001.
- [21] Cox, D., Little, J. and O'Shea, D., Ideals, varieties, and algorithms. 2nd edition, Springer. pp. 47-166, 1996.
- [22] Dague, P., Diagnostic, intelligence artificielle et reconnaissance des formes, Traité IC2 Productique, Editions Hermes, Chapitre 1: Théorie logique du diagnostic à base de modèles, pp.17-105, 2001.
- [23] Dennis, S. Bernstein, Matrix Mathematic, Theory, Facts, and Formulas with Application to Linear Systems Theory, Princeton University Press, Princeton and Oxford, 2005.
- [24] Denoeux, T., Diagnostic par reconnaissance de formes : approches non probabilistes. In B. Dubuisson, Ed, Diagnostic, Intelligence Artificielle et Reconnaissance de Formes, Traité IC2, Hermès, Paris, chapitre 3, pages 143-178, 2001.
- [25] Deza, F., Busvelle, E., Gauthier, J. P. and Rakotopara, D., High gain estimation for nonlinear systems. Systems and Control Letters, 15:313-322, 1990.
- [26] Diop, S., Elimination in control theory, Mathematics of control, signals, and systems, 4, pp. 17-32, 1991.
- [27] Dochain, D., State and parameter estimation in chemical and biochemical processes: a tutorial. Journal of process control, 13(2003), pp. 801-810, 2003.
- [28] Dold, P.L., Ekama, G.A., and Marais, G.V.R. A general model for the activated sludge process. Progress in Water Technology, 12:47-77, 1980.
- [29] Eduardo, D., Sontag, Mathematical Control Theory: Deterministic Finite Dimensional Systems, Springer. Second Edition, New York, ISBN 0-387-984895, Series: Textbooks in Applied Mathematics, Number 6, 1998.
- [30] Edwards, C., Spurgeon, S. K. and Patton, R. J., Sliding mode observers for fault detection and isolation. Automatica, 36:541-553, 2000.
- [31] Etien, E., Caractérisation des systèmes à représentation continue par les moments fréquentiels : Application à l'identification et à la réduction de modèle. Thèse de doctorat. École Supérieure d'Ingénieurs de Poitiers, Université de Poitiers, 1997.
- [32] Fagarasan, I., Ploix, S., and Gentil, S., Causal fault detection and isolation based on a set-membership approach. Automatica, 40: 2099-2110, 2004.
- [33] Fragkoulis, D., Roux, G. and Dahhou, B., A new scheme for detection, isolation and identification of single and multiple actuator faults, International Conference on Prognostic and Health Management, October 6-9, Denver, USA, 2007.

- [34] Fragkoulis, D., Détection et localisation des défauts provenant des actionneurs et des capteurs : application sur un système non linéaire, Thèse de l'Université de Toulouse, Novembre 2008.
- [35] Frank, P.M. Advances in observer-based fault diagnosis in dynamic systems. *Engineering Simulation*, 13:717-760, 1996.
- [36] Frank, P.M. Analytical and qualitative model-based fault diagnosis - a survey and some new results. *European Journal of Control*, vol. 2, pp. 6-28, 1996.
- [37] Frank, P.M. Enhancement of robustness in observer-based fault detection. *Int. J. Control*, 59(4):955-981, 1994.
- [38] Frank, P.M., Ding, S. X. Survey of robust residual generation and evaluation methods in observer-based fault detection systems. *J. Process Control*, 7:403-424, 1997.
- [39] Garcia, E. A., Frank, P.M. Deterministic nonlinear observer-based approaches to fault diagnosis: a survey. *Control Eng. Practice*, 5(5):663-670, 1997.
- [40] Gauthier, J.P., Hammouri, H., Othman, S. A simple observer for nonlinear systems references applications to bioreactors. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 37(6):875-880, 1992.
- [41] Gauthier, J.P. and Bornard, G., Observability for any $u(t)$ of a class of bilinear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 26:922-926, 1981.
- [42] Gertler, J., Fault detection and isolation using parity relations. *Control Engineering Practice*, 5(5), pp 653-661, 1997.
- [43] Gertler, J., Fault detection and diagnosis in engineering systems, Marcel Dekker Inc, 1998.
- [44] Gouzé, J.L., Rapaport, A., and Hadj-Sadok, M.Z., Interval observers for uncertain biological systems. *Ecological Modelling*, 133, 2000, pp. 45-56.
- [45] Grandvalet, Y. and Masson, M.-H. Chapitre: Réseaux de neurones pour le diagnostic, *Traité IC2, Diagnostic : Intelligence Artificielle et Reconnaissance des Formes*, ed.: B. Dubuisson, pp. 179-218, Hermès, 2001.
- [46] Gujer, W., Henze M., Mino, T., Van Loosdrecht, M.C.M. Activated sludge model No. 3. *Water Science and Technology*, 39(1), pp. 183-193, 1999.
- [47] Hammouri, H., Kinnaert M., and El Yaagoubi, E. H., Observer-based approach to fault detection and isolation for nonlinear systems. *IEEE. Transactions on Automatic Control*, 44:1879-1884, 1999.
- [48] Henze M., Gujer W., Mino T., Van Loosdrecht M.C.M. Activated sludge models ASM1, ASM2, ASM2d and ASM3. IWA Scientific and Technical Report No. 9, IWA Publishing, London, 2000.
- [49] Henze, M., C. P. Leslie Grady, W. Gujer, G. V. R. Maris and T. Matsuo, Activated sludge process model No. 1, Scientific and Technical Report 1, IAWQ, London, UK, 1987.
- [50] Hermann, R. et Kerner, A.J., Nonlinear controllability and observability. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 22: 728-740, 1977.

- [51] Ibrir, S., Online exact differentiation and notion of asymptotic algebraic observers, IEEE Transaction on Automatic Control, 48(11), pp. 2055-2060, 2003.
- [52] Isermann, R., Process fault diagnosis based on modeling and estimation methods - A survey. Automatica, 20(4), pp 387-404, 1984.
- [53] Isermann, R., Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods-an introduction. Control engineering practice, 5: 639-652, 1997.
- [54] Isermann, R., and Ballé, P., Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes, Control engineering practice, Vol.5, No.5, pp. 709-719, 1997.
- [55] Isermann, R., Schwarz, R. and Stolzl, S., Fault-tolerant drive-by-wire systems, IEEE Control Systems Magazine, 22(5), pp. 64-81. 2002.
- [56] Jazwinski, A. H., Stochastic Process and Filtering Theory, vol. 64 of Mathematics in Science and Engineering. Academic Press, In., 1970.
- [57] Jeppsson, U., Modeling aspects of wastewater treatment processes, PhD thesis, IEA, Lund Institute of Technology, Lund, Sweden, 1996.
- [58] Jolliffe, I. Principal Component Analysis. Springer-Verlag, New York, 1986.
- [59] Jones, H. L., Failure detection in linear systems, Ph.D. dissertation, Dep. Aeronautics and Astronautics, Mass. Inst. Technol., Cambridge, MA, Aug. 1973.
- [60] Julien, S. Modélisation et estimation pour le contrôle d'un procédé boues activées éliminant l'azote des eaux résiduaires urbaines, thèse de doctorat, LAAS, Toulouse, 1997.
- [61] Kailath, T., Linear System, Prentice-Hall, 1980.
- [62] Kallol Roy, R. N. Banavar, and S. Thangasamy., Application of fault detection and identification (FDI) Techniques in Power Regulating Systems of Nuclear Reactors, IEEE Transactions on Nuclear Science, VOL. 45, No. 6, 1998.
- [63] Kalman, R.E., on the general theory of control systems, in first IFAC World Congress, 1960.
- [64] Kalman, R.E. and Bucy R.S, 1961. New results in linear filtering and prediction theory. J. Basic. Eng, page 95–108.
- [65] Kay, S. M., Modern Spectral Estimation: Theory and Application, Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1988.
- [66] Kinnaert, M., Robust fault detection based on observers for bilinear systems, Automatica, 35, pp. 1829-1842, 1999.
- [67] Kiupel, N. and Frank, P. M. , A Fuzzy FDI decision making system for the support of the human operator, IFAC Safeprocess'97, August 26-28, pp. 731-736, Hull, UK, 1997.
- [68] Koppen-Seliger, B. and Frank, P. M., Neural network in model-based fault Diagnosis, 13th IFAC World Congress, pp. 67-72, San Francisco, California, USA, 1996.
- [69] Kreisselmeier, G., Adaptive observers with exponential rate of convergence. IEEE Transactions on Automatic Control, 22:2-8, 1977.

- [70] Krishnaswami, V., Siviero, C., Cabognani, F. and Utkin, V., Application of sliding mode observers to automobile power-train. In: Proc. of the IEEE int. Conf. On Cont. Appli., pages 355-360, 1996.
- [71] Larroque, B., Observateurs de systèmes linéaires Application à la détection et localisation de fautes, thèse de doctorat, l'équipe de Production Automatisé du Laboratoire Génie de Production de l'Ecole Nationale de Tarbes, Toulouse, France, 2008.
- [72] Li, Z. and Dahhou, B., Parameter intervals used for fault isolation in nonlinear dynamic systems, International Journal of Modeling, Identification and Control, 1(3), pp. 215-229, 2006.
- [73] Li, Z. and Dahhou, B., Fault isolation for nonlinear dynamic systems based on parameter intervals. International Journal of Systems Science, Vol.38, Issue7, pp.531-547, 2007.
- [74] Li, Z., Contribution à l'élaboration d'algorithmes d'isolation et d'identification de défauts dans les systèmes non linéaires, Thèse de l'Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, Juillet 2006.
- [75] Luders, G. and Narendra, K. S., A new canonical form for an adaptive observer. IEEE Transactions on Automatic Control, 19:117-119, 1974.
- [76] Luders, G. and Narendra, K. S., An adaptive observer and identifier for a linear system. IEEE Transactions on Automatic Control, 18:196-499, 1973.
- [77] Luenberger, D.G., Observers for multivariable systems, IEEE Transactions on Automatic Control, 11 (2), pp. 190-197, 1966.
- [78] Luenberger, D.G., An introduction to observers. IEEE Trans. Automat. Contr. Vol. AC-16, No. 6, 596-602, 1971.
- [79] Lunze, J., Diagnosis of quantized systems, 4th IFAC Symposium on Fault Detection. Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS-2000) Budapest, Hungary, vol. 1, pp. 28-39, 2000.
- [80] Methnani, S. Diagnostic, reconstruction et identification des défauts capteurs et actionneurs: application aux stations d'épurations des eaux usées, thèse de doctorat, l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax, Tunisie, 2012.
- [81] Massoumnia, M. A., A geometric approach to failure detection and identification in linear systems, Phd thesis, Dep. Aeronautics and Astronautics, Mass. Inst. Technol., 1986.
- [82] Massoumnia, M., A geometric approach to the synthesis of failure detection filters. IEEE Transactions on Automatic Control, VOL. AC-31:839-846, 1986.
- [83] Mayne, D. Q. and H. Michalska., Moving horizon observer based control, Proceedings of the 31st IEEE Conference on Decision and Control CDC'92, December 16-18, Tucson, Arizona, USA, 1992.
- [84] Mehra, R.K. and Peshon, L., An innovative approach to fault detection and diagnosis systems. Automatica, 7, pp 737-640, 1971.

- [85] Michael K.S., James L.M., Invertibility of linear time-invariant dynamical systems, IEEE Transactions on automatic control, V.AC- 14, No 2, 1969.
- [86] Morel, E., Tartakovsky, B., Guiot, R. and Perrier, M., Design of a multi-model observerbased estimator for anaerobic reactor monitoring, Computers & chemical engineering, 31(2), pp. 78-85, 2006.
- [87] Nejjar, F., Benchmark of an activated sludge plant, Internal report, Terrassa, Spain, 2001.
- [88] Nijmeijer, H. and Fossen, T. I., New Directions in nonlinear observer design, Springer-Verlag, London, 1999.
- [89] Park, J., Rizzoni, G., A new interpretation of the fault detection filter: part1. International Journal of Control, 60:767-787, 1994.
- [90] Park, J., Rizzoni, G., A new interpretation of the fault detection filter: part2. International Journal of Control, 60:1033-1055, 1994.
- [91] Patton, R.J. and Chen, J., A review of parity space approaches to fault diagnosis. In Proceedings of the 1st IFAC/IMACS Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes (SAFEPROCESS 1991), Baden-Baden, Germany, 1991.
- [92] Patton, R.J., Fault detection and diagnosis in Aerospace systems using analytical redundancy, computing and control engineering journal, vol.2, pp 127-136, 1991.
- [93] Qing, L., observer based fault detection for nuclear reactor, in PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, 2011.
- [94] Raghavan, S. et Hedrick, K., Observer design for a class of nonlinear systems. International Journal of Control, 59(2):515-528, 1994.
- [95] Rajamani, R.: Observers for Lipschitz nonlinear systems. IEEE Transactions on Automatic Control, 43(3):397-401, mars 1998.
- [96] Reiter, R., A theory of diagnosis from first principles. Artificial Intelligence, 32(1), pp 57-96, 1987.
- [97] Reuss, P., Précis de neutronique, Collection Génie Atomique, EDP Sciences, 2003.
- [98] Revol, N., Introduction à l'arithmétique par intervalles, Projet Arénaire, LIP, Ecole Normale Supérieure de Lyon et laboratoire ANO, Université des Sciences et Technologies de Lille, No 4297, 2001.
- [99] Rios Bolivar, A., Sur la synthèse de filtres de détection de défaillances, thèse de doctorat, UPS, 2001.
- [100] Roy K., Banavar, R. N., and Thangasamy, S., Application of Fault Detection and Identification (FDI) techniques in power regulating systems of nuclear reactors, IEEE Transactions on Nuclear Science, Vol.45, No.6, 1998.
- [101] Sallem, F., Dahhou, B., Roux, G., Kamoun, A., Actuators faults detection and isolation for nonlinear systems based on adaptive observers, 11th international conference on Science and Techniques of Automatic control and computer engineering, STA-2011, Sousse, Tunisie, 2011.
- [102] Sallem, F., Dahhou, B., Kamoun, A., A comparative analysis of two formulations for actuator faults detection and Isolation: application to a waste water treatment process,

- International Journal on Sciences and Techniques of Automatic control & computer engineering IJSTA, Vol. 7, N° 1, pp. 1792-1816, 2013.
- [103] Sallem, F., Dahhou, B., Li. Z, Kamoun; A, System inversion and actuator fault detection and isolation for linear systems: application to a nuclear reactor, 6th Small Workshop on Interval Methods ENSTA Bretagne, Brest, France, June 5-7, 2013.
- [104] Sastry, S. and Bodson, M., Adaptive control: stability, convergence and robustness, Prentice-Hall International Editions, 1989.
- [105] Schreier, G., Ragot, J., Patton, R. J., Frank. P. M. Observer design for a class of nonlinear systems. In Proc. IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes, pages: 498-503, England, 1997.
- [106] Schroder, D., Intelligent Observer and Control Design for Nonlinear Systems, Springer, 2000.
- [107] Sira-Ramirez, H. and Spurgeon, S.K., On the robust design of sliding observers for linear systems. Syst. & Cont. Lett., 23: 9.14, 1994.
- [108] Sira-Ramirez, H., On the sliding mode control of nonlinear systems. Syst. & Cont.Lett., 19 :303.312, 1992.
- [109] Slotine, J.J. and Sastry, S.S., Tracking control of nonlinear system using sliding surface, with application to robotic manipulators.Int. Jour. of Cont., 38:465.492, 1983.
- [110] Slotine, J.J., Hedrick, J. K. and Misawa, E. A., On sliding observers for nonlinear systems. American Control Conference, 1987.
- [111] Staroswiecki, M., and Comtet-Varga, G., Analytical redundancy relations for fault detection and isolation in algebraic dynamic systems. Automatica, 37, pp. 687-699, 2001.
- [112] Sussmann, H. J., Single input observability of continuous time systems, Math. Systems Theory, 12, pp. 371-393, 1979.
- [113] Sziget, F. Kalman's rank condition for infinite-dimensional time-dependent systems, in Proc. Differentil Eq. Conference: equadiff'91, pp. 927-931, 1991.
- [114] Sontag, E.D. Mathematical control Theory, Text in Applied Mathematics 6, Springer-Verlag, New-York – Berlin – Heidelberg, 1990.
- [115] Thau, F. E. Observing the state of non-linear dynamic systems. Int. J. Control, 17 (3):471-479, 1973.
- [116] Thein, M. W. and Misawa, E., A Parallel Observer System for Multirate State Estimation, Proceedings of the American Control Conference ACC'99, June 2-4, San Diego, California, USA, 1999.
- [117] Travé-Massuyès, L., Dague, P., Guérin, F. Le raisonnement qualitatif pour les sciences de l'ingénieur. Hermès, 1997.
- [118] Tsinias, J., Observer design for nonlinear systems. Systems & Control Letters, 13(2):135-142, 1989.
- [119] Videau, G., Méthodes garanties pour l'estimation d'état et le contrôle de cohérence des systèmes non linéaires à temps continu, Thèse de doctorat, l'Université Bordeaux I, École Doctorale des Sciences Physiques et de l'Ingénieur. 2009.

- [120] Villemeur A., Sureté de fonctionnement des systèmes industriels. Fiabilité Facteurs humains Informatisation. Eyrolles, 1988.
- [121] Wang, H., Huang, Z. J., and Daley, S. (1997). On the use of adaptive updating rules for actuator and sensor fault diagnosis. *Automatica*, 33 (1997) 217-225.
- [122] Wen, C. and saif, M., Robust fault detection in uncertain nonlinear systems via a second order sliding mode observer. In *Proceeding of the 40th Conference on Decision and control*, pages 573-578, Orlando, Fl., 2001.
- [123] White, J.E., Speyer, J.L., Detection filters design: Spectral theory and algorithms. *IEEE Transaction on Automatic Control*, 32:593-603, 1987.
- [124] Xing-Gang, Y. and Edwards, C., Robust sliding mode observer-based actuator fault detection and isolation for a class of nonlinear systems, *Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control CDC 05 and the European Control Conference ECC 05*, Seville, Spain, 2005.
- [125] Yau, S.T. and Hu, G.Q., Finite-dimensional filters with nonlinear drift X: explicit solution of DMZ equation, *IEEE Transaction on Automatic Control*, 46(1), pp. 142-148., 2001.
- [126] Zeitz, M., The extended luenberger observer for nonlinear systems. *Syst. Control Lett.*, 9(2):149-156, 1987.
- [127] Zhang, Q., Fault detection and isolation based on adaptive observers for nonlinear dynamic systems, *Rapport technique 1261*, IRISA, Rennes, France, 1999.
- [128] Zolghadri, A., An algorithm for real-time failure detection in Kalman filters. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 41(10), pp 1537-1559, 1996.

