

**UNIVERSITE SAAD DAHLAB DE BLIDA**

**Faculté des Sciences de l'Ingénieur**

Département d'Electronique

**THESE DE DOCTORAT  
EN ELECTRONIQUE**

DIAGNOSTIC DES FAUTES : APPROCHE HYBRIDE

ANALYTIQUE ET NEURO FLOUE.

Application Robotique

Par

**Mohammed Salah LAZEREGUE**

Devant le jury composé de

- |                  |                |       |           |
|------------------|----------------|-------|-----------|
| – A. GUESSOUM    | Professeur USD | Blida | Président |
| – M.S. BOUCHERIT | Professeur ENP | Alger | Examineur |
| – M. TADJINE     | Professeur ENP | Alger | Examineur |
| – A. FERDJOUNI   | M.C.A. USD     | Blida | Examineur |
| – K. BENMANSOUR  | M.C.A. UYF     | Médéa | Examineur |
| – H. SALHI       | M.C.A. USD     | Blida | Promoteur |

Blida, 07 Février 2011

## ملخص

يتعلق العمل المعروض في هذه المذكرة بلقشف وتشخيص العيوب على الخط في الروبوت الشغال ممثلا لفئة من الأنظمة الديناميكية غير الخطية. وتتصل هذه الأخطاء في العملية نفسها ، فضلا عن استخدام أجهزة الاستشعار.

بعد مرحلة التحليل الهيكلي والوظيفي التي تتمح بتصنيف مكونات النظام الهادية والأعطال التي قد تمسها، قدما دراسة بلخصية عن مختلف المناهج وطرق الكشف والتشخيص. مساهمتنا الرئيسية تكمن في النمذجة والتوليف للكشف والتشخيص.

للنمذجة، قسمنا نموذج الروبوت إلى جزأين ، جزء يقيني خطي نحصل عليه طريق حقن المخرج وجزء غير يقيني يمثل الأجزاء غير الخطية للنظام الناجمة عن أخطاء النظام والنمذجة باعتبارها اضطرابات مضافة.

بالنسبة لتوليف نظام الكشف والتشخيص ، فان المخلفات المكونة بطريقة التكرار التحليلي للجزء الخطي ليست معومة في حالة السلوك العادي نظرا للجزء غير اليقيني . لذلك فان عملية تعويض عن الخطأ الناتج باستخدام تقنية نمذجة عصبية غامضة. على الرغم من هذا التعويض ، ففي وجود أخطاء ، تكون المخلفات التي تم إنشاؤها تسمح بللكشف عن الخطأ ولكن لا تسمح بالتحديد الدقيق لموقعه ، من ثم فان أسلوب نمذجة عصبية غامضة يستخدم أيضا.

الأخطاء الناجمة عن أجهزة الاستشعار قد تم أخذها في الاعتبار أيضا ، ولهذا وبفضل بنية محددة لنموذج للروبوت ، فمن إنشاء مراقب للمصادقة على القياسات . نتائج المحاكاة المعطاة سواء في غياب أو وجود الأخطاء تظهر فعالية المقاربة.

**الكلمات المفتاحية:** روبوت شغال ، نظام ديناميكي نمذجة عصبية غامضة ، تعرف ، تعويض الخطأ ، الاستشعار والتعرف على الأخطاء

## RESUME

Le travail présenté dans ce mémoire concerne la détection et le diagnostic des fautes en ligne dans un robot manipulateur représentant une classe de systèmes dynamiques non linéaires. Ces fautes concernent le processus lui-même ainsi que les capteurs utilisés. Après une phase d'analyse fonctionnelle et structurelle permettant la classification des constituants du système physique et les fautes qui peuvent les affecter, nous avons présenté une étude synthétique des différentes approches et méthodes de détection et de diagnostic. Notre contribution principale se situe au niveau de la modélisation et La synthèse du système de détection et de diagnostic.

Pour la modélisation, nous avons scindé le modèle du robot en deux parties; une partie certaine obtenue par une linéarisation par injection de sortie et une partie incertaine qui représente les non linéarités du système dues aux incertitudes et aux erreurs de modélisation sous forme d'une perturbation additive.

Pour la synthèse du système de détection et de diagnostic, les résidus générés par redondance analytique pour la partie linéaire ne sont pas nuls en comportement normal du fait de la partie incertaine. Alors, Une procédure de compensation de l'erreur de sortie en comportement normal est établie en utilisant une technique de modélisation neuro floue. Malgré cette compensation, en présence de fautes, les résidus générés permettent la détection mais ne permettent pas la localisation précise de la faute, alors, une technique de modélisation et d'identification neuro floue est aussi utilisée.

Les fautes capteurs sont aussi prises en comptes, et pour cela et grâce à la structure spécifique du modèle d'état du robot, un observateur original permettant la validation des mesures est construit.

Les résultats de simulation donnés aussi bien dans le cas d'absence de fautes que dans le cas de présence de fautes montrent l'efficacité de l'approche.

**Mots clés:** robot manipulateur, systèmes dynamiques, modélisation neuro floue, identification, compensation d'erreur, détection et identification des fautes

## ABSTRACT

The work presented in this doctoral dissertation focuses on, online fault detection and diagnosis in a robot manipulator which represents a class of nonlinear dynamical systems. These faults concern the process itself as well as sensors used.

After a phase of structural and functional analysis allows the classification of the components of the physical system and the faults that may affect them, we presented a synthetic study of different approaches and methods of detection and diagnosis. Our main contribution is based on the modeling and synthesis of detection and diagnostic system.

For modeling, we divided the robot model into two parts; a certain part obtained as linearization by output injection and an uncertain part representing the nonlinearities due to system uncertainties and modeling errors as an additive disturbance.

For the synthesis of the detection and the diagnosis system, the residuals generated by analytical redundancy for the linear part, are not zero in normal behavior because of uncertain part. Then a compensation procedure of the output error in normal behavior is established using a technique of neuro fuzzy modeling. Despite this compensation, in the presence of faults, the residuals generated allow detection but do not allow the precise location of the fault, so a neuro fuzzy modeling and identification technique is also used.

The sensor faults were also taken into account. Thanks to the specific structure of the state model of the robot, an original observer is constructed to validate measures. The simulation results given, as well in the case of absence of faults as in the case of presence of faults, show the efficiency of the approach.

**Key words:** robot manipulator, dynamical Systems, neuro fuzzy modeling, identification, error compensation, fault detection and identification

Je dédie ce travail à :

La mémoire de mes parents ;

Ma femme et mes enfants ;

Toute ma famille ;

Tous mes amis.

## REMERCIEMENTS

Ce mémoire présente l'essentiel des travaux que j'ai effectués en majeure partie au niveau du département d'électronique, sous la direction de M<sup>r</sup>. SALHI Hassane ; Maître de conférence à l'université Saad Dahlab de Blida. Il a vu le jour grâce aux efforts conjugués de plusieurs personnes. Je tiens à les remercier tous pour leur soutien et leur collaboration.

Je remercie en particulier M<sup>r</sup>. SALHI Hassane d'avoir accepté d'encadrer ce travail. Sa gentillesse, son attention et ses conseils m'ont permis de progresser dans ce travail.

Je remercie également

- M<sup>r</sup>. le professeur GUESSOUM Abderrezak, professeur de L'USDB de m'avoir honoré en acceptant de présider le jury de soutenance.
- M<sup>r</sup>. BOUCHERIT Med Seghir, professeur de l'ENSP, et M<sup>r</sup>. FERDJOUNI Abdelaziz, M.C.A de L'USDB pour l'honneur qu'ils m'ont fait pour avoir accepté d'être rapporteurs de ce mémoire et membres de jury.
- M<sup>r</sup>. TADJINE Med, professeur de l'ENSP, d'avoir accepté d'être membre de jury. Ses conseils et son soutien moral m'ont été d'une grande utilité.

Mes remerciements vont également à toutes les personnes du département d'électronique, pour leur amitié et leur compréhension.

Que toute personne qui, de près ou de loin, a contribué à ce travail, trouve dans ce document les expressions de ma reconnaissance et de ma gratitude.

Lazeregue Med. Salah.

# TABLE DES MATIERES

	<b>Page</b>
RESUME.....	
REMERCIEMENTS.....	
TABLE DES MATIERES.....	
LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX.....	
INTRODUCTION .....	13
<b>CHAPITRE 1</b>	
1. SURETE DE FONCTIONNEMENT ET SYSTEMES DYNAMIQUES :	
Application Robotique.....	15
1.1. Introduction.....	15
1.2. Contexte de la robotique industrielle .....	16
1.2.1 Système dynamique et robot.....	18
1.3. Tolérance aux fautes et système dynamique.....	23
1.3.1. Généralités et terminologies.....	23
1.3.2. Obtention de la tolérance aux fautes et système dynamique.....	25
1.3.3. Techniques de Tolérance aux fautes .....	26
1.4. Analyse structurelle d'un robot.....	30
1.4.1. Généralités.....	30
1.4.2. Méthodes d'analyse.....	32
1.4.2.1 Décomposition de robot.....	33
1.4.2.2. Analyse de modes de défaillances et de leurs effets et criticités (AMDEC).....	34
1.4.2.3. Analyse par l'arbre de défaillances.....	39
1.5. Conclusion.....	42
2. DETECTION ET DIAGNOSTIC POUR LES SYSTEMES DYNAMIQUES... 44	
2.1 Introduction.....	44
2.2 Définition du diagnostic .....	44
2.3 Généralités sur les méthodes de détection et de diagnostic.....	48
2.3.1 Techniques de l'intelligence artificielle.....	49
2.3.1.1. Diagnostic à base d'expertise.....	49
2.3.1.2. Diagnostic profond ou à base de modèle.....	49
2.3.2. Techniques de la reconnaissance des formes.....	53
2.3.3. Techniques de la théorie de l'automatique.....	55
2.3.3.1. Introduction.....	55
2.3.3.2. Le modèle.....	56
2.3.3.3. Les capteurs.....	57
2.3.3.4. Défauts et comportements des systèmes dynamiques.....	57
2.3.3.5. Détection et diagnostic par les techniques de l'automatique.....	61
2.3.3.6. Procédure par redondance analytique.....	63
2.3.3.7. Technique d'identification.....	73
2.3.3.8. Systèmes dynamiques non linéaires.....	76

2.4. Conclusion.....	81
3. MODELISATION POUR LA DETECTION ET LE DIAGNOSTIC.....	84
3.1. Introduction.....	84
3.2. Modélisation du robot pour la simulation des défauts.....	85
3.2.1 Modélisation dynamique sans défauts.....	85
3.2.2. Modèle du robot avec défauts.....	89
3.3. Etude de cas: un robot anthropomorphe "RRR".....	92
3.3.1. Présentation de la structure du robot pour la modélisation.....	92
3.3.2. Modèle dynamique sans défauts.....	92
3.3.3. Modèle dynamique avec défaut.....	99
3.4. Formalisation du modèle pour le diagnostic.....	99
3.4.1. Propriétés du modèle du robot.....	100
3.4.2. Séparation de la perturbation du modèle du robot.....	101
3.4.2.1. Modèle de diagnostic sans défauts.....	104
3.4.2.2. Modèle de diagnostic avec défauts.....	105
Conclusion.....	105
4. CONCEPTION DU SYSTEME DE GENERATION DE RESIDU.....	106
Introduction.....	106
Partie I: Génération de résidus pour les fautes dynamiques.....	107
4.1 Effets de la perturbation.....	107
4.2. Estimation de l'erreur de sortie.....	111
4.2.1. Modélisation ANFIS.....	111
4.2.2. Structure ANFIS du modèle de l'erreur de sortie.....	113
4.2.3. Apprentissage du modèle ANFIS de l'erreur de sortie.....	116
4.2.4. Compensation de l'erreur de sortie.....	121
4.3. Défauts dynamiques et modèle.....	122
4.4. Estimation de l'erreur de sortie en présence de défauts.....	125
4.5. Détection et identification robustes de défauts.....	127
4.6. Conclusion.....	130
Partie II: Génération de résidus pour les défauts capteurs.....	132
4.7 Séparation des fautes capteurs des défauts dynamiques.....	132
4.7.1. Observateur séparable des défauts capteurs.....	132
4.7.1.1. Etude du résidu de l'observateur.....	134
4.7.2. Localisation du capteur défaillant.....	145
4.7.3. Récapitulatif.....	151
4.7.4. Stratégie de décision.....	151
4.7.5. Synthèse du système de détection diagnostic.....	152
CONCLUSION.....	155
REFERENCES.....	158



## LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

### Listes des figures

Figure 1 .1	schéma simplifié de l'organisation hiérarchique d'un robot	17
Figure 1 .2	schéma d'un système dynamique en boucle ouverte	19
Figure 1 .3	schéma d'un système dynamique en boucle fermé	20
Figure 1 .4	schéma de la situation de l'étude	22
Figure 1 .5	schéma général de control actif tolérant aux fautes	30
Figure 1 .6	schéma de cadre d'étude	30
Figure 1 .7	arbre des fautes du robot	42
Figure 2 .1	connaissances de conception d'un système de diagnostic	47
Figure 2 .2	procédure de reconnaissance des formes	54
Figure 2 .3	schéma de détection par modèle	56
Figure 2 .4	fautes sur le système	58
Figure 2 .5	effets des fautes sur les variables d'é tat	62
Figure 2 .6	effet des fautes sur les paramètres	62
Figure 2 .7	architecture générale d'un système de diagnostic	63
Figure 2 .8	observateurs dédiés	69
Figure 2 .9	observateurs généralisés	70
Figure 3 .1	schéma du robot	85
Figure 3 .2	repères de modélisation du robot	93
Figure 3 .3	articulations considérées	97
Figure 3 .4	schéma de simulation	103

Figure 4 .1	schéma de simulation système- modèle	109
Figure 4 .2	positions système/modèle	109
Figure 4 .3	vitesse système /modèle	110
Figure 4 .4	courbe des écarts positions et vitesses	110
Figure 4 .5	système Neuro flou comme structure de réseau	113
Figure 4 .6	schéma du système Neuro flou	115
Figure 4 .7	schéma d'apprentissage du système Neuro flou	117
Figure 4 .8	a) entrée $v_2$	118
	b) entrée $v_3$	118
Figure 4 .9	courbes des données entrées du système flou	119
Figure 4 .10	a) sortie du système flou $r_2$	119
	b) sortie du système flou $r_3$	119
	Figure 4 .11a sortie estimée par le système flou ; $rf_2$ (avec les données d'apprentissage)	120
	Figure 4 .11b sortie estimée par le système flou ; $rf_3$ (avec les données d'apprentissage)	120
	Figure 4 .12 Erreurs entre les sorties réelles et estimées (Données d'apprentissage)	120
	Figure 4 .13 Erreurs entre les sorties réelles et estimées (Données de test)	121
Figure 4 .14	schéma de compensation de l'erreur	122
Figure 4 .15	faute simple $f_1=2$ , à $t=15$ seconds	123
Figure 4 .16	faute simple $f_2=2$ , à $t=10$ seconds	123

Figure 4 .17	deux fautes $f_1=2$ , à $t=15$ s et $f_2=2$ à $t=10$ s	124
Figure 4 .18	faute simple $f_1=5$ , à $t=15$ seconds	124
Figure 4 .19	faute simple $f_2=5$ , à $t=10$ seconds	124
Figure 4 .20	schéma de détection et d'identification de fautes	127
Figure 4 .21	faute $f_1=2$ , à $t=15$ s et $f_2=0$	129
Figure 4 .22	faute $f_1=0$ et $f_2=2$ , à $t=10$ s	129
Figure 4 .23	faute $f_1=3$ , à $t=15$ s et $f_2=2$ à $t=10$ s	130
Figure 4 .24	résidu en comportement normal	135
Figure 4 .25	a) faute dynamique simple $f_2=2$ , à $t=10$ s	136
	b) faute dynamique $f_3=1.5$ , à $t=15$ s	136
	c) deux fautes dynamiques $f_2=2$ , $f_3=1.5$	137
Figure 4 .26	a) offset sur le capteur vitesse 2	137
	b) offset sur le capteur vitesse 3	138
	c) offset sur les deux capteurs vitesse	138
Figure 4 .27	a) fautes codeur 2 (offset de 0.5 à $t=5$ s)	139
	b) offset sur le codeur 3	139
	c) offset sur les deux codeurs 2 à 10 et 3 à 15s	140
	Figure 4 .28 a) Fautes sur le codeur 2 (de 0.5 à $t=5$ s) et le capteur de vitesse 2(0.8 à $t=10$ s)	140
	Figure 4 .28 b) Fautes sur le codeur 2 (de 0.5 à $t=5$ s) et le capteur de vitesse 3(0.6 à $t=20$ s)	141
	Figure 4 .28 c) fautes sur le codeur 3 (de 0.15 à $t=15$ s) et le capteur de vitesse 2(0.8 à $t=10$ s)	141

Figure 4 .28	d) fautes sur le codeur 3 (de 0.5 à t=15s) et le capteur de vitesse 2 (0.6 à t=10s)	142
Figure 4 .29	offset sur le capteur vitesse 2	146
Figure 4 .30	offset sur le capteur vitesse 3	146
Figure 4 .31	offset sur les deux capteurs vitesse	147
Figure 4 .32	offset sur le codeur 2	147
Figure 4 .33	offset sur le codeur 3	148
Figure 4 .34	offset sur les deux codeurs 2 à 10s et 3 à 15s	148
Figure 4 .35	fautes sur le codeur 2 (de 0.5 à t=5s) et le capteur de vitesse 2(0.8 à t=10s)	149
Figure 4 .36	fautes sur le codeur 2 (de 0.5 à t=5s) et le capteur de vitesse 3(0.6 à t=20s)	149
Figure 4 .37	fautes sur le codeur3 (de 0.15 à t=15s) et le capteur de vitesse2 (0.8 à t=10s)	150
Figure 4 .38	fautes sur le codeur3 (de 0.5 à t=15s) et le capteur de vitesse 2(0.6 à t=10s)	150

### Liste des tableaux

Tableau 1.1	Tableau AMDEC	36-38
Tableau 3.1	domaine de débattement des axes des robots	92
Tableau 3.2	paramètres géométriques du robot	93
Tableau 3.3	paramètres inertiels	94
Tableau 3.4	frottements, inerties, gains des actionneurs	99

## INTRODUCTION

Les exigences de sûreté de fonctionnement des structures robotiques impliquent l'engagement de techniques adaptées à tous les niveaux du cycle de vie de ces structures. Les robots occupent dans les systèmes industriels actuels une place importante et sont d'une criticité marquée pour la réalisation des missions affectées à ces systèmes.

Les techniques d'évitement et de tolérance aux fautes permettent de réaliser des systèmes sûrs de fonctionnement. Si les techniques d'évitement des fautes contribuent à assurer un fonctionnement à priori normal, par choix des composants les plus adaptés au fonctionnement du système par exemple, celles de la tolérance aux fautes admettent que le système peut subir des fautes (vieillesse des composants, phénomène aléatoire). La tolérance aux fautes est justement le fait de prévoir le système et ce, souvent dès la phase de conception, de façon à ce que l'occurrence d'une faute n'entraîne pas la défaillance du système.

Nous considérons dans notre travail la tolérance aux fautes des robots industriels. Nous nous sommes intéressés au niveau le plus bas (le niveau dynamique) de la fonction robotique, pour les raisons suivantes :

- le niveau dynamique est un niveau commun à tous les robots.
- Le problème de la sûreté de fonctionnement est le moins étudié à ce niveau.
- Les résultats peuvent être étendus au cadre général des systèmes dynamiques.

Réaliser un système tolérant aux fautes, c'est concevoir des mécanismes de reconfiguration matériels et logiciels. Ces processus de reconfiguration sont contrôlés en amont par des procédures qui sont chargées d'identifier (toutes) les erreurs de fonctionnement, ou plus précisément de localiser ces erreurs, ce qui constitue une première forme de diagnostic. Ces mécanismes de détection localisation des fautes sur les systèmes dynamiques particuliers que constituent les robots, sont les points essentiels traités dans cette thèse.

Le présent mémoire est organisé en quatre chapitres.

Au premier chapitre, nous mettons en valeur la contribution de notre travail dans les domaines de la robotique, de l'automatique et de la sûreté de fonctionnement. Une analyse

des fautes pouvant survenir sur le robot sera effectuée, ce qui mettra en évidence les éléments sensibles de ce type de structure.

Le second chapitre traite des techniques de détection - diagnostic dans les systèmes dynamiques. Une étude des techniques, liées d'une part à l'intelligence artificielle et à la reconnaissance des formes et d'autre part à l'automatique, permet de recenser les différentes méthodes de détection - localisation des fautes. La connaissance, que nous avons du robot peut être exprimée par un modèle analytique. Aussi nous avons retenu une méthode liée à l'automatique qui consiste à générer des résidus (indicateurs de défauts) grâce au principe de la redondance analytique.

Le troisième chapitre est essentiellement consacré à la modélisation dynamique du robot (avec et sans défaut). Le modèle dynamique du robot sans défaut est exprimé dans l'espace d'état et est utilisé pour simuler son fonctionnement normal.

Ce modèle est ensuite adapté et noté modèle de diagnostic car il va permettre la conception du système de génération de résidus expliquée au chapitre 4.

Dans le quatrième chapitre nous développerons l'architecture de génération des résidus pour la détection - localisation des défauts qui peuvent survenir sur le robot. Différentes techniques sont alors utilisées pour concevoir cette architecture.

Nous avons d'une part utilisé le modèle analytique adapté, qui est pseudo linéaire, comme redondance analytique, pour générer les résidus. D'une autre part nous avons utilisé la modélisation neuro floue pour compenser la perturbation due à l'erreur de modélisation et ainsi améliorer la précision de détection et d'identification des défauts. Les défauts capteurs sont aussi pris en compte. Une technique originale grâce à l'analyse du modèle, utilisant l'observateur à entrée inconnue permet de distinguer entre les défauts capteurs et les défauts dynamiques (système, actionneur). Des résultats de simulation illustrent l'efficacité des mécanismes établis, l'architecture des résidus proposée permettant de détecter une faute parmi les 2 axes du robot et de classifier la faute comme étant soit d'origine capteur, soit d'origine dynamique. Une fois la faute classifiée, elle est localisée pour être attribuée à son origine.

# CHAPITRE 1

## SURETE DE FONCTIONNEMENT ET SYSTEMES DYNAMIQUES : APPLICATION ROBOTIQUE

### 1.1. Introduction

Nous allons, dans ce chapitre, situer notre travail qui porte sur les mécanismes de détection et de localisation des défauts pour un robot. Ce travail se situe à l'intersection de la technique de la robotique, de l'automatique et de la sûreté de fonctionnement. Comme développé dans le travail, le robot peut être décomposé en plusieurs niveaux hiérarchiques et, de par le niveau retenu, il sera assimilé à un système dynamique continu.

Nous avons donc, lorsque cela est possible, présenté les concepts de tolérance aux fautes de façon général; concepts appliqués aux systèmes dynamiques.

A une certaine étape de l'étude, liée à l'analyse des défauts pouvant survenir sur les systèmes, il est nécessaire de préciser ce que sont les robots. Nous avons à ce moment considéré les robots (structure mécanique articulée et armoire de commande), mais sans particulariser la structure porteuse, conservant ainsi un caractère général aux divers robots.

Le chapitre est organisé en cinq parties.

Après l'introduction, nous présenterons, dans la seconde partie, des définitions qui sont relatives aux domaines de la robotique et de la sûreté de fonctionnement.

La troisième partie traitera de la tolérance aux fautes pour les systèmes dynamiques. Dans cette partie nous introduirons quelques définitions liées à la terminologie utilisée dans ce domaine. Nous présenterons les principes d'obtention de la sûreté de fonctionnement ou nous soulignerons le principe de tolérance aux fautes comme moyen essentiel d'obtention de la sûreté de fonctionnement. Comme le système étudié est un système dynamique (en général sous contrôle), nous introduirons les notions de contrôle tolérant aux fautes comme moyen d'amélioration de la sûreté de fonctionnement.

Dans la quatrième partie, nous présenterons quelques méthodes d'analyse que nous appliquerons au robot pour mettre en évidence l'émergence de certaines fautes.

Les méthodes mises en œuvre sont des méthodes largement répandues dans le domaine de la sûreté de fonctionnement.

Et enfin, une conclusion sera donnée dans la cinquième partie.

## 1.2. Contexte de la robotique industrielle

Le domaine de la robotique est multidisciplinaire, il englobe les champs suivants :

- la construction mécanique pour ce qui est de la structure mécanique articulée,
- l'électronique de puissance pour toutes les motorisations électriques,
- l'automatique pour la modélisation, l'identification, la simulation et le contrôle,
- l'informatique et la micro-informatique pour l'implémentation des différents algorithmes et la conception des architectures matérielles,
- l'intelligence artificielle et la vision artificielle pour la perception de l'environnement, la programmation des tâches et la planification des actions.

Des exigences, liées à une tâche spécifique assignée au robot, imposent de faire fréquemment appel à des domaines annexes liés au contexte de la tâche. Cette pluridisciplinarité interdépendante, qu'il y a lieu de gérer pour concevoir un système robotique, a pour conséquence une complexité dans la conception du robot. La robotique est en ce sens un vaste domaine de recherche. Nous pouvons définir un système robotique comme un système physique faisant intervenir différentes techniques qui permettent de réaliser, de la manière la plus autonome, une tâche complexe, éventuellement d'une nature diversifiée, comparable aux fonctions motrices de l'homme. Par la nature de cette fonction, la structure de base commune aux robots est une structure mécanique constituée d'un ensemble de corps articulés avec leurs moyens de motorisation et leurs moyens de contrôle. Pour la réalisation d'une tâche, le robot est en interaction avec son environnement par l'intermédiaire d'un organe terminal (outil ou préhenseur) qui agit sur cet environnement.

Pour mener à bien cette tâche, il est souvent nécessaire de situer (positionner et orienter) cet organe terminal. La description des mouvements du robot est effectuée par référence à deux espaces :

- l'espace opérationnel, dans lequel, la situation de l'organe terminal est décrite à l'aide de différentes coordonnées exprimées dans le repère de la tâche.



- l'espace articulaire ou l'état du robot est défini par la situation de ses différents corps articulés à l'aide des variables articulaires en nombre  $n$  égal au nombre de degrés de liberté du robot, (robot non redondant).

La pluridisciplinarité a fait que le système robotique est organisé en plusieurs niveaux hiérarchiques. Cette organisation dépend de la tâche du robot et de son degré de perfectionnement. Nous avons adopté une organisation simplifiée illustrée sur le schéma de la figure 1.1. Nous considérons trois niveaux hiérarchiques, qui sont :

- le niveau de la tâche (niveau haut) qui permet, en tenant compte des contraintes de l'environnement, de décrire et décomposer la tâche à réaliser en mouvements simples dans l'espace de cette tâche (espace opérationnel),
- le niveau de l'organe terminal (niveau intermédiaire) qui permet de transformer le mouvement simple, exprimé dans l'espace opérationnel, en un mouvement exprimé dans l'espace articulaire pour le dernier niveau (niveau bas),
- le niveau d'exécution (niveau bas) chargé, par la mise en mouvement des articulations du robot, de mettre l'organe terminal dans une position et orientation spécifiées.

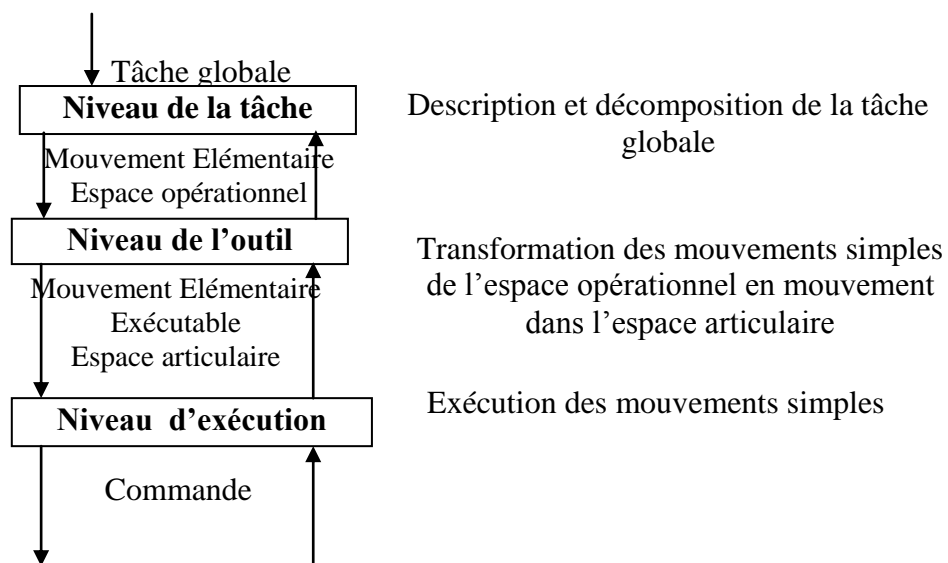


Figure 1.1: schéma simplifié de l'organisation hiérarchique d'un robot

Le premier niveau (ou niveau de la tâche) est peu présent en robotique industrielle. Ce niveau fait souvent intervenir des techniques de l'intelligence artificielle et de la perception de l'environnement.

Le second niveau regroupe les algorithmes exprimant les différents modèles géométriques et cinématiques du robot.

Pour ces deux premiers niveaux, la problématique d'intégration de la sûreté de fonctionnement rejoint en grande partie celle pour les systèmes informatiques considérée dans différents travaux et déjà bien documentée [1], [2], [3].

Le troisième niveau, ou niveau d'exécution, met en relief les sous-ensembles classiques de tout système dynamique, soit l'actionneur, le processeur et le capteur. C'est sur ce niveau que nous avons concentré notre travail en vue d'intégrer certains concepts de sûreté de fonctionnement.

### 1.2.1. Système dynamique et robot

Un système dynamique est caractérisé par trois concepts :

- la fonction à remplir qui correspond à l'objectif pour lequel le système a été conçu. Un système peut avoir plusieurs fonctions qu'il doit accomplir dans des conditions données. Une classification peut être réalisée selon leur degré d'importance conduisant à une certaine organisation fonctionnelle,
- la structure qui caractérise le moyen par lequel le système pourra accomplir la fonction. Elle consiste, généralement, en une organisation matérielle et/ou logicielle de ressources qui peuvent impliquer différentes technologies. Une classification des systèmes peut être réalisée selon leur nature technologique :
  - systèmes électriques ou électroniques, logiques ou analogiques,
  - systèmes thermo hydrauliques,
  - systèmes mécaniques,
  - systèmes informatiques ou de traitement de l'information,
- le comportement qui caractérise la forme d'accomplissement par le système d'une ou de plusieurs fonctions définies par :
  - une vue externe où le système est considéré comme un serveur par d'autres systèmes (utilisateurs) avec lesquels il est en interaction.
  - une vue interne où le comportement du système peut être décrit ou perçu indépendamment des systèmes avec lesquels il est en interaction.

Les outils de description du comportement interne ou externe d'un système sont variés et dépendent du niveau d'abstraction et des intérêts d'étude. Il est possible de définir un comportement relatif à un certain aspect du système. Ce comportement n'est pas

unique, la description du comportement dépend du niveau dans lequel on se place et de l'objectif qui a motivé la description.

L'environnement du système est un concept extrinsèque important qui intervient dans sa caractérisation. Il correspond, d'une manière générale, à tout ce qui est externe au système mais en interaction avec lui.

Un système est dynamique si son comportement évolue dans le temps. Il peut être représenté du point de vue conceptuel par le schéma suivant :



Le comportement du système dynamique traduit donc l'évolution dans le temps des sorties en fonction des entrées ou, d'une autre manière, la relation de causalité entre les entrées (causes) et les sorties (effets). Cette relation constitue le modèle de système. (Elle correspond, pour les systèmes dynamiques, pris dans le sens de l'automaticien, à une représentation mathématique).



Les entrées et les sorties sont pour le système, des grandeurs physiques et pour le modèle, des variables externes quantifiées. Elle revêt donc un caractère informationnel quantitatif sur le comportement du système du fait même de la nature analytique du modèle. Pour le système, cet apport informationnel est réalisé par la connaissance (entrées connues) ou par la mesure (sorties).

Les entrées sont des entrées de commande. Elles sont données ou connues comme étant des sorties d'un autre système permettant leur connaissance : capteurs si elles sont mesurées ou système de calcul si elles sont calculées (système de contrôle). Les entrées sont transformées en grandeurs d'action grâce à d'autres systèmes qui sont les actionneurs. Nous donnons sur le schéma de la figure 1.2 la représentation d'un système dynamique en boucle ouverte.



Figure 1.2: schéma d'un système dynamique en boucle ouverte

En général, la précision que l'on souhaite obtenir impose un contrôle en boucle fermée suivant le schéma classique de la figure 1.3

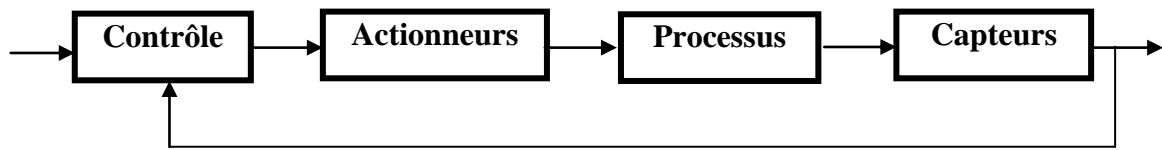


Figure 1.3: schéma d'un système dynamique en boucle fermée

Un système dynamique est finalement caractérisé par :

- la représentation de son comportement par un modèle mathématique,
- Son organisation fonctionnelle générale, indépendante de sa structure matérielle, englobant les trois sous-systèmes : actionneurs, processus, capteurs.
- Son interaction avec un système de contrôle pour l'accomplissement de la fonction désirée qui sera donc une fonction dynamique.

Le robot dispose de ces trois caractéristiques et peut donc être considéré comme un système dynamique. La première caractéristique est essentielle et doit être précisée. Le modèle est une représentation mathématique du comportement du système. Selon la nature mathématique de la représentation, ces systèmes peuvent être ordonnés en plusieurs classes et selon plusieurs critères.

Ces classifications figurent dans la plupart des ouvrages d'automatique des systèmes dynamiques [4]. Pour le robot, la représentation est un modèle dynamique qui peut être obtenu par exemple par le formalisme de Lagrange [cf. chapitre 3]. Il consiste en un système d'équations différentielles non linéaires et peut donc être classé comme un modèle de connaissance continu, déterministe et non linéaire.

Plusieurs formes de représentation sont possibles : la représentation par équations différentielles, la représentation par fonction de transfert ou la représentation d'état. Nous utiliserons la représentation d'état, donné d'une manière générale pour un système dynamique, par le système d'équations (1.1).

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= f(x(t), u(t), \theta) \\ y(t) &= h(x(t), u(t), \theta)\end{aligned}$$

1.1

Où les différents vecteurs sont explicités ci – dessous :

$x(t)$ : vecteur d'état de dimension  $(nx1)$  représentant les variables internes (d'état) du système

$u(t)$ : vecteur des entrées connues du système de dimension  $(qx1)$ ,

$y(t)$ : vecteur des sorties mesurées du système de dimension  $(mx1)$ ,

$f$ : fonction vecteur représentant la relation de sortie,

$h$ : fonction vecteur représentant la relation de sortie,

$\theta$ : vecteur des paramètres dynamiques du système.

$t$ : variable temps

Les relations  $f$  et  $h$  définissent la structure du modèle et sont fonction des entrées, des variables d'état et des paramètres dynamiques.

A chaque instant le vecteur d'état  $x(t)$  décrit l'état du comportement du système. Pour un intervalle de temps  $[t_1 t_2]$ , l'ensemble  $T= \{x(t) / t \in [t_1 t_2]\}$  décrit une trajectoire de comportement du système sur l'intervalle.

Avec ce modèle du robot, nous sommes amenés à considérer les systèmes dynamiques déterministes continus qui représentent une classe importante des systèmes dynamiques.

Nous résumons par le schéma de la figure 1.4 l'objectif de notre étude qui réside en la détection - localisation des défauts sur un robot dans le but de rendre ce dernier tolérant aux fautes. Plusieurs travaux concernent ce sujet [5], [6], [7], [8], [9], [10], [11].

Nous précisons dans le paragraphe suivant le concept de tolérance aux fautes.

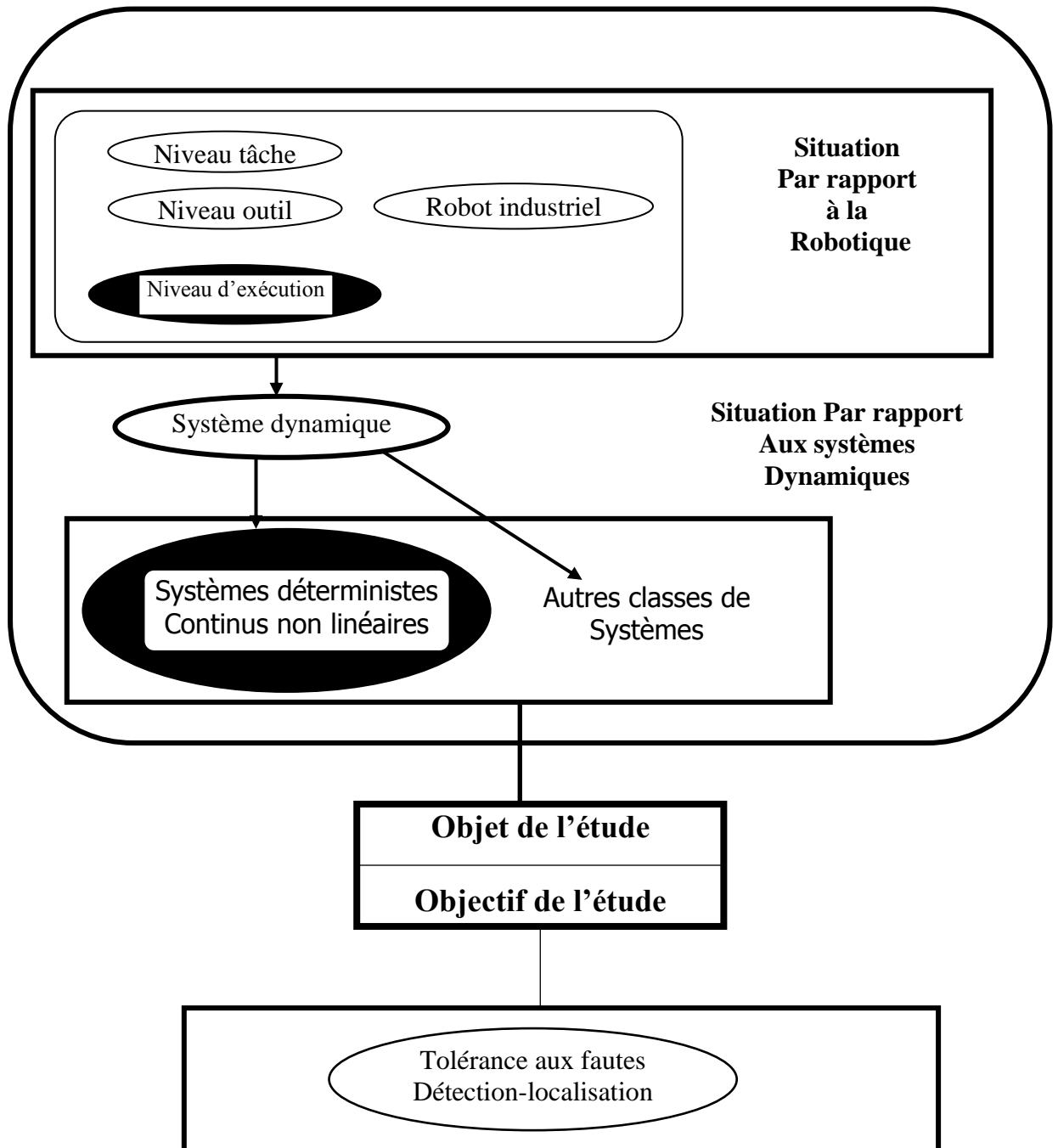


Figure 1.4: schéma de la situation de l'étude

### 1.3. Tolérance aux fautes et systèmes dynamiques

#### 1.3.1 Généralités et terminologies

Plusieurs définitions sont données, dans la littérature, au terme « **faute** ». Pour Laprie, le concept de la faute est étroitement lié à un concept plus général ; celui de la sûreté de fonctionnement.

Laprie [1], [2] définit la sûreté de fonctionnement d'un système comme étant « la **qualité** du service qu'il délivre, qualité telle que ses utilisateurs, puissent lui accorder une confiance justifiée ». Et selon la terminologie consacrée le service délivré par un système est le comportement tel qu'il est perçu par un ou plusieurs autres systèmes particuliers : ses utilisateurs [3]. Il spécifie que les attributs de la sûreté de fonctionnement sont ses mesures, ses entraves et ses moyens d'obtention.

Les mesures essentielles de la sûreté de fonctionnement sont la fiabilité, la disponibilité, la maintenabilité et la sécurité.

Les entraves à la sûreté de fonctionnement sont les défaillances, les erreurs et les fautes. Les moyens d'obtention de la sûreté de fonctionnement sont l'évitement des fautes et la tolérance aux fautes. Les mesures de la sûreté de fonctionnement sont classiquement connues dans la théorie de fiabilité. Les définitions des entraves (toujours selon Laprie) sont données par :

- **la défaillance** du système représente la cessation du système à accomplir sa fonction ou la dégradation de cette fonction par rapport à des performances définies. Donc, la défaillance du système survient lorsque le service délivré dévie du service spécifié, où la spécification du service est une description agréée de ce dernier.
- **L'erreur** est la partie de l'état structurel ou fonctionnel du système ayant provoqué la défaillance en étant différente de ce qu'elle devrait être afin que le système soit en mesure d'accomplir sa fonction. L'erreur peut être latente ou effective.

Remarque :

Le concept d'erreur pris au sens terminologique de la sûreté de fonctionnement ne doit pas être confondu avec l'erreur au sens de l'automatique : écart entre deux grandeurs (erreur dynamique, erreur statique),

Ensuite il donne la définition de la faute

- **La faute** est la cause phénoménologique de l'erreur et elle peut être d'origine :
  - physique, interne ou externe, due à l'environnement

- humaine, commise durant la vie du système de la conception à l'exploitation.

D'autres termes sont généralement rencontrés dans le domaine de détection diagnostic des systèmes dynamiques [12], [13], [14], et qui seront résumés dans ce qui suit] :

**Le défaut** est une déviation non tolérée par rapport à un intervalle de valeurs admissibles d'au moins une caractéristique associée à un processus (variable observée ou paramètre calculé).

Un Défaut conduit généralement à une dégradation du procédé et de ses performances. Il peut provenir essentiellement des actionneurs, des capteurs, du contrôleur ou du procédé lui même.

**La Panne** (failure) : est l'interruption permanente de la capacité à réaliser sa fonction requise

**Le Résidu** ou **l'indicateur de défauts** basé sur l'incohérence entre les informations disponibles (mesures) et les informations théoriques fournies par un modèle.

**Le Symptôme** : traduction d'un changement d'une variable observable par rapport à des valeurs de référence.

**Le Fonctionnement normal** (comportement normal) : il traduit le comportement du système en fonctionnement appartenant à  $n$  ensembles de comportements nominaux pour lesquels il a été conçu. Si ce n'est pas le cas, on parle de fonctionnement anormal.

Donc, Laprie distingue du point de vue terminologique entre les termes : faute, erreur et défaillance, mais il les considère liées par un lien de cause à effet. Lorsqu'une faute survient ou est commise, il y a création d'une erreur latente qui deviendra effective lorsqu'elle sera activée : lorsque l'erreur affecte le service délivré, une défaillance survient.

En d'autres termes, une erreur est la manifestation d'une ou plusieurs fautes dans le système, et une défaillance est la manifestation d'une ou plusieurs erreurs sur le service.

Cette terminologie de Laprie explique la phénoménologie des fautes en s'appuyant sur la vision d'un système en général et dans sa globalité (fonction \_ structure \_ comportement) vu par un observateur externe (utilisateur) et particulièrement l'être humain. Elle est donc utile pour l'analyse, la conception et la maintenance hors ligne des systèmes en général.



En ce qui nous concerne, Nous utiliserons le terme « défaut » lorsqu'il s'agit du diagnostic (détection, localisation, identification...) et le terme « faute » lorsqu'il s'agit de la sûreté de fonctionnement (analyse, évitement tolérance...)

### 1.3.2. Obtentions de la Tolérance aux fautes et systèmes dynamiques

Nous nous intéressons aux moyens d'obtention de la sûreté de fonctionnement d'un système en général, et en particulier un système dynamique continu en considérant son organisation fonctionnelle composé des trois sous- systèmes : actionneurs, processeurs et capteurs. Plusieurs raisons justifient ce choix :

- cette organisation est générale pour les systèmes dynamiques; des éléments généraux d'étude de leur sûreté de fonctionnement peuvent être établis par cette approche
- la plupart des erreurs ont leur origine dans ces éléments,
- le système de contrôle est souvent organisé autour des moyens informatiques qui ont fait l'objet de plusieurs travaux relatifs à l'étude de leur sûreté de fonctionnement.
- Le système de contrôle dans les systèmes dynamiques est le moyen principal de la mise en œuvre de la tolérance aux fautes (contrôle tolérant aux fautes).

Deux approches [15] peuvent être suivies pour l'obtention et l'amélioration de la sûreté de fonctionnement d'un système. La première voie consiste à augmenter le temps moyen entre défaillance par engagement des techniques.

- d'évitement des fautes qui visent à minimiser, par construction, l'occurrence des fautes. Les techniques passent par l'étude détaillée du système et de son environnement et par la mise en œuvre des outils et des méthodes d'analyse des systèmes (modélisation, évaluation, validation). Ces dernières permettent d'éliminer les erreurs de spécification et de conception et de garantir une parfaite adaptation du système avec son environnement. Elles passent aussi par l'emploi d'éléments constitutifs du système fiables, tant sur le plan matériel que logiciel. La prévision de dispositifs matériels spécifiques pour la sécurité du système et, en phase d'exploitation, l'application éventuelle d'une politique de maintenance préventive adaptée.
- de tolérance aux fautes qui visent à assurer la continuité de l'accomplissement de la fonction avec les performances nominales ou dégradées mais tolérables malgré l'occurrence (passée ou présente) de fautes et à limiter leurs conséquences (sachant qu'il est impossible d'éviter toutes les fautes). Cette approche impose de tenir compte de l'occurrence de ces fautes dès l'analyse.

La seconde voie consiste à réduire le temps moyen de réparation, ce qui implique, en particulier, la mise en œuvre de techniques de détection et de diagnostic visant à doter le système de moyens permettant la détection des défauts qui se manifestent sur le comportement et de diagnostiquer (identifier et localiser) ces défauts qui en sont la cause. Les techniques associées à ces deux voies sont complémentaires et peuvent être utilisées d'une manière combinée.

Notre travail est focalisé sur l'obtention de la sûreté de fonctionnement d'un système dynamique particulier qu'est le robot à partir des techniques de tolérance aux fautes, techniques que nous allons préciser ci-après.

### 1.3.3. Techniques de tolérance aux fautes pour les systèmes (dynamiques)

La tolérance aux fautes est basée principalement sur la prévision des actions à mener pour assurer au système la continuité de sa fonction malgré la présence de fautes et, à la limite, d'interdire les situations dangereuses engendrées par ce nouvel état. Sa mise en œuvre passe par le traitement d'erreurs qui peut être automatique ou assisté par un opérateur. Il est au préalable nécessaire de détecter le défaut et de localiser la fonction défaillance ou la partie de la structure qui est à l'origine du défaut. Ce sont les étapes de détection et de diagnostic qui seront reprises en détail au chapitre 2. Celles-ci s'appuient sur deux éléments essentiels : le modèle et les capteurs, compte tenu de leur rôle dans l'apport informationnel sur le comportement du système. Les capteurs font partie de la structure matérielle du système et leur tolérance aux fautes doit être également considérée. L'organisation "actionneur, processus, capteur" d'un système dynamique exprime la réalisation de deux ensembles de fonctions : la fonction « dynamique » qui implique "les actionneurs et le processeur" et la fonction « information » qui implique "les capteurs". La défaillance du système peut concerner l'un de ces deux ensembles.

Le traitement d'erreurs correspond, pour les systèmes dynamiques, à :

- prévoir l'évolution future du comportement vers un état qui provoquera la défaillance du système ou qui mettra en cause sa sûreté de fonctionnement,
- éliminer ou, au moins, atténuer la déviation du comportement obtenu résultant de cet état d'erreur.

Plusieurs questions sont soulevées dans cette approche :

- la déviation du comportement peut elle être reconnaissable et par quel moyen ?
- l'action correspondant à son élimination ou à son atténuation peut elle être également prévue, spécifiée et réalisable ?
- si cette déviation ne peut être reconnue, existe-t-il une possibilité de prévoir l'action qui l'élimine ou l'atténue ?

Réaliser un système tolérant aux fautes implique des réponses aux interrogations posées. Les erreurs, latentes ou effectives, nécessitent deux types de traitement approprié : traitement d'erreur effective et traitement d'erreur latente.

Ces traitements, qui peuvent être complémentaires, dépendent des caractéristiques du système déjà introduits : fonction, structure et comportement, de leur interaction et du niveau d'intervention sur le système.

#### Traitements d'erreurs effectives

Le traitement d'erreur effective consiste à corriger le comportement du système en éliminant l'erreur ou en la rendant latente (masquage) [1] et sans conséquence sur la plan défaillance du système ou avec des conséquences tolérables. Cette correction peut prendre deux formes :

- la correction par recouvrement d'erreur pour ramener l'état erroné de la trajectoire à un état correct. Deux approches sont possibles :
  - la correction par reprise qui consiste à retrouver un état correct connu et préalablement occupé avant que l'erreur ne soit devenue effective. Ceci implique, pour le système dynamique :
    - la prévision d'une mémoire qui garde le passé de la trajectoire sur un horizon de temps suffisant pour entreprendre des actions correctives,
    - la compatibilité de ces actions avec le contexte et les contraintes réelles de l'application,
    - l'existence des moyens pour la réalisation de ces actions, qui peuvent être :
      - une partie ou des éléments du système pouvant être substitués à la partie défaillante pour corriger les erreurs associées aux fautes internes dues à la structure du système,

- des procédures permettant un retour du système vers un état correct (reprise), ce qui implique que la faute n'ait pas affecté toutes les trajectoires réalisables. Cette correction est généralement adaptée aux fautes externes de l'environnement qui dévient le comportement du système sans en affecter la structure ou aux fautes qui affectent des parties de la structure disposant d'éléments redondants permettant la reprise.
- La correction par poursuite qui consiste, à trouver un nouvel état correct n'ayant pas été occupé. Ceci implique la connaissance de l'état futur correct à occuper et une capacité de prédiction du modèle sur un horizon de temps suffisant pour l'entreprise des actions de correction. Les autres implications sont identiques à celle de la correction par reprise et il en est de même pour les moyens d'action. La reprise et la poursuite ne sont pas exclusives et peuvent être utilisées d'une manière complémentaire ; ainsi une ou plusieurs reprises peuvent d'abord être tentées et, si l'erreur effective persiste, une poursuite peut alors être entreprise.
- La correction par compensation d'erreur où l'état erroné contient suffisamment de redondance pour que la transformation soit effectuée à partir des informations contenues dans cet état erroné et d'elles seules.

#### Traitements d'erreur latente

Le traitement d'erreur latente consiste, comme pour l'erreur effective, à rétablir la partie erronée de la structure pour qu'elle puisse accomplir la fonction pour laquelle elle est prévue. Ceci implique l'identification et le diagnostic du défaut et le rétablissement de la structure par des actions de maintenance corrective en ligne (si l'on peut isoler cette partie sans entraîner de perturbation inacceptable sur le fonctionnement) ou hors ligne.

#### Le contrôle tolérant aux fautes

L'une des particularités des systèmes dynamiques, que nous traitons, est qu'ils sont sous contrôle. L'obtention de la tolérance aux fautes obéit aux mêmes principes généraux cités ci-dessus, dans le cadre de la sûreté de fonctionnement des systèmes en général. La particularité que le système et sous contrôle confère à ce dernier un rôle central pour l'obtention de la tolérance aux fautes.

*Le contrôle* consiste classiquement à établir et implémenter les algorithmes de contrôle afin d'atteindre des objectifs et des performances requises du système, celui-ci étant en fonctionnement normal.

Les méthodes et les techniques sont abondantes dans la littérature et elles diffèrent selon leur degré de perfectionnement, la technologie de réalisation (implémentation) et la nature des modèles des systèmes concernés.

*Le contrôle tolérant aux fautes*, par contre, ce contrôle se fixe la problématique générale de contrôler le système et garder un certain degré de performance malgré la présence de fautes (en fonctionnement normal ou anormal). On distingue deux approches : *passive et active*.

- le contrôle passif tolérant aux fautes : Le contrôle passif est essentiellement basé sur les techniques de contrôle robuste. Ces techniques sont souhaitables pour traiter certains types de défaillances structurelles connues et qui peuvent être modélisées comme des régions d'incertitudes autour d'un modèle nominal. Les fautes sont alors prises en compte dans la conception du système de contrôle. Le contrôleur est donc robuste aux défauts prescrits.
- le contrôle actif tolérant aux fautes : le contrôle actif, par contre, réagit activement sur les fautes en reconfigurant la loi de contrôle de manière à maintenir la stabilité et les performances du système. Il prend en compte l'information de la faute explicitement pour la traiter. Il nécessite donc une technique de détection et d'isolation de défauts et une méthode de reconfiguration de la loi de contrôle comme il est indiqué sur la figure 1.5

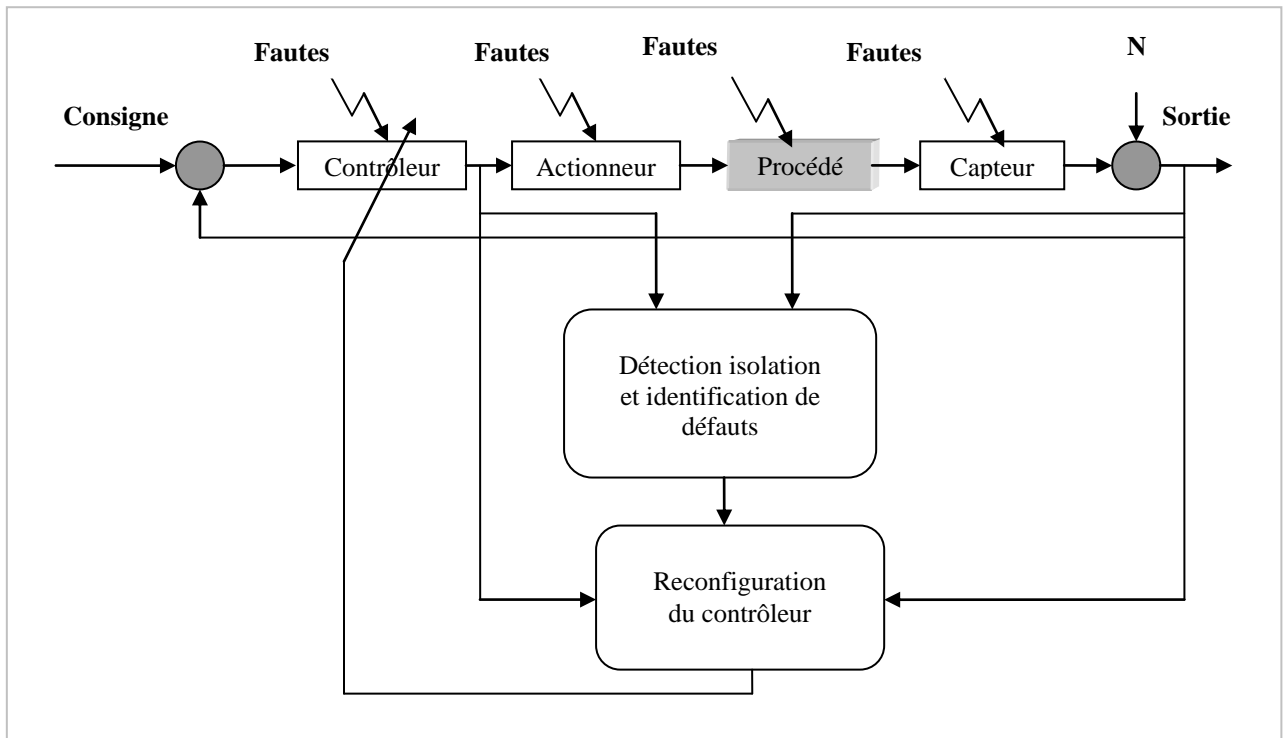


Figure 1.5: schéma général de contrôle actif tolérant aux fautes

## 1.4. Analyse structurelle d'un robot

### 1.4.1 Généralités

L'analyse est une étape critique dont dépend toute la qualité du travail d'obtention ou d'amélioration de la sûreté de fonctionnement du système, Elle guide le choix des solutions et la définition des moyens de mise en œuvre de ces dernières. Il n'existe pas de méthode générale qui convient à tout système, Seul peut être dégagé comme trait dominant le principe d'une approche par raffinements successifs allant du général vers le particulier. Les cheminements successifs de notre cadre d'étude sont rappelés sur le schéma de la figure 1.6.

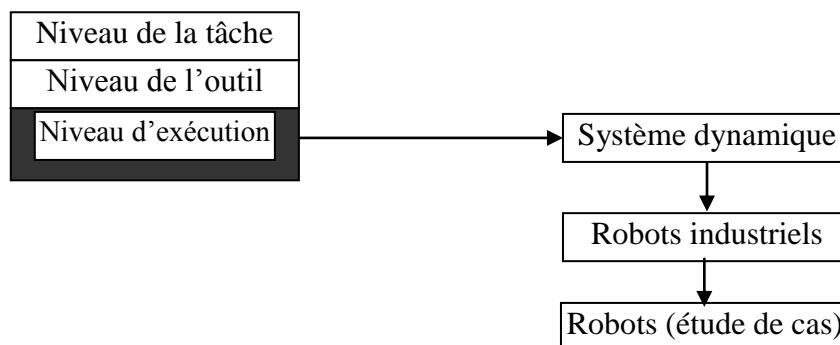


Figure 1.6: schéma du cadre d'étude

Le robot, cible finale de notre étude, est situé en fin de chaîne. Plusieurs méthodes d'analyse sont disponibles telle la méthode de l'analyse des modes de défaillances, de leurs effets (et leurs criticité) AMDE(C), la méthode de l'analyse préliminaire des dangers, le diagramme de fiabilité, les arbres des défaillances (ADF),... etc. Le choix d'une méthode dépend de la nature du système et du degré de la connaissance de ce système.

Reprenons pour le robot les divers niveaux : fonction, structure et comportement déjà considérés pour les systèmes dynamiques.

### La fonction

La fonction du robot consiste, sur le plan dynamique, à assurer son évolution depuis un état de départ connu vers un état final défini, C'est généralement un positionnement et une orientation de l'organe terminal dans l'espace, Cette fonction dépend de l'environnement et du contexte particulier dans lequel doit évoluer le robot.

### La structure

La structure du robot relève de caractéristiques mécaniques, électriques et informatiques et peut varier considérablement d'un robot à un autre, Comme tout système dynamique, on y retrouve les quatre ensembles essentiels suivants :

- La structure mécanique (Le processus) organisée en deux parties distinctes :
  - un organe terminal pouvant être un préhenseur ou un outil,
  - une structure articulée composée de corps souples ou rigides assemblés par des articulations pour former une (des) chaîne (s) cinématique (s). L'articulation d'un robot peut être de type rotoïde (rotation) ou prismatique (translation). Dans le cas des robots rigides à chaîne ouverte simple que nous considérons, chaque articulation est liée à un axe (au sens géométrique) et définit un degré de liberté. Le nombre d'axes est le nombre de degrés de liberté du robot.

La structure mécanique comprend aussi les actionneurs, les capteurs et d'autres composants utilisés tels que les engrenages, les freins, etc.

- Les actionneurs sont les organes qui produisent le couple moteur. Ils assurent le mouvement des différentes articulations et peuvent être de technologies différentes : électrique, hydraulique, pneumatique.

- Les capteurs servent à acquérir les informations sur l'état du robot et de son environnement pour les transmettre au calculateur.

On distingue deux catégories de capteurs:

- Les capteurs proprioceptifs tels les capteurs de fin de courses (capteur photoélectrique, capteur tout ou rien), les capteurs de position (codeurs optiques, potentiomètres...), les capteurs de vitesse (tachymètres) et les capteurs de force.
- Les capteurs extéroceptifs tels les systèmes de vision.

### Le comportement

La modélisation au niveau dynamique a un rôle important pour la simulation et le contrôle du robot. Nous proposons de l'utiliser pour la détection et le diagnostic des défauts. La modélisation consiste à décrire, sous forme d'équations mathématiques, les mouvements du robot. Ce mouvement peut être décrit soit dans l'espace opérationnel, soit dans l'espace articulaire.

L'environnement du robot intervient souvent d'une manière complexe et il est nécessaire d'analyser ses interactions avec le système. Nous considérons un environnement simple et dégagé (sans obstacle) qui constitue l'espace accessible du robot

#### 1.4.2 Méthodes d'analyse

La connaissance des différents aspects d'un système n'a pas, au départ, le même degré de raffinements. La connaissance de la structure matérielle est généralement la plus accessible.

L'analyse de cette partie est facilitée par le fait que de nombreuses méthodes sont disponibles à ce niveau. Nous allons considérer successivement l'analyse des modes de défaillances, leurs effets et leurs criticités (AMDEC) et l'analyse par les arbres des défaillances (ADF).

Le premier travail concerne la décomposition du robot, ensuite sont appliquées les méthodes d'analyse sur le plan structurel qui permettent de déterminer les faiblesses et les possibilités de modification de structure pour la tolérance aux fautes.

Nous avons adapté ces méthodes en prenant en compte l'aspect comportemental que nous avons intégré dès le départ dans le tableau AMDEC. Nous présenterons la façon d'appliquer et de mener l'analyse sur un cas précis qu'est le robot.



### 1.4.2.1 Décomposition du robot

Nous considérons un robot à  $n$  degrés de liberté de type rotoïde ou prismatique et motorisé par  $n$  moteurs électriques à courant continu et aimants permanents. Les moteurs sont équipés de réducteurs et certains sont également équipés de freins. La mesure de position de chaque axe est réalisée grâce à un codeur optique (codeur absolu) solidaire de l'arbre moteur. Un convertisseur tension courant est prévu pour chaque moteur avec asservissement de courant.

Le domaine accessible au robot est fixé par les valeurs de débattement de chaque axe. Des capteurs de fin de courses sont prévus sur chaque axe pour interdire au robot de sortir de son domaine de travail.

Nous pouvons effectuer la décomposition du robot en considérant son organisation matérielle. Le robot est vu comme un ensemble de corps articulés et la décomposition est effectuée simplement par le recensement des composants de chaque axe. Cette décomposition est donnée sur le tableau ci-dessous

Constituants	Convertisseur	Moteur	Arbre de transmission	Accouplements	Réducteur	Frein	Fin de course	Capteurs
Axe $i$	*	*	*	*	*	(*)	*	*

Remarque :

- (\*) Le frein ne concerne pas tous les axes  
Le socle n'est pas pris en compte.

Nous pouvons aussi effectuer la décomposition en respectant le découpage général déjà avancé (actionneurs, processus, capteur) et en détaillant chaque sous – système. Cette forme de décomposition est résumée sur le tableau ci-dessous.

Sous systèmes	Actionneurs	Processus	Capteurs
Constituants	Convertisseurs, moteurs	Système de transmission, accouplements, réducteurs	Capteurs de vitesses et de positions

La première forme de décomposition est à caractère matériel (physique) ; de ce fait, les composants de chaque axe sont recensés indépendamment de leur fonction.

La deuxième forme de décomposition revêt un caractère fonctionnel ou seuls apparaissent les composants relatifs à la fonction dynamique du robot. Ainsi les freins et les capteurs de fin de course ne sont pas pris en considération par cette décomposition, étant donné qu'ils sont liés à la fonction 'sécurité' du robot.

#### 1.4.2.2 Analyse des modes de défaillances et de leurs effets AMDE (C)

L'AMDEC est une méthode d'analyse qui permet de recenser pour chaque composant les conséquences de chaque mode de défaillance sur le fonctionnement du système dans le cadre d'une application donnée. La démarche est inductive. A partir d'un mode de défaillance d'un composant et de la structure fonctionnelle du système est dégagée la relation qui existe entre cette défaillance et la dégradation éventuelle du service délivré.

Les résultats (fonctions, modes de défaillances, causes et conséquences) sont résumés dans le tableau 1.1 ci-après. Ces résultats ne sont pas exhaustifs, ils résument les cas les plus vraisemblables établis sur la connaissance générale des systèmes et à partir de certains documents sur les circuits électriques, les moteurs et les systèmes mécaniques.

Compte tenu du caractère dynamique du système, il est nécessaire de considérer son comportement et les liens avec les structures matérielles et fonctionnelles pour traiter les problèmes de détection et de diagnostic des défauts.

Nous avons apporté certains aménagements à l'application de la méthode et nous avons organisé le tableau AMDE en deux blocs.

- l'un concerne la structure du système et reprend les colonnes classiques de l'AMDE (colonnes 1 à 6).
- L'autre concerne le comportement et inclut cet aspect dès le départ de l'analyse (colonnes 7 à 10). Cette décomposition permet de prendre en compte les différentes façons de lier la structure et le comportement.

Le comportement des composants est représenté par un modèle global qui est le modèle dynamique du robot. Il est important de constater que si la structure a été décomposée, le comportement ne l'a pas été. Il doit être raffiné et c'est l'objet de la modélisation abordée dans le chapitre 3.

Le deuxième renseignement qui peut être déduit des tableaux concerne la criticité des composants. Nous avons classé les composants par rapport à leur rôle dans

l'accomplissement de la fonction du système. Par l'AMDEC, on peut les classer de nouveau suivant l'importance de la conséquence de leur défaillance. On distingue :

- Les composants primaires dont, la défaillance peut entraîner la défaillance du système.
- Les composants secondaires dont, la défaillance n'entraîne pas la défaillance du système.

On peut donc, à partir de ces deux critères de classification, déduire une criticité qualitative des composants :

- tout d'abord les composants fonctionnels et primaires liés à la fonction dynamique tels l'actionneur, le système mécanique et les capteurs,
- ensuite les composants non fonctionnels et secondaires tels les freins et les capteurs de fin de courses.

Structure							Comportement		
Désignation	Fonction	Mode de défaillance	Cause possible	Effet global	Effet global	Paramètre	Entrée	Variable mesurée (sortie)	Modèle
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Socle	Supporte la structure du robot	Non pris en compte							Non considéré
Convertisseur	-alimente le moteur - régule le courant moteur	- Court – circuit -Circuit ouvert -Détérioration - Entré fausse	-Connections -perte D'alimentation Composant interne -Contrôleur	Oui : arrêt si circuit ouvert risque de l'axe avec frein si celui ci est en panne Dégradation des performances globales	Défaillance totale Dégradation		Tension	Non Considérée	
moteur	Assure le couple d'entraînement du bras	Electrique idem que le convertisseur - mécanique	Bobinage grillé -alimentation coupée -défaut des balais température entretien rupture défaut géométrique	Même effet que le convertisseur	Même effet que le convertisseur	K : constante du couple moteur	Non considérée	Non considérée	Modèle dynamique

Arbre de transmission	Transmet le couple moteur	Rupture défaut géométrique	Fabrication montage	Inefficacité du couple moteur défaillance totale survitesse vibration					
Accouplement	Relie axe de sortie moteur et axe entre réducteur	Rupture défaut géométrique	Fabrication montage						
Réducteur	Réduit la vitesse de sortie du moteur à la vitesse d'entraînement	Défaut de dent défaut géométrique	Fabrication Montage Entretien			N : rapport de transmission		Position q et vitesse q	Modèle dynamique ou d'état
capteur	Mesure position et vitesse et Transmet les informations	Défaut de dérive, biais i, linéarité Absence de mesure	Interne (composant) Connexion électrique ou mécanique ou (montage, calibration) Mauvaise fixation .... Adressage	Influence le contrôle et la détection					Modèle d'état
Fin de course	Détecte le dépassement Coupe alim. si dépassement	Ne détecte pas le dépassement ou ne coupe pas	Butée mécanique usée contact électrique contrôle	Endommagement sécurité	Débattement dépassé				

Frein à manque de courant	Maintient l'axe bloqué à l'arrêt	Couple de freinage non assurée	Perte caractéristiques ordre de freinage non transmis	Endommagement sécurité	Effondrement				
------------------------------------	-------------------------------------	-----------------------------------	---	---------------------------	--------------	--	--	--	--

Tableau 1.1 : Tableau AMDE(C)

### 1.4.2.3 Analyse par l'arbre des défaillances

L'analyse par l'arbre des défaillances est une méthode d'analyse déductive. Partant d'un événement indésirable unique et bien défini, elle permet d'établir les combinaisons d'événements qui conduisent à la réalisation de cet événement indésirable. Cette analyse s'appuie sur une représentation graphique des combinaisons d'événements qui placent le système étudié dans un état défaillant. Ainsi l'arbre est initialisé par un événement de départ donné et fournit les différentes séquences d'évènements conduisant aux divers états de sortie associés.

Cette analyse permet de déterminer les chemins les plus critiques et les points faibles du système vis-à-vis d'une défaillance particulière. Les combinaisons de défaillance sont prises en compte. Une analyse quantitative est également possible pour établir la probabilité d'apparition de l'événement indésirable.

Le tableau AMDEC avait fourni des informations sur l'importance relative des composants, fonctionnels ou non, primaires ou secondaires. L'arbre de défaillance du robot complète ces informations. Nous l'avons utilisé pour classer les composants selon leur importance dans la fonction du système global en retenant trois critères résumés par les trois règles qualitatives suivantes que nous justifierons plus loin :

- 1 - règle de la distance hiérarchique : un composant est plus important qu'un autre si sa distance par rapport au sommet (racine de l'arbre) est plus petite.
- 2 - règle de l'opérateur : si deux composants se trouvent au même niveau, celui qui est suivi par l'opérateur logique OU est plus important que celui suivi par l'opérateur ET.
- 3 - règle de la causalité : dans la structure physique, le composant en amont est plus important que celui qui le suit. Ce critère permet de raffiner la classification en considérant combien de fois un composant peut être la cause de défaillance. On peut par exemple remarquer que le convertisseur de puissance intervient comme cause directe de la défaillance du robot, de celle du moteur et de celle du système de transmission.

Nous avons retenu pour événement indésirable l'échec du robot dans l'accomplissement d'une tâche.

Trois causes sont possibles :

- défaillance du robot due à sa structure même (mécanique, électrique) ;
- mauvaise définition de la tâche par les niveaux supérieurs (planification de la tâche),

- environnement imprévisible ou l'échec de la mission est dû à la mauvaise modélisation ou perception de l'environnement.

Considérons la première cause, soit la défaillance du robot. Celle-ci est provoquée par la défaillance de l'un de ses axes. D'après le tableau AMDE, quatre événements indésirables élémentaires sont possibles :

- perte d'un degré de liberté, la cause est la défaillance de l'un des  $n$  axes,
- perte du contrôle : la cause est la défaillance d'un capteur, Notons que la défaillance d'un seul capteur peut, dans le cas général, entraîner la perte de contrôle du robot entier et non pas d'un seul axe,
- Dépassement des limites de débattement, la cause est la combinaison de deux événements ; la défaillance de la fin de course et la présence d'une donnée dépassant la valeur limite de débattement,
- Effondrement qui ne concerne que certains axes soumis à l'effet de la pesanteur et qui est provoqué par la défaillance du frein dans une situation de manque de courant sur ces freins.

Les événements de base sont de deux types :

- les événements « défaillance d'un composant » au niveau considéré : e1, e2, e3, e4, e5, e7, e8, e9.
- les autres événements qui peuvent être des « défaillances externes » dues à l'environnement ou au système de contrôle : (présence d'une donnée dépassant les limites de débattement pour le capteur de fin de course e6, manque de courant e10 ou autres événements non considérés dus essentiellement aux erreurs du contrôle e11.

Par rapport aux critères précités, il est possible de classer les composants par ordre décroissant de criticité comme suit :

- le capteur (e8)
- le convertisseur (e1)
- le moteur (e2)
- les éléments de transmission (e3, e4, e5)
- le frein et le capteur de fin de course (e7, e10)



Remarque :

L'application des critères de classement trouve sa justification :

- pour le premier critère, par le fait que l'arbre de défaillance est lui même une hiérarchie et qu'il est normal d'ordonner les éléments d'une hiérarchie selon leur rang.
- Pour le deuxième critère, par la fait que la défaillance d'un élément suivi par un opérateur OU est suffisante pour produire l'effet alors que celle suivi par ET doit être combinée à un ou plusieurs autres événements pour produire l'effet.
- Pour le troisième critère, par le fait que l'arbre des défaillances relate le chemin de causalité entre les événements de bas et événement indésirable. Si on cherche la cause de l'événement indésirable- perte d'un degré de liberté – il apparaît que la défaillance du convertisseur peut expliquer toutes les défaillances intermédiaires mais peut aussi être la cause directe de la défaillance du robot, les autres éléments étant sains.

Un classement des composants peut être effectué à partir de L'AMDEC. Nous avons exploité cette méthode mais nous avons aussi utilisé l'arbre de défaillances pour ordonner les composants par degré d'importance, en fixant les critères de classification.

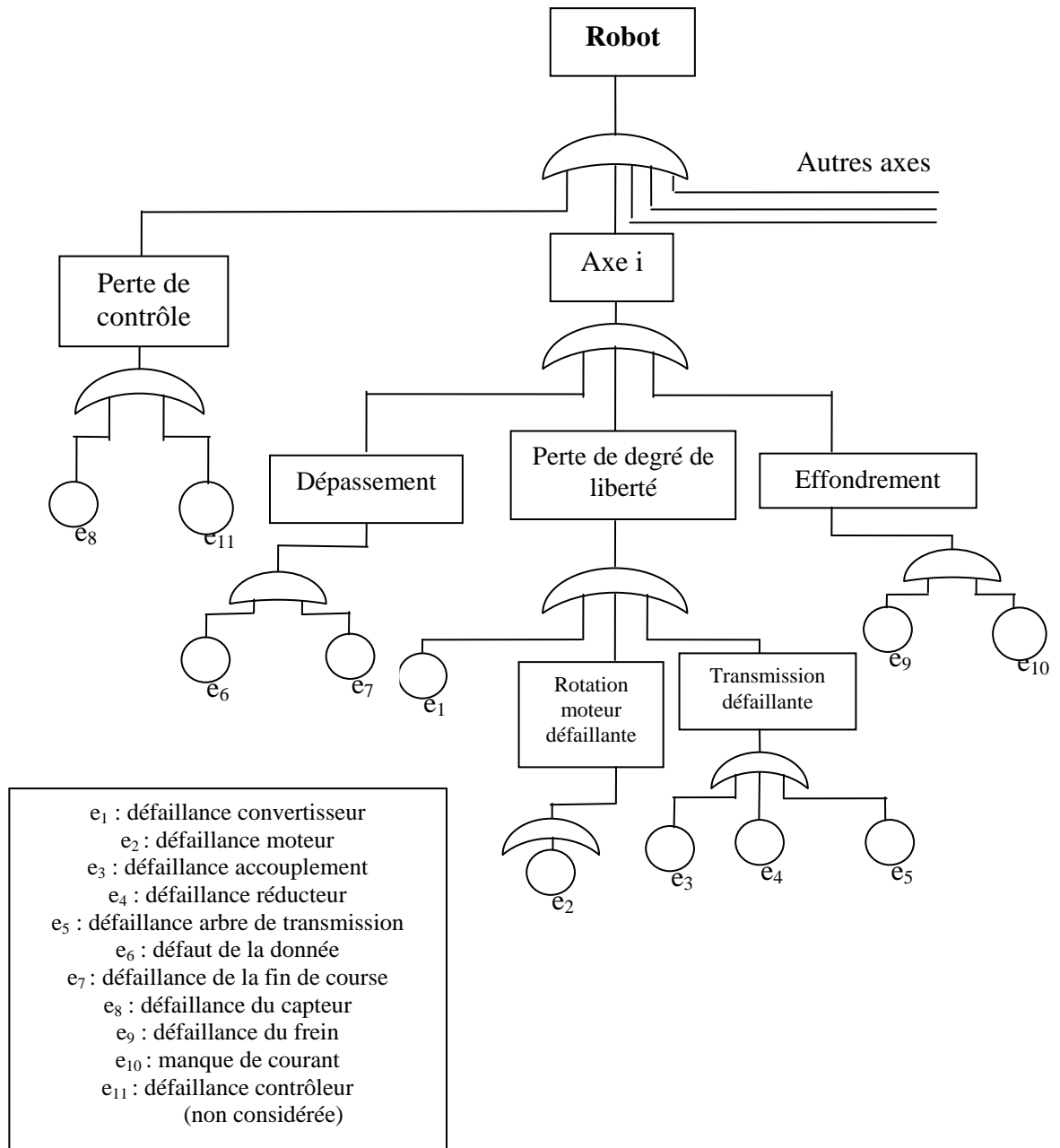


Figure 1.7 : arbre de défaillance

### 1.5. Conclusion :

Les développements menés dans ce chapitre avaient pour objectif de définir la problématique traitée dans notre travail. Nous abordons les problèmes de réalisation de la tolérance aux fautes dans les architectures de robot et nous considérons les premières étapes de cette réalisation : les aspects détection et localisation des défauts.

Les solutions d'amélioration de la sûreté de fonctionnement sont essentiellement basées, pour la tolérance aux fautes des systèmes dynamiques, sur les principes de redondance.

La démarche que nous proposons pour la recherche de ces solutions débute par une analyse structurelle du système par les différentes méthodes précitées permettant de classer les composants suivant la décomposition retenue en fonction du degré d'importance. Les entraves à la mise en œuvre d'une solution basée sur la redondance sont de plusieurs natures :

- contraintes technologiques du composant concerné, telles les contraintes de faisabilité, d'encombrement, etc,
- contrainte économique par rapport à l'apport de la solution (efficacité, coût),
- contraintes de complexité et de qualité, surtout celles liées aux conséquences de la conception de la structure sur le système global, notamment sur la modification ou la conception du système de contrôle.

Dans ce contexte nous nous sommes d'abord intéressés à la caractérisation du robot comme système dynamique continu en considérant les formes de décomposition de celui ci en niveaux hiérarchiques et en montrant comment les niveaux concernés se rapportaient aux systèmes dynamiques.

Nous avons précisé les concepts de tolérance aux fautes et les principes de leur application aux systèmes dynamiques. Dans la quatrième partie nous proposons une décomposition fonction - structure- comportement et nous mettons en évidence des méthodes de l'AMDEC et de l'AdF. La criticité de certains composants a été soulignée et notamment celle des capteurs et convertisseurs de puissance. Ces résultats sont essentiels pour établir des solutions matérielles de reconfiguration (principalement architectures redondantes) et assurer la continuité du service délivré en présence de fautes.

L'identification des défauts possibles durant l'étape d'analyse et la prévision des solutions sont des étapes essentielles dans l'optique d'une reconfiguration automatique. Un point fondamental réside en l'élaboration d'algorithmes de détection des défauts et de diagnostic, étape qui sera développée dès le prochain chapitre.

## **CHAPITRE 2**

### **DETECTION ET DIAGNOSTIC DES DEFAUTS DES SYSTEMES DYNAMIQUES**

#### 2.1. Introduction

Le but de ce chapitre est de présenter une revue de synthèse des techniques de détection-diagnostic dans les systèmes dynamiques. Nous soulignerons l'importance de la connaissance sur le système observé. Cette connaissance est l'un des facteurs les plus importants dans le choix d'une méthode ou d'une technique de diagnostic.

Ces méthodes sont essentiellement liées aux techniques de l'intelligence artificielle, de la reconnaissance des formes et de la théorie de l'automatique. Étant donné que le cas de notre étude est un robot et que la connaissance que nous en avons se traduit par un modèle analytique, nous avons jugé que les techniques de l'automatique sont les plus adaptées.

Cependant ce modèle analytique est non linéaire. Les techniques de l'automatique qui sont bien adaptées pour les systèmes linéaires, ne peuvent pas convenir parfaitement pour garantir des performances acceptables. Nous avons complété ces techniques analytiques par une modélisation neuro floue afin d'améliorer la précision de détection et d'identification des défauts.

Quatre parties composent ce chapitre. Après l'introduction, nous donnons, dans la deuxième partie les principes généraux des méthodes de détection et de diagnostic qui distinguent la connaissance globale de la connaissance instantanée. Nous présentons ensuite de façon succincte les méthodes de détection diagnostic liées aux techniques de l'intelligence artificielle et de la reconnaissance des formes. Les techniques et les méthodes liées à l'automatique sont présentées d'une manière plus détaillée, précisément celles basées sur la redondance analytique. Enfin, nous terminons par une conclusion.

#### 2.2 Définition du diagnostic

Plusieurs définitions existent pour décrire le « diagnostic »; le groupe de travail diagnostique du pôle automatisation intégrée du groupement de recherche C.N.R.S définit celui-ci comme étant un processus à trois phases [16] :

- détection du mode de fonctionnement,
- qualification du mode de fonctionnement,
- décision à partir de la reconnaissance du mode de fonctionnement.

Dans les travaux liés à l'intelligence artificielle, le diagnostic est défini, en général, comme étant un acte intelligent qui consiste à trouver les anomalies de fonctionnement d'un processus plus ou moins complexe et dans la mesure du possible, les causes qui en sont à la base [17]. Les définitions données sont généralement des définitions suggestives de la méthode adoptée pour le diagnostic. La définition du pôle Automatisation intégrée suggère déjà la méthode de la reconnaissance des formes ou le diagnostic devient un processus de classification d'une observation par rapport à un ensemble de classes prédéfinies. Une autre définition, davantage liée à l'intelligence artificielle, considère le diagnostic comme un acte intelligent qui a pour objectif de lier des symptômes à leur cause. La multitude des définitions montre qu'une définition formelle et consensuelle n'existe pas. Nous allons, à notre niveau, établir progressivement quelques caractéristiques d'un système de diagnostic (tentative de spécification plutôt que de définition) en nous appuyant sur les aspects (fonction, structure et comportement) du système observé.

Un système de diagnostic est comparable à un système de contrôle dans la mesure où il est spécifié et conçu en fonction du système sur lequel il s'exerce. Une différence existe cependant : le système de contrôle est actif et réagit directement sur le système par un « ordre de contrôle » alors que le système de diagnostic informe sur l'état du système. La fonction du système de diagnostic est une *fonction d'information passive*. Ce système est comparable à un système d'information classique des systèmes dynamiques (capteurs). Une autre différence existe avec le système de contrôle ou celui d'information. Ces derniers sont conçus pour le système dans son état « normal » (système sans défaut) alors que le système de diagnostic doit être conçu pour ce système dans un état « anormal » (avec occurrence de défaut). L'information apportée par les capteurs est une information de constat alors que l'information apportée par le diagnostic est une information de constat et de jugement (un capteur informe, par exemple, sur la valeur d'une grandeur alors que le diagnostic juge cette valeur).

Le système de diagnostic et le système observé sont associés par un double lien : un lien de connaissance et un lien de communication.

### Le lien de connaissance

Le lien de connaissance correspond à la connaissance globale ou « a priori » sur le système telle qu'elle est désignée par certains auteurs [16], [18]. La qualité du diagnostic dépend du degré de raffinement et d'approfondissement de la connaissance sur l'état anormal du système. Selon les exigences du diagnostic, le raffinement et l'approfondissement de la connaissance peuvent être sans limite. Ces exigences peuvent concerner la localisation de la fonction défaillance parmi les fonctions du système (localisation fonctionnelle), la localisation de la partie de la structure du système origine du défaut (localisation structurelle), l'identification du type du défaut (identification), la détermination de la sévérité ou les conséquences du défaut... etc. La quantité, la qualité et la nature de cette connaissance sont les facteurs principaux qui interviennent dans la conception d'un système de diagnostic. La difficulté essentielle dans la conception d'un système de diagnostic réside donc dans la disponibilité, la complexité et la possibilité d'exploitation de cette connaissance.

### Le lien communication

Ce lien correspond à la connaissance instantanée. C'est un lien direct entre le système observé et le système de diagnostic qui permet de procurer à ce dernier les informations sur le système observé d'une manière continue. Il est donc matérialisé par la transmission des informations fournies sur les signaux d'entrées et des sorties du système. Le rôle des capteurs est donc encore mis en évidence dans le diagnostic alors que ces éléments font aussi partie du système. Le nombre de capteurs et leur distribution dans l'architecture du système jouent un grand rôle sur la conception du système de diagnostic. Le système de diagnostic dépend aussi du mode de lien avec le système observé. Si ce lien est permanent (en particulier s'il existe durant le fonctionnement du système), le diagnostic est dit en ligne. Par contre, si ce lien n'est établi que lors de l'arrêt du système le diagnostic est alors dit hors ligne. Ce diagnostic peut impliquer certaines actions (mesure, déconnexion d'un fil, démontage d'un bloc, etc.) et est exclu de notre étude car non directement lié à la tolérance aux fautes. La connaissance et les informations sur le système sont exploitées pour la conception du système de diagnostic en essayant de concilier les exigences du diagnostic et les limites de cette connaissance. Le système de diagnostic informe sur :

- l'état du système, normal ou anormal (détection du défaut).

- la localisation de la partie fonctionnelle ou structurelle défaillante du système (localisation).
- la nature du défaut (identification), sa sévérité et éventuellement ses conséquences.
- l'évolution future du défaut,...

Ces fonctions sont caractérisées par un niveau de profondeur et de finesse dans la distinction des défauts selon leur type. Ces exigences font la complexité de la conception d'un système de diagnostic.

Le système de diagnostic est un système d'information à destination d'un utilisateur qui peut être un opérateur, un autre système ou les deux. Pour ce qui est de la tolérance aux fautes, l'information de diagnostic est à destination d'un autre système. Celui ci utilise l'information de diagnostic pour déterminer les actions à entreprendre.

Un système de diagnostic reçoit et fournit une information. Il est informé sur le comportement du système observé, informe sur l'état de ce système et réalise le traitement de l'information acquise pour élaborer l'information à transmettre. Plusieurs fonctions sont à mettre en œuvre : détection, localisation et identification. La spécification de ces fonctions dépend de l'objectif du diagnostic, des contraintes ou des limites de la connaissance, des moyens mis en œuvre et, surtout, du contexte du système observé. Nous résumons sur le schéma de la figure 2.1 la situation des éléments de connaissance intervenant dans la conception d'un système de diagnostic.

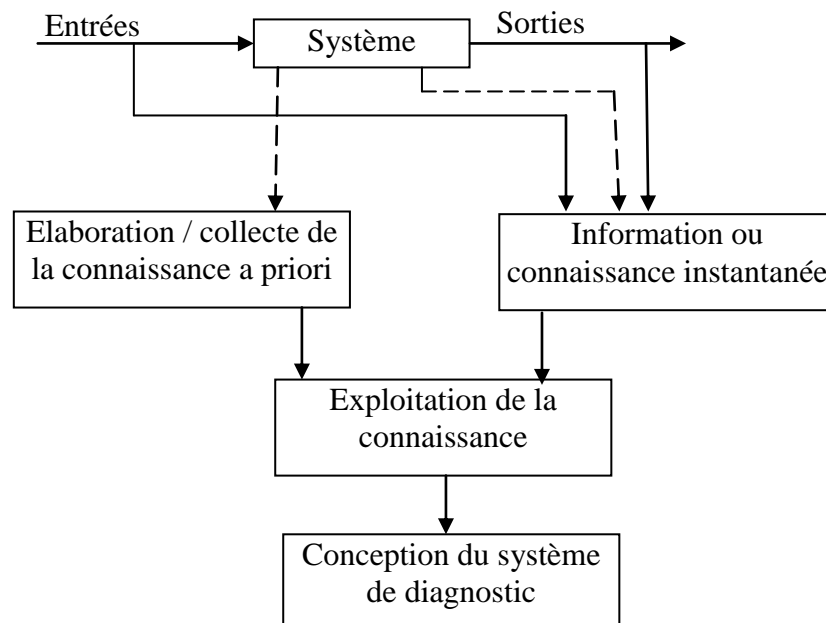


Figure 2.1: Connaissances de conception d'un système de diagnostic

Nous présentons dans le paragraphe suivant les principales méthodes et techniques intervenant dans un système de diagnostic.

### 2.3 Généralités sur les méthodes de détection et de diagnostic.

Le système de diagnostic réalise une fonction d'information. Son organisation fonctionnelle implique un ensemble d'algorithmes et sa structure est celle d'une architecture informatique.

Plusieurs travaux de synthèse et d'application sur les méthodes de détection et de diagnostic ont été présentés [20], [21], [22]. La classification de ces méthodes peut être faite selon plusieurs critères, on peut distinguer trois catégories :

- celles dont, la source de connaissance est l'expertise. La connaissance des experts est collectée sous formes empiriques,
- celles dont, la source de connaissance du système est un modèle et qui peuvent à leur tour être classées selon la formulation par modèle analytique ou par modèle symbolique.
- celles utilisant des données historiques sur le passé du comportement du système ou statistiques sur les comportements d'une population de systèmes.

Les méthodes à base d'expertise et à base de modèle symbolique sont généralement liées à l'utilisation des principes de l'intelligence artificielle [25], [26], tandis que les méthodes à base de modèle analytique sont, elles, souvent liées à l'utilisation des techniques de la théorie de l'automatique. Les méthodes à base de données et de classification sont, par contre, associées à l'utilisation des principes de la reconnaissance des formes.

Dans l'approche à base de classification, les observations sur le système physique sont directement acquises et classifiées pour élaborer le diagnostic. Ces approches ne sont pas exclusives, elles peuvent être utilisées d'une manière combinée selon la nature, l'importance du système et l'objectif attendu du diagnostic. Néanmoins, certaines sont plus favorables dans certaines applications. La nature de la connaissance sur le système est l'un des éléments principaux pour le choix d'une technique.

En ce qui concerne notre travail, la connaissance à priori sur le robot, comme pour les systèmes dynamiques, est représenté par un modèle analytique [23]. Cette représentation a orienté notre choix vers les méthodes de l'automatique que nous allons développer au paragraphe 2.3.3. Dans le paragraphe suivant, nous donnons quelques aperçus sur les techniques de l'intelligence artificielle et de la reconnaissance des formes.



### 2.3.1 Techniques de l'intelligence artificielle

Un point commun des travaux issus des techniques de l'intelligence artificielle [17], [27], réside dans le fait que le diagnostic est vu comme un processus intelligent basé sur des modèles de connaissance et de raisonnement qui sont inspirés de la connaissance et de raisonnement humain. Le diagnostic est perçu comme un système informatique et souvent comme un système expert.

Le diagnostic à base des méthodes de l'intelligence artificielle passe par la forme de représentation de la connaissance sur le système et sa capitalisation pour l'exploiter à des fins de diagnostic. Selon la source de la connaissance, on peut classer ce diagnostic en deux catégories : le diagnostic à base d'expertise et le diagnostic à base de modèles.

#### 2.3.1.1. Diagnostic à base d'expertise

Dans ce type de diagnostic une connaissance de la relation directe entre les symptômes et les dysfonctionnements du système est nécessaire. Cette connaissance généralement empirique est basée sur l'expérience des spécialistes (experts de maintenance, concepteurs du système). Le diagnostic est généralement accompli de deux façons :

- En faisant correspondre l'effet (symptômes observés) à la cause (défaut) par examen d'une table de décision préétablie (dictionnaire de défauts) L'AMDEC peut être utilisée pour ce type de diagnostic.
- Par la recherche du (des) chemin (s) qui lie (ent) l'événement observé (indésirable) à la cause (événement élémentaire) dans un arbre de diagnostic. La méthode de l'arbre des défaillances peut être utilisée dans ce type de diagnostic.

#### 2.3.1.2. Diagnostic profond ou à base de modèles

La connaissance pour le diagnostic profond à base de modèles est procurée par un modèle structurel et fonctionnel du système. Un modèle profond est un modèle qui permet, à partir d'un ensemble donné de paramètres et de signaux, de déduire le comportement propre du système et de prévoir les effets de leurs changements sur le système. Les principales méthodes de ce diagnostic sont basées sur le raisonnement causal, la suspension des contraintes et le raisonnement à base de cas.

### Le raisonnement causal

C'est une technique de l'intelligence artificielle développée sur la base de la modélisation d'un système dans laquelle le raisonnement causal joue le rôle central. Le système dynamique est représenté par un graphe causal [26] pour lequel :

- les nœuds représentent les variables, les conditions d'alarmes ou les origines (défauts).
- les arcs représentent les relations de causalité entre les nœuds.

Une variable  $x$  et une variable  $y$  sont liées par un arc s'il existe une relation de causalité entre les deux variables. L'arc est orienté de la variable cause vers la variable effet.



Le comportement du système est décrit par un modèle qualitatif qui est une relation qualitative entre la variable qualitative cause et la variable qualitative effet. Cette représentation a l'avantage de ne nécessiter que peu d'information pour représenter la connaissance. Des travaux ont proposé la notion de fonction de transfert qualitative (FTQ) pour représenter le comportement du système et [28], pour raffiner la description du comportement du système et surtout pour traiter l'aspect temporel qui caractérise les systèmes dynamiques continus. Dans cette modélisation, chaque variable est représentée qualitativement dans un espace-quantité où le "0" correspond sa valeur nominale et où le pas (ou seuil de discrétisation) est la valeur minimale d'une évolution de la variable en deçà de laquelle on considérera cette évolution comme non significative.

La notion classique de la réponse d'une variable est remplacée par l'évolution de celle-ci. Cette évolution ou réponse d'une FTQ à un signal d'entrée est construite comme l'approximation par une fonction affine par morceaux de la réponse d'une fonction de transfert classique au même signal d'entrée. L'intervalle de temps pendant lequel la variable évolue d'une façon constante est appelé épisode. La rupture de pente correspond à une modification significative du comportement de la variable : c'est un événement. Un événement est caractérisé par sa date d'occurrence  $t_0$  ; la variation de la pente en  $t_0$  et la variation de l'amplitude en  $t_0$ . Une évolution est donc perçue comme une suite d'évènements ordonnés chronologiquement.



Ce modèle est utilisé en simulation pour reproduire le comportement de référence du système. La simulation dépend de la modélisation adoptée pour décrire le comportement du système. D'une manière générale, elle est menée en faisant évoluer dans le temps le modèle qualitatif par la propagation des influences, selon leur sens, d'un état qualitatif à un autre état qualitatif et selon le cycle :

- choix d'un état qualitatif qui consiste à déterminer la valeur qualitative de toutes les variables,
- évolution du comportement du système vers un nouveau état qualitatif par l'examen des transitions qui entraîneront une évolution vers des états qualitatifs.

La simulation génère un diagramme d'états décrivant les comportements futurs possibles du système. L'algorithme est arrêté lorsqu'un état stable ou cycle est atteint.

Les résultats de la simulation servent à la détection et au diagnostic. Le diagnostic consiste généralement à :

- comparer les variables de sorties obtenues par la mesure ou l'observation du système à celles obtenues par la simulation du modèle qualitatif du système,
- détecter les conflits entre le comportement réel du système (ou une partie du système) et le comportement de référence obtenu par simulation du système,
- interpréter les conflits détectés (écarts) pour donner le diagnostic par l'analyse de ces conflits et la détermination de leurs origines.

### La suspension des contraintes

Cette technique est basée sur :

- la description de l'organisation fonctionnelle et structurelle du système effectuée à l'aide d'un langage construit en utilisant les concepts de :
  - module : boîte noire représentant un constituant du système,
  - port : point d'entre ou de sortie pour le module.
  - Terminaison : point de mesure où peut être récupérée l'information. (Un module comprend au moins deux terminaisons : une à la sortie et une ou plusieurs à l'entrée. Deux modules sont assemblés par la superposition de leurs terminaisons).

- la description du comportement du système physique pour élaborer le diagnostic.

Le comportement est décrit, en explicitant l'ensemble de différentes relations (contraintes) individuelles. Les contraintes sont exprimées par deux catégories de règles :

- les règles de simulation qui expriment les relations directes (causalité).
- Les règles d'inférences qui expriment les relations inverses (conséquences).

### Le diagnostic

Le diagnostic est basé sur l'application des règles de simulation et des règles d'inférences pour la mise en cause (ou l'incrimination) de certains composants du système (dits candidats). La procédure du diagnostic est formée par les trois étapes suivantes :

- Détection : recensement des différences entre le comportement observé et le comportement attendu. Ceci donne les symptômes de dysfonctionnement du système.
- Génération des candidats : détermination des candidats potentiels par l'intermédiaire de dépendances pour chacune des différences.
- Détermination de la consistance des candidats par une technique appelée suspension ou relaxation des contraintes.

Cette méthode a été développée pour le diagnostic des circuits électroniques numériques auxquels elle est bien adaptée, notamment pour la décomposition hiérarchique fonctionnelle et physique. Elle a été aussi appliquée aux systèmes dynamiques continus tels le diagnostic d'un moteur électrique [29]. Cette technique qui permet de lier respectivement les différents aspects du système a pour inconvénient majeur la complexité due à la décomposition du système en modules et la multitude des chemins de propagation des défauts.

### Le raisonnement à base de cas

L'originalité du raisonnement à base de cas [30] réside dans le fait qu'il utilise comme principe de base le modèle de la mémoire humaine tel qu'il a été présenté dans les travaux récents de la psychologie. Le principe est de « résoudre les nouveaux problèmes en adoptant des solutions qui ont été utilisés pour résoudre des anciens problèmes ». Face à un problème nouveau, il est rare que l'être humain raisonne d'une manière théorique sur les différentes manières possibles de se comporter dans une situation donnée. Il se fie à ses propres expériences passées sur l'univers réel, pour le guider. Il adapte et adopte ce qu'il a appris auparavant et se réfère à cette connaissance (expérience) pour réagir à des situations nouvelles.

La stratégie générale de cette technique est résumée dans les principes suivants :

- Se souvenir " est ce que ce problème a été vu auparavant ?"

- Si c'est le cas, réutiliser les anciennes solutions.

La procédure suivie est alors :

- 1- identifier le cas : chercher les cas appropriés mémorisés dans une « librairie » et qui sont les plus proches du cas de la situation actuelle,
- 2- adopter la solution déjà appliquée avec succès la dernière fois, l'essayer.  
Si elle répond à la situation actuelle alors la retenir, sinon, modifier la solution afin de l'adapter à la situation actuelle et essayer à nouveau, lorsque la solution modifiée fonctionne, la mémoriser comme un nouveau cas.
- 3- après plusieurs expériences, généraliser le cas.

Enfin, le raisonnement à base de cas est une autre possibilité d'exploiter la connaissance pour l'application au diagnostic.

### 2.3.2 Technique de la reconnaissance des formes

Appliquée à d'autres domaines qui lui étaient spécifiques tels que la reconnaissance de la parole, de l'écriture et la vision, la reconnaissance des formes est apparue comme technique de diagnostic dans plusieurs domaines [16]. Un problème de diagnostic peut être résolu par la reconnaissance des formes s'il est formulé d'une manière adaptée. Cette formulation exploite le fait que le fonctionnement peut être associé à plusieurs modes. Deux modes de fonctionnements sont facilement identifiables : le mode normal et le mode anormal. Le diagnostic consiste alors à reconnaître le mode de fonctionnement. Cette reconnaissance est effectuée selon la démarche de la reconnaissance des formes et consiste, sous forme résumée, à effectuer les opérations suivantes :

- définir une forme : paramétrisation,
- définir des objet-types (ou classes de modes de fonctionnement) c'est l'apprentissage,
- définir des algorithmes pour décider à quel mode de fonctionnement type (objet-type) appartient un mode de fonctionnement observé : c'est la décision.

On distingue deux types de reconnaissance des formes : la reconnaissance des formes structurelles et la reconnaissance statistique. C'est cette dernière qui est utilisée en diagnostic. En reconnaissance des formes statistique, une forme est un ensemble de caractères représentée par un vecteur  $x$  de  $d$  composantes  $x_i$ ,  $i = 1, \dots, d$ . La valeur du  $i^{\text{ème}}$  caractère est la  $i^{\text{ème}}$  composante du vecteur  $x$ . Dans le cas idéal, une classe est un point

défini dans l'espace et une nouvelle forme observée se confond avec l'un de ces points prédéfinis, le problème de reconnaissance des formes est alors trivial.

A cause des bruits, on définit une zone géométrique pour chaque objet-type. Le problème de la reconnaissance de formes est l'obtention de frontières entre les classes et, selon sa position par rapport à l'ensemble des frontières, un nouveau point  $x$  sera associé à une des classes parmi  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M$ . C'est l'opération de classification ou de discrimination. La définition des frontières doit s'appuyer sur un indice de performance, généralement la probabilité de mauvaise classification.

La paramétrisation consiste à définir le vecteur des paramètres par le choix d'un espace de représentation (sélection des caractères). Ce choix consiste à trouver un espace de représentation des observations de dimension inférieure à la dimension initialement choisie (réduction de l'information), sans affaiblissement marqué de la pertinence de l'information et la séparabilité des classes.

L'apprentissage consiste à définir les différentes classes de la forme (l'objet) et à fixer les paramètres de chaque classe pour connaître les frontières qui les séparent. Il constitue donc la connaissance a priori nécessaire à tout système de reconnaissance des formes.

En résumé, un problème de reconnaissance des formes nécessite :

- le choix d'un espace de représentation (paramétrisation),
- la définition précise des  $M$  classes entre lesquelles le choix est effectué.

Plusieurs méthodes existent pour définir les classes et peuvent être regroupées en deux catégories :

- les méthodes de classification hiérarchique,
- les méthodes de classification non hiérarchique.

La procédure d'un système de reconnaissance de formes est schématisée sur la figure 2.2.

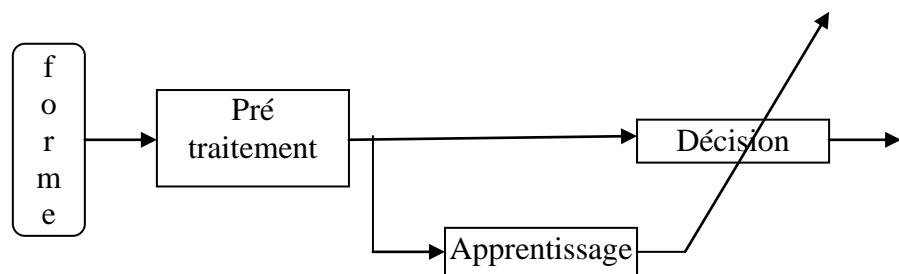


Figure 2.2: procédure de reconnaissance des formes

Le vecteur forme rassemble les paramètres observés sur le système et utilisés pour le diagnostic. Ces paramètres ont été choisis pour leur pertinence vis-à-vis de la résolution du problème posé. Aucune méthode algorithmique n'existe pour en régler le choix. Nous avons présenté l'idée directrice dans l'application de la reconnaissance des formes pour le diagnostic. Les développements sont en pleine extension surtout en ce qui concerne les techniques d'acquisition et de traitement de l'information, la classification et l'amélioration de la qualité de la décision en utilisant les réseaux neuronaux et la reconnaissance des formes floues.

### 2.3.3. Techniques de la théorie de l'Automatique

#### 2.3.3.1. Introduction

Nous désignons par techniques de l'automatique, les techniques pour lesquelles la représentation de la connaissance a priori utilisée est de la même forme que celle utilisée pour les applications classiques de l'automatique dans les systèmes dynamiques; c'est à dire l'identification, la simulation et le contrôle. Cette représentation est basée sur la modélisation pour l'obtention d'un modèle analytique qui représente le comportement du système.

Une autre caractéristique de ces méthodes de diagnostic est qu'elles s'appuient en général sur les techniques de l'automatique telles que l'estimation d'état et l'identification des paramètres. La différence réside dans l'objectif d'emploi.

Le lien d'information est assuré par des capteurs généralement prévus pour le contrôle. La conséquence est le changement de la structure de la relation de sortie pour le diagnostic par rapport à celle du contrôle. On peut aussi admettre que le modèle adopté pour le diagnostic, soit différent de celui du contrôle. Ceci confère à cette technique la caractéristique numérique de la connaissance et de l'information que ce soit sur le plan d'acquisition de l'information ou de son traitement ; il existe donc une compatibilité directe entre l'information et son traitement contrairement à la technique de l'intelligence artificielle ou une étape de qualification de l'information est nécessaire ainsi qu'une étape de qualification du modèle.

Ces techniques ont été appliquées dans différents domaines en particulier les domaines à risque tels que l'aéronautique, le nucléaire et d'autres domaines tel que les systèmes de production [19], [21], [24]. Les techniques de l'automatique nécessitent un

modèle analytique qui est généralement disponible car il est aussi utilisé pour les besoins classiques de l'automatique (simulation, identification et contrôle).

### 2.3.3.2. Le modèle

Nous avons vu dans le premier chapitre que le comportement normal d'un système dynamique peut être reflété par un modèle analytique. L'intérêt du modèle pour la détection et le diagnostic réside dans le fait que l'information sur le comportement interne du système établie à partir des sorties mesurées, peut être également fournie par le modèle analytique. On dispose d'information redondante sur le comportement du système, celle donnée par les mesures et celle déduite du calcul utilisant le modèle.

L'apparition d'un défaut sur le système affecte le comportement observé du système rapporté par les capteurs mais n'intervient pas sur le comportement déduit du modèle qui reste normale. La comparaison entre les deux images permet de déceler les conflits (décalages) entre les deux informations et de décider si un défaut est survenu, comme il est montré sur la figure 2.3

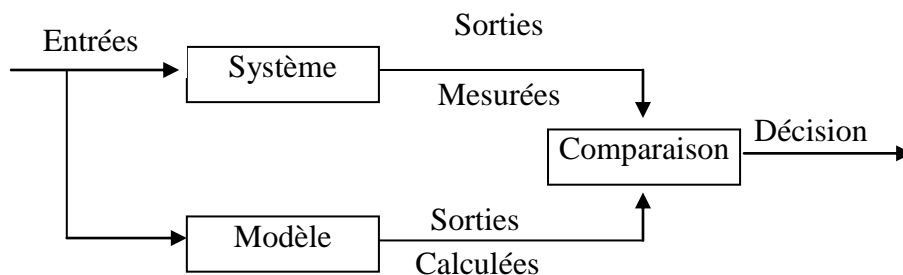


Figure 2.3: schéma de détection par modèle

Sur le plan analytique, le modèle doit contenir la connaissance du comportement du système. Dans son emploi pour la détection et le diagnostic, ce modèle est soumis à des traitements et calculs. La particularité des traitements et les performances de l'outil de calcul peuvent introduire des erreurs ou bruits de calcul (erreurs de troncature et d'arrondis). La complexité du modèle pour répondre au besoin d'un modèle exact du système peut introduire une complexité des calculs et amplifier aussi les erreurs de calcul. Un compromis doit donc être trouvé entre la représentation fidèle du comportement et la robustesse des traitements numériques.



### 2.3.3.3 Les capteurs

Les capteurs ont un rôle important dans la réalisation d'architectures tolérantes aux fautes. Ils interviennent pour établir l'information sur les sorties du système, destinées au système de contrôle pour l'élaboration des signaux de commandes. Ils interviennent aussi comme capteurs dédiés pour assurer directement la détection [31].

La détection et le diagnostic des défauts sont basés sur les informations fournies par les capteurs. Ces informations doivent être sûres (crédibles). Les capteurs peuvent pourtant être affectés par des défauts et l'information qu'ils fournissent est porteuse de bruits de mesures. Un degré d'immunité des capteurs est indispensable. La détection et la localisation des défauts des capteurs apparaissent donc comme le premier souci d'une procédure globale de traitement d'erreurs. D'une manière simple, le scénario est le suivant :

- une information est erronée et l'origine de l'erreur est identifiée comme étant le capteur,
- une information est erronée et son origine est identifiée comme n'étant pas le capteur,
- une information n'est pas erronée alors que le capteur est défaillant.

### 2.3.3.4 Défauts et comportement des systèmes dynamiques.

Nous avons montré dans le paragraphe précédent que la connaissance d'un modèle traduisant le comportement normal suffit pour la détection. Ce modèle est appelé modèle de référence. Pour élaborer un diagnostic, la détection, quoique nécessaire, n'est pas suffisante. Il faut aussi localiser le composant ou la partie de la structure porteuse d'erreur ou encore la fonction défaillante du système.

D'une manière générale, il faut avoir le maximum d'informations pour élaborer un traitement judicieux de l'erreur. Pour les techniques de l'automatique, le défaut est vu comme un changement inattendu dans le système tel la défaillance d'un composant (défaut interne) ou la variation inattendue de conditions de fonctionnement du système (défaut externe).

Ces défauts peuvent, en plus des perturbations et des bruits, affecter chaque sous-système (actionneurs, processus, capteurs), comme il est indiqué sur le schéma de la figure 2.4. La possibilité de diagnostic dépend du modèle de référence pour détecter les défauts. Elle dépend aussi du nombre des capteurs, de leur architecture dans le système et du degré de connaissance sur les défauts pour les autres fonctions de diagnostic. Il devient souvent indispensable pour le diagnostic de disposer, en plus du modèle de référence (de comportement normal), d'un ou plusieurs modèles de défauts qui servent en plus de

modèle de référence à caractériser le défaut en déterminant sa “ signature ”. Cette signature peut concerner la localisation du défaut (sous système ou composant défaillant) ou son identification (type, amplitude, cause).

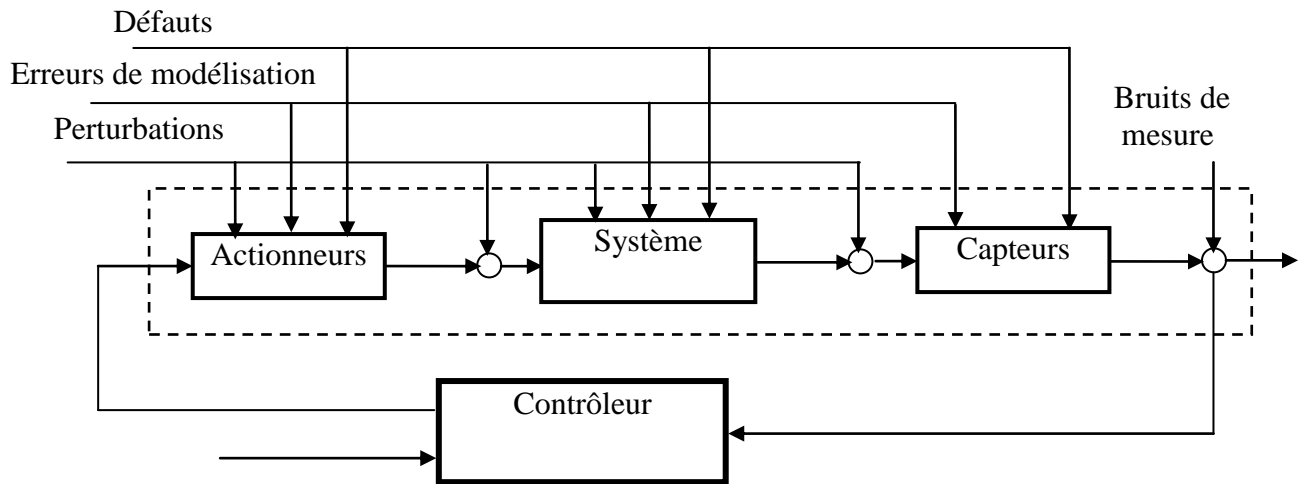


Figure 2.4: défauts sur le système

La méthode d'obtention du modèle de référence est généralement connue, il n'en est pas de même pour le modèle de défauts, les processus qui génèrent les défauts sont inconnus et dépendent aussi de la structure du système considéré.

Dans la littérature, les auteurs ont considéré par rapport à la structure, trois types de défauts qui sont tout simplement les trois constituants du système dynamique :

- celles qui affectent les actionneurs (défauts actionneurs) : ces défauts représentent une perte partielle ou totale de l'action de contrôle,
- celles qui affectent les capteurs (défauts capteurs) : elles représentent une lecture erronée des mesures par les capteurs qui équipent le système et qui peuvent être aussi partielles ou totales,
- celles qui affectent le processus (défauts processus) : elles sont les défauts qui affectent les composants du système lui-même. Elles représentent des changements intolérables dans les paramètres du système dus à des endommagements physiques. Ces défauts sont très nombreux et elles sont les plus difficiles à traiter pour le diagnostic ou le contrôle.

On peut aussi considérer les défauts qui affectent le contrôleur. Mais, celui-ci est généralement considéré fiable voir figure 2.4. Les défauts du contrôleur, vu la nature

technologique sont traités par d'autres méthodes (électronique numérique et informatique). Nous pouvons alors exclure le contrôleur du système à surveiller. Les entrées de ce dernier sont donc les entrées actionneurs.

En fait le système à surveiller, dans ce cas, est assimilable au système en boucle ouverte. De façon générale, nous pouvons considérer que toute partie du système global, où seraient disponibles des entrées et sorties, peut être isolée et surveillée.

Ils ont aussi considéré, par rapports au comportement du système de types de défauts pour la modélisation : Les défauts additifs et les défauts multiplicatifs. Dans ce qui suit, nous allons donner la représentation de ces deux types de défauts pour un système linéaire. Soit le système linéaire non perturbé décrit en comportement nominal (normal) par les équations :

$$S_{nom} : \begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx \end{cases} \quad 2.1$$

- *Les défauts multiplicatifs* : cette modélisation est fréquemment utilisée pour la modélisation des défauts actionneurs et les défauts capteurs. Pour les défauts actionneurs on a

$$u^f = u + (I - F_A)(\bar{u} - u)$$

$$\text{Où } F_A = \text{diag}\{[fa_1, fa_2, \dots, fa_m]\}; fa_i \in R$$

De cette manière  $fa_i = 0$  représente une panne totale de l'actionneur  $i$  (l'actionneur est bloqué à la valeur incontrôlable  $\bar{u}(i)$ )

$fa_i = 1$ , on retrouve le comportement normal du système (l'actionneur  $i$  fonctionne normalement :  $u^f = u$ ), dans l'intervalle  $]0[1[$  on a des défauts intermédiaires (partielles) des actionneurs et le système avec défauts est représenté d'une manière générale par

$$S_{formula} : \begin{cases} \dot{x} = Ax + BF_A u + B(I - F_A)\bar{u} \\ y = Cx \end{cases} \quad 2.2$$

Pour les défauts capteurs on a

$$y^f = y + (I - F_C)(\bar{y} - y)$$

$$F_C = \text{diag}\{fc_1, fc_2, \dots, fc_p\}, fc_i \in R$$

$$S_{\text{mul}} : \begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = F_C Cx + (I - F_C)\bar{y} \end{cases} \quad 2.3$$

Et le modèle général

$$S_{\text{mul}} : \begin{cases} \dot{x} = Ax + BF_A u + B(I - F_A)\bar{u} \\ y = F_C Cx + (I - F_C)\bar{y} \end{cases} \quad 2.4$$

- *Les défauts additifs* : le système avec défauts peut être modélisé par le système d'équations

$$S_{\text{add}} : \begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu + K_d f_d \\ y = Cx + K_c f_c \end{cases} \quad 2.5$$

Les dimensions des vecteurs  $f_d$  et  $f_c$  doivent être connues et dépendent de la structure du modèle de référence, de la structure du système (nombre d'actionneurs et de capteurs et des composants du processus), de l'organisation fonctionnelle et structurelle de ces éléments.

- *Défauts des composants* : ces défauts représentent le cas le plus général, car elles comprennent tout défaut affectant un composant du système (y compris les actionneurs et les capteurs). Elles peuvent être représentées par la variation des éléments de chaque matrice dans le modèle d'état du système

$$S_{\text{nom}} : \begin{cases} \dot{x} = A(f)x + B(f)u \\ y = C(f)x \end{cases} \quad 2.6$$

En fonctionnement normal, ces défauts sont nuls et on retrouve le modèle normal.

### Quelques remarques sur la modélisation additive et multiplicative

La représentation additive est plus générale que la représentation multiplicative. Dans la représentation additive les défauts actionneurs et les défauts des composants du système sont représentées comme étant une même catégorie de défauts. La représentation multiplicative peut prendre une large variété de défauts 'actionneurs' et capteurs mais elle

ne peut pas représenter les défauts ‘composants’. La représentation par le modèle est plus générale mais difficile à manipuler pour la détection et diagnostic où la méthode de détection diagnostic par estimation des paramètres est utilisée. Généralement la représentation additive est préférable pour la détection diagnostic par estimation d’état et la représentation multiplicative est préférable pour le contrôle tolérant aux fautes.

Ces différentes représentations sont données lorsque le système est représenté par un modèle d’état linéaire. Mais d’une manière générale, les défauts pourront être prises en compte dans la représentation d’état du modèle du système dynamique (donnée au chapitre 1) :

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= f(x(t), u(t), \theta, f) \\ y(t) &= h(x(t), u(t), \theta, f)\end{aligned}\tag{2.7}$$

#### 2.3.3.5. Détection et diagnostic par les techniques de l’automatique

Plusieurs travaux de synthèse sur les techniques de détection et de diagnostic des systèmes dynamiques basées sur la théorie de l’automatique ont été publiés [32], [33] [34] [35].

Ces techniques de l’automatique visent à :

- détecter les défauts, c’est à dire décider de l’occurrence de défauts par le fait que le modèle de référence n’est plus représentatif du comportement réel du système,
- localiser le défaut par la détermination des défauts qui sont apparues en indiquant la fonction ou la partie de la structure erronée du système.

Aussi, ces techniques peuvent être classées en deux catégories essentielles : celles de la redondance analytique et de l’estimation des paramètres. Les deux techniques sont basées sur l’analyse de l’effet observable du défaut sur le comportement du système.

Les techniques de la redondance analytique s’appuient sur l’hypothèse suivante : le défaut qui intervient sur le système a un effet sur le comportement de celui-ci et implique une variation d’une ou de plusieurs variables d’état. La forme d’altération du vecteur d’état constitue une « signature » qui peut indiquer la nature, l’origine et l’amplitude du défaut. Si les variables d’état sont accessibles à l’observation par la mesure ou l’estimation, on peut détecter le défaut et éventuellement donner un diagnostic (en général la localisation u défaut), voir figure 2.5.

Deux approches principales peuvent être utilisées pour la détection et le diagnostic par la redondance analytique :

- l'approche de l'espace de parité [36], [37], [38],
- l'approche des observateurs ou des estimateurs d'état [39], [40] [41] [42] [43] [44].

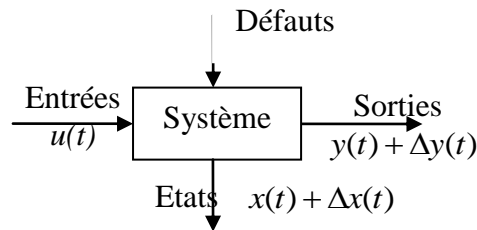


Figure 2.5: effets des défauts sur les variables d'état

Les techniques d'identification s'appuient sur une hypothèse semblable à celle énoncée pour la redondance analytique. Le défaut qui intervient sur le système influe sur le comportement de celui-ci et implique une variation d'un ou de plusieurs paramètres intervenant dans le modèle de comportement du système. La forme de modification du vecteur des paramètres a été altérée et constitue une « signature » capable de fournir des informations sur la nature, l'origine et l'amplitude du défaut, voir figure 2.6.

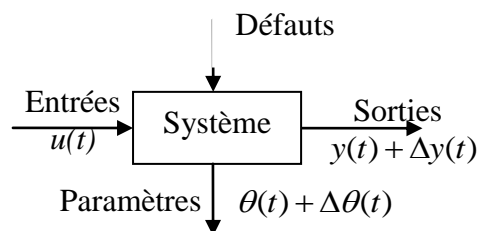


Figure 2.6: effets des défauts sur les paramètres

Ces techniques sont essentiellement basées sur les méthodes d'estimation des paramètres (identification) [45] et utilisent un modèle d'estimation des paramètres qui permet la comparaison avec les valeurs normales (nominales) des paramètres. Les valeurs normales doivent être préalablement connues.

Les techniques de l'automatique sont basées essentiellement sur la possibilité de reconstruire, à partir du modèle, des variables mesurées en sortie et des entrées connues, les variations des variables d'état ou les variations des paramètres. Cette possibilité dépend de la quantité et de la nature des informations disponibles (entrées connues et sorties mesurées) ainsi que du modèle et de la qualité de la modélisation.

Il n'existe pas de méthode générale applicable à tous les systèmes dynamiques quel que soit la structure du modèle.

Les méthodes de l'identification des paramètres peuvent être appliquées à des systèmes non linéaires en adoptant la méthode d'identification convenable. Cependant elles s'appliquent de préférence lorsque le modèle peut être écrit sous forme linéaire par rapport aux paramètres. Dans les deux paragraphes suivants, nous détaillons successivement les techniques de la redondance analytique pour les systèmes linéaires déterministes et les techniques d'identification pour un modèle linéaire par rapport aux paramètres.

#### 2.3.3.6. Procédure de détection et diagnostic par redondance analytique

Nous présentons la procédure générale et les principales techniques basées sur le modèle d'état, utilisées pour la détection et le diagnostic des défauts dans un système dynamique linéaire déterministe. D'une manière générale, la procédure de détection et de diagnostic par redondance analytique se fait en deux étapes: la génération des résidus et la prise de décision.

- la génération des résidus : les résidus ou les indicateurs de défauts sont des grandeurs quantitatives qui traduisent les conflits entre le comportement réel du système et le comportement déduit du modèle par confrontation entre les variables mesurées et celles calculées. La génération de résidus correspond à l'ensemble des traitements numériques qui utilisent les entrées connues, les variables mesurées et le modèle analytique du système,
- la prise de décision : c'est la deuxième étape dans une procédure de détection et de diagnostic par redondance analytique. Elle consiste en un ensemble de méthodes et de procédures à mettre en œuvre pour prendre une décision sur la détection ou non de l'erreur.

Le schéma de la figure 2.7 représente l'architecture d'un tel système de diagnostic.

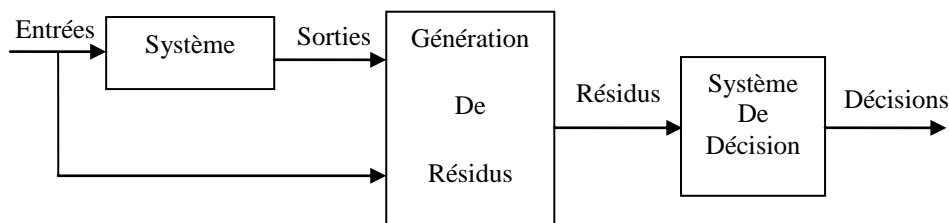


Figure 2.7: architecture générale d'un système de diagnostic

- Le système de génération de résidus

Ce système est l'élément de base dans un système de détection et de diagnostic par redondance analytique. Il sert à observer le comportement du système physique par l'acquisition en ligne des informations relatives au comportement réel du système à travers les sorties mesurées ou observées et à traiter ensuite ces informations par différentes procédures en utilisant le modèle du comportement du système pour générer les résidus.

- Le système de décision

Ce système utilise les résidus générés pour décider de l'occurrence ou non du défaut, de son instant d'apparition etc. La stratégie de décision est essentiellement basée sur des tests sur les résidus pour la détection du défaut et sur la combinaison des résidus pour déduire une signature du défaut contenant l'information de diagnostic. Il n'y a pas de stratégie de décision générale pour tout système. La stratégie de décision est directement liée à la procédure de génération de résidus et dépend de la façon avec laquelle cette procédure a été conçue pour le système de diagnostic.

Dans le paragraphe suivant, nous allons présenter, pour les systèmes linéaires les principales techniques de génération de résidus par redondance analytique que sont les techniques de l'espace de parité et des observateurs d'état pour le diagnostic.

### Espace de parité

La technique de l'espace de parité est la technique de génération de résidus qui paraît la plus spécifique au diagnostic [46]. C'est à elle que la désignation de la redondance analytique a été donnée par analogie aux principes de la redondance matérielle déjà connus. Le principe de la redondance est simple. Lorsqu'on a un vecteur  $y(m \times 1)$  de valeurs représentant les mesures des valeurs physiques d'un vecteur  $x(m \times 1)$  et que ces valeurs sont liées par un ensemble de relations algébriques :

$$y = Cx + \varepsilon \quad 2.8$$

$C$  : Matrice d'information de dimension  $m \times n$

$\varepsilon$  : Bruit des mesures

Alors, si on peut déterminer une matrice  $\Omega$  telle que  $\Omega C = 0$  : on obtient le vecteur  $P$  telle que  $P = \Omega y = \Omega \varepsilon$



La détermination de la matrice  $\Omega$  est possible lorsque  $m > n$ , c'est-à-dire lorsque le nombre de mesures est plus grand que le nombre des valeurs à mesurer ou, d'une autre manière, s'il existe des mesures redondantes. Ces mesures peuvent être obtenues par redondance matérielle (multiplication des capteurs) ou par redondance analytique (calcul des valeurs à partir du modèle).

L'espace engendré par les lignes de la matrice  $\Omega$  est orthogonal à l'espace des mesures et est dit espace de parité. La matrice  $\Omega$  est la matrice de projection et son choix n'est pas unique. Le vecteur  $P$  est le vecteur de parité simple et sa dimension ( $m-n$ ). Dans le cas où il n'y a pas de défauts, le vecteur de parité dépend uniquement du bruit. Dans le cas où il y'a occurrence de défauts, le système de mesure peut être représenté par un biais de mesure :

$$y = Cx + \varepsilon + \beta_j \quad 2.9$$

Où  $\beta_j$  est un vecteur dont toutes les composantes sont nulles sauf pour l'élément  $j$  qui correspond au composant défaillant. Dans ce cas, le vecteur de parité est donné par la relation :  $P = \Omega\beta_j + \Omega\varepsilon$

Il indique donc la présence du défaut. Cette technique est dénommée la redondance directe. Elle est surtout utilisée pour la détection et la localisation des défauts capteurs.

La notion d'espace de parité simple a été généralisée à des systèmes décrits par des relations différentielles exprimées en fonction du temps. Elle conduit à l'espace de parité généralisé. La technique associée est appelée redondance dynamique ou temporelle. Cette généralisation est basée sur l'exploitation des relations entre les historiques des entrées connues des actionneurs et les sorties des capteurs. Ceci peut être effectué en utilisant la représentation par fonction de transfert [47], [48], ou la représentation d'état [36].

La redondance dynamique peut être utilisée pour la détection et la localisation des défauts capteurs ou actionneurs.

Nous donnons ici la procédure de génération des résidus par la technique de l'espace de parité en utilisant la représentation d'état.

Soit le système linéaire décrit dans l'espace d'état par :

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) &= Cx(k) \end{aligned} \quad 2.10$$

Ou :  $A$  est une matrice  $n \times n$ ,  $n$  est l'ordre du système

$B$  est une matrice  $n \times q$ ,  $q$  est le nombre d'actionneurs

$C$  est une matrice  $m \times n$ ,  $m$  est le nombre de capteurs

Le vecteur de parité généralisé  $P(k)$  est donné par la relation dite de parité généralisée [37]:

$$P(k) = \Omega[Y(k, n_j) - \mathbf{B}U(k, n_0)] \quad 2.11$$

Avec :

$$Y(k, n_j) = \begin{bmatrix} Y_1(k, n_1) \\ \vdots \\ Y_m(k, n_m) \end{bmatrix} \quad U(k, n_0) = \begin{bmatrix} u(k) \\ \vdots \\ u(k + n_0) \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad Y_j(k, n_j) = \begin{bmatrix} Y_j(k) \\ \vdots \\ Y_j(k + n_j) \end{bmatrix}$$

$j$  allant de 1 à  $m$

La matrice  $\mathbf{B}$  est donnée par :

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} B_1(n_1) \\ \vdots \\ B_j(n_j) \\ \vdots \\ B_m(n_m) \end{bmatrix} \quad \text{Où} \quad B_j(n_j) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ C_j B & 0 & & & & & & & \cdot \\ \cdot & C_j B & & & & & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & & & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & & & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & & & & \cdot \\ C_j A^{n_j-1} B & C_j A^{n_j-2} B & \cdot & \cdot & \cdot & C_j B & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 \end{bmatrix}$$

$n_0 = \max_{j=1 \dots m} (n_j)$  et  $n_j$  est le rang de la matrice  $C_j(n_j)$  avec :

$$C_j(n_j) = \begin{bmatrix} C_j \\ C_j A \\ \vdots \\ C_j A^{n_j} \end{bmatrix}$$

Le nombre de relation de redondance est  $n_r = n - N$  où  $n = \sum_{i=1}^m n_i + 1$

L'espace de dimension  $n_r$  engendré par le vecteur de parité est l'espace de parité généralisé. Les relations ou équations de parité sont données par :  $P(k)=0$  et obtenues par la sélection de la matrice de projection  $\Omega$  telle que :  $\Omega C = 0$  avec :

$$C = \begin{bmatrix} C_1(n_1) \\ C_2(n_2) \\ \cdot \\ \cdot \\ C_j(n_j) \\ \cdot \\ \cdot \\ C_m(n_m) \end{bmatrix}$$

On peut vérifier que la matrice  $T$  établie suivant la relation  $T = I - C(C^t C)^{-1} C^t$  satisfait la condition  $TC=0$ . Il suffit donc de choisir  $n_r$  lignes linéairement indépendante de  $T$  pour construire la matrice  $\Omega$ . Ce choix n'est pas unique. Les relations de parité peuvent être écrites sous forme d'un modèle ARMA (Modèle Autorégressif à Moyenne Mobile) où les sorties  $y(k)$  sont fonctions des sorties et des entrées passées :

$$y(k) = \sum_{i=1}^k \alpha_i y(k-i) + \beta_i u(k-i) \quad 2.12$$

Ces relations sont de deux types :

- relations d'auto redondance : Elles expriment les relations de redondance de chaque capteur vis-à-vis de lui-même, elles ne font intervenir que les valeurs présentes et passées d'un même capteur,
- relations d'inter-redondance : Elles expriment les relations de redondance entre capteurs différents.

La génération des résidus à partir du vecteur de parité peut alors être faite de différentes manières qui sont décrites en détail dans la littérature.

### Observateurs d'état pour le diagnostic

D'autres travaux ont adopté le principe de l'observation d'état pour la génération des résidus [33], [40], [49].

La comparaison entre la sortie calculée par l'observateur et la sortie du système donnée par le capteur permet la détection du défaut.

Pour un système linéaire décrit par le système d'équations d'état suivant :

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu \\ y &= Cx \end{aligned} \quad 2.13$$

Avec

- $x$  : vecteur d'état de dimension  $n \times 1$ ,
- $u$  : vecteur d'entrée de dimension  $s \times 1$ ,
- $y$  : vecteur de mesure de dimension  $m \times 1$ ,
- $A$  : matrice dynamique de dimension  $n \times n$ ,
- $B$  : matrice d'entrée de dimension  $n \times s$ ,
- $C$  : matrice 'information de dimension  $m \times n$ ,

L'observateur de Luenberger est donné par le système d'état :

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= A\hat{x} + Bu + L(y - \hat{y}) \\ \hat{y} &= C\hat{x} \end{aligned} \quad 2.14$$

$L$  est la matrice de gain choisie pour assurer les performances dynamiques de l'observateur, en particulier pour sa stabilité ( $L$  est telle que les valeurs propres de la matrice  $A-LC$  soient à partie réelle négative). Le système ci-dessus peut être réécrit sous la forme

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= (A - LC)\hat{x} + Bu + Ly \\ \hat{y} &= C\hat{x} \end{aligned} \quad 2.15$$

L'équation dynamique de l'erreur est donnée par :

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

Le résidu est exprimé par :

$$r = y - \hat{y} = C(x - \hat{x}) = Ce \quad 2.17$$

Compte tenu de la stabilité de l'observateur, le résidu s'annule en l'absence de défauts. Dans le cas contraire, il indique le défaut lorsque sa valeur est différente de zéro. C'est l'idée de base expliquant le principe d'utilisation des observateurs d'état pour le diagnostic. Pour améliorer la robustesse et la finesse de diagnostic (identification, localisation), d'autres types d'observateurs pour les systèmes linéaires ont été introduits comme les observateurs dédiés DOS, les observateurs généralisés GOS [40] et les observateurs à entrées inconnues UIO [49].

Pour les systèmes linéaires, l'observateur à entrées inconnues est considéré comme une approche unifiée des autres techniques. Nous allons préciser certains principes des observateurs dédiés et des observateurs à entrées inconnues.

### Les observateurs dédiés et les observateurs généralisés

Le principe de construction d'un observateur est similaire à celui de l'observateur de Luenberger pour un système linéaire. Dans le cas général, un défaut qui affecte un capteur se répercute sur les autres mesures et on ne peut alors isoler ou localiser la mesure erronée (le capteur défaillant) (les variables ne sont pas indépendantes). Pour pallier à ce problème, des stratégies ont été proposées [40].

Une des stratégies, dite de l'observateur dédié, consiste à piloter l'observateur de Luenberger par un seul capteur.

Soit un système linéaire décrit par les équations d'état 2.13 :

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

Avec  $C$  matrice de sortie de dimension  $m \times n$ .

Supposons que le capteur  $i$  est utilisé pour piloter l'observateur. Ce dernier est alors donné par l'équation :

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}} &= (A - L_i C_i) \hat{x} + Bu + L_i y_i \\ \hat{y} &= C \hat{x}\end{aligned}\tag{2.18}$$

Le vecteur résidu est défini par :

$$r = [r_j] = [y_j - \hat{y}_j], \quad j \neq i \text{ et } j = 1, \dots, m\tag{2.19}$$

Si un défaut affecte la mesure du  $k^{\text{ème}}$  capteur ( $k = 1, \dots, m$  et  $k \neq i$ ) alors, seul le résidu  $r_k$  sera non nul et le défaut pourra être ainsi localisée ; si un défaut affecte la mesure du capteur  $i$ , utilisé pour le pilotage de l'observateur, alors tous les résidus  $r_j$  seront non nul, c'est la condition pour affecter le défaut au capteur  $i$ . Le principe de détection par l'observateur dédié est fourni par le schéma de la figure 2.8.

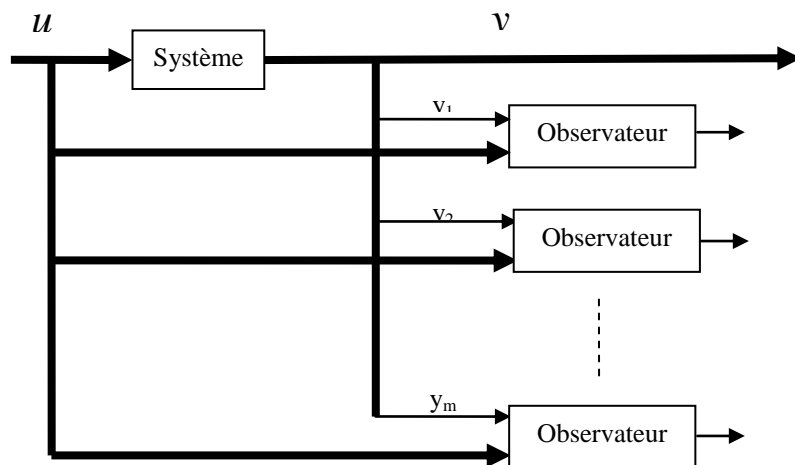


Figure 2.8 : observateurs dédiés

Cette forme d'organisation des observateurs où chacun est piloté par un seul capteur est dite schéma d'observateur dédié (DOS), "*Dedicated Observer Scheme*".

Une autre forme d'organisation existe. Elle est, tout à fait à l'opposé de l'organisation précédente (DOS) et elle consiste à piloter l'observateur  $i$  par tous les capteurs sauf le capteur  $i$ . Cette organisation est dite schémas d'observateurs généralisés (GOS), *Generalized Observer Scheme*. Cette organisation est donnée par le schéma de la figure 2.9

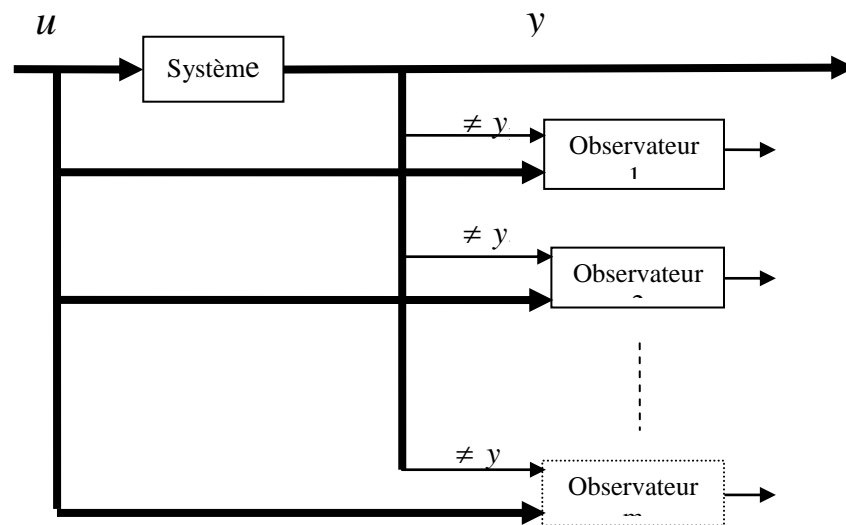


Figure 2.9 : observateurs généralisés

Entre ces deux formes d'organisation limites, on peut trouver une multitude de possibilité de combiner les capteurs pour piloter les observateurs, ou chaque observateur  $j$  puisse être piloté par  $k_j$  capteur ( $0 < k_j < m$ ). Ceci offre une souplesse pour la construction de l'architecture des observateurs adéquate selon la structure du système considéré.

### Observateur à entrées inconnues

L'observateur à entrées inconnues a été élaboré pour garantir la robustesse de la détection par découplage des défauts et des perturbations, cela en rendant le résidu uniquement sensible aux défauts et insensible aux perturbations. Son principe est basé sur la modélisation des défauts affectant les actionneurs et le processus par un vecteur  $f_d$  et les défauts affectant les capteurs par un vecteur  $f_c$ . Les perturbations et les erreurs de modélisation sont représentées, au niveau du système, par un vecteur d'entrées inconnues  $d_d$  et au niveau des capteurs par un vecteur  $d_c$  [49], [50], [51].

Le modèle du système avec défauts peut être écrit :

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu + E_d d_d + K_d F_d \\ y &= Cx + E_c d_c + K_c f_c \end{aligned} \quad 2.20$$

$x$  : vecteur d'état ( $n \times 1$ ),  $u$  : vecteur des entrées connues ( $r \times 1$ ),

$y$  : vecteur des mesures ( $m \times 1$ ),

$d_d$  : vecteur des entrées inconnues agissant sur le système comme perturbations ( $s1 \times 1$ ),

$d_c$  : vecteur des entrées inconnues agissant sur les capteurs comme perturbations ( $s2 \times 1$ ),

$f_d$  : vecteur des défauts agissant sur le système ( $l1 \times 1$ ),

$f_c$  : vecteur des défauts agissant sur les capteurs ( $l2 \times 1$ ),

$A$  : matrice dynamique ( $n \times n$ ),

$B$  : matrice de distribution des entrées connues ( $n \times r$ ),

$C$  : matrice de mesures ( $m \times n$ ),

$E_d$  : matrice de distribution des entrées inconnues correspondant à  $d_d$  ( $n \times s1$ ),

$E_c$  : matrice de distribution des entrées inconnues correspondant à  $d_c$  ( $m \times s2$ ),

$K_d$  : matrice de distribution des défauts correspondant à  $f_d$  ( $n \times l1$ ),

$K_c$  : matrice de distribution des défauts correspondant à  $f_c$  ( $m \times s2$ ),

Pour un système dynamique, décrit par le système d'équations d'état (2.20), l'observateur à entrées inconnues est défini par le système d'équations :

$$\dot{z} = Nz + Qu + Py \quad 2.21$$

Où  $z$  est une combinaison linéaire de  $x$

Et le résidu par :

$$r = L1z + L2y \quad 2.22$$

Avec :

1- pour tout  $z(0) = Tx(0)$  on a  $\dot{z} = Tx$

2)-  $\lim_{t \rightarrow \infty} r(t) = 0$  si  $f = 0$  et  $\lim_{t \rightarrow \infty} r(t) \neq 0$  si  $f \neq 0$ ,  $f = [f_d \ f_c]^T$

$N, Q, P, L1, L2$  et  $T$  Matrices de dimensions appropriés.

Dans ces conditions, l'équation de l'erreur d'estimation est donnée

par :

$$\dot{e} = \dot{z} - T\dot{x} = Nz + Qu + PCx + PE_c d_c + PK_c f_c - TAx - TBu - TE_d d_d - TK_d f_d \quad 2.23$$

Et l'équation de sortie pour le résidu est donné par :

$$r = L1z + L2Cx + L2K_c f_c \quad 2.24$$

Pour assurer la robustesse de l'observateur, il faut résoudre les équations suivantes :

$$\begin{aligned}
 TA - NT &= PC \\
 Q &= TB \\
 TE_d &= 0 \\
 PE_c &= 0 \\
 L1T + L2C &= 0 \\
 L2E_c &= 0
 \end{aligned}
 \tag{2.25}$$

Ainsi le comportement dynamique est décrit par les équations :

$$\begin{aligned}
 \dot{e} &= Ne + PKcfc - TK_d f_d \\
 r &= L1e + L2K_c f_c
 \end{aligned}
 \tag{2.26}$$

Pour garantir la convergence de l'erreur d'estimation vers une valeur nulle en l'absence de défauts (stabilité de l'observateur), il faut que les valeurs propres de la matrice  $N$  soient à partie réelle négative. Pour que les résidus reflètent le défaut indépendamment de son instant d'évolution, il faut que :

$$\begin{aligned}
 \text{rang}(TK_d) &= \text{rang}(K_d) \\
 \text{rang}\begin{pmatrix} P \\ L2 \end{pmatrix} &= \text{rang}(K_c)
 \end{aligned}
 \tag{2.27}$$

Pour clore ce paragraphe, commentons les principes généraux de détection et de diagnostic par redondance analytique que nous avons présentés.

La technique de l'espace de parité est une stratégie en boucle ouverte car l'erreur de sortie n'est pas utilisée pour générer les résidus, à l'opposé de la technique des observateurs qui peut être considérée comme une stratégie en boucle fermée. Des différences existent sur la manière de générer les résidus au niveau algorithmique : l'algorithme de construction des observateurs est récursif alors que l'algorithme de l'espace de parité généralisé ne l'est pas. La construction des observateurs nécessite le placement des pôles ce qui peut poser des conditions non nécessairement vérifiées sur la stabilité. Une discussion sur la comparaison entre les deux techniques et leur équivalence peut être trouvée dans [38].

D'autres techniques ont été aussi introduites tels que les observateurs à assignement de structure propre [33] et les filtres de détection [52].



### 2.3.3.7. Technique d'identification

La technique d'identification des paramètres d'un système est bien détaillée dans la littérature de l'automatique. Le principe qui motive son utilisation dans le diagnostic est que les effets de l'occurrence des défauts peuvent apparaître sur les paramètres du système, altérant ainsi leurs valeurs. Ces paramètres et la structure du modèle doivent être préalablement connus ou établis. L'identification des paramètres elle-même est utilisée dans le cadre classique pour déterminer les paramètres normaux (nominiaux) du système.

Pour le diagnostic, la procédure de la technique d'identification peut être résumée, comme le rapportent plusieurs travaux [53], [54], par les trois étapes principales suivantes :

- l'acquisition et le traitement des données

Les signaux à mesurer sont acquis et traités par les techniques de filtrage et d'estimation pour que l'information réduite et conditionnée soit la plus appropriée à la tâche de détection et de diagnostic.

Une structure du modèle du système doit être disponible pour exprimer la relation entre le vecteur des variables d'entrées connues  $u(t)$  et le vecteur des variables de sorties mesurées  $y(t)$  du système, en fonction du vecteur des paramètres  $\theta$  du système. Cette relation, exprimant un modèle paramétrique du système peut être écrite :  $y(t) = g(u(t), \theta)$

L'estimation des paramètres du système consiste à appliquer les méthodes d'identification linéaires ou non linéaires convenables, selon la nature du modèle, pour déterminer numériquement ces paramètres.

- la détection des défauts

La détection des défauts consiste à prévoir, à partir des informations obtenues, les changements entre les tendances du modèle actuel et un modèle de référence qui représente le comportement normal du système. Pour cela un modèle de référence doit être disponible avec la connaissance de la structure du modèle et des valeurs nominales (normales) des paramètres. La détection de l'erreur consiste à décider quant à l'occurrence du défaut sur la base d'une appréciation des écarts entre les paramètres identifiés et les paramètres normaux connus.

Notons qu'à ce stade, le concept de vecteur des coefficients physiques  $p = [p_i]$  du système peut être introduit. Ces coefficients sont directement liés à la structure du système et peuvent être exprimés par la relation :  $\theta = f(p)$

Pour la détection, on peut aussi utiliser aussi ces coefficients physiques en comparant leurs valeurs normales (si elles sont connues) à celles calculées à partir des paramètres du système (si la relation précédente est inversible (les valeurs calculées sont fournies par la relation :  $p = f^{-1}(\theta)$ ).

Le calcul des coefficients physiques n'est pas toujours possible. Ce calcul dépend de :

- la nature du modèle et du système : la possibilité d'une relation déterministe entre les paramètres du système et ses coefficients physiques, n'est généralement possible que pour un modèle de connaissance établi à partir des lois de la physique. Cela n'est généralement possible que pour des systèmes simples. Les systèmes complexes sont représentés par des modèles de représentation.
- La nature de l'information disponible est elle-même généralement fonction de l'architecture des capteurs pour pouvoir identifier les paramètres de façon à calculer les coefficients physiques d'une manière univoque. Si un modèle de représentation est utilisé, la détection peut être faite sur la base de la comparaison entre les paramètres normaux du système et les paramètres identifiés.

- le diagnostic

Lorsque un défaut est détectée, les tendances et leurs changements sont soumis à une procédure de classification par laquelle on localise le défaut, on détermine son type, son amplitude (sévérité), sa cause. Pour le diagnostic, l'emploi des coefficients physiques est préféré car ces coefficients sont directement liés aux composants du système. Une variation des coefficients physiques  $\Delta p_i$  peut être une signature révélatrice du défaut, de son type, de sa sévérité et de son origine. Pour établir le diagnostic, les relations entre les défauts et la variation des coefficients physiques doivent :

- être préalablement répertoriées et connues,
- pouvoir être connues par déduction (arbre de diagnostic) ou par modèle.

Dans les deux cas, on retrouve les mêmes principes de diagnostic que pour les techniques de l'intelligence artificielle.

Pour un modèle de représentation, la relation directe, entre les paramètres et les coefficients physiques du système, n'est pas connue. Dans cette situation, la technique de la reconnaissance des formes est la mieux adaptée pour établir le diagnostic.

### Méthode des moindres carrés

La méthode des moindres carrés est une des méthodes de base pour l'identification des paramètres d'un modèle pouvant s'écrire sous forme linéaire par rapport aux paramètres. Nous allons exposer d'une manière succincte dans ce paragraphe à travers ses deux variantes les plus utilisées : la méthode des moindres carrés ordinaire et la méthode des moindres carrés récursifs simples ou pondérés.

Soit le modèle du système à identifier sous forme linéaire par rapport aux paramètres  $\theta$  :

$\Gamma = \Phi\theta$ , la matrice  $\Phi$  est dite matrice d'informations.

On effectue un certain nombre de mesures expérimentales qui permettent de connaître le vecteur  $\Gamma(k)$  et la matrice d'informations  $\Phi(k)$  pour les instants  $k = 1, 2, \dots, N$ ; ( $N \leq \dim(\theta)$ ). L'objectif est de donner la meilleure estimation au sens des moindres carrés des valeurs des composantes du vecteur des paramètres  $\theta$  sur la base de la connaissance de  $\Gamma(k)$  et  $\Phi(k)$ .

Le principe de cette estimation est basé sur la minimisation de la somme des carrés des différences entre les valeurs mesurées et les valeurs calculées de  $\Gamma$  aux différents instants  $k$ . Le critère de minimisation est écrit :

$$J(\hat{\theta}) = \frac{1}{2} E' E \quad \text{où } E = \Gamma - \hat{\Gamma} \text{ avec}$$

$$\Gamma = [\Gamma(1) \quad \Gamma(2) \quad \dots \quad \Gamma(N)]' \text{ et } \hat{\Gamma} = \phi\hat{\theta} = [\Phi(1) \quad \Phi(2) \quad \dots \quad \Phi(N)]$$

Le résultat de la minimisation du critère des moindres carré est obtenu pour :

$$\theta = (\phi' \phi)^{-1} \phi' \Gamma \text{ et est unique si la matrice } \phi' \phi \text{ est non singulière.}$$

Cette version suppose qu'on dispose de toutes les données (entrées, sorties) avant de commencer l'estimation. L'estimation des paramètres est obtenue directement par un calcul hors ligne. La version est donc directe (non récursive) et elle est donc appelée moindres carrés ordinaires pour la différencier des moindres carrés récursifs.

Cette dernière est adaptée aux applications en ligne, l'algorithme des moindres carrés récursifs s'écrit :

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + P(k)\Phi'(k)e(k)$$

$$P(k) = \frac{1}{\lambda} \left[ P(k-1) - \frac{P(k-1)\Phi'(k)\Phi(k)P(k-1)}{\lambda + \Phi(k)P(k-1)\Phi'(k)} \right]$$

$$e(k) = \Gamma(k) - \Phi(k)\hat{\theta}(k-1), \quad 0 < \lambda < 1$$

Pour  $0 < \lambda < 1$  la méthode est dite moindres carrés récursifs pondérés exponentiellement. La constante  $\lambda$  est appelée facteur d'oubli car elle affecte un poids de plus en plus faible aux anciennes informations. Dans le cas où  $\lambda = 1$  on obtient l'algorithme des moindres carrés récursifs simples.

### 2.3.3.8. Systèmes dynamiques non linéaires

Nous avons présenté, les principes généraux pour la détection diagnostic des systèmes dynamiques linéaires. Les algorithmes et les techniques sont simples et bien établis pour ces systèmes (comme tous les domaines de l'automatique)

Les principes généraux de diagnostic sont aussi valables pour les systèmes non linéaires du point de vue concept général. Tandis que pour les algorithmes et les techniques, il n'existe pas encore de méthode générale pour ces systèmes. Il reste un domaine de recherche toujours ouvert. Beaucoup de travaux ont été publiés dans ce sens. En ce qui suit nous donnons un bref aperçu sur l'état de l'art qui repose sur l'observation d'état des systèmes non linéaires. En examinant la littérature [55], [56], [57], [58], [96] nous pouvons scinder ces méthodes en deux classes essentielles : les méthodes apparentées aux systèmes linéaires et les méthodes non linéaires pures.

#### 2.3.3.8.1. Les méthodes apparentées aux systèmes linéaires

Ces méthodes reposent sur la possibilité d'étendre quelques techniques linéaires à des systèmes non linéaires. La méthode la plus communément utilisée est celle où le modèle du système non linéaire est linéarisé autour d'un point de fonctionnement, et le gain de l'observateur étendu se fait à partir du modèle linéarisé (observateur de Luenberger étendu, filtre de Kalman) [59].

#### Observateur de Luenberger étendu

L'observateur de Luenberger étendu intervient, au niveau du système original avec un gain constant, Dans ce cas, un modèle linéarisé est nécessaire, et le gain de

l'observateur est calculé par placement de pôles. Ce type d'observateur ne peut être utilisé que lorsque l'on est sûr que l'état restera au voisinage de l'état d'équilibre. Pour cette raison, cette méthode n'est pas très utilisée, parce que son utilisation peut être compromise par les instabilités qui peuvent se révéler si l'on s'éloigne du point de fonctionnement.

Nous avons présenté cet observateur pour les systèmes linéaires.

#### Filtre de Kalman étendu

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

Ce filtre étendu a été appliqué avec succès sur différents types de procédés non linéaires. Malheureusement, les preuves de stabilité et de convergence établies dans le cas des systèmes linéaires, ne peuvent être étendues de manière générale au cas des systèmes non linéaires.

#### Approche multi-modèle

Afin d'élargir le domaine de validité, tout en s'appuyant sur la linéarisation, l'approche multi-modèle a été aussi adoptée dans plusieurs travaux.

L'approche multi-modèle consiste à multiplier le nombre de modèles linéaires couvrant au mieux les trajectoires du système (linéarisation autour de plusieurs points de fonctionnement) [57], [95]. Cette approche a fait l'objet de plusieurs publications visant à résoudre les problèmes qui lui sont inhérents ; détection du modèle de fonctionnement et la commutation entre modèles, distinction entre changement de point de fonctionnement et apparition d'un défaut.

#### 2.3.3.8.2. Les méthodes non linéaires pures

Depuis les années 80 les approches non linéaires sont développées pour la commande et l'estimation de l'état de ces systèmes. Pour le diagnostic, il est clair, qu'on s'intéresse aux travaux sur l'observation d'état de ces systèmes, en les adaptant aux cas de la présence de défauts.

### Principe d'estimation d'état pour les systèmes non linéaires

Le procédé étant modélisé comme un système dynamique soumis à l'action de grandeurs externes (entrées) faisant varier un ensemble de grandeurs mesurées (sorties). Ce modèle est donné par les équations 2.28

$$S : \begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad 2.28$$

L'observateur ( $O$ ) consiste en un système dynamique auxiliaire dont les entrées sont les entrées/sorties mesurées du procédé ( $S$ ), et les sorties sont supposées donner une estimation de son état interne [56], [60], [61].

Définition 1. (Observateur) On appelle un observateur (reconstructeur d'état) du système dynamique ( $S$ ), Le système dynamique ( $O$ ) décrit par les équations (2.29)

$$O : \begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = \hat{f}(\hat{x}(t), u(t), y(t)) \\ \hat{x}(t) = \hat{h}(\hat{x}(t), u(t), y(t)) \end{cases} \quad 2.29$$

Dont la sortie est le vecteur d'état estimée  $\hat{x}$  telle que

$$\|e\| = \|\hat{x}(t) - x(t)\| \rightarrow 0 \text{ quand } t \rightarrow \infty$$

En se basant sur cette définition, plusieurs concepts liés à cette problématique de reconstruction d'état ont été introduits.

Le concept d'observabilité est l'un des plus importants. Il est défini, à son tour, à partir du concept de l'indiscernabilité (l'indistinguabilité)

Définition 2. Indiscernabilité (Indistinguabilité) Soient  $y_u^0(t), t \geq 0$  et  $y_u^1(t), t \geq 0$  deux signaux de sortie générés par l'application du signal d'entrée  $u(t), t \geq 0$  au système  $S$  avec les conditions initiales  $x^0$  et  $x^1$ , respectivement. On dit que  $x^0$  et  $x^1$  sont indiscernables (indistinguables), si  $y_u^0(t) = y_u^1(t), \forall t \geq 0$ , pour tout entrée  $u$ .

Dans le cas contraire, on dit que  $x^0$  et  $x^1$ , sont indiscernables (distinguables).

Définition 3. (Observabilité) Le système  $S$  est dit observable en  $x^0$  si  $x^0$  est discernable (distinguable) de tout  $x \in R^n$ . En outre, le système  $S$  est observable si  $\forall x^0 \in R^n$ ,  $x^0$  est discernable (distinguable).

En fait, l'observabilité dépend de l'existence d'une entrée qui permet la discernabilité de chaque couple d'états initiaux. Ceci introduit le concept d'universalité de l'entrée.

Une entrée est universelle si tout couple d'état initial est discernable pour cette entrée.

Pour les systèmes linéaires, la condition nécessaire et suffisante est donnée par la célèbre condition du rang qui stipule que le système linéaire de la forme 
$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx \end{cases}$$

Est observable si et seulement si la matrice  $M_o = \begin{pmatrix} C & CA & CA^2 & \dots & CA^{n-1} \end{pmatrix}$  est égale à la dimension  $n$  de l'espace d'état.

En non linéaire l'observabilité se détermine de multiple façons mais la pensée classique conduit à une condition de rang en utilisant les dérivées de Lie:

$$\text{rang} \begin{bmatrix} dh(x,u) \\ (dL_f h)(x,u) \\ \vdots \\ (dL_f^{n-1} h)(x,u) \end{bmatrix} = n = \text{dimension de l'espace d'état}$$

Avec la dérivée de Lie d'une fonction  $h$  selon la direction  $f$  est donnée par

$$L_f h := dh(f) = f_1 \frac{\partial h}{\partial x_1} + \dots + f_n \frac{\partial h}{\partial x_n}$$

Nous avons donné un bref aperçu sur les concepts d'observation d'état des systèmes non linéaires généraux. Il n'existe pas de méthode générale et exhaustive pour la construction d'observateurs pour tels systèmes. Néanmoins des travaux ont donné des résultats pour des systèmes non linéaires particuliers [62] [63] [64] [65] [66] [67]. Ces travaux peuvent être scindés en deux catégories :

- des méthodes directes et qui concernent en particulier les systèmes suivants :

- Les modèles non linéaires affines en la commande :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t)) + \sum_{i=1}^m g_i(x(t))u_i(t) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad 2.30$$

- Les modèles non linéaires affines en l'état :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(u(t))x(t) + B(u(t)) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad 2.31$$

- Les modèles non linéaires bilinéaires :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(x(t)) + \sum_{i=1}^m u_i(t) D_i x(t) + Bu(t) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad 2.32$$

- Les modèles linéaires à paramètres variables dans le temps stationnaires:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t) \\ y(t) = C(t)x(t) \end{cases} \quad 2.33$$

Une autre approche concerne la classe des systèmes non linéaires lipchitziens c'est-à-dire les systèmes composés d'une partie non linéaire satisfaisant la condition de Lipchitz et une partie linéaire où  $A$ ,  $C$  est supposée observable. Il s'agit de *l'observateur à grand gain*. Son nom est dû au fait que le gain de l'observateur choisi est suffisamment grand pour compenser la non-linéarité du système.

L'approche de Thau n'est pas une méthode de synthèse systématique. Elle permet seulement de vérifier la convergence de l'observateur.

Cette technique a l'avantage d'être simple à implanter car le gain de l'observateur, quand il existe, est constant. Cependant, les conditions de convergence sont fortement restrictives et ne concernent que les systèmes avec des constantes de Lipchitz très faibles.

- Des méthodes indirectes qui procèdent par transformation du système en question à un système dont on sait construire l'observateur en particulier en un système linéaire (linéarisation) ou bilinéaire (bilinéarisation) par immersion ou injection de sorties (pseudo linéarisation).

Ces approches font appel à un changement de coordonnées afin de transformer un système non linéaire en un système linéaire ou bilinéaire. Une fois qu'une telle transformation est faite, l'utilisation d'un observateur de type Luenberger suffira pour estimer l'état du système transformé, et donc l'état du système original en utilisant le changement de coordonnées inverse.

Ces approches s'appliquent sous des conditions restrictives de linéarisation ou de bilinéarisation, d'autant plus que la robustesse aux perturbations et aux incertitudes a été peu étudiée.

D'autres types d'observateurs ont été aussi utilisés tel que

- les observateurs en mode de glissement [68]



- les observateurs basés sur la théorie de la contraction. Cette technique mène à de nouvelles conditions de synthèse différentes de celles fournies par les techniques précédentes.
- Certains travaux ont porté sur les observateurs adaptatifs [69], [70], [71].
- Les techniques de modélisation floue ou par les réseaux de neurones sont aussi en pleine expansion dans les recherches récentes [71], [72], [73], [74], [93], [94].

Aussi pour l'identification, les principes généraux [75] sont valables, seulement en utilisant les techniques d'identification non linéaires.

#### 2.4. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre le problème de diagnostic en général et les différentes méthodes utilisées pour la conception d'un système de diagnostic.

La plus grande partie du chapitre a été consacrée aux méthodes de l'automatique qui sont retenues pour la suite de cette étude. Le choix de ces méthodes est directement justifié par l'adéquation du modèle analytique et l'adaptation directe des algorithmes au traitement numérique, sans passer par des étapes de qualification ou d'apprentissage. Les méthodes de l'intelligence artificielle et de la reconnaissance des formes sont, par contre, mieux adaptées au diagnostic dans le cadre des applications hors ligne pour la maintenance où la supervision est effectuée par un opérateur.

Pour les méthodes de l'automatique, nous avons présenté les deux techniques utilisées : la redondance analytique et l'identification des paramètres. Les deux approches principales de la redondance analytique ont été présentées : l'espace de parité et les observateurs. Nous avons classé les stratégies de la redondance analytique par rapport à la technique de génération des résidus. Nous avons retenu pour notre étude l'approche des observateurs. Le principe de la décision consiste, dans les cas simples, à faire des tests sur chaque résidu pour situer la valeur par rapport à un seuil, révélant ainsi la normalité (ou la non normalité) du système.

Nous avons aussi abordé présenté un aperçu sur l'état de l'art pour l'estimation de l'état des systèmes non linéaires. Nous pouvons dire que dans ce sens les travaux sont en pleine expansion. La classe des systèmes pour lesquels des résultats ont été obtenu est

encore très restreinte. La procédure d'obtention d'une telle transformation est très compliquée pour les modèles non linéaires sans défauts et devient encore plus compliquée lorsqu'on considère les perturbations et les défauts. Les conditions de faisabilité alors deviennent plus contraignantes.

Dans le cas idéal, lorsque le modèle représente fidèlement le système, les mesures informent exactement de l'état du système et la conception du système du diagnostic est correcte ; la décision n'est alors qu'une simple comparaison.

En l'absence de défauts, les écarts entre les paramètres normaux et les paramètres identifiés (pour l'identification) ou les résidus (pour la redondance analytique) sont, en principe, nuls.

Dans le cas d'un défaut, ces écarts ou ces résidus s'éloignent de zéro.

En pratique, le modèle est assujéti à des incertitudes de modélisation, les paramètres à des incertitudes d'estimation et les mesures à des bruits et à des erreurs de calcul (arrondi, troncature). Dans ces conditions, il est souvent fait appel à la théorie de la décision et aux tests d'hypothèses statistiques. Ces méthodes de décision n'ont pas fait l'objet de notre étude.

Nous avons aussi mis en relief le rôle particulier du modèle et des capteurs dans un système de diagnostic. Un problème important est celui de robustesse du diagnostic. Ce problème est directement lié à l'imperfection du modèle. Les erreurs de modélisation et l'incertitude des paramètres sont inévitables dans modèle réel. Ceci affecte les performances de la détection et du diagnostic : fausses alarmes, détection ratée ou encore mauvaise identification ou mauvaise localisation.

La recherche d'une bonne représentativité pour le modèle peut entraîner une complexité marquée de celui-ci et, par conséquent, la complexité des algorithmes. Les solutions qui existent sont partielles ; elles sont basées sur le découplage des perturbations et des défauts comme, par exemple, dans l'observateur à entrées inconnues. Cependant ce découplage n'est pas toujours possible sans réduire la finesse du diagnostic à cause de la perte de localisation ou d'identification de certains défauts. Pour la sélection des seuils, la robustesse [76] peut être aussi envisagée en augmentant du seuil de décision, ce qui peut influencer sur la sensibilité de la détection.

Il n'existe pas de solution théorique générale à ce problème. Notons enfin que ce problème doit pourtant être pris en considération dans toutes les phases de conception du système de diagnostic.

En conclusion, la robustesse doit être étudiée par rapport au cas particulier de l'application considérée, aux objectifs globaux et aux compromis qui peuvent être fait dans le contexte abordé.

Nous considérerons dans le chapitre suivant le robot comme un système dynamique particulier. Nous allons aborder les aspects de la modélisation pour l'élaboration de la connaissance et de la conception de l'architecture de détection et de localisation en utilisant la technique des observateurs d'états pour générer des résidus.

## **CHAPITRE 3**

### **MODELISATION DU ROBOT**

### **POUR LA DETECTION ET LE DIAGNOSTIC**

#### 3.1. Introduction

Nous venons d'avancer notre choix sur les méthodes de détection des défauts et le diagnostic que nous retenons pour notre étude. Nous allons considérer les méthodes de l'automatique car un modèle analytique peut être disponible. Nous allons dans ce chapitre établir ce modèle qui sera utilisé. Nous n'avons considéré dans notre étude que la structure porteuse du robot. Le modèle du robot sans défaut correspond au modèle classiquement développé et bien documenté dans la littérature [77], [78], [79]. Ce modèle est établi en vue du contrôle du robot [80], [81]. Notre objectif est d'utiliser ce modèle à des fins de détection de diagnostic ce qui nous a conduit à apporter d'importantes modifications à ces modèles dans le but de faciliter la conception du système de génération des résidus.

Cinq parties constituent le chapitre.

Dans cette deuxième partie, (après l'introduction), nous présenterons le modèle dynamique du robot sans défaut puis le modèle dynamique du robot avec défauts. Les défauts sont scindés en deux classes : les défauts dynamiques et les défauts capteurs. La troisième est consacrée à la modélisation d'un de robot anthropomorphe « RRR ». Pour notre étude nous avons pris les deux derniers degrés de liberté (2ème et 3ème articulations). La quatrième partie est consacrée à une formalisation plus adaptée du modèle du robot à l'élaboration du système de diagnostic.

Cette formalisation exploite les propriétés du modèle dynamique, afin d'exprimer le modèle par deux parties ; une partie pseudo linéaire certaine, ce qui facilite la génération des résidus par redondance analytique et une partie incertaine et non linéaire qui doit être estimée et compensée grâce à une modélisation neuro floue.

Nous clôturons par la conclusion dans la cinquième partie.

### 3.2. Modélisation de robot pour la simulation de défauts

#### 3.2.1. Modélisation dynamique sans défauts

Les robots considérés appartiennent à la classe des robots rigides à chaîne ouverte simple. Chaque robot est assimilé à une succession de corps articulés entre eux par une liaison prismatique ou rotoïde. Un actionneur fournit à chaque axe un couple moteur par l'intermédiaire d'un système de transmission, comme il est montré sur le schéma de la figure 3.1.

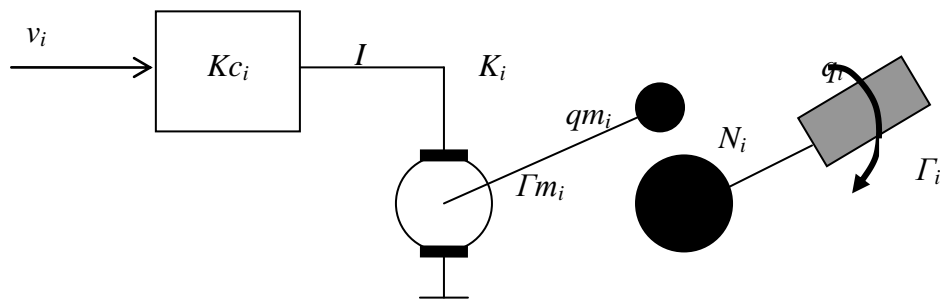


Figure 3.1: schéma du robot

Le comportement dynamique est traduit, d'une part par des variables connues (entrées d'action appliquées et sorties mesurées) et, d'une part, par le modèle dynamique du robot.

Le modèle dynamique direct exprime les couples exercés par les actionneurs en fonction des positions, vitesses et accélérations. Ce modèle est utilisé pour notre étude comme base de description du comportement normal du robot.

Pour chaque corps  $i$ , l'équation de la dynamique permet d'écrire, en tenant compte des frottements :

$$Ia_i \ddot{q}m_i = \Gamma m_i - \Gamma r_i = \Gamma m_i - Fv_i \dot{q}m_i - Fs_i \text{sign}(\dot{q}m_i) - \frac{\Gamma_i}{N_i} \quad 3.1$$

Ou encore :

$$\Gamma m_i = Ia_i \ddot{q}m_i + Fv_i \dot{q}m_i + Fs_i \text{sign}(\dot{q}m_i) + \frac{\Gamma_i}{N_i} \quad 3.2$$

Avec comme définition des paramètres :

$qm_i$  : Position articulée instantanée de l'axe  $i$ ,

- $\dot{q}m_i$  : Vitesse sur l'axe du moteur  $i$ ,  
 $\ddot{q}m_i$  : Accélération sur l'axe du moteur  $i$ ,  
 $N_i$  : Rapport de transmission de l'articulation  $i$ ,  
 $Fs_i$  : Coefficient de frottement sec de l'actionneur  $i$ ,  
 $Fv_i$  : Coefficient de frottement visqueux de l'actionneur  $i$ ,  
 $Ia_i$  : Moment d'inertie du moteur  $i$ ,  
 $\Gamma m_i$  : Couple fourni par le moteur de l'articulation  $i$ ,  
 $\Gamma r_i$  : Couple résistant au niveau de l'articulation  $i$  englobant l'ensemble des couples de frottements sec et visqueux et le couple qu'il faut appliquer à la structure mécanique  $\Gamma_i$

Pour expliciter les couples  $\Gamma_i$  de l'articulation  $i$  ( $i=1$  à  $n$ ), nous avons utilisé le formalisme de Lagrange [78], [79].

Les notations utilisées pour les paramètres inertiels sont les suivantes :

- $g$  : accélération de la pesanteur,  
 $G_i$  : centre de gravité du corps  $C_i$ ,  
 $M_i$  : masse du corps  $C_i$   
 $S_i$  : vecteur liant l'origine du repère  $i$  au centre de masse du corps  $C_i$  et égal à  $O_iG_i$ ,  
 $J_i$  : tenseur d'inertie du corps  $C_i$  par rapport au repère  $i$  noté :

$$J_i = \begin{bmatrix} XX_i & XY_i & XZ_i \\ XY_i & YY_i & YX_i \\ XZ_i & YX_i & ZZ_i \end{bmatrix}$$

$Ms_i$  : premier moment d'inertie du corps  $C_i$  autour de l'origine du repère  $i$ , égal à

$$Ms_i = [M_i X_i \quad M_i Y_i \quad M_i Z_i]^T$$

Le vecteur couple peut être classiquement écrit sous la forme :

$$\Gamma = {}^0H\ddot{q} + {}^0F\dot{q}\dot{q} + {}^0f\dot{q}^2 + {}^0P$$

Où l'indice  $^0$  indique que nous nous situons au niveau de la structure mécanique articulée.

$^0F$  est la matrice des termes de Coriolis de dimension  $(n \times n(n-1)/2)$  d'éléments  $^0F_{i,jk}$

$^0f$  est la matrice des termes centrifuges dimension  $(n \times n)$  d'éléments  $^0f_{ij}$

$^0P = [^0P_1 \dots ^0P_n]^T$  est le vecteur des forces de gravité

$$\dot{q}\dot{q} = [\dot{q}_1\dot{q}_2 \dots \dot{q}_1\dot{q}_n \dot{q}_2\dot{q}_3 \dots \dot{q}_{n-1}\dot{q}_n]^T$$

$$\dot{q}^2 = [\dot{q}_1^2 \dots \dot{q}_n^2]^T$$

Les matrices  $^0F$  et  $^0f$  sont calculées en fonction de la matrice  $^0H$  par les formules :

$$^0F_{i,jk} = \frac{\partial^0H_{ij}}{\partial q_k} + \frac{\partial^0H_{ik}}{\partial q_j} + \frac{\partial^0H_{jk}}{\partial q_i}$$

$$^0F_{i,ji} = 0$$

$$^0F_{i,jk} = -^0F_{k,ji} \text{ pour } i \geq k$$

$$^0f_{ij} = \frac{\partial^0H_{ij}}{\partial q_j} + \frac{\partial^0H_{jj}}{2\partial q_i}$$

$$^0f_{ij} = -^0f_{j,i} \text{ pour } j > i$$

$$^0f_{ii} = 0$$

Le couple  $\Gamma_i$  peut s'écrire en regroupant certains termes sous une nouvelle forme indice 1 :

$$\Gamma_i = \sum_{j=1}^n ({}^1H_{ij}\ddot{q}_j + {}^1F_{ij}\dot{q}_j) + {}^1P_i \quad , \text{ soit sous forme matricielle :}$$

$$\Gamma = {}^1H\ddot{q} + {}^1F\dot{q} + {}^1P \quad 3.4$$

Reprenons l'équation (3.2), sachant que  $\dot{q}m_i = N_i\dot{q}_i$ ,  $\Gamma m_i$  peut aussi être écrit :

$$\Gamma m_i = Kc_i K_i V_i$$

Avec

$Kc_i$  : Gain du convertisseur courant – tension pour le moteur  $i$

$K_i$  : Constante du couple du moteur  $i$

$V_i$  : Tension aux bornes du moteur  $i$ .

On obtient alors :

$$\Gamma_i = Kc_i K_i V_i = I a_i N_i \ddot{q}_i + N_i Fv_i \dot{q}_i + Fs_i \operatorname{sgn}(\dot{q} m_i) + \frac{1}{N_i} \left[ \sum_{j=1}^n ({}^1 H_{ij} \ddot{q}_j + {}^1 F_{ij} \dot{q}_j) + {}^1 P_i \right] \quad 3.5$$

Ce modèle dynamique du robot (système mécanique articulé et actionneurs) est donné, (en omettant tout indice) par :

$$\Gamma = H(q)\ddot{q} + F(q, \dot{q})\dot{q} + P \quad 3.6$$

Où

$\ddot{q}, \dot{q}$  et  $q$  sont les vecteurs ( $n \times 1$ ) qui représentent respectivement les accélérations, les vitesses et les positions articulaires

$\Gamma$  est le vecteur ( $n \times 1$ ) qui représente les couples des actionneurs

$H(q)$  est la matrice d'inertie ( $n \times n$ ) du système et elle est symétrique définie positive [9].

$F(q, \dot{q})\dot{q}$  est un terme représentant les forces centrifuges, de Coriolis et des frottements secs et visqueux. La matrice  $F(q, \dot{q})$  est ( $n \times n$ )

$P(q)$  : Terme représentant les forces de gravité

En exprimant l'accélération :

$$\ddot{q} = -H^{-1}F\dot{q} + H^{-1}NKcKV - H^{-1}P \quad 3.7$$

Le modèle dans l'espace d'état est obtenu directement à partir du modèle dynamique direct, en posant comme variables d'état les positions et les vitesses articulaires. En posant  $[z \ x]^T = [q \ \dot{q}]^T = [q_1 \ q_2 \ \dots \ q_n \ \dot{q}_1 \ \dot{q}_2 \ \dots \ \dot{q}_n]^T$  l'équation du modèle peut être écrite sous forme d'état (3.8) :

$$\begin{bmatrix} \dot{z} \\ \dot{x} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & I_n \\ 0 & A \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z \\ x \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ H^{-1}\Gamma - H^{-1}P \end{bmatrix} \quad 3.8$$

L'équation du modèle (3.8) décrit le comportement normal du système et elle a été utilisée dans la synthèse des algorithmes de contrôle pour les robots manipulateurs. Le système considéré est actionné par des moteurs électriques à courant continu et muni de codeurs absolus pour la mesure des positions angulaires. L'équation (3.8) peut être réécrite comme suit (3.9)



$$\begin{bmatrix} \dot{z} \\ \dot{x} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & I_n \\ 0 & A(q) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z \\ x \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ B(v, q, \dot{q}) \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

$$Y = C \begin{bmatrix} z \\ x \end{bmatrix}$$

Les sorties  $Y = [q \ \dot{q}]^T = [z \ x]^T$  comprennent  $z$  et  $x$  qui sont des vecteurs ( $n \times 1$ ),  $v$  est le vecteur d'entrées ( $n \times 1$ ) et  $A(q)$  est la matrice ( $n \times n$ ) dite matrice d'état.

Sous forme explicite, les matrices  $A$  et  $B$  sont données par (3.10) :

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdot & \cdot & a_{1n} \\ a_{21} & \cdot & \cdot & a_{2n} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ a_{n1} & \cdot & \cdot & a_{nn} \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} B_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ B_n \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

Le vecteur  $Y$  est le vecteur des variables de sorties mesurées (positions et vitesses). Les  $2n$  variables d'état sont directement mesurées, la matrice  $C$  est donc identique à la matrice identité, sa dimension est de ( $2nx2n$ ).

Ce modèle est utilisé pour la simulation du comportement normal (sans défauts) du système.

### 3.2.2 Modèle du robot avec défauts

L'analyse du comportement qui a été prise en compte dès le départ avec l'analyse structurelle et fonctionnelle peut être maintenant complétée en utilisant le modèle dynamique.

Les variables connues sont les entrées d'actions appliquées et les sorties mesurées. Les entrées connues sont, dans le cas des robots à motorisations électriques, les tensions à l'entrée de chaque convertisseur de puissance. Ces grandeurs peuvent provenir, soit d'un système de calcul de contrôle, si le robot est contrôlé, soit d'un moyen d'injection directe en boucle ouverte, comme dans notre application. Les variables mesurées sont les positions et les vitesses angulaires des articulations.

Le modèle dynamique du robot, écrit dans l'espace d'état représente, le modèle du comportement normal. Il peut être vu comme un modèle de connaissance où les équations sont en relation avec la nature physique du système et il peut, par conséquent, être analysé sur cette base.

En examinant le système des équations d'états (3.9) nous pouvons remarquer que le système comporte deux types d'équations :

- un premier type, cinématique, traduisant le fait que la vitesse est la dérivée de la position par rapport au temps ( $\dot{z} = I_n z$ ). Ce type d'équation n'apporte pas d'information sur la structure même du système,
- un deuxième type, physique, lié à la structure du système et qui porte des informations sur l'état physique du système ( $\dot{x} = Ax + B(v, q, \dot{q})$ ).

Ces deux considérations sur la structure du modèle et sur les variables mesurées du robot permettent de dégager certaines évidences pour donner un modèle de défauts pour le robot.

### Les défauts dynamiques

Les défauts dynamiques ne portent que sur la partie dynamique du système qui comprend, du point de vue structurel, le système mécanique articulé et les actionneurs. Elles doivent, en effet, être modélisées sur le deuxième type d'équations physiques qui sont en relation directe avec leur structure, ces défauts n'affectent pas le premier type qui est mathématique et général pour les systèmes mécanique indépendamment de sa structure. Le modèle des défauts dynamiques que nous proposons donc est donné par les équations (3.11) :

$$\dot{x} = Ax + B(v, q, \dot{q}) + fd(t - \tau) \quad 3.11$$

$$\dot{q} = C_{II} x$$

Où  $fd(t - \tau) = [fd_1(t - \tau_1) \quad fd_2(t - \tau_2) \quad \dots \quad fd_n(t - \tau_n)]^T$  est un vecteur ( $n \times 1$ ) représentant les défauts dynamiques. Avec

$$\begin{cases} fd(t - \tau) = 0 \text{ si } t \leq \tau \\ fd(t - \tau) = fd \text{ ailleurs} \end{cases}$$

$\tau_i$  est l'instant d'occurrence du défaut dynamique  $fd_i$

$C_{II}$  est une matrice de sortie ( $n \times n$ ) et qui dans notre cas la matrice unité  $I_n$

### Les défauts capteurs

Les capteurs sont des capteurs de position et de vitesses (codeurs, capteurs tachymétries). La position de chaque axe est donnée par un codeur optique absolu. La vitesse est obtenue par capteur de vitesses. De ce fait les défauts capteurs ne portent que sur les deux types d'équations ( $\dot{z} = I_n z$ ) ce qui donnent pour la modélisation des défauts capteurs (3.12)

$$[q, \dot{q}]^t = Cz + fc(t - \varsigma) \quad 3.12$$

Ou  $fc(t - \varsigma) = [fc_1(t - \varsigma_1) \ fc_2(t - \varsigma_2) \ \dots \ fc_{2n}(t - \varsigma_{2n})]^T$  est un vecteur ( $2n \times 1$ ) représentant les défauts capteurs. Avec de même :

$$\begin{cases} fc_i(t - \varsigma_i) = 0 \text{ si } t \leq \varsigma_i \\ fc_i(t - \varsigma_i) = f_c \text{ ailleurs} \end{cases}$$

$\varsigma_i$  est l'instant d'occurrence du défaut capteur  $fc_i$

$C$  est une matrice de sortie ( $2n \times 2n$ ) et qui est aussi, dans notre cas la matrice unité  $I_{2n}$

Alors en se basant sur les équations (3.9, 3.11 et 3.12), nous donnons la modélisation globale des défauts dynamiques et des défauts capteurs par les équations (3.13).

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{z} \\ \dot{x} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & I_n \\ 0 & A(q) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z \\ x \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ B(v, q, \dot{q}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ f_d(t - \tau) \end{bmatrix} \\ Y &= \begin{bmatrix} C_I & 0 \\ 0 & C_{II} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z \\ x \end{bmatrix} = C \begin{bmatrix} z \\ x \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} fc_I(t - \varsigma_I) \\ fc_{II}(t - \varsigma_{II}) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad 3.13$$

Ce modèle est utilisé pour la simulation du comportement avec défauts (anormal) du robot.

Nous avons donc utilisé une modélisation additive des défauts. Ces défauts sont les défauts capteurs et les défauts dynamiques. Nous entendons par défauts dynamiques les défauts actionneurs et les défauts des composants du processus lui-même.

Cette modélisation est une modélisation fonctionnelle où on a deux fonctions principales dans un système dynamique: la fonction dynamique (comprenant les actionneurs et le processus) et la fonction information (comprenant l'ensemble des

capteurs). Nous retrouvons encore une fois l'importance de la vision globale (fonction structure comportement) d'un système.

### 3.3. Etude de cas : un robot anthropomorphe (« RRR »).

#### 3.3.1. Présentation de la structure du robot pour la modélisation

Le robot considéré dans le cadre de cette étude est un robot à cinq degrés de liberté où les articulations sont de types rotoïdes. Sa motorisation correspond à cinq moteurs électriques à courant continu et à aimants permanents. Les moteurs sont équipés de réducteurs et les moteurs des axes 2 et 3 de freins « à manque de courant ». Un convertisseur tension courant asservi en courant est prévu pour l'alimentation de chaque moteur.

La position et la vitesse de chaque axe sont obtenues par un capteur de position et de vitesse optique absolu. Le domaine accessible du robot est fixé par les valeurs de débattement qui sont données pour chaque axe de rotation dans le tableau (3.1). Des capteurs de fin de course sont prévus, par sécurité, pour interdire au robot de sortir de son domaine de travail.

Axe	1	2	3	4	5
Valeur de débattement	180	120	210	210	120

Tableau 3.1 : domaine de débattement du robot

#### 3.3.2. Modèle dynamique sans défauts

Les repères pris pour la modélisation du robot sont représentés sur le schéma de la figure (3.2) et reprennent les conventions de Denavit-Hartenberg (modifiées par Wissama Khalil) [79].

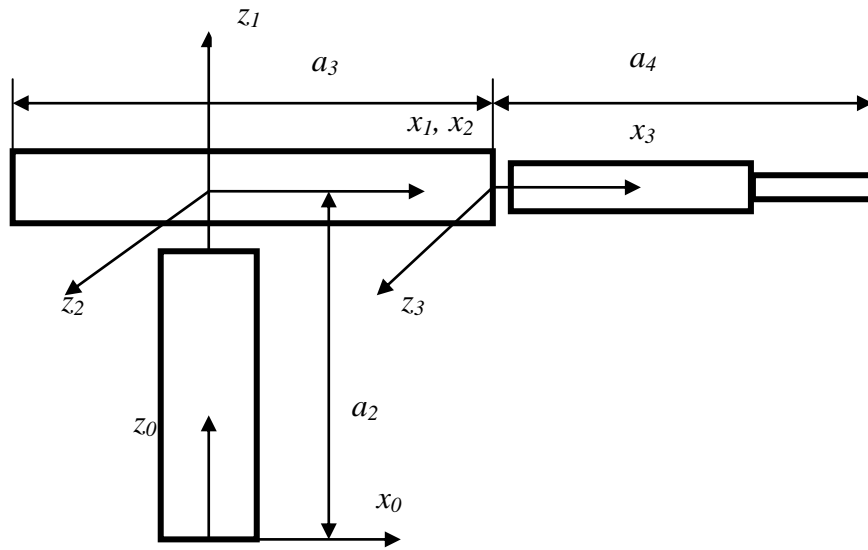


Figure 3.2: repères de modélisation du robot

Les paramètres géométriques sont définis dans le tableau (3.2).

$i$	$\theta_i = q_i$	$\alpha_i$ (en degré)	$d_i$	$r_i$	$\sigma_i$
1	$q_1$	0	0	$a_2$	0
2	$q_2$	90	0	0	0
3	$q_3$	0	$a_3$	0	0

Tableau 3.2 : paramètres géométriques du robot

Le robot considéré est de type anthropomorphe et comporte une structure porteuse dotée d'articulations rotoïdes et un poignet à deux degré de liberté. Nous avons considéré le poignet fixe et nous avons ainsi traité le modèle dynamique de la structure porteuse uniquement. Cette configuration est tout à fait suffisante pour illustrer la démarche de détection et de diagnostic que nous avons mise au point. Il faut également noter que la complexité du modèle du robot devient, à partir du quatrième axe, très grande.

Les paramètres inertiels sont définis dans le tableau (3.3). Les axes sont supposés être parfaitement symétriques et la distribution de la masse est également supposée être homogène.

i	$M_i$	$MX_i$	$MY_i$	$MZ_i$
1	$M_1$	0	0	$MZ_1$
2	$M_2$	$MX_2$	0	0
3	$M_3$	$MX_3$	0	0

Tableau 3.3 : paramètres inertiels

La matrice d'inertie de chaque axe est diagonale, du fait des hypothèses de symétrie, d'où sa forme :

$$J_i = \begin{bmatrix} XX_i & 0 & 0 \\ 0 & YY_i & 0 \\ 0 & 0 & ZZ_i \end{bmatrix}$$

On obtient après calcul :

Les éléments de la matrice d'inertie du robot  ${}^0H$  :

$${}^0H_{11} = ZZ_1 + XX_2 S_2^2 + YY_2 C_2^2 + XX_3 S_{23}^2 + YY_3 C_{23}^2 + M_3 C_2^2 a_3^2 + 2MX_3 C_{23} C_2 a_3$$

Et sachant que  $S^2 = 1 - C^2$

$$\left| \begin{array}{l} {}^0H_{11} = ZZ_1 + XX_2 + XX_3 + (YY_2 + M_3 a_3^2 - XX_2) C_2^2 + (YY_3 - XX_3) C_{23}^2 + 2MX_3 C_{23} C_2 a_3 \\ {}^0H_{12} = 0 = {}^0H_{21} \\ {}^0H_{13} = 0 = {}^0H_{31} \\ {}^0H_{22} = ZZ_2 + ZZ_3 + 2MX_3 C_3 a_3 \\ {}^0H_{23} = {}^0H_{32} = ZZ_3 + MX_3 C_3 a_3 \\ {}^0H_{33} = ZZ_3 \end{array} \right. \quad 3.14$$

Les éléments de la matrice  ${}^0F$  :

$$\begin{cases}
 {}^0F_{1,12} = S(2q_2)[XX_2 - YY_2 - M_3a_3^2] + S(2q_2 + 2q_3)[XX_3 - YY_3] - 2S(2q_2 + 2q_3)[MX_3a_3] \\
 {}^0F_{1,13} = S(2q_2 + 2q_3)[XX_3 - YY_3] - 2S(2q_2 + 2q_3)[MX_3a_3] \\
 {}^0F_{1,23} = 0 \\
 {}^0F_{2,13} = 0 \\
 {}^0F_{2,23} = 0 \\
 {}^0F_{3,12} = 0
 \end{cases} \quad 3.15$$

Les éléments de la matrice  ${}^0f$  :

$$\begin{cases}
 {}^0f_{12} = 0 \\
 {}^0f_{13} = 0 \\
 {}^0f_{21} = -\frac{\partial {}^0H_{11}}{2\partial q_2} = -\frac{{}^0F_{1,12}}{2} \\
 {}^0f_{23} = -MX_3a_3S_3 \\
 {}^0f_{31} = -\frac{\partial {}^0H_{11}}{2\partial q_3} = -\frac{{}^0F_{1,13}}{2} \\
 {}^0f_{32} = 0
 \end{cases} \quad 3.16$$

Les éléments du vecteur de pesanteur  ${}^0P$  :

$$\begin{cases}
 {}^0P_1 = 0 \\
 {}^0P_2 = -MX_2GC_2 - M_3Ga_3C_2 - MX_3GC_{23} \\
 {}^0P_3 = -MX_3GC_{23}
 \end{cases} \quad 3.17$$

Le modèle dynamique inverse pour le cas  $n=3$  donné par l'équation (3.4) peut être écrit, sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} \Gamma_1 \\ \Gamma_2 \\ \Gamma_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}^1H_{11} & 0 & 0 \\ 0 & {}^1H_{22} & {}^1H_{23} \\ 0 & {}^1H_{23} & {}^1H_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{q}_1 \\ \ddot{q}_2 \\ \ddot{q}_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} {}^1F_{11} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & {}^1F_{23} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{q}_1 \\ \dot{q}_2 \\ \dot{q}_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} {}^1P_1 \\ {}^1P_2 \\ {}^1P_3 \end{bmatrix} \quad 3.18$$

Avec, en tenant compte des relations (3.14), (3.15), (3.16) et (3.17) :

$$\left\{ \begin{array}{l} {}^1H_{11} = {}^0H_{113} \\ {}^1F_{11} = {}^0F_{1,12}\dot{q}_2 + {}^0F_{1,13}\dot{q}_3 \\ {}^1F_{23} = {}^0f_{23}\dot{q}_3 \\ {}^1P_1 = 0 \\ {}^1P_2 = {}^0P_2 + {}^0f_{21}\dot{q}_1^2 \\ {}^1P_3 = {}^0P_3 + {}^0f_{31}\dot{q}_1^2 \end{array} \right. \quad 3.19$$

On obtiendra alors, compte tenu des équations (3.5) :

$$\begin{bmatrix} N_1Kc_1K_1V_1 \\ N_2Kc_2K_2V_2 \\ N_3Kc_3K_3V_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}^1H_{11} + N_1^2Ia_1 & 0 & 0 \\ 0 & {}^1H_{22} + N_2^2Ia_2 & {}^1H_{23} \\ 0 & {}^1H_{23} & {}^1H_{33} + N_3^2Ia_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{q}_1 \\ \ddot{q}_2 \\ \ddot{q}_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} {}^1F_{11} + N_1^2Fv_1 & 0 & 0 \\ 0 & N_2^2Fv_2 & {}^1F_{23} \\ 0 & 0 & N_3^2Fv_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{q}_1 \\ \dot{q}_2 \\ \dot{q}_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} N_1Fs_1 \operatorname{sgn}(\dot{q}_1) + {}^1P_1 \\ N_2Fs_2 \operatorname{sgn}(\dot{q}_2) + {}^1P_2 \\ N_3Fs_3 \operatorname{sgn}(\dot{q}_3) + {}^1P_3 \end{bmatrix} \quad 3.20$$

Avec une nouvelle notation simplifiant l'écriture :

$$\begin{bmatrix} N_1Kc_1K_1V_1 \\ N_2Kc_2K_2V_2 \\ N_3Kc_3K_3V_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{11} & 0 & 0 \\ 0 & H_{22} & H_{23} \\ 0 & H_{23} & H_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{q}_1 \\ \ddot{q}_2 \\ \ddot{q}_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} F_{11} & 0 & 0 \\ 0 & F_{22} & F_{23} \\ 0 & 0 & F_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{q}_1 \\ \dot{q}_2 \\ \dot{q}_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ P_3 \end{bmatrix} \quad 3.21$$

Où les paramètres de l'équation (3.20) s'expriment en fonction des équations (3.18)

$$\left\{ \begin{array}{lll} H_{11} = {}^1H_{11} + N_1^2Ia_1 & F_{11} = {}^1F_{11} + N_1^2Fv_1 & P_1 = N_1Fs_1 \operatorname{sgn}(\dot{q}_1) + {}^1P_1 \\ H_{22} = {}^1H_{22} + N_2^2Ia_2 & H_{23} = {}^1H_{23} & H_{33} = {}^1H_{33} + N_3^2Ia_3 \\ F_{22} = N_2^2Fv_2 & F_{23} = {}^1F_{23} & F_{33} = N_3^2Fv_3 \\ P_2 = N_2Fs_2 \operatorname{sgn}(\dot{q}_2) + {}^1P_2 & P_3 = N_3Fs_3 \operatorname{sgn}(\dot{q}_3) + {}^1P_2 & \end{array} \right. \quad 3.22$$



En posant

$$NKcK = \begin{bmatrix} N_1 Kc_1 K_1 & 0 & 0 \\ 0 & N_2 Kc_2 K_2 & 0 \\ 0 & 0 & N_3 Kc_3 K_3 \end{bmatrix} \text{ et } v = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \end{bmatrix} \quad 3.23$$

La forme finale pour le modèle dynamique direct est :

$$NKcKv = H(q)\ddot{q} + F(q, \dot{q})\dot{q} + P(q, \dot{q}) \quad 3.24$$

D'après les équations (3.21), nous pouvons remarquer que le modèle est constitué de deux systèmes structurellement découplés.

Le premier système concerne l'articulation 1, il est caractérisé par la première équation dans le modèle dynamique inverse et est exprimé par l'équation :

$$N_1 Kc_1 K_1 V_1 = H_{11} \ddot{q}_1 + F_{11} \dot{q}_1 + P_1 \quad 3.25$$

Le second système concerne les deux articulations 2 et 3 et caractérisé par les deux autres équations :

$$\begin{bmatrix} N_2 Kc_2 K_2 V_2 \\ N_3 Kc_3 K_3 V_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{22} & H_{23} \\ H_{23} & H_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{q}_2 \\ \ddot{q}_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} F_{22} & F_{23} \\ 0 & F_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{q}_2 \\ \dot{q}_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} P_2 \\ P_3 \end{bmatrix} \quad 3.26$$

Pour notre démonstration, nous allons nous intéresser au deuxième système qui illustre mieux le cas général. Ceci ne modifie en rien la démarche générale, mais permettra de simplifier des traitements. Les positions angulaires considérées sont schématisées dans la figure

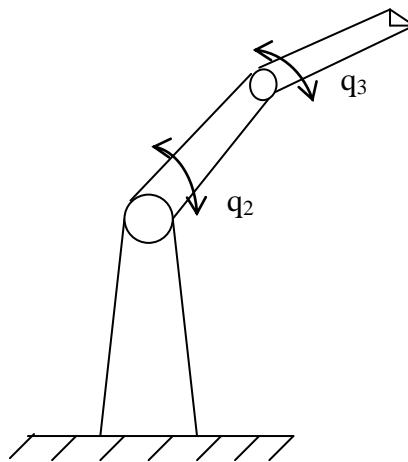


Figure 3.3 : articulations considérées

Et le deuxième système d'état est donné par :

(En posant comme vecteur d'état :  $[x_3 \ x_4 \ x_5 \ x_6]^T = [q_2 \ q_3 \ \dot{q}_2 \ \dot{q}_3]^T$ )

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \\ \dot{x}_5 \\ \dot{x}_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & a_{22} & a_{23} \\ 0 & 0 & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \end{bmatrix} + B(q, \dot{q}, v_2, v_3) \quad 3.29$$

$$B(q, \dot{q}, v_2, v_3) = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ b_{22} & b_{23} \\ b_{32} & b_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_2 \\ v_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ G_2 \\ G_3 \end{bmatrix}$$

Et avec, en fonction des équations (3.21) et (3.22)

$$\left| \begin{array}{l} a_{22} = -\frac{H_{33}F_{22}}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2}, \quad a_{23} = -\frac{H_{33}F_{23} - H_{23}F_{33}}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2}, \\ a_{32} = \frac{H_{23}F_{22}}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2}, \quad a_{33} = -\frac{-H_{23}F_{23} + H_{33}F_{33}}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2} \\ H_2^{-1} = \frac{1}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2} \begin{bmatrix} H_{33} & -H_{23} \\ -H_{23} & H_{22} \end{bmatrix} \\ b_{22} = \frac{H_{33}N_2Kc_2K_2}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2}, \quad b_{23} = \frac{-H_{23}N_3Kc_3K_3}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2}, \\ b_{32} = \frac{-H_{23}N_2Kc_2K_2}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2}, \quad b_{33} = \frac{H_{22}N_3Kc_3K_3}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2} \\ G_2 = \frac{H_{33}P_2 - H_{23}P_3}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2}, \quad G_3 = \frac{H_{23}P_2 - H_{22}P_3}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2}, \end{array} \right. \quad 3.30$$

Ces paramètres sont utilisés dans les programmes de simulation pour le calcul des paramètres inertiels (moment d'inertie  $XX_i, YY_i, ZZ_i$ , premiers moments  $MX_i, MY_i, MZ_i$ ) selon les lois classiques de la mécanique.

- Les paramètres des actionneurs (moteurs et convertisseurs) qui sont les gains des convertisseurs  $K_i$ , les constantes des couple des moteurs  $Kc_i$  et les moments d'inertie des moteurs  $Ia_i$ ; ces paramètres sont donnés par le constructeur,
- Les paramètres de transmission qui, sont les rapports de transmission  $N_i$  pour chaque corps  $i$ . Ces rapports sont aussi donnés par le constructeur.

- Les paramètres de frottement sec  $F_{s_i}$  et visqueux  $F_{v_i}$  que nous avons déjà établi à partir des valeurs données par le constructeur pour les moteurs, augmentées d'une certaine quantité due aux frottements des engrenages. Les valeurs de ces paramètres sont données par le tableau (3.4).

Axe	1	2	3
paramètres			
$K_i$	-0.2273	0.8181	-0.6136
$Kc_i$	0.0477	0.057	0.0477
$N_i$	400	400	400
$Fv_i$	0.0002	0.0006	0.0007
$Ia_i$	0.00013	0.00195	0.00013

Tableau 3.4 : frottements, inerties, gains des actionneurs

### 3.3.3. Modèle dynamique avec défauts

Le système 2 (axes 2 et 3) qui, peut être représenté par

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \\ \dot{x}_5 \\ \dot{x}_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & a_{22} & a_{23} \\ 0 & 0 & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ b_{22} & b_{23} \\ b_{32} & b_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_2 \\ v_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ G_2 \\ G_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} fd_2 \\ fd_3 \end{bmatrix} \quad 3.31$$

$$\begin{bmatrix} y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ y_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} fc_2 \\ fc_3 \\ ft_2 \\ ft_3 \end{bmatrix} \quad 3.32$$

### 3.4. Formalisation du modèle du robot pour le diagnostic

Dans le chapitre 2, nous avons présenté l'état de l'art des techniques de détection et de diagnostic pour les systèmes dynamiques. Les techniques de la redondance analytique fonctionnent bien pour les systèmes linéaires stationnaires. Pour les systèmes non linéaires, il n'existe pas encore de résultats formels qui permettent une conception systématique d'une architecture de génération de résidus pour la détection et le diagnostic des défauts.

Certaines recherches dans les systèmes dynamiques non linéaires concernent la synthèse des observateurs dans le cadre classique de l'estimation de l'état pour le contrôle. Les difficultés rencontrées résident tout d'abord dans la définition même de systèmes non linéaires qui sont établis par référence aux systèmes linéaires. Plusieurs classes de systèmes non linéaires sont définies dans la littérature telles les systèmes linéaires non stationnaires, les systèmes bilinéaires, les systèmes affins en l'état ou en commande. La deuxième difficulté est liée aux conditions théoriques sur l'observabilité qui dépend de la structure du modèle (discernabilité) mais aussi et de la nature de l'entrée (universalité de l'entrée).

Le modèle du robot ; objet de notre application, est non linéaire. Dans ce paragraphe, nous allons exposer une procédure de transformation de ce modèle non linéaire à un modèle pseudo linéaire, en faisant apparaître de façon découpée les parties constantes et variables des paramètres intervenant dans l'équation du modèle. Nous qualifions ce modèle de modèle de diagnostic et tout l'intérêt de cette nouvelle écriture sera également mis en valeur dans le chapitre 4 pour la synthèse des générateurs de résidus (indicateurs de défauts).

#### 3.4.1 Propriétés du modèle du robot

Reprenons les équations (3.6)

$$\Gamma = H(q)\ddot{q} + F(q, \dot{q})\dot{q} + P(q, \dot{q})$$

Et

$$\Gamma = NKcKv$$

Les matrices  $H$  et  $F$  dépendent des positions et des vitesses articulaires  $(q, \dot{q})$  et par conséquent la matrice  $A$  dépend aussi de ces variables.

Afin de transformer le modèle non linéaire du robot (3.6) à un modèle pseudo linéaire, nous citons quelques propriétés qui seront utilisées pour cette transformation.

- Pour la matrice d'inertie  $H$  ;  $\exists \alpha > 0, \beta > 0 : \alpha I \leq H(q) \leq \beta I$

Ainsi  $H$  peut être écrite sous la forme :

$$H = H_0 + H_1 \tag{3.33}$$

Où  $H_0$  est une matrice ( $n \times n$ ) constante, symétrique et définie positive.  $H_1$  est une matrice ( $n \times n$ ) symétrique et définie non négative et qui dépend des variables articulaires ( $q$ ) (positions). Pour les articulations rotoïdes, les éléments de la matrice  $H_1$  sont des fonctions trigonométriques des positions ( $q$ ).

-  $F_0 = \text{diag}(F_{0_i})$ ,  $eF_{0_i} \neq 0$  pour  $i = 1, \dots, n$ , aussi la matrice  $F$  peut réécrite sous la forme ;

$$F = F_0 + F_1 \quad 3.34$$

### 3.4.2 Séparation de la perturbation du modèle du robot

Le modèle dynamique du système (1), (2) est non linéaire. Les variables d'états sont toutes disponibles ; nous allons nous intéresser au modèle (13) :

$$\begin{aligned} \dot{x} &= A(q)x + B(v, q, \dot{q}) \\ y &= Cx \end{aligned} \quad 3.35$$

$C = I_n$  est la matrice identité ( $n \times n$ )

En remplaçant les équations ((3.35) et ((3.36) dans le système (3.6), nous avons

$$H_0 \ddot{q} + H_1 \ddot{q} = -F_0 \dot{q} - F_1 \dot{q} + \Gamma - P$$

$$H_0 \ddot{q} = -F_0 \dot{q} - F_1 \dot{q} + \Gamma - P - H_1 \ddot{q}$$

$$\ddot{q} = -H_0^{-1} F_0 \dot{q} - H_0^{-1} F_1 \dot{q} + H_0^{-1} \Gamma - H_0^{-1} P - H_0^{-1} H_1 \ddot{q}$$

Posons

$$M = H^{-1} \quad M_0 = H_0^{-1} \quad M_1 = M - M_0$$

Alors, on a :

$$\ddot{q} = -M_0 F_0 \dot{q} - M_0 F_1 \dot{q} + M_0 \Gamma - M_0 P - M_0 H_1 \ddot{q} \quad 3.36$$

Posons

$$A_0 = -M_0 F_0$$

$$B(\Gamma, q, \dot{q}) = -M_0 F_1 \dot{q} + M_0 \Gamma - M_0 P$$

$$d(q) = -M_0 H_1$$

On a

$$\ddot{q} = A_0 \dot{q} + B(\Gamma, q, \dot{q}) + d(q) \ddot{q}$$

Dans ce cas, on obtient (3.37):

$$\begin{aligned} \dot{x} &= A_0 x + B(v, q, \dot{q}) + d(q)\ddot{q} \\ y &= Cx = \dot{q} \end{aligned} \quad 3.37$$

Où,  $A_0$  est une matrice constante ( $n \times n$ )

On considérera le modèle non perturbé (3.40) (16) :

$$\begin{aligned} \dot{x}_m &= A_0 x_m + B(v, q, \dot{q}) \\ y_m &= Cx_m = \dot{q}_m \end{aligned} \quad 3.38$$

Où le terme non linéaire  $B(v, q, \dot{q})$  est calculé par l'injection de sortie. Le modèle est donc, linéaire modulo une injection de sortie. La perturbation  $d(q)\ddot{q}$  est linéaire par rapport à  $\ddot{q}$ . L'écart  $r(t)$  représente l'effet de la perturbation sur l'erreur de sortie entre le système et le modèle. La Figure 1 illustre le schéma de simulation du système (3.37) et le modèle (3.40)

Donc le système peut être décrit par les équations (3.39)

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{z} \\ \dot{x} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & I_n \\ 0 & A_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z \\ x \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ B(v, q, \dot{q}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ d(q)\ddot{q} \end{bmatrix} \\ Y &= C \begin{bmatrix} z \\ x \end{bmatrix} \end{aligned} \quad 3.39$$

Et le modèle non perturbé par les équations (3.40)

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{z}_m \\ \dot{x}_m \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & I_n \\ 0 & A(q) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z \\ x \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ B(v, q, \dot{q}) \end{bmatrix} \\ Y_m &= C \begin{bmatrix} z_m \\ x_m \end{bmatrix} \end{aligned} \quad 3.40$$

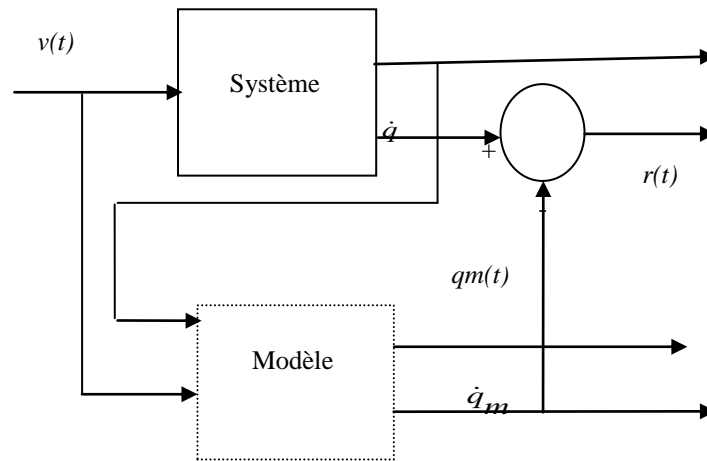


Figure 3.4 : schéma de simulation

L'écart  $r(t)$  est l'erreur de sortie entre le système et le modèle qui représente l'effet de la perturbation  $d(q)\ddot{q}$

Dans notre cas, le système et le modèle sont donnés respectivement par les équations (3.41) et (3.42) :

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{22} & a_{23} \\ a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_2(v, \dot{q}, q) \\ B_3(v, \dot{q}, q) \end{bmatrix} \quad 3.41$$

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{220} & a_{230} \\ a_{320} & a_{330} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_2(v, \dot{q}, q) \\ B_3(v, \dot{q}, q) \end{bmatrix} \quad 3.42$$

$$A_0 = \begin{bmatrix} -13.12323 & 4.8579 \\ 4.16392 & -38.3025 \end{bmatrix}$$

Le modèle résultant est donc formé d'une partie linéaire modulo une injection de sortie et d'une partie non linéaire. Cette dernière est représentée par un terme non linéaire, fonction de l'accélération non mesurée et du rapport de la partie constante de la matrice d'inertie à la partie variable de cette même matrice d'inertie, voir équation (3.38).

Cette non linéarité sera d'autant moins influente que la partie constante sera grande devant la partie variable, considération d'autant plus vraie que le rapport de transmission  $N_i$  est grand, ce qui généralement le cas des robots classiques industriels.

### 3.4.2.1. Modèle de diagnostic sans défaut du système

Le modèle de diagnostic pour le cas est donc donné par les équations (3.43)

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \\ \dot{x}_5 \\ \dot{x}_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & a_{220} & a_{230} \\ 0 & 0 & a_{320} & a_{330} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ B_2(q, \dot{q}, v) \\ B_3(q, \dot{q}, v) \end{bmatrix} \quad (3.43)$$

Avec comme expression des paramètres :

$$\begin{cases} a_{220} = -\frac{H_{330}F_{220}}{H_{220}H_{330} - H_{230}^2}, & a_{230} = -\frac{H_{230}F_{330}}{H_{220}H_{330} - H_{230}^2}, \\ a_{320} = \frac{H_{230}F_{220}}{H_{220}H_{330} - H_{230}^2}, & a_{330} = -\frac{-H_{220}F_{330}}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2} \\ H_{20}^{-1} = \frac{1}{H_{220}H_{330} - H_{230}^2} \begin{bmatrix} H_{330} & -H_{230} \\ -H_{230} & H_{220} \end{bmatrix} \\ b_{220} = \frac{H_{330}N_2Kc_2K_2}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2}, & b_{230} = \frac{-H_{230}N_3Kc_3K_3}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2}, \\ b_{320} = \frac{-H_{230}N_2Kc_2K_2}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2}, & b_{330} = \frac{H_{220}N_3Kc_3K_3}{H_{22}H_{33} - H_{23}^2} \\ G_{20} = \frac{H_{330}P_2 - H_{230}P_3}{H_{220}H_{330} - H_{230}^2}, & G_{30} = \frac{H_{230}P_{20} - H_{220}P_3}{H_{220}H_{330} - H_{230}^2}, \end{cases} \quad (3.44)$$

Où les différents paramètres sont calculés à partir des coefficients dynamiques du robot :

$$\begin{aligned} H_{220} &= N_2^2 I a_2 + ZZ_2 + ZZ_3 + M_3 a_3^2 & H_{230} &= ZZ_3 & H_{330} &= N_3^2 I a_3 + ZZ_3 \\ H_{221} &= 2MX_3 a_3 C_3 & H_{231} &= MX_3 a_3 C_3 & H_{331} &= 0 \\ F_{220} &= N_2^2 F v_2 & F_{230} &= F_{320} = 0 & F_{330} &= N_3^2 F v_3 \\ F_{221} &= F_{331} = F_{321} = 0 & F_{231} &= -\dot{q}_3 MX_3 a_3 S_3 \end{aligned}$$

Les expressions non linéaires s'obtiennent par :

$$\begin{bmatrix} d_2(q) \\ d_3(q) \end{bmatrix} \ddot{q} = [-H_{20}^{-1} H_2^1] \begin{bmatrix} \ddot{q}_2 \\ \ddot{q}_3 \end{bmatrix}, \text{ soit}$$



$$\begin{bmatrix} d_2(q) \\ d_3(q) \end{bmatrix} \ddot{q} = -\frac{1}{\det H_0} \begin{bmatrix} H_{330}H_{221} - H_{230}H_{231} & H_{330}H_{231} - H_{230}H_{331} \\ H_{220}H_{231} - H_{230}H_{221} & H_{220}H_{331} - H_{230}H_{231} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{q}_2 \\ \ddot{q}_3 \end{bmatrix} \quad 3.45$$

### 3.4.2.2 Modèle de diagnostic avec défauts du système

Les équations du modèle s'expriment par

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \\ \dot{x}_5 \\ \dot{x}_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & a_{220} & a_{230} \\ 0 & 0 & a_{320} & a_{330} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ B_2(q, q, v) \\ B_3(q, q, v) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ d_2(q)\ddot{q} + fd_2(t - \tau_2) \\ d_3(q)\ddot{q} + fd_3(t - \tau_3) \end{bmatrix} \quad 3.46$$

$$\begin{bmatrix} y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ y_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} fc_2 \\ fc_3 \\ ft_2 \\ ft_3 \end{bmatrix} \quad 3.47$$

### Conclusion

Nous avons établi dans ce chapitre le modèle dynamique du robot. Nous avons considéré la représentation du robot sans défaut puis avec défauts. Nous avons aussi élaboré le modèle utilisé pour l'étude de cas.

Le modèle obtenu est non linéaire puisque les termes de la matrice dynamique  $A$  sont fonctions des positions et des vitesses. Ce modèle ne peut être utilisé en l'état pour la conception du système de génération des résidus pour le diagnostic des défauts. Des aménagements sont donc nécessaires et ils ont été apportés dans ce chapitre. Nous avons réécrit le modèle sous forme linéaire modulo une injection de sortie augmentée d'une perturbation non linéaire qui doit être estimée et compensée. Ce qui va constituer la partie la plus importante du chapitre suivant. Notons seulement ici que le nouveau modèle est établi en scindant les matrices, en une matrice à termes constants et une matrice à termes variables. Nous désignons par modèle de diagnostic cette forme de représentation.

## CHAPITRE 4

### CONCEPTION DU SYSTEME DE GENERATION DE RESIDUS

#### Introduction

Nous présentons dans ce chapitre l'architecture de génération de résidus pour la détection et la localisation des défauts. Cette architecture utilise le modèle de diagnostic que nous avons donné dans le précédent chapitre. Elle s'appuie sur l'utilisation de la technique de la redondance analytique et plus précisément, sur le modèle parallèle du système. L'analyse des résidus générés à partir des sorties du modèle et des sorties mesurées du système, permet la prise de décision sur l'occurrence des défauts.

Le modèle du robot est non linéaire, aussi nous avons utilisé le principe de linéarisation par injection de sortie pour linéariser le modèle. Cette linéarisation n'est cependant pas suffisante et une partie non linéaire, fonction de l'accélération non mesurable persiste et influe sur les performances du diagnostic. Cette partie non linéaire sera considérée, comme une perturbation structurée.

Deux grandes parties composent ce chapitre.

Dans la première partie nous traiterons de la génération des résidus pour le système sans compensation de la perturbation suivi des résultats de simulation pour voir l'effet de celle-ci sur les résidus en l'absence de défauts dynamiques.

Les résidus n'étant pas nuls, nous allons procéder à une modélisation neuro floue de l'erreur de sortie afin de compenser la perturbation.

Après compensation de l'erreur de sortie et quelques résultats de simulation qui montreront que les résidus sont nuls en l'absence de défauts, nous étudierons ces résidus en injectant quelques défauts dans le système. Nous allons remarquer que ces résidus permettent une détection non robuste des défauts alors que la localisation de ces défauts est pratiquement impossible.

Pour remédier à ces lacunes, nous procéderons alors à une modélisation et estimation neuro floues des résidus en présence de défauts.

Nous allons montrer par des résultats de simulations que cette démarche permet de détecter et identifier les défauts dynamiques simples et multiples.

Et nous terminerons cette partie par une conclusion.

Dans la seconde partie, nous allons nous occuper des défauts capteurs. Nous allons établir un observateur dont le résidu est robuste par rapport aux défauts dynamiques. Donc si un défaut est signalé par ce résidu il est attribué à la fonction « information », c'est-à-dire les capteurs. Une fois le défaut attribué à cette fonction, alors le capteur défaillant est localisé par une simple redondance analytique « modèle ».

Nous présentons en fin de chapitre une synthèse de mécanisme de détection-diagnostic des défauts, pouvant être appliqué à un robot à n degré de liberté.

## **Partie I : Génération des résidus pour les défauts dynamiques du système**

### **4.1. Effet de la perturbation**

Nous allons supposer, en premier lieu, que les capteurs ne sont pas défaillants. Donc nous n'allons considérer que les défauts dynamiques (actionneurs et structure mécanique). Les défauts capteurs seront considérés dans la deuxième partie de ce chapitre. Ensuite l'architecture générale de diagnostic sera synthétisée.

Ceci s'explique par l'importance des capteurs dans l'élaboration du diagnostic. On ne peut parler de diagnostic que si les informations délivrées par les capteurs sont fiables et crédibles. Les capteurs ne sont pas uniquement un moyen de détection et diagnostic mais aussi un objet.

Reprenons les équations du système (3.39) et du modèle (3.40) élaborées au chapitre 3

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{z} \\ \dot{x} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & I_n \\ 0 & A_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z \\ x \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ B(v, q, \dot{q}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ d(q)\ddot{q} \end{bmatrix} \\ Y &= C \begin{bmatrix} z \\ x \end{bmatrix} \end{aligned} \quad 4.1$$

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{z}_m \\ \dot{x}_m \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & I_n \\ 0 & A_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_m \\ x_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ B(v, q, \dot{q}) \end{bmatrix} \\ Y_m &= C \begin{bmatrix} z_m \\ x_m \end{bmatrix} \end{aligned} \quad 4.2$$

Le générateur des résidus est construit en utilisant le modèle (non perturbé) comme redondance analytique en boucle ouverte (modèle). Les résidus donc sont les écarts entre les sorties du système (4.1) et les sorties du modèle (4.2).

Notons déjà ici que ce modèle non perturbé peut être considéré comme une linéarisation par injection de sortie qui est donnée dans ce qui suit :

Linéarisation du modèle par injection de sortie

Le principe de linéarisation par injection de sortie consiste à transformer un système dynamique  $S1$ , décrit par le système d'équations (4.3) :

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= f(x(t), u(t)) \\ y(t) &= h(x(t)) \end{aligned} \tag{4.3}$$

En un système  $S2$  décrit par le système d'équations (4.4)

$$\begin{aligned} \dot{z} &= Az + B(u, y) \\ y &= Cz \end{aligned} \tag{4.4}$$

La transformation (linéarisation par injection de sortie) a été faite dans le chapitre 3 par l'élaboration du modèle de diagnostic à partir du modèle de simulation. Cette transformation a été rendue possible grâce à l'accessibilité directe de toutes les variables d'état (vitesses et positions) à la mesure, elle a également permis d'isoler une non linéarité additive non mesurable ajoutée aux défauts dynamiques dans le modèle comme une perturbation structurée.

Cette perturbation dépend :

- des paramètres structuraux et inertiels du robot, ces paramètres sont bornés,
- des variables d'état du système dépendantes de l'entrée qui doivent aussi être supposées comme appartenant à un certain domaine borné. La perturbation est alors bornée et l'erreur d'estimation d'état est bornée par la perturbation maximale.

Alors si, on néglige la perturbation le schéma de la figure 4.1 (déjà donné au chapitre 3, figure 4) peut être utilisée pour la détection diagnostic des défauts dynamiques.

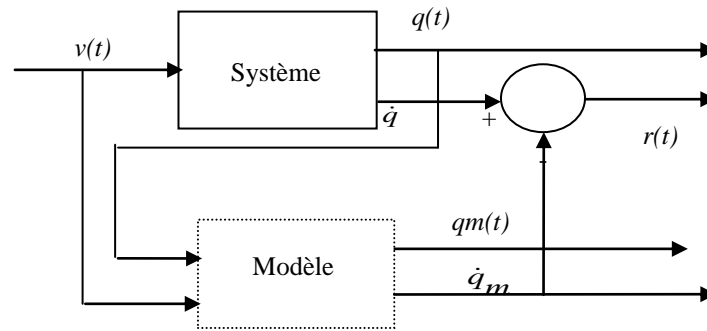


Figure 4.1: schéma de simulation système - modèle

Où le résidu est  $r(t)$  qui est donné par les équations (4.5)

$$r(t) = \dot{q} - \dot{q}_m = \begin{bmatrix} r_2(t) \\ r_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{q}_2(t) - \dot{q}_{m2}(t) \\ \dot{q}_3(t) - \dot{q}_{m3}(t) \end{bmatrix} \quad 4.5$$

Les courbes de la figure 4.2 illustrent les positions du système et du modèle et les courbes de la figure 4.3 illustrent les vitesses du système et du modèle.

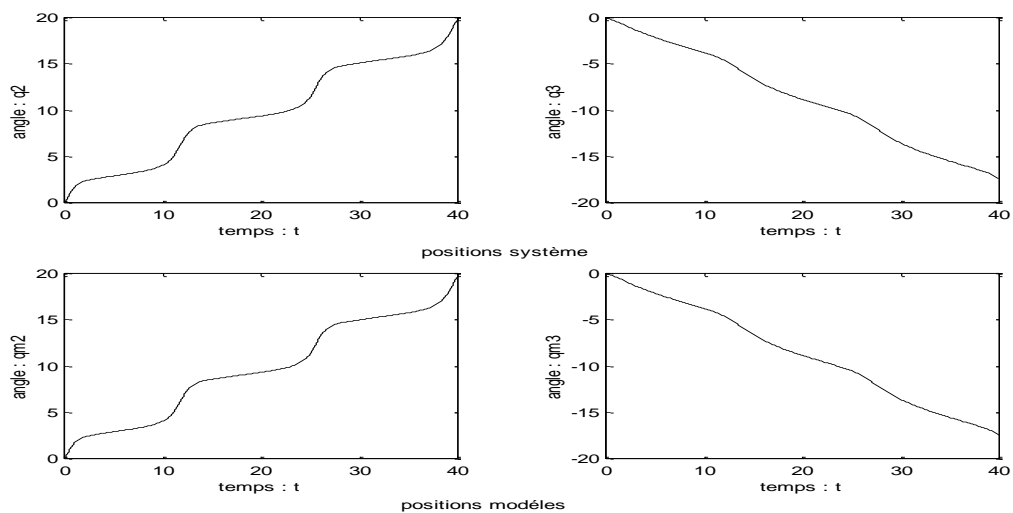


Figure 4.2 : positions système/modèle

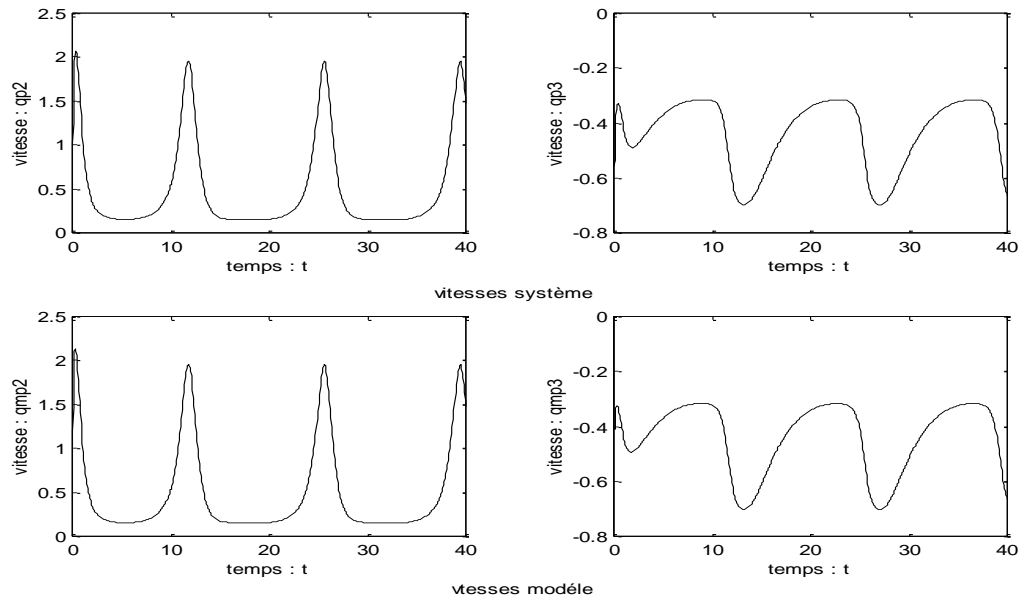


Figure 4.3 : vitesses système/modèle

Les courbes de la figure 4.4 illustrent les écarts entre les positions du système et du modèle et les écarts entre les vitesses du système et du modèle.

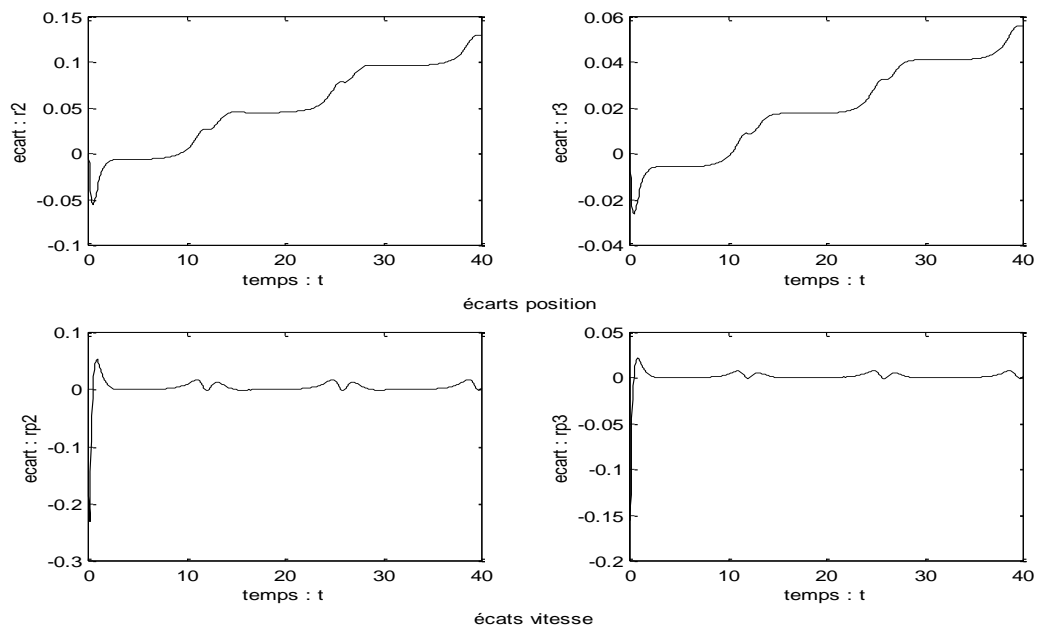


Figure 4.4: courbe des écarts positions et vitesses

En l'absence de défauts, les écarts entre les variables mesurées (positions/vitesses) du système et les variables calculées du modèle, ne sont pas nulles. Cela est prévisible, puisque nous avons négligé dans le modèle la partie additive non linéaire qui est la

perturbation. D'où la nécessité de compenser l'erreur due à la perturbation pour rendre nul cet écart. La perturbation n'est pas directement disponible et comme l'erreur de sortie  $r(t)$  est disponible et dépend de la perturbation, alors nous allons la modéliser et l'estimer. A cette fin, nous utilisons une approche neuro floue

## 4.2. Estimation de l'erreur de sortie

### 4.2.1. Modélisation ANFIS

Pour l'estimation de l'erreur Nous avons utilisé la méthodologie de modélisation ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System), [82], [83], [84], [85]. Cette modélisation est basée sur la combinaison de théorie des ensembles flous et celle des réseaux de neurones([86], [87] [88], [89]). La théorie des ensembles flous a été introduite par L.A. Zadeh en 1962 et elle a été le sujet de plusieurs travaux de développement (Mamdani, Takagi Sugéno). Elle a été surtout appliquée dans le domaine du contrôle avec succès et efficacité.

Pour résumer, un ANFIS est une architecture à couche similaire à un réseau de neurones artificiel. Le réseau est composé de cinq couches. Sans perte de généralités, nous avons illustré un réseau neuro flou à deux entrées dans le schéma de la figure 4.5.

Couche 1 : couche d'entrée : les nœuds représentent les entrées du système (les deux nœuds d'entrées  $u_1$  et  $u_2$ ).

Couche 2 : couche de fuzzification : un nœud représente la fonction d'appartenance et chaque entrée est associée à ses fonctions d'appartenance (trois).

$$u_1 \rightarrow \mu_{11}(u_1), \mu_{12}(u_1), \mu_{13}(u_1),$$

$$u_2 \rightarrow \mu_{21}(u_2), \mu_{22}(u_2), \mu_{23}(u_2)$$

Les nœuds calculent les degrés d'appartenance des signaux d'entrées ; pour des fonctions d'appartenance Gaussiennes (par exemple) on a :

$$\mu_{ij}(u_i) = \exp\left[-\left(\frac{u_i - m_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right]$$

où  $\{ m_{ij}, \sigma_{ij} \}$  est l'ensemble des paramètres (moyenne et écart type). La forme de fonction Gaussienne change quand les valeurs des paramètres changent. Ces paramètres sont dits paramètres prémisses (antécédents).

Couche 3 : couche d'inférence : un nœud représente une règle. Le degré d'activation de chaque règle est calculé comme étant la contribution de chaque entrée ( $u_1$  et  $u_2$ ) à activer cette règle.

$$R_k : \left\{ (\mu_{Rk} = \prod_i^n \mu_{ij}(u_i), j = 1, N_i), k = 1, N \right\} \quad 4.6$$

$N$ : nombre de règles:  $N = \prod_{i=1}^n N_i$

$n$  : nombre d'entrées

$N_i$  : nombre de fonctions d'appartenance de chaque entrée

**Exemple**  $N = \prod_{i=1}^2 N_i = N_1 * N_2 = 3 * 3 = 9$  règles

couche4 : couche de défuzzification: dans cette couche, la valeur numérique de la sortie du nœud est calculée comme étant  $\mu_{Rk} y_k$

La sortie du nœud de normalisation est :

$$\mu_R = \sum_{k=1}^N \mu_{Rk} \quad 4.7$$

Couche 5 : couche de sortie : la valeur finale de sortie  $y$  est calculée.

La moyenne pondérée des sorties  $y_k$  :

$$y = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_{Rk} y_k}{\mu_R}$$

Pour un modèle de Takagi Sugéno du premier ordre (modèle flou TS1)

$$y_k = (a_k^T u + b_k) \quad 4.8$$

$$\text{En posant } \varphi_k = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_{Rk}}{\mu_R}$$

$$y = \sum_{k=1}^N \varphi_k y_k = \sum_{k=1}^N \varphi_k (a_k^T u + b_k) \quad 4.9$$



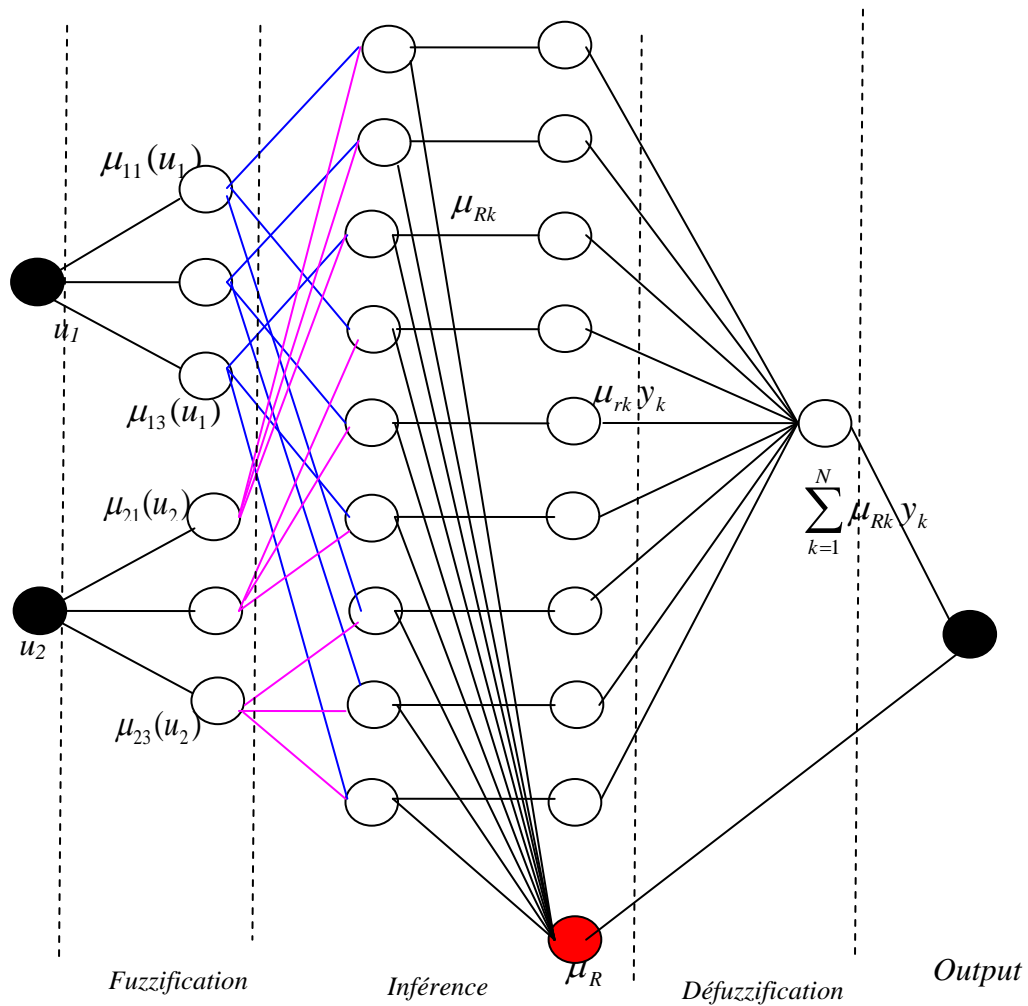


Figure 4.5 : système Neuro flou comme structure de réseau.

#### 4.2.2 Structure ANFIS du modèle de l'erreur de sortie

Pour déterminer la structure ANFIS du modèle de l'erreur de sortie [90], nous devons, en premier lieu, déterminer ses variables d'entrées. Pour cela, nous allons calculer cette erreur de sortie.

L'erreur de sortie est (4.10) :

$$r = \dot{q} - \dot{q}_m = C(x - x_m) \quad 4.10$$

De (4.1) et (4.2) nous avons

$$\dot{x} - \dot{x}_m = A_0(x - x_m) + d(q)\ddot{q} \quad 4.11$$

Le terme  $B(v, q, \dot{q})$  a disparu dans l'équation (4.11) car l'erreur est calculée par l'injection de la sortie du système.

De l'erreur de sortie (4.10), on peut écrire

$$C^T r = C^T (\dot{q} - \dot{q}_m) = C^T C(x - x_m)$$

Et particulièrement si  $C^T C$  est inversible, nous avons (dans notre cas  $C=I_n$ )

$$x - x_m = (C^T C)^{-1} C^T r \quad 4.12$$

De (4.12) l'équation (4.11) devient:

$$\dot{x} - \dot{x}_m = A_0 (C^T C)^{-1} C^T r + d(q)\ddot{q}$$

La condition pour compenser la perturbation est que

$$\dot{x} - \dot{x}_m = A_0 (C^T C)^{-1} C^T r + d(q)\ddot{q} = 0, \text{ et ensuite on peut déduire que l'erreur de sortie a la}$$

forme suivante

$$r(t) = f(q, \ddot{q}) \quad 4.13$$

Où  $f$  est une fonction non linéaire à déterminer.

Ce qui veut dire qu'une estimation de  $r(t) \approx \hat{r}(t) = \hat{f}(q, \ddot{q})$  est nécessaire.

$\hat{r}(t)$  est une fonction non linéaire des sorties mesurées  $q$  et  $\ddot{q}$  qui n'est pas disponible.

Nous utiliserons l'approximation discrète de  $\ddot{q}(t)$

$$\ddot{q}(t + \Delta t) = \frac{\dot{q}(t + \Delta t) - \dot{q}(t)}{\Delta t},$$

Avec  $\Delta t$  une période d'échantillonnage valide des sorties

$$d_1 = d(q)\ddot{q} = d(q) \frac{\dot{q}(t + \Delta t) - \dot{q}(t)}{\Delta t}$$

$$\Delta t d_1 = d(q) \cdot [\dot{q}(t + \Delta t) - \dot{q}(t)]$$

$$\Delta t d_1 = d(q) \cdot (\dot{q}(k+1) - \dot{q}(k)), \text{ où}$$

$$r(k+1) = f((\dot{q}(k+1) - \dot{q}(k)), q(k)) \quad 4.14$$

En notant:  $rp(k+1) = (\dot{q}(k+1) - \dot{q}(k))$ , Nous avons :  $r(k+1) = f(rp(k+1), q(k))$

Ceci veut dire que la fonction  $f$  de l'erreur de sortie du modèle (4.14) est une fonction non linéaire des sorties  $q$  et les différences entre les valeurs, courantes et passées, des sorties vitesses  $\dot{q}$ . Ainsi la fonction  $f$ , peut être estimée par une fonction floue

$$r(k+1) = \hat{f}(rp(k+1), (q(k))) \quad 4.15$$

Notons que le modèle (4.15) de l'erreur de sortie est un modèle NAR, et non pas NARX car on a évité de le mettre dépendant des entrées  $v$  du système.

Dans notre cas, selon (4.15) nous avons

$$r(k+1) = \begin{bmatrix} r_2(k+1) \\ r_3(k+1) \end{bmatrix} = f(rp_2(k+1), rp_3(k+1), q_2(k), q_3(k)) \quad 4.16$$

Selon (4.16), les entrées du système flou sont les sorties mesurées  $q$  du système dynamique et les différences entre les valeurs courantes et passées des sorties vitesses  $\dot{q}$ . Pour notre cas, ces entrées sont :

$$rp_2(k+1), rp_3(k+1), \cos q_3(k) \quad 4.17$$

Les sorties sont

$$rf(k) = [rf_2(k), rf_3(k)]^T \quad 4.18$$

Remarque : nous avons pris  $\cos q_3$  comme entrée au lieu de  $q_3$ . Ceci est plus convenable dans notre cas et pour l'identification des paramètres de  $H_1(q)$  sont des fonctions trigonométriques de la sortie  $q_3$ .

Le système neuro flou modélisant l'erreur de sortie est donné par le schéma de la figure 4

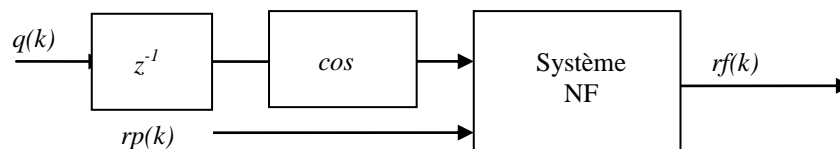


Figure 4.6 : schéma du système neuro flou

### Sélection des fonctions d'appartenance des entrées

Dans la couche 2, les fonctions d'appartenance des entrées que nous avons utilisées sont gaussiennes. On distingue trois fonctions pour chaque entrée (c'est-à-dire 9 fonctions en totalité, donc 18 paramètres non linéaires ; la moyenne et l'écart type).

### Système d'inférence couche 3 :

Comme nous disposons de trois entrées et trois fonctions d'appartenance pour chacune des entrées, alors nous avons 27 règles. Chaque nœud représente une règle et la sortie de chaque règle est calculée suivant la relation (4.6). Le nœud normalisé est calculé suivant la relation (4.7).

### Structure des fonctions des sorties

Les sorties du système flou sont  $rf_2$  et  $rf_3$  approchées par une fonction de Takagi Sugeno d'ordre 1 (TS1) comme indiqué par l'équation (4.19)

$$rf_i = a_i \times \cos q_3 + b_i \times rp_2 + c_i \times rp_3 + d_i, i = 1, 2 \quad 4.19$$

Les règles des deux systèmes flous (MISO) qui décrivent le système dynamique ont la forme (4.20) :

$$\begin{aligned} R_l : & \text{si}(\cos q_3 \text{ est } \mu_{k1} \text{ et } rp_2 \text{ est } \mu_{k2} \text{ et } rp_3 \text{ est } \mu_{k3}) \\ & \text{alors} \\ & rf_i \text{ est}(a_i \cos q_3 + b_i rp_2 + c_i rp_3 + d_i) \end{aligned} \quad 4.20$$

#### 4.2.3. Apprentissage du modèle ANFIS de l'erreur de sortie

Comme dans la méthode d'identification conventionnelle, le modèle ANFIS de l'erreur de sortie nécessite un apprentissage afin de déterminer les paramètres. On distingue deux types de paramètres :

- les paramètres Linéaires du modèle TS de la sortie qui sont estimés en utilisant la méthode des moindres carrés.

$$Nc = \text{nombre des règles} * (\text{nombre des entrées} + 1) = N * (n + 1).$$

$$\text{Dans ce cas : } Nc = 27 * (3 + 1) = 108 \text{ paramètres linéaires}$$

- les paramètres Non linéaires des fonctions d'appartenance gaussiennes des entrées (moyenne et variance) et qui sont ajustés en utilisant les méthodes d'identification

non linéaires (algorithme de descente du gradient, algorithme de Levenberg Marquardt).

$$Na = 2 \sum_{j=1}^n N_j = 18$$

En total, nous avons  $108+18=126$  paramètres à identifier

Le schéma d'apprentissage est donné par la figure 4.7.

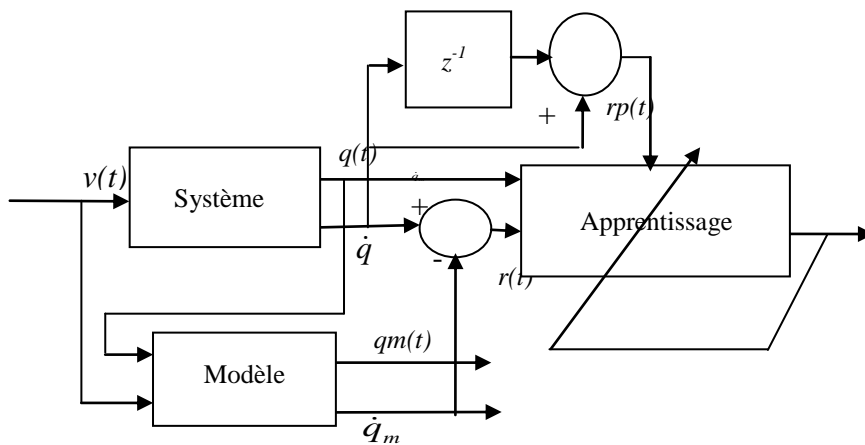
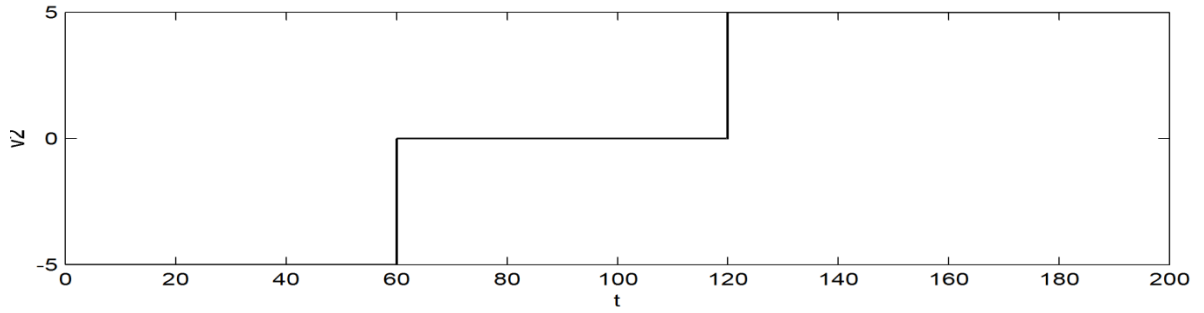
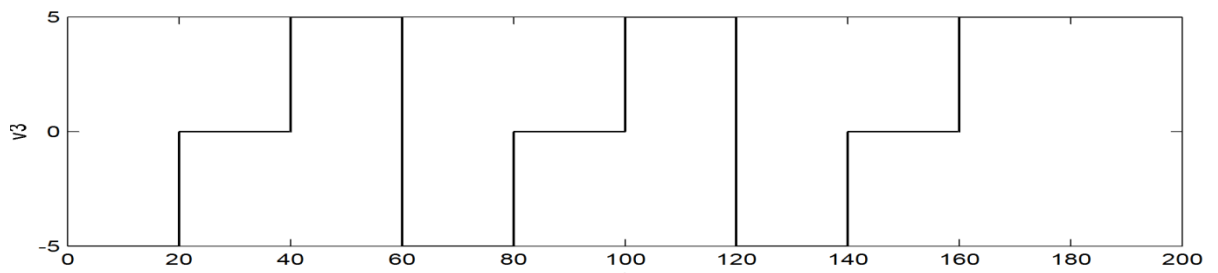


Figure 4.7 : schéma d'apprentissage du système Neuro Flou

#### Sélection de l'enregistrement des données E/S d'apprentissage

Pour apprendre le système ANFIS, un ensemble de données entrées/sorties d'apprentissage est indispensable. Il est obtenu par l'application d'une séquence d'entrées  $v_2$  et  $v_3$ , au système physique (robot) et au modèle. Les courbes des Figures 4.8a et 4.8b représentent la séquence des deux entrées appliquées. Elles ont été sélectionnées pour couvrir le domaine de fonctionnement le plus large.

Figure 4.8a : entrée  $v_2$ Figure 4.8b : entrée  $v_3$ 

Cette séquence est appliquée durant un intervalle de temps de 200 secondes avec une période d'échantillonnage de 20ms.

Les données E/S collectées sont utilisées comme données d'apprentissage.

Les sorties du système physique (robot) sont  $[q_2 \ q_3]^T$  et leur dérivées  $[\dot{q}_2 \ \dot{q}_3]^T$ . Les sorties du modèle sont  $[qm_2 \ qm_3]^T$  et leur dérivées  $[\dot{q}m_2 \ \dot{q}m_3]^T$ .

Les entrées sorties utilisées pour l'apprentissage du système flou consistent en deux séquences :

Séquence1 : les entrées :  $[\cos q_3, rp_2, rp_3]^T$  et la sortie  $r_2$ ,

Séquence2 : les entrées :  $[\cos q_3, rp_2, rp_3]^T$  et la sortie  $r_3$

Les enregistrements des trois entrées du système flou sont donnés par les courbes de la Figure 4.9.

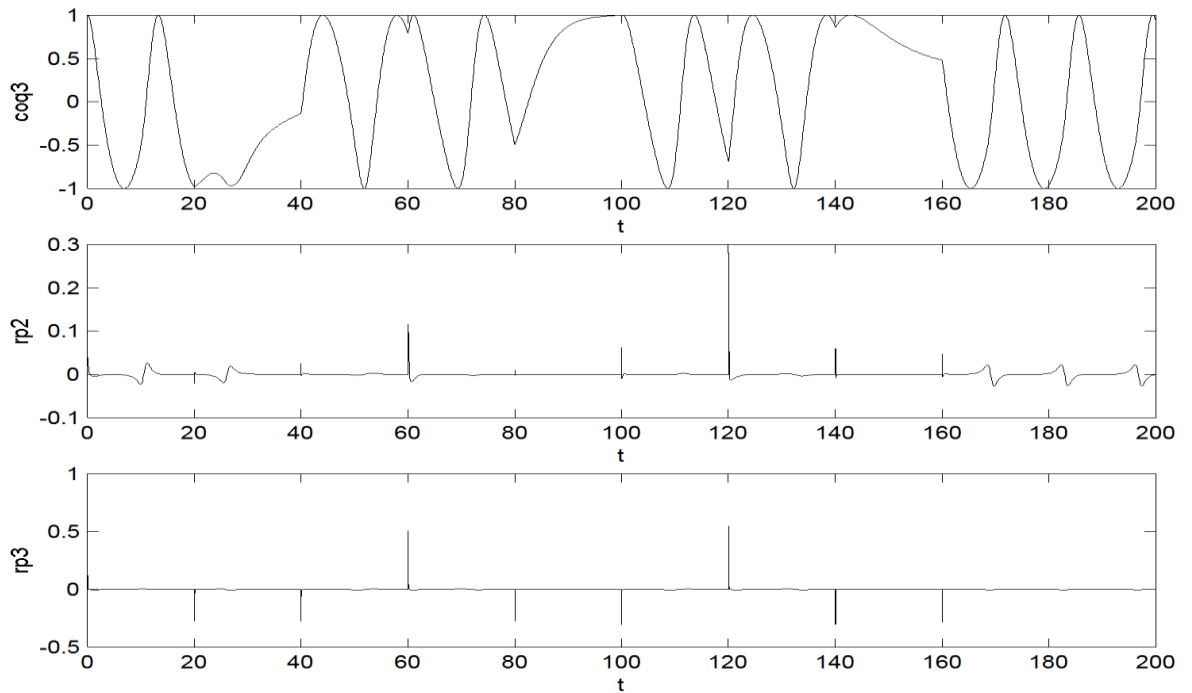


Figure 4.9 : courbes des données entrées du système flou

Les enregistrements des deux sorties du système flou sont donnés par les courbes des Figures 4.10a et 4.10b. Ces sorties représentent l'écart entre les sorties du système et celles du modèle.

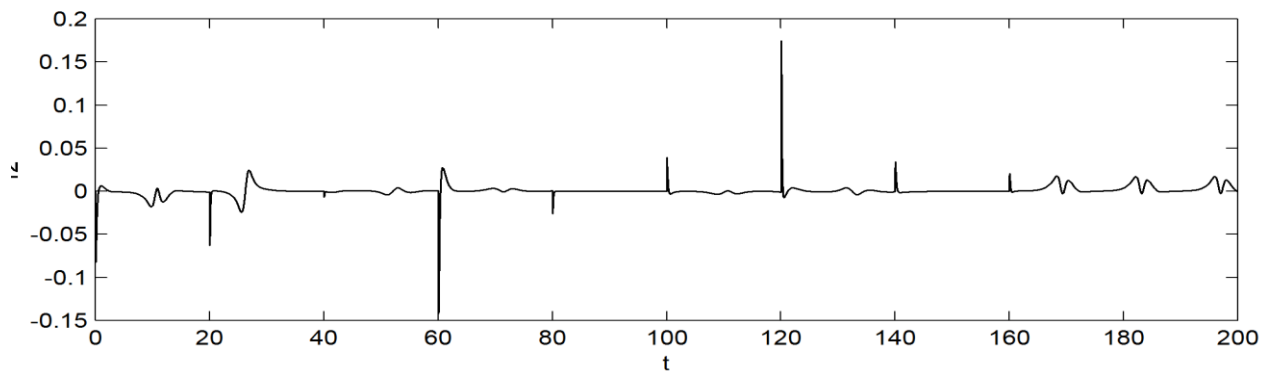


Figure 4.10a : sortie du système flou  $r_2$

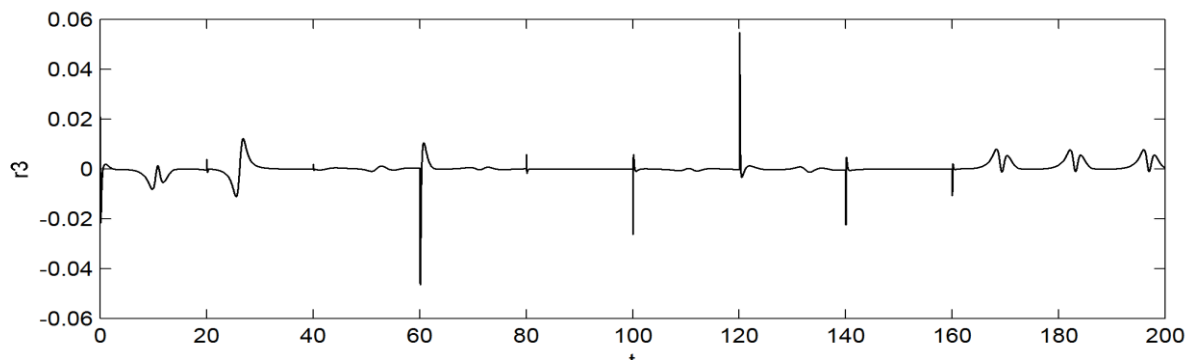


Figure 4.10b : sortie du système flou  $r_3$

Les résultats obtenus après apprentissage du système flou sont donnés par les courbes des figures 4.11a et 4.11b. Ces résultats représentent les écarts entre les sorties réelles et les sorties estimées, c'est-à-dire les erreurs d'estimation.

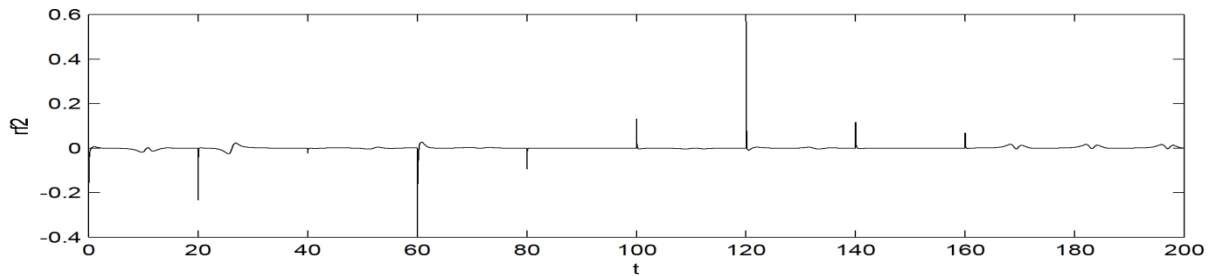


Figure 4.11a : sortie estimée par le système flou;  $rf_2$  (avec les données d'apprentissage)

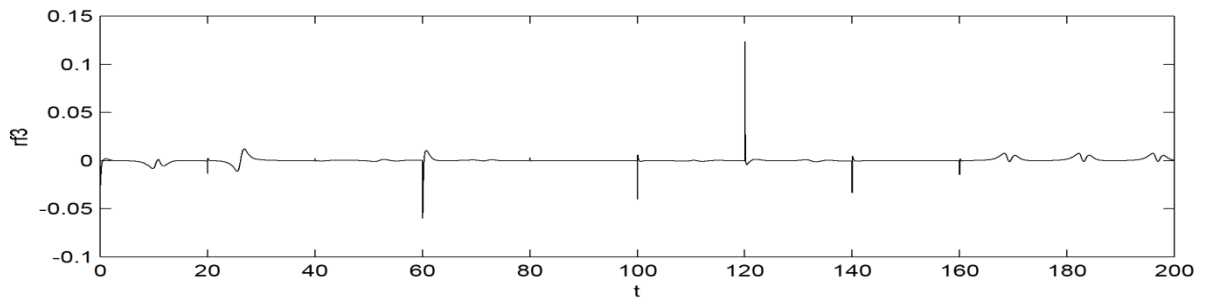


Figure 4.11b : sortie estimée par le système flou;  $rf_3$  (avec les données d'apprentissage)

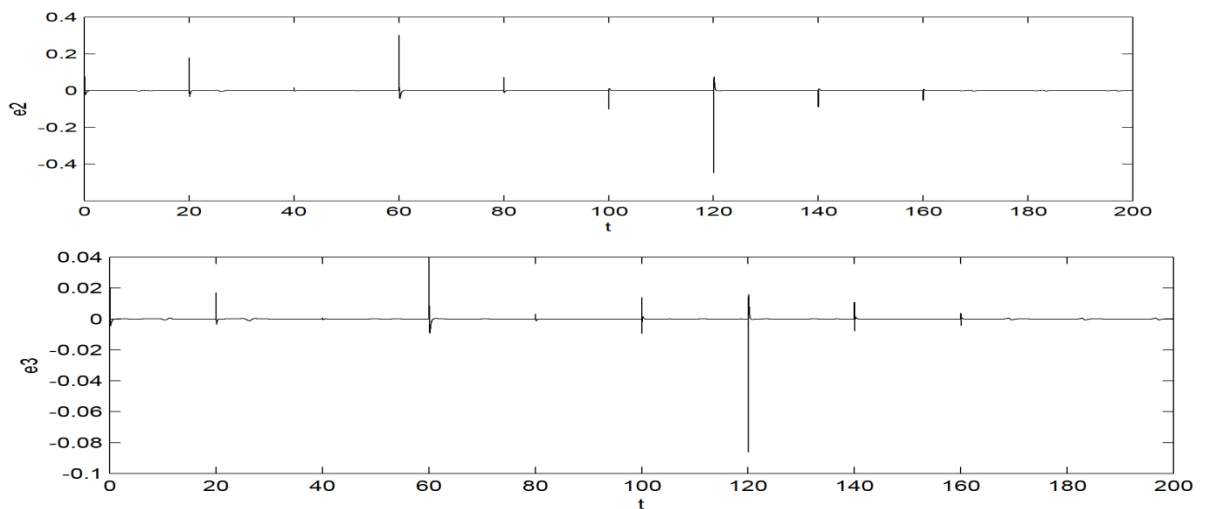


Figure 4.12 : Erreurs entre les sorties réelles et les sorties estimées (données d'apprentissage)



Notons que ces erreurs sont très faibles en moyenne; autour de  $1.5137e^{-005}$  pour  $e_1$  et  $8.2247e^{-006}$  pour  $e_2$ )

#### Validation et test

Pour tester et valider les résultats obtenus, on a aussi utilisé d'autres séquences de données test et nous avons aussi obtenu des erreurs faibles. Par exemple; pour une séquence d'entrées ( $v1=5$ ,  $v2= - 5$ ) et un intervalle de temps de 40 s avec la même période d'échantillonnage, on a obtenu les courbes de la figure 4.13. La moyenne des erreurs est aussi faible :  $1.4609e^{-004}$  pour  $e_1$  et  $2.2845e^{-004}$  pour  $e_2$

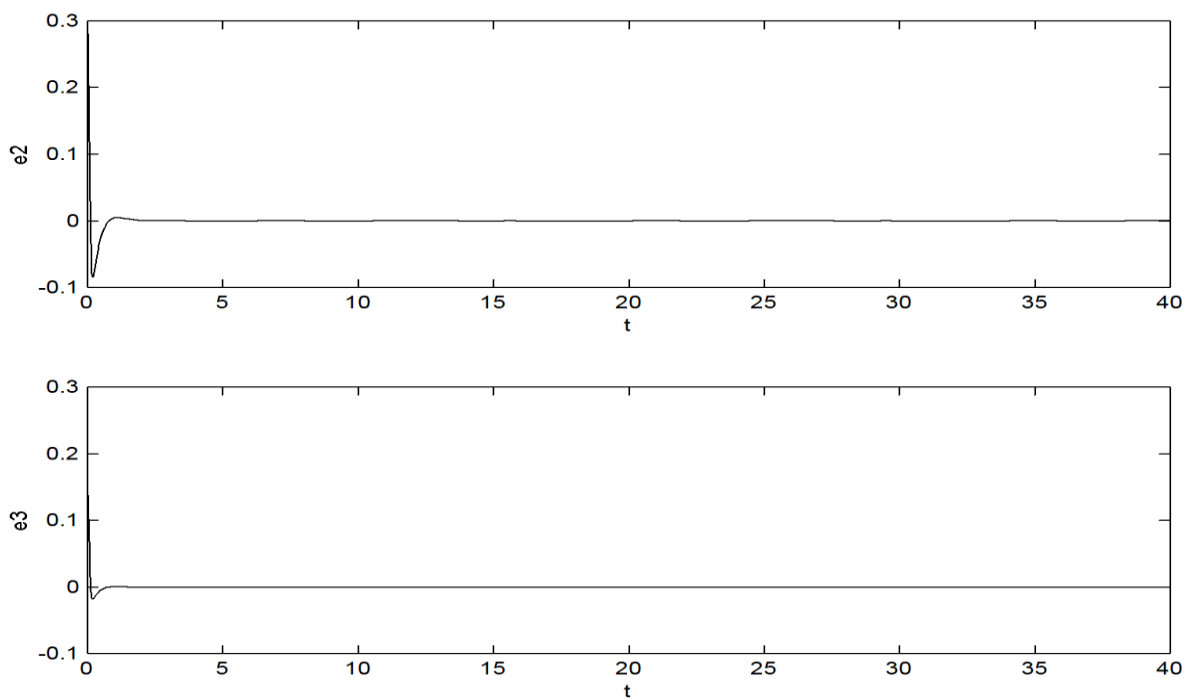


Figure 4.13 : Erreurs entre les sorties réelles et les sorties estimées (données de test)

#### 4.2.4. Compensation de l'erreur de sortie

Le modèle neuro-flou de l'erreur de sortie est établi [90], [92]. L'erreur de sortie est obtenue de deux sources : elle est obtenue comme étant la différence entre les sorties du système physique et les sorties de son modèle. Aussi, elle est obtenue comme la sortie de l'estimateur neuro flou. Donc, en comportement normal du système, nous avons une redondance. L'erreur de sortie peut être compensée, comme montré par le schéma de la figure 4.14. Le résidu compensé  $rc(t)$  qui est la différence entre l'erreur de sortie obtenu par les mesures et celle estimée ( $rc(t) = r(t) - \hat{r}(t)$ ) sera nulle en comportement normal comme il a été indiquées par les courbes de validation (figure 4.13).

Dans le paragraphe qui suit, nous étudierons ce résidu dans le cas de comportement anormal (en présence de défauts).

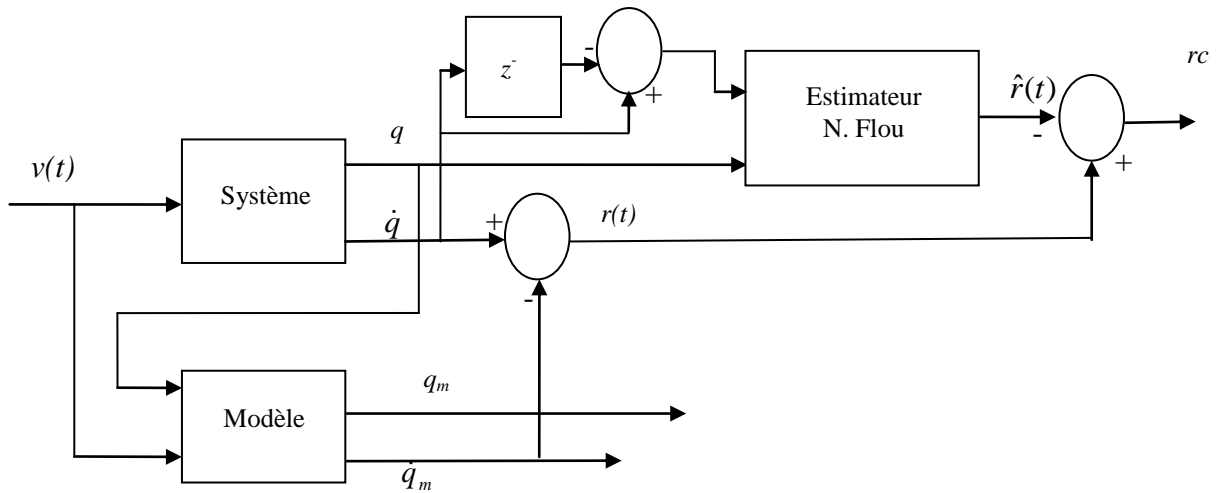


Figure 4.14 : schéma de compensation de l'erreur

### 4.3. Défauts dynamiques et modèle

Comme nous l'avons déjà montré, le modèle du système en comportement anormal est donné par les équations (3.11) que nous reprenons dans (4.21); (les défauts capteurs ne sont pas considérées pour le moment).

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + B(v, q, \dot{q}) + fd(t - \tau) \\ y &= Cx, \quad C = I_2 \end{aligned} \tag{4.21}$$

Où pour le système que nous considérons, le vecteur  $fd$  ( $2 \times 1$ ) qui représente les défauts dynamiques:

$$fd = [fd_1(t - \tau_1) - fd_2(t - \tau_2)]^T, \text{ avec;}$$

$$\begin{cases} fd(t - \tau) = fd & \text{si } t \geq \tau \\ fd(t - \tau) = 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

$\tau_i$  est l'instant de l'occurrence du défaut  $f_{di}$ .

Ce modèle est utilisé [48], [50] pour la simulation du système en comportement anormal. L'erreur de sortie  $r(t)$  est suppose estimée et compensée comme montré dans le paragraphe précédent et selon le schéma de Figure 4.14. L'écart d'erreur est noté  $rc(t)$ .

Cette compensation garantit que l'écart  $rc(t)$  soit nul en l'absence des défauts (comportement normal).

Alors que devient-il en présence de défauts ?

Nous avons simulé le système, en injectant différents défauts suivant le schéma de la figure (4.14). Quelques résultats de simulation sont donnés par les courbes ci après représentant les résidus.

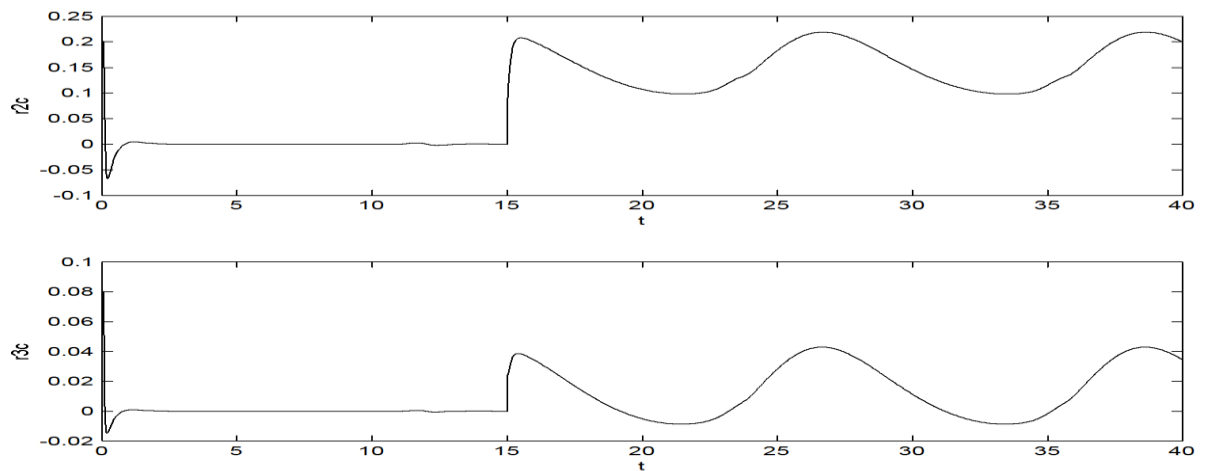


Figure 4.15 défaut simple  $f_1 = 2$ , à  $t = 15$  seconds.

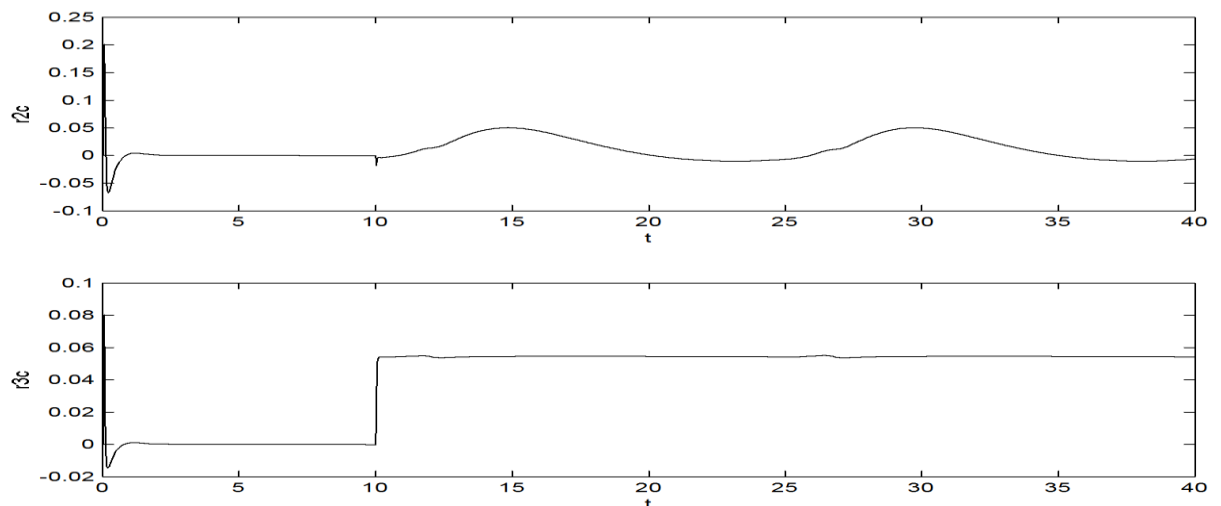


Figure 4.16 : défaut simple  $f_2 = 2$  à  $t = 10$  seconds

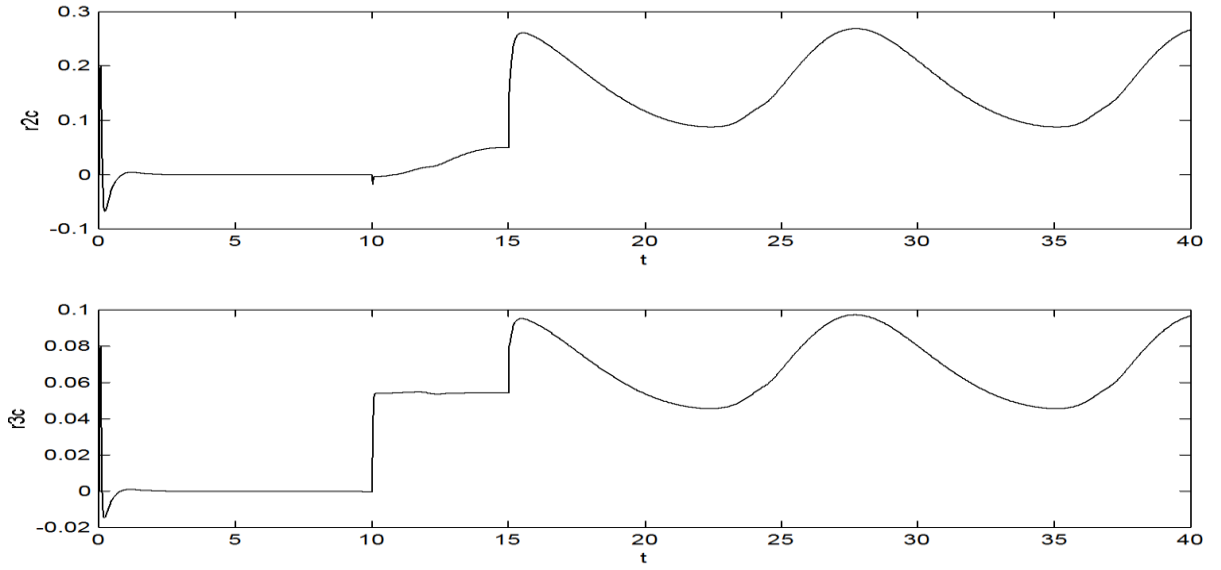


Figure 4.17 deux défauts  $f_1 = 2$  à  $t = 15$  s et  $f_2 = 2$  à  $t = 10$ s

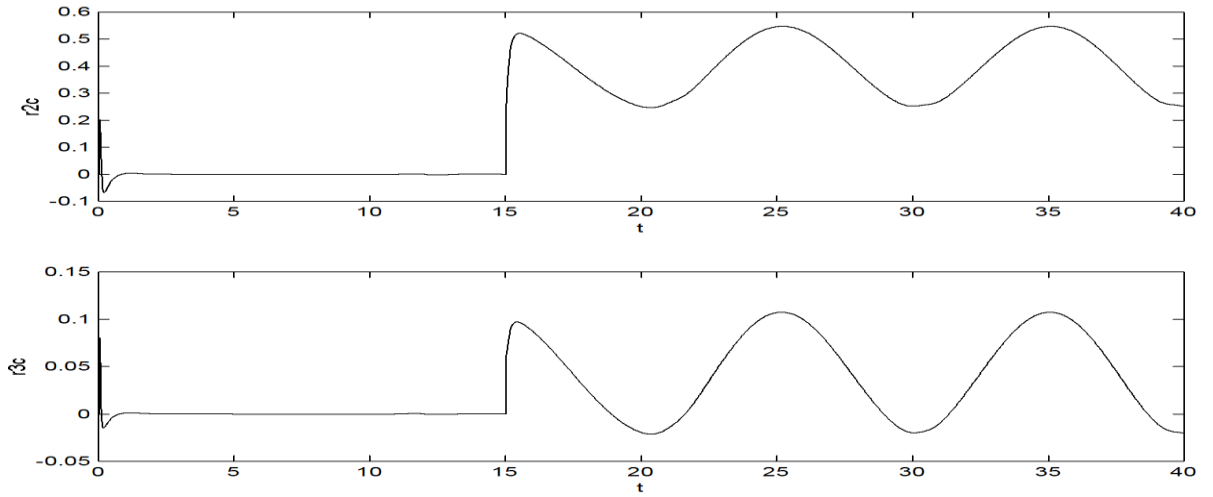


Figure 4.18 : défaut simple  $f_1 = 5$  à  $t = 15$  seconds

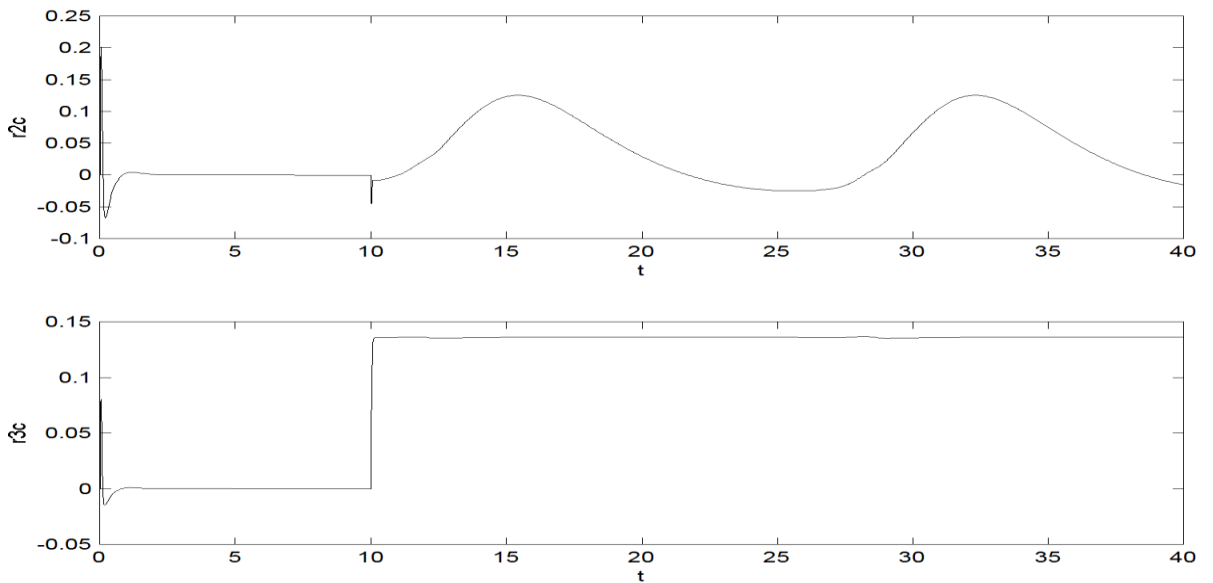


Figure 4.19: défaut simple  $f_2 = 5$ -à  $t = 10$  seconds

D'après ces résultats, qui sont donnés par les courbes figures 4.15-4.19, nous pouvons tirer les conclusions suivantes :

- les résidus sont nuls jusqu'au moment où le défaut survient, là ils changent. Ceci veut dire que le défaut a été détecté.
- nous remarquons aussi que lorsque le défaut survient sur la première équation alors le premier résidu est plus significatif que le second et vice versa. Ce qui veut dire qu'il y a, d'une certaine manière, une localisation du défaut.
- cependant, la robustesse n'est pas satisfaisante, car l'effet d'un défaut qui intervient sur une équation affecte l'autre aussi.

#### 4.4. Estimation de l'erreur de sortie en présence de défauts

L'équation du système est

$$\begin{aligned} \dot{x} &= A_0x + B(v, q, \dot{q}) + d(q)\ddot{q}_f + fd \\ y &= Cx = \dot{q} \end{aligned} \quad 4.22$$

Le modèle utilisé comme redondance analytique est toujours le modèle pseudo linéaire (4.23)

$$\begin{aligned} \dot{x}_m &= A_0x_m + B(v, q, \dot{q}) \\ y_m &= Cx_m \end{aligned} \quad 4.23$$

Le résidu est l'erreur de sortie entre le système et le modèle (4.24)

$$r = y - y_m \quad 4.24$$

$$r = C(x - x_m)$$

$$\dot{x} - \dot{x}_m = A_0(x - x_m) + d(q)\ddot{q}_f + fd$$

Comme  $\ddot{q}_f = \ddot{q} - fd$

$$\dot{x} - \dot{x}_m = A_0(x - x_m) + d(q)(\ddot{q} - fd) + fd$$

$$\dot{x} - \dot{x}_m = A_0(x - x_m) + d(q)\ddot{q} - d(q)fd + fd$$

$$\dot{x} - \dot{x}_m = A_0(x - x_m) + d(q)\ddot{q} + (I - d(q))fd$$

L'équation de l'erreur entre le modèle et le système anormal

$$\dot{x} - \dot{x}_m = A(x - x_m) + d_2(q, \dot{q})\ddot{q} + h(q)fd \quad 4.25$$

Avec  $h(q) = I - d(q)$

Ceci veut dire que le défaut se propage non seulement sur la partie linéaire mais aussi sur la partie non linéaire [91], [92].

Soit l'erreur de sortie

$$r = rc + rf \quad 4.26$$

$rc$  est l'erreur de sortie en absence de défauts et  $rf$  est l'écart ajouté à l'erreur de sortie en présence de défauts.

De (4.25) et (4.26)

$$C^T r = C^T (\dot{q} - \dot{q}_m) = C^T C(x - x_m)$$

$$x - x_m = (C^T C)^{-1} C^T r$$

$$\dot{x} - \dot{x}_m = A(C^T C)^{-1} C^T rc + d(q)\ddot{q} + A(C^T C)^{-1} C^T rf + h(q)fd$$

Comme nous savons que l'erreur de sortie avait été compensée en l'absence de défauts (compensation de la perturbation), ce qui veut dire que :

$$A(C^T C)^{-1} C^T rc + d_2(q, \dot{q})\ddot{q} = 0$$

Et pour aussi compenser l'erreur de sortie résultant du défaut, il faut que :

$$A(C^T C)^{-1} C^T rf + h(q)fd = 0 \quad 4.27$$

Donc

$$rf(t) = g(q)fd \quad 4.28$$

Où  $g(q)$  est une matrice (2x2) à déterminer.

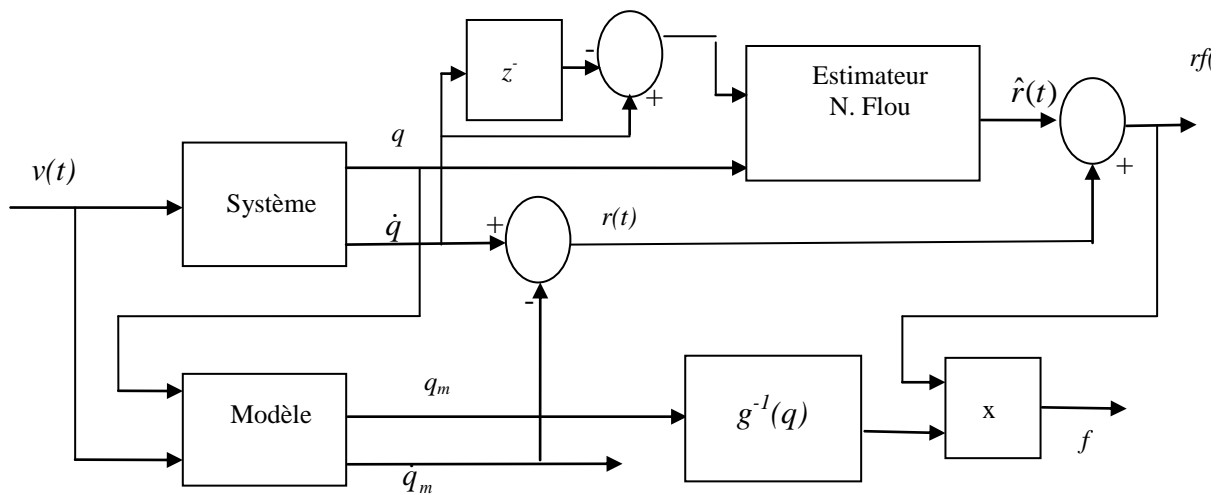


Figure 4.20 : schéma de détection et d'identification de défauts

Ainsi, nous avons modélisé le résidu en comportement anormal. Le défaut peut être exactement déterminée en fonction du résidu, si la fonction matrice non linéaire  $g(q)$  est déterminée.

Dans le paragraphe, nous donnons la procédure pour faire cela.

#### 4.5. Détection et identification Robustes de défauts

Pour déterminer la fonction matrice  $g(q)$ , quelques défauts doivent être injectés volontairement dans le système pour identifier le modèle en présence de défauts. Ceci doit être fait avec certains défauts sans endommager la structure du système où à travers de la simulation informatiques où il n'y a aucun risque.

Les fonctions  $g_{ij}$  sont approchées par un système flou de Takagi Sugeno où les sorties  $q$  du système physique sont les entrées du système flou.

En calculant l'inverse de  $g(q)$ , (si cela est possible), on peut identifier les défauts.

Dans notre cas (à deux dimensions),  $g(q)$  est donnée par (4.29)

$$rf(t) = g(q)f = \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} \\ g_{21} & g_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} rf_2 \\ rf_3 \end{bmatrix} \quad 4.29$$

Nous donnons ci après la procédure d'identification de cas pareil :

1- Simuler l'injection du défaut  $f_1=1$  et  $f_2=0$ , ce qui donne,

$$rf(t) = g(q)f = \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} \\ g_{21} & g_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} rf_2 \\ rf_3 \end{bmatrix}$$

So  $g_{11} = rf_2$ ,  $g_{21} = rf_3$

2- Simuler l'injection du défaut  $f_1=0$  et  $f_2=1$ , ce qui donne

$$rf(t) = g(q)f = \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} \\ g_{21} & g_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} rf_2 \\ rf_3 \end{bmatrix}$$

Ainsi  $g_{12} = rf_2$ ,  $g_{22} = rf_3$

3- Pour chaque étape (1 et 2) les résidus sont obtenus en générant la séquence de données d'apprentissage afin d'estimer les fonctions sorties par un modèle de Takagi Sugeno à une seule entrée  $\cos(q_3)$

Valider les résultats en utilisant d'autres données.

4- Une fois les fonctions  $g_{ij}$  déterminées, nous pouvons non seulement détecter le défaut mais aussi la localiser et l'identifier (déterminer son instant d'occurrence et son amplitude).

$$\begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} \\ g_{21} & g_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} rf_2 \\ rf_3 \end{bmatrix}$$

En inversant, on obtient:

$$\begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} rf_2 \\ rf_3 \end{bmatrix}$$

Ceci est valable pour un défaut unique ou des défauts multiples avec l'estimation de l'erreur de sortie causée par la perturbation et sa compensation grâce à la modélisation non linéaire des résidus et l'injection volontaire des défauts.

Dans notre cas, cette procédure a été appliquée. Les résultats de simulation sont donnés par les courbes des figures 4.21, 4.22, 4.23 pour les défauts indiquées :



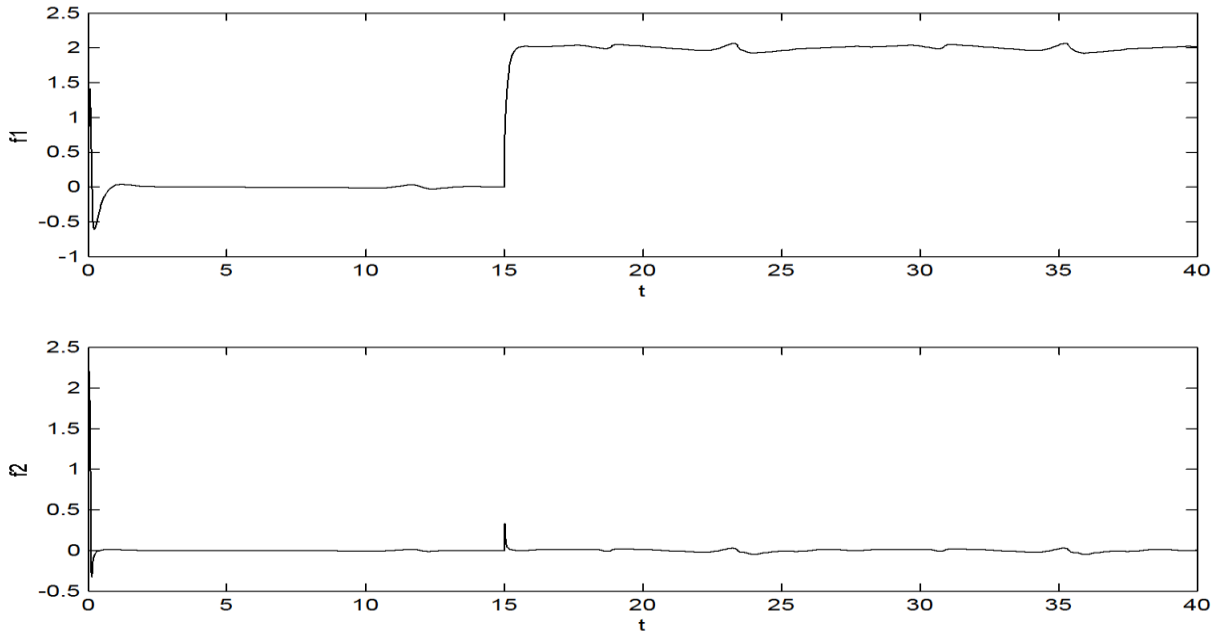


Figure 4.21 : Défaut  $f_1=2$  à  $t=15s$  et  $f_2=0$

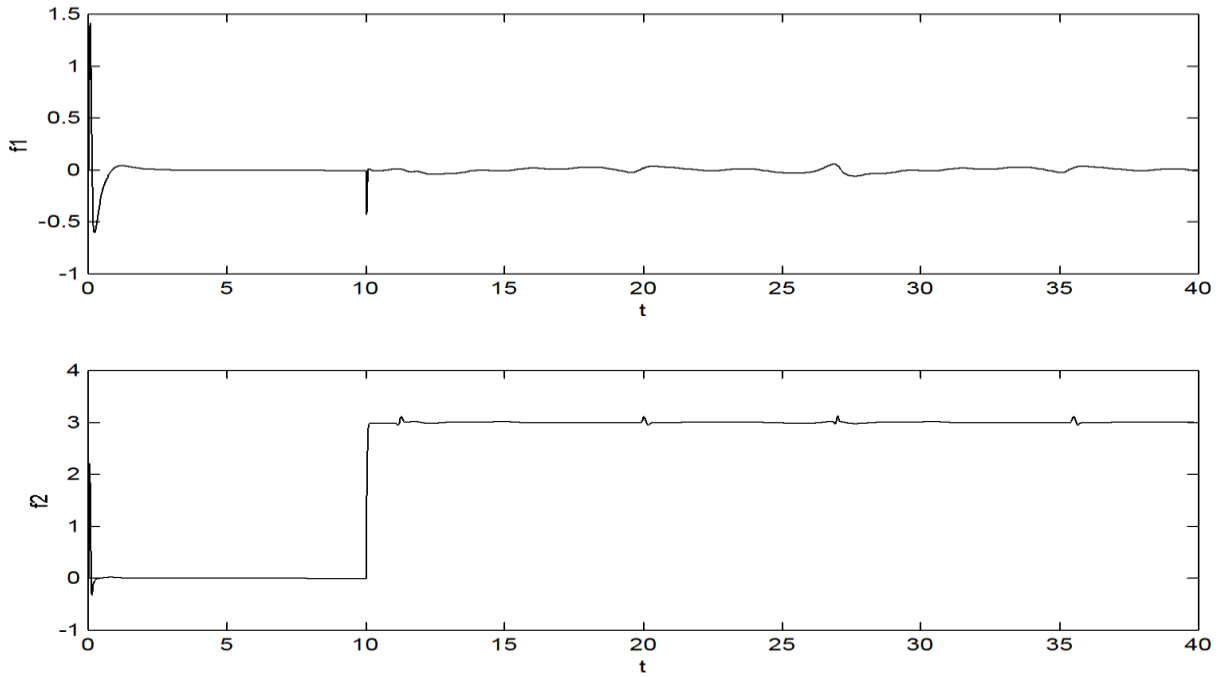


Figure 4.22 : défaut  $f_1=0$  et  $f_2=2$  à  $t=10s$

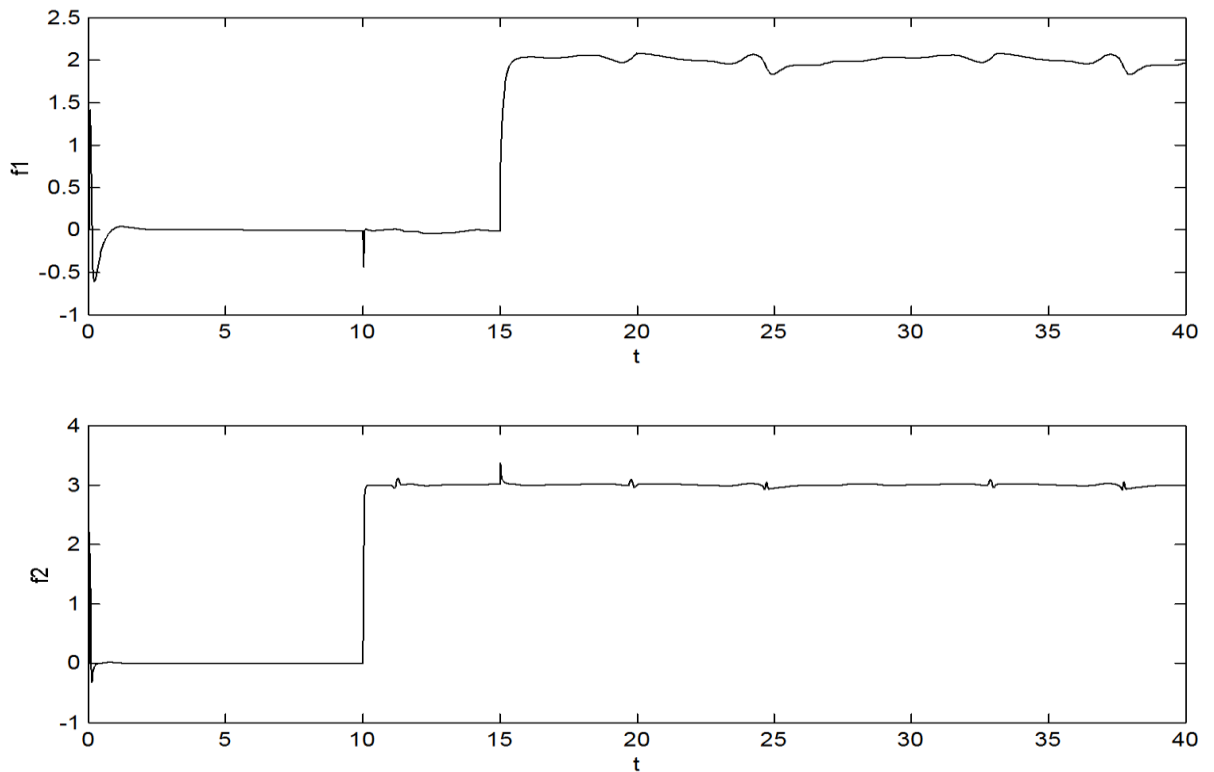


Figure 4.23 : défaut  $f_1=3$  à  $t= 15s$  et  $f_2=2$  à  $t = 10s$

On remarque clairement, à partir des courbes des résultats, que l'approche proposée est capable de détecter et de localiser un défaut unique ou des défauts multiples avec robustesse et sensibilité. La robustesse aux incertitudes est garantie par la compensation de l'erreur de sortie et la sensibilité par la modélisation non linéaire des résidus compensés. La procédure permet aussi d'estimer l'amplitude du défaut et de déterminer l'instant d'occurrence du défaut.

#### 4.6 Conclusion

Dans cette partie du travail, nous avons développé une approche robuste de détection et de diagnostic de défauts dynamiques d'une classe de système non linéaires. Cette approche est originale à plusieurs niveaux.

- 1- L'idée principale de notre approche peut être résumée par le fait qu'on a divisé le modèle du système en deux parties :

- Une partie certaine qui est linéaire ce qui permet de tirer avantage des méthodes de synthèse et d'analyse déjà bien établies pour les systèmes linéaires.
- Une partie incertaine comprenant la partie négligée du modèle. Cette partie, non linéaire et inconnue, est ensuite estimée par une modélisation neuro floue.

Les résultats de simulation montrent que le système flou estime convenablement les erreurs de sortie. Ceci est montré en comparant les erreurs obtenues par estimation et celle obtenues par mesures. La différence entre les deux est presque nulle, de l'ordre de 0.001 au pire des cas.

L'approche est constituée de trois étapes :

- La génération des résidus entre le système et la partie certaine du modèle analytique supposée linéaire.
- L'estimation et la compensation de l'erreur de sortie due à la partie incertaine du modèle en comportement normal
- L'estimation de l'écart entre le système et le modèle en présence de défauts et enfin la détection et l'identification précise des défauts

- 2- Elle combine la modélisation analytique classique et la modélisation neuro floue. La modélisation analytique permet de générer les résidus en utilisant la partie certaine linéaire comme redondance analytique. La modélisation neuro floue prend en charge la partie incertaine du modèle vu la capacité de la théorie des systèmes flous à manipuler les grandeurs vagues. En combinant ces deux techniques, nous avons pu réconcilier précision et robustesse.

Il y a lieu aussi de noter que cette approche souffre d'inconvénients connus dans la modélisation floue où malgré les efforts de standardisation des méthodes, l'intuition et l'expérience du concepteur restent des facteurs déterminants dans une conception réussie d'un système.

En perspective, d'autres travaux doivent être effectués pour l'implémentation et l'expérimentation. Ce travail peut être poursuivi et servir de base de départ au contrôle actif tolérant aux fautes.

## **Partie II: Génération des résidus pour les défauts capteurs**

### 4.7. Séparation des défauts capteurs

#### 4.7.1. Observateur séparateur des défauts capteurs

Dans ce qui a précédé, nous avons établi la procédure de détection et d'identification des défauts dynamiques. Cela est vrai tant qu'on suppose que les capteurs sont saints. Malheureusement, ceci n'est pas toujours le cas. Les capteurs sont des composants du système et peuvent être aussi assujetti à des défauts. Donc avant qu'on décide sur les défauts dynamiques, on doit s'assurer que les capteurs ne portent pas de défauts.

Ceci est réalisé grâce à un observateur dont le résidu est robuste (insensible) aux défauts dynamiques et sensible aux défauts capteurs. Donc, il permet en premier lieu de nous affirmer si les capteurs ne portent pas de défauts avant de décider sur les défauts dynamiques.

La synthèse de cet observateur, si elle est faisable, est basée sur le principe d'un observateur à entrées inconnues, où les défauts dynamiques et les incertitudes sont considérés comme des entrées inconnues. Le principe de sa construction a été donné au chapitre 2 pour un système linéaire.

Pour notre système qui est non linéaire, cet observateur est réalisable grâce à la linéarisation par injection de sortie.

Nous avons déjà définie la linéarisation par injection de sortie par les équations (4.3) et (4.4) du paragraphe 4.1. Pour la construction de l'observateur nous utilisons le principe énoncé ci-dessous [56] :

Si on peut transformer un système  $S1$  décrit par les équations (4.3) en système  $S2$  décrit par les équations (4.4) et si les matrices  $A$  et  $C$ , sont observables, on peut construire un observateur du système  $S2$  sur les mêmes principes que pour les systèmes linéaires. Cet observateur est donné par les équations (4.30) :

$$\dot{\hat{z}} = A\hat{z} + B(u, y) + K(y - C\hat{z}) \quad 4.30$$

La matrice  $K$  est choisie telle que  $A-KC$  soit stable (valeurs propres à parties réelles strictement négatives).

Pour notre système, la linéarisation par injection de sortie a été établie par les équations (3.46) et (3.47) que nous reprenons sous la forme des équations par les équations (4.31) et (4.32)

Soit le modèle du système avec défauts dynamiques

$$\begin{bmatrix} \dot{z}_2 \\ \dot{z}_3 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & a_{220} & a_{230} \\ 0 & 0 & a_{320} & a_{330} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_2 \\ z_3 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ b_2(q, \dot{q}, v) \\ b_3(q, \dot{q}, v) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d_2 + fd_2 \\ d_3 + fd_3 \end{bmatrix} \quad 4.31$$

$$\begin{bmatrix} q_2 \\ q_3 \\ \dot{q}_2 \\ \dot{q}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_2 \\ z_3 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} fc_2 \\ fc_3 \\ ft_2 \\ ft_3 \end{bmatrix} \quad 4.32$$

La matrice de distribution des entrées inconnues (défauts dynamiques et perturbations) de ce système est d'après les équations (3.33),

$$K_d = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad 4.33$$

Remarquons que les défauts dynamiques et les perturbations sont confondus et elles sont considérées comme des entrées inconnues. L'observateur global à entrées inconnues est donc robuste par rapport aux défauts dynamiques et aux perturbations. Son résidu est donc insensible à tous ces défauts et perturbations. L'origine d'un défaut, déclaré par ce résidu, ne peut être que la fonction information.

Soit la matrice de transformation

$$T = [t_{11} \quad t_{12} \quad t_{13} \quad t_{14}],$$

La condition  $TK_d = 0$ , implique que :  $t_{13}=t_{14}=0$  Par ailleurs, on peut prendre  $t_{11}=t_{12}=1$ , ce qui donne :  $T = [1 \quad 1 \quad 0 \quad 0]$

Pour l'équation :  $TA - NT = PC$  nous avons :

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & a_{22} & a_{23} \\ 0 & 0 & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_2 \\ z_3 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} - n \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Nous trouvons :  $P = \begin{bmatrix} -n & -n & 1 & 1 \end{bmatrix}$  la valeur de  $n$  est négative pour assurer la stabilité de l'observateur.

De même, pour la condition  $Q(v, y) = B(v, q, \dot{q})$  nous obtenons directement :  $Q(v, q, \dot{q}) = 0$

L'observateur est donc, donné par l'équation :

$$\begin{aligned} \dot{z} &= nz - n(q_2 + q_3) + \dot{q}_2 + \dot{q}_3 \\ &= n(z - (q_2 + q_3)) + \dot{q}_2 + \dot{q}_3 \end{aligned} \quad 4.34$$

Et le résidu

$$r = L1z + L2_1q_2 + L2_2q_3 + L2_3\dot{q}_2 + L2_4\dot{q}_3$$

Pour le résidu associé, la condition  $L1T + L2C = 0$  doit être remplie, ce qui donne :

$$L1 + L2_1 = 0,$$

$$L1 + L2_2 = 0,$$

$$L2_3 = 0,$$

$$L2_4 = 0$$

D'où, le résidu s'écrit alors :

$$r = L1(z - (q_2 + q_3)), \text{ Et en choisissant } L1=1 \text{ par exemple on obtient :}$$

$$rs = z - (q_2 + q_3) \quad 4.35$$

#### 4.7.1.1. Etude du résidu de l'observateur

Ainsi nous avons construit un observateur qui satisfait toutes les conditions d'un observateur à entrées inconnues.

Mais nous pouvons facilement vérifier que la propriété du rang (2.27) n'est pas satisfaite. Cette propriété postule que :

$$\text{rang}(TK_d) = \text{rang}(K_d)$$

$$\text{rang} \begin{pmatrix} P \\ L2 \end{pmatrix} = \text{rang}(K_c) \quad 4.36$$

Cette propriété n'est pas une condition nécessaire de faisabilité mais elle permet de garantir que les résidus reflètent le défaut indépendamment de son instant d'évolution.

Nous sommes donc amenés à étudier de près ce résidu en fonction des défauts capteurs. Une première constatation qu'on peut déjà faire est que d'après (4.34) et (4.35)

on a :

$$rs = z - (q_2 + q_3) = \frac{1}{n} [\dot{z} - (\dot{q}_2 + \dot{q}_3)] = \frac{1}{n} \dot{rs}$$

Ou d'une autre manière

$$\dot{rs} = nrs \tag{4.37}$$

Cette constatation, nous a amenée, dans l'étude par simulation du résidu et de son intégrale en absence et en présence des défauts capteurs. Pour le comportement normal (absence de défauts) et en présence de défauts dynamiques nous avons représenté le résidu uniquement, en constatant qu'il est nul dans ces deux cas. Quelques résultats de simulation sont donnés ci-dessous.

#### Absence de défauts dynamiques et de capteurs

En comportement normal (sans défauts) ce résidu est pratiquement nul. Figure 4.24

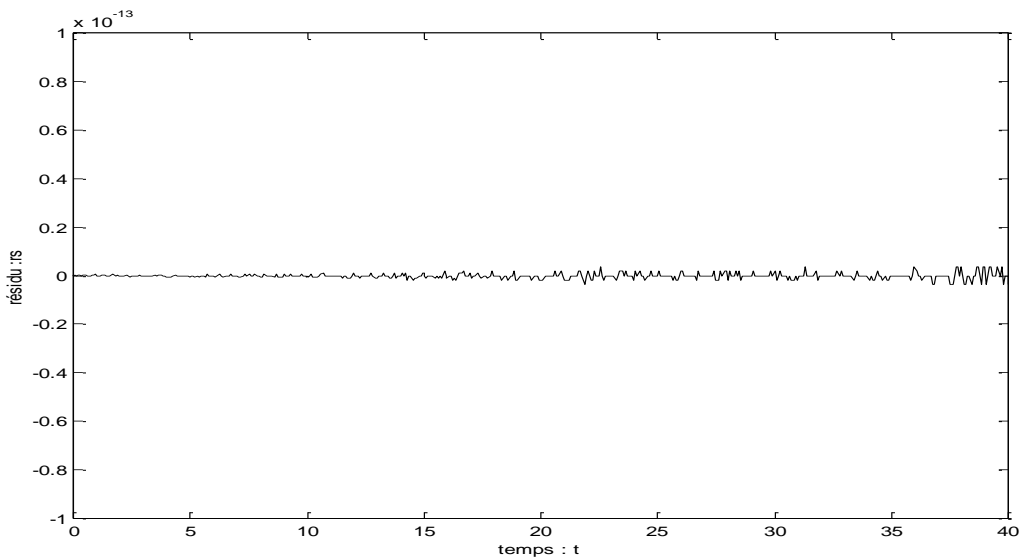


Figure 4.24: résidu en comportement normal

Présence de défauts dynamiques et Absence de défauts capteurs

Ce résidu est robuste aux défauts dynamiques, même s'il y a un défaut dynamique sur l'équation 1 ou 2 ce résidu reste insensible (pourvu qu'il n'y ait pas de défaut capteur) comme le montre les figures 4.25 a, b, c.

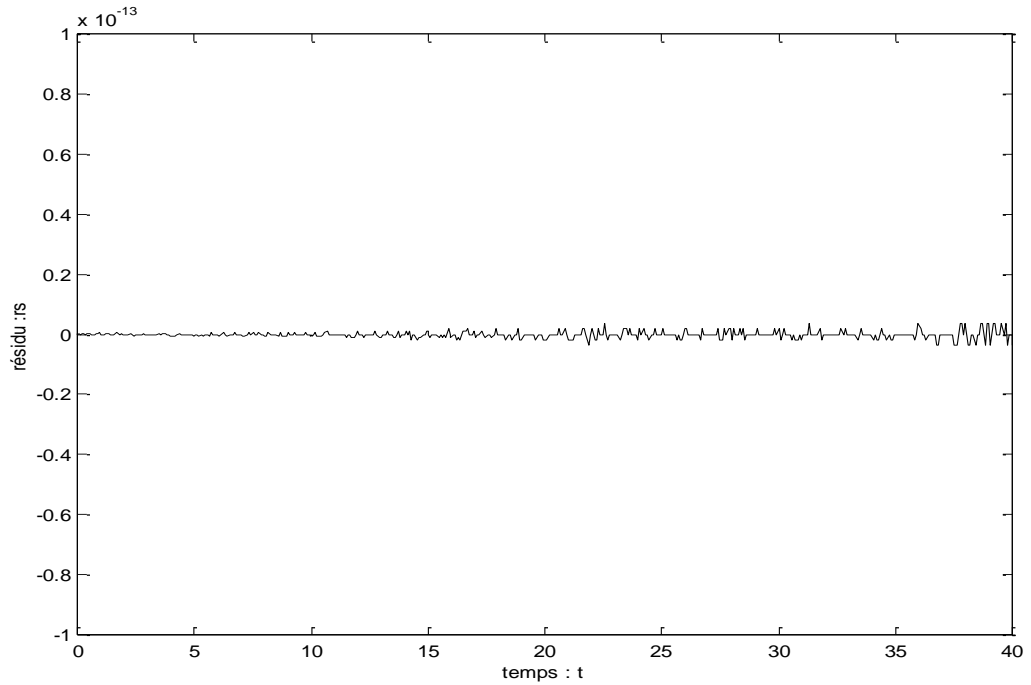


Figure 4.25 a : Défaut dynamique simple  $f_2=2$  à  $t=10$ s

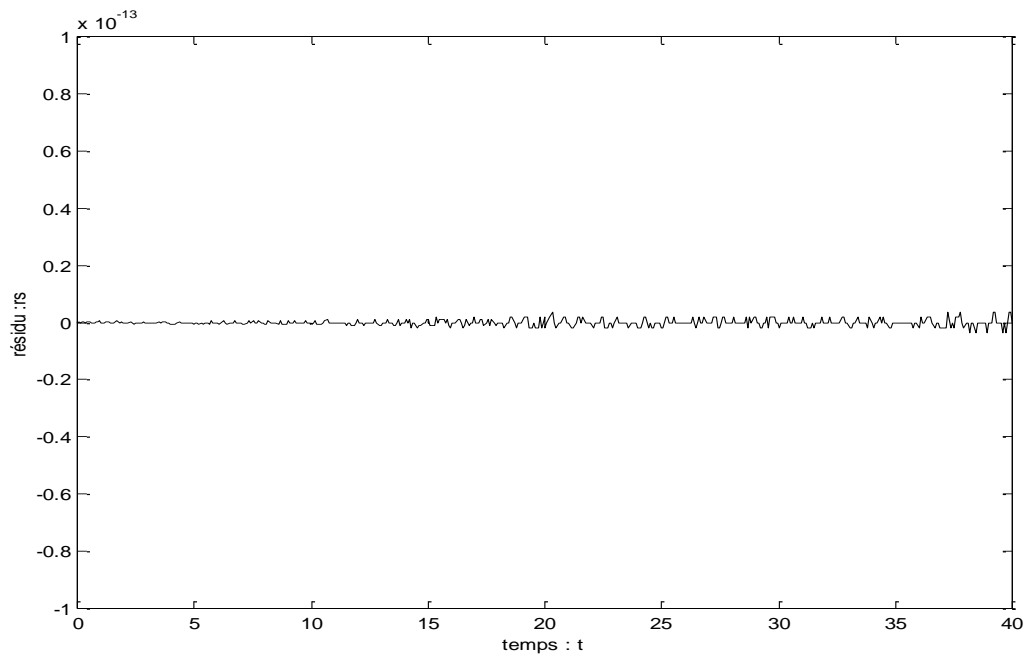


Figure 4.25 b : Défaut dynamique  $f_3=1.5$  à  $t=15$ s



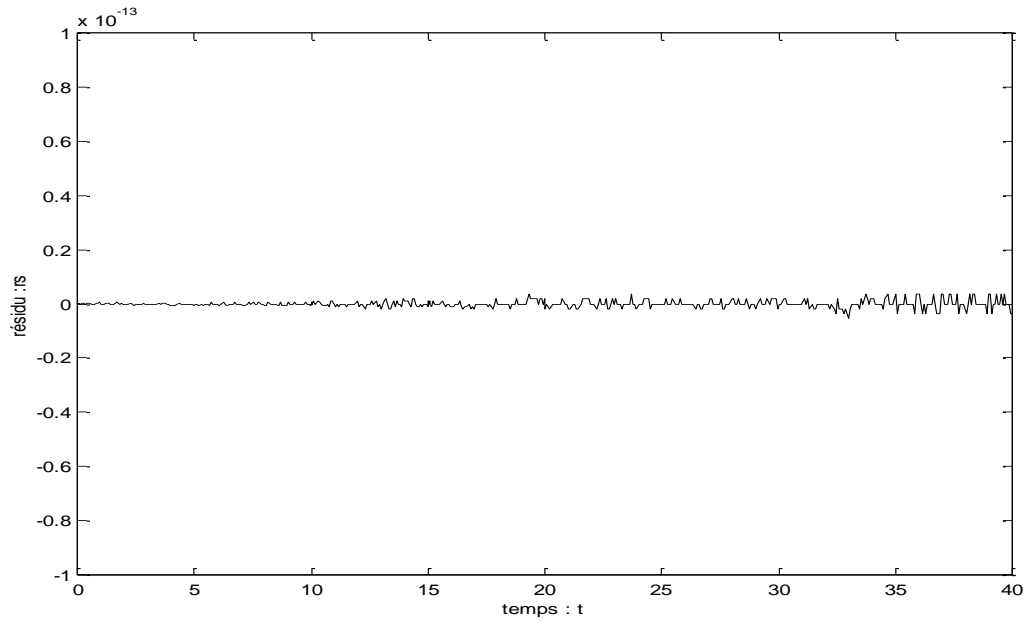


Figure 4.25 c : Deux défauts dynamiques  $f_2=2$   $f_3=1.5$

### Défauts capteurs

Capteurs de vitesses

Capteur vitesse 2 : offset de 0.8 à  $t=10s$

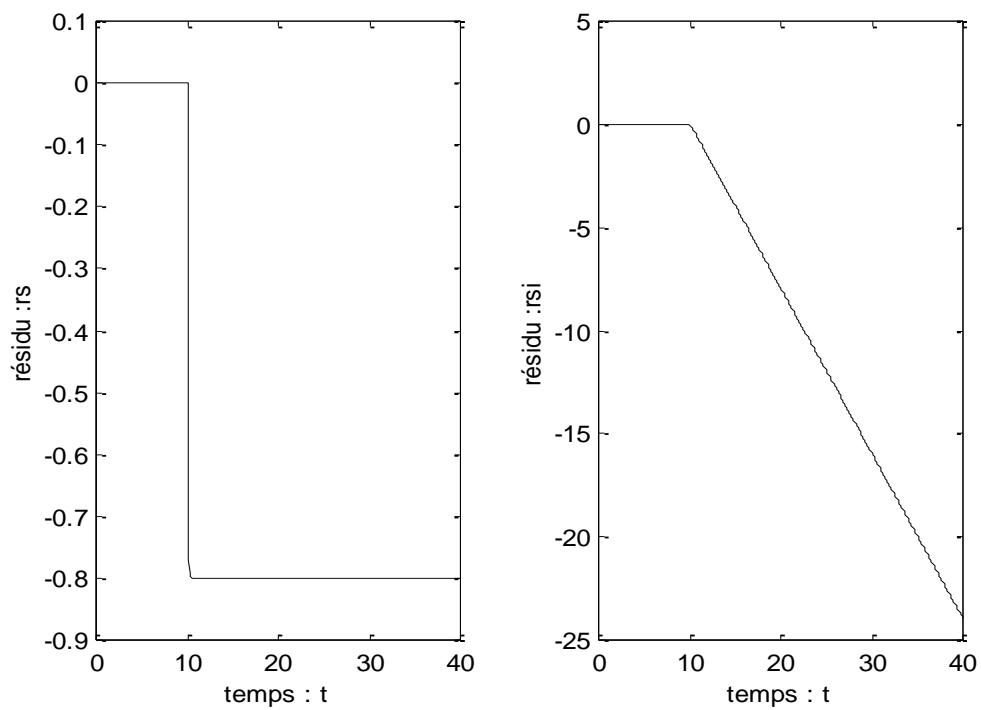


Figure 4.26a : offset sur le capteur vitesse 2

Capteur vitesse 3 : offset de 0.6 à t=20s

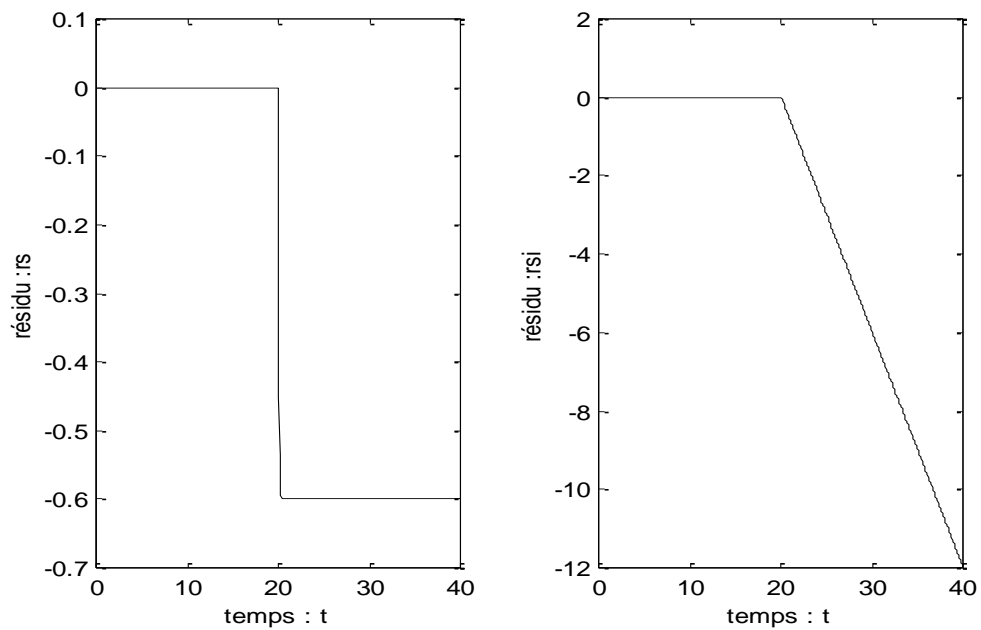


Figure 4.26b : offset sur le capteur vitesse 3

Capteurs vitesses 2 et 3 : offset de 0.6 à t=10s sur le capteur vitesse 2 à t=et offset de 0.6  
sue le capteur vitesse 3 à t=20s

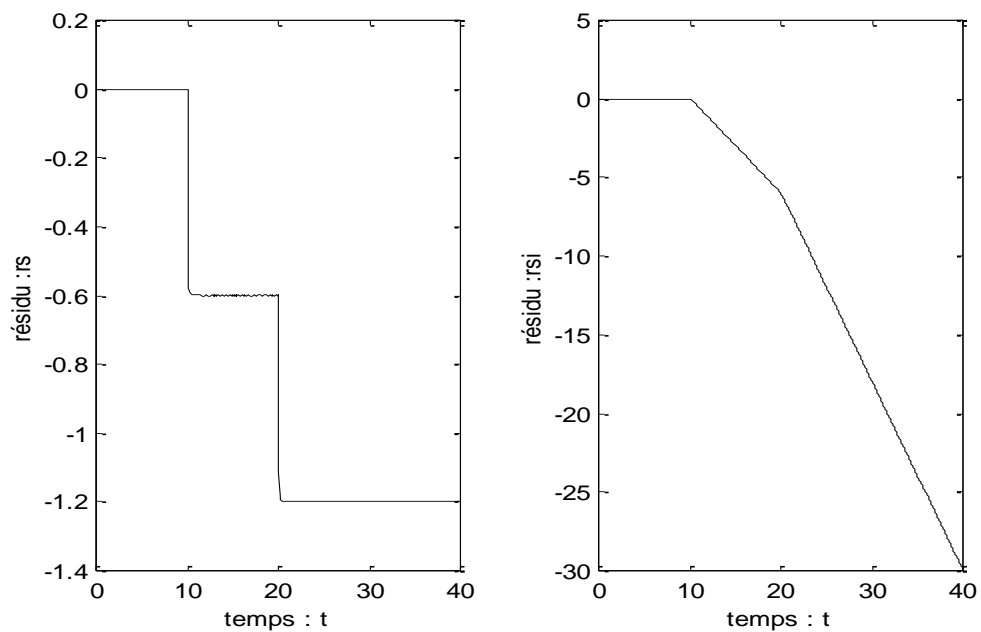


Figure 4.26c : offset sur les deux capteurs vitesse

Défauts des capteurs de positions (codeurs)

Défauts codeur 2 (offset de 0.5 à t=5s)

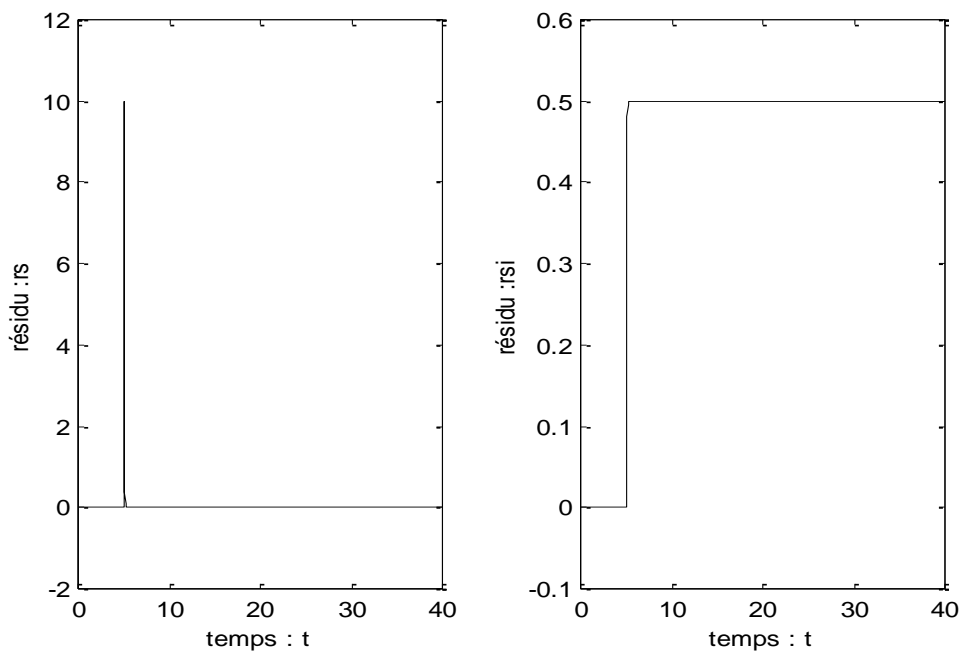


Figure 27a : Défauts codeur 2 (offset de 0.5 à t=5s)

Défauts codeur 3 (offset de 0.75 à t=15s)

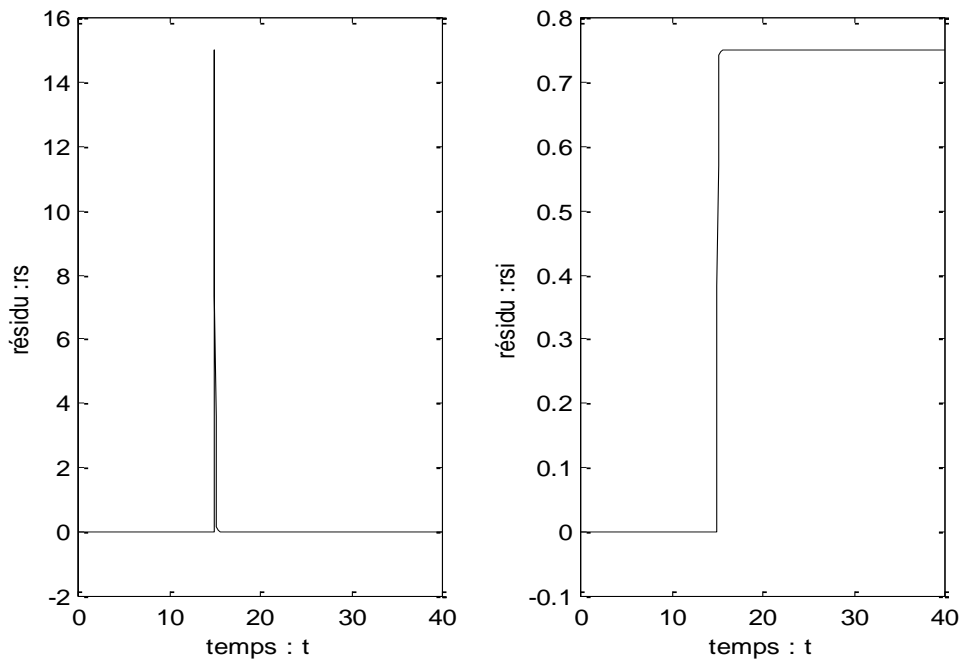


Figure 4.27b : offset sur le codeur 3

Défauts codeur 2 de 05 à t=5s et défauts codeur 3 de 075 à t=15s (offset)

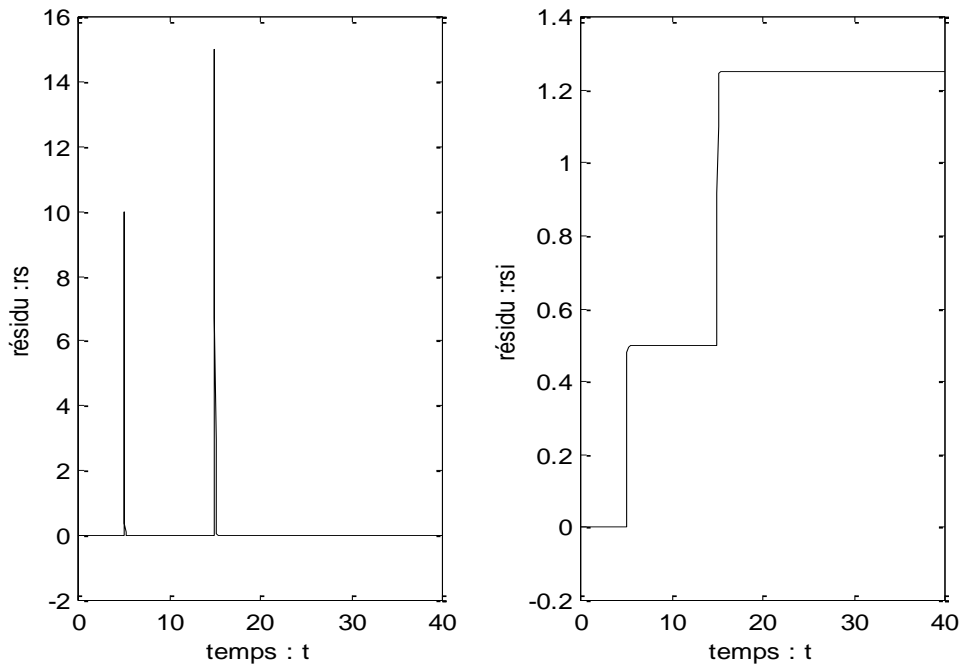


Figure 4.27c : offset sur les deux codeurs 2 à 10s et 3 à 15s

Défauts des capteurs de positions et des vitesses

Défauts sur le codeur 2 (de 0.5 à t=5s) et le capteur de vitesse 2 (0.8 à t=10 s)

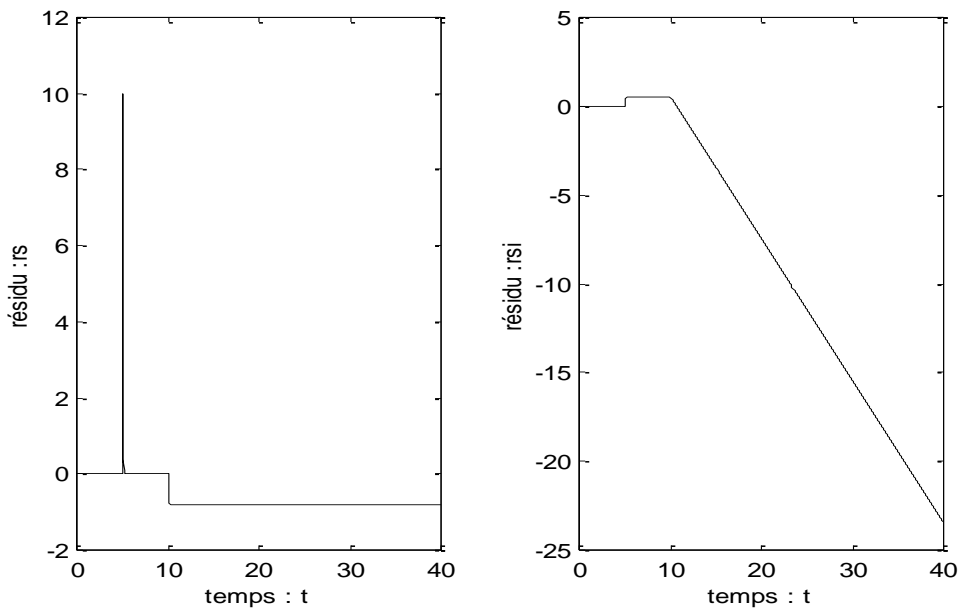


Figure 28a : Défauts sur le codeur 2 (de 0.5 à t=5s) et le capteur de vitesse 2 (0.8 à t=10 s)

Défauts sur le codeur 2 (de 0.5 à t=5s) et le capteur de vitesse 3 (0.6 à t=20 s)

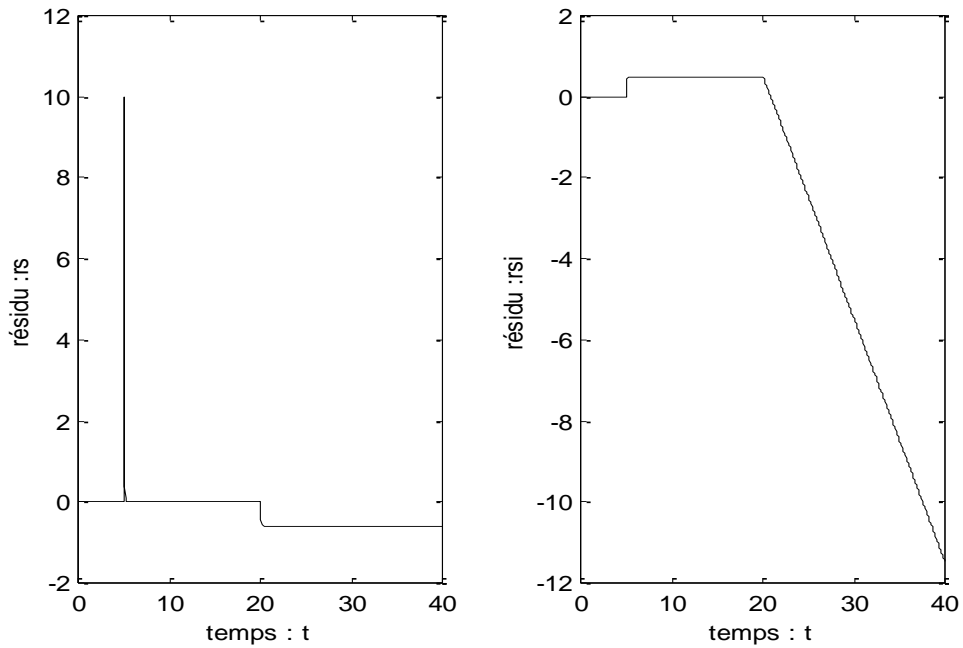


Figure 28b: Défauts sur le codeur 2 (de 0.5 à t=5s) et le capteur de vitesse 3 (0.6 à t=20 s)

Défauts sur le codeur 3 (de 0.15 à t=15s) et le capteur de vitesse 2 (0.8 à t=10 s)

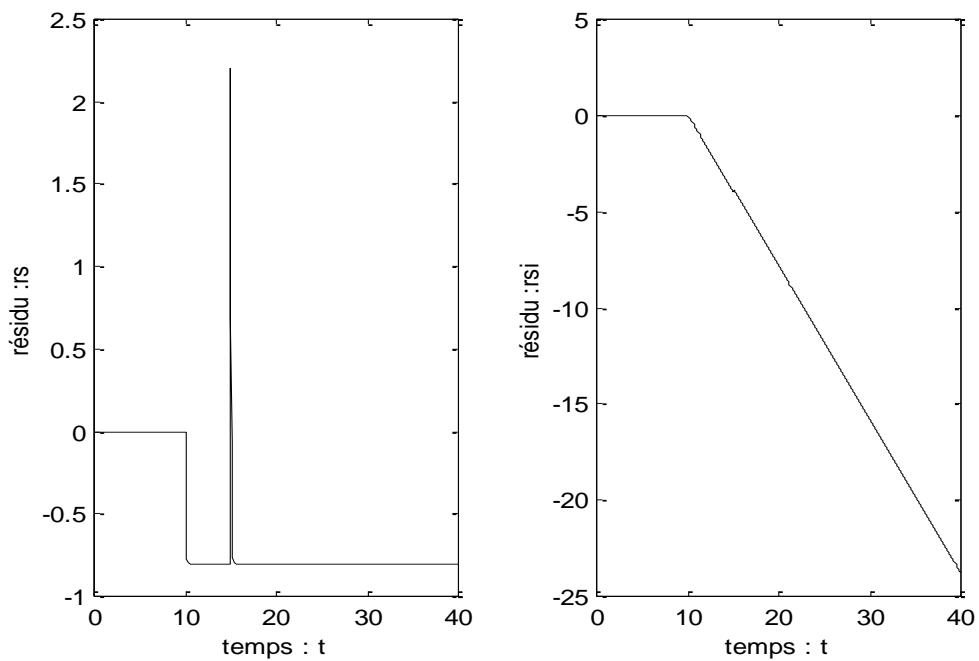


Figure 28c: Défauts sur le codeur3 (de 0.15 à t=15s) et le capteur de vitesse 2 (0.8 à t=10 s)

Défauts sur le codeur 3 (de 0.15 à t=5s) et le capteur de vitesse 3 (0.6 à t=10 s)

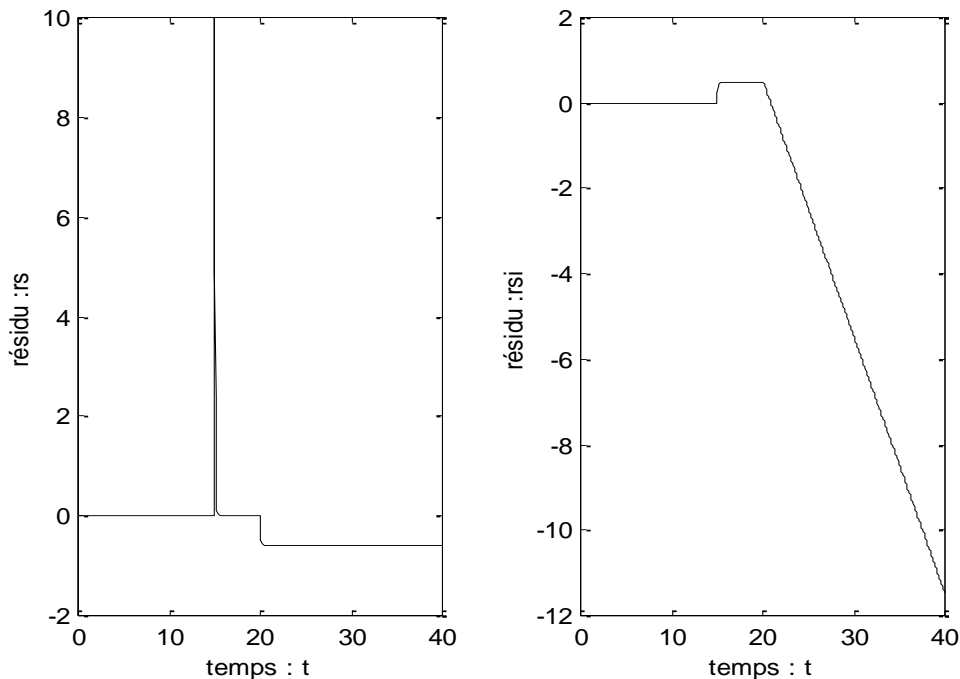


Figure 28d : Défauts sur le codeur3 (de 0.5 à t=15s) et le capteur de vitesse 2 (0.6 à t=10 s)

D'après les résultats de simulation, on peut tirer les conclusions suivantes :

- En cas d'absence de défauts capteur, le résidu  $rs$  est nul, et ceci même s'il y a des défauts dynamiques, ce qui montre qu'il est effectivement robuste par rapport aux défauts dynamiques.
- En cas de défauts capteurs plusieurs sous cas sont à distinguer :
  - a- Dans les cas de défauts des capteurs de vitesse, le résidu indique le défaut,
  - b- Dans les cas de défauts des capteurs de position le résidu n'indique pas le défaut directement mais il indique sa dérivée d'où le résidu indicateur du défaut est son intégrale. Ceci est bien montré sur les courbes résultats de simulation, surtout pour un défaut de type offset ou la dérivée est nulle.

#### Justification

La justification découle essentiellement du fait du non satisfaction de la propriété énoncée auparavant par la relation (4.35) et la constatation sur le résidu énoncée par (4.36).

En effet, l'observateur a été conçu pour être robuste aux défauts dynamiques en imposant  $TKd=0$  sur les mêmes principes d'un observateur à entrées inconnues. Ceci a donné l'équation de l'observateur (4.34):  $\dot{z} = n(z - (q_2 + q_3)) + \dot{q}_2 + \dot{q}_3$  et l'équation du résidu (4.35):  $rs = z - (q_2 + q_3)$

Supposons maintenant qu'un seul défaut offset (par exemple) affecte le codeur 2 (elle n'affecte pas les autres capteurs et en particulier le capteur de vitesses 2), on peut écrire alors:

$$q_2 = qv_2 + fc_2$$

$$q_3 = qv_3$$

$$\dot{q}_2 = \dot{q}v_2$$

$$\dot{q}_3 = \dot{q}v_3$$

Le suffixe  $v$  est ajouté pour indiquer la vraie valeur de la grandeur mesurée (sans défauts).

Reprenons alors, l'équation de l'observateur

$$\dot{z} = n(z - (qv_2 + fc_2 + qv_3)) + \dot{q}v_2 + \dot{q}v_3$$

La matrice de transformation  $T$  a permis de donner :

$$z = (z_2 + z_3).$$

D'où

$$\dot{z}_2 + \dot{z}_3 = n(z_2 + z_3 - (qv_2 + fc_2 + qv_3)) + \dot{q}v_2 + \dot{q}v_3$$

Comme la matrice de sortie  $C$  est égale à l'unité, alors

$$\dot{q}v_2 + \dot{f}c_2 + \dot{q}v_3 = n(\hat{q}v_2 + fc_2 + \hat{q}v_3 - (qv_2 + fc_2 + qv_3)) + \dot{q}v_2 + \dot{q}v_3$$

$$\hat{q}v_2 + \hat{q}v_3 - \dot{q}v_2 + \dot{q}v_3 = n(\hat{q}v_2 + \hat{q}v_3 - (qv_2 + qv_3)) - \dot{f}c_2$$

$$\hat{q}v_2 + \hat{q}v_3 - \dot{q}v_2 + \dot{q}v_3 = n(\hat{q}v_2 + \hat{q}v_3 - (qv_2 + qv_3)) - \dot{f}c_2$$

C'est-à-dire

$$rs = nrs - \dot{f}c_2$$

Comme l'observateur est stable par construction ( $n$  à partie réelle négative), alors en régime permanent, le résidu est la solution de l'équation et en régime permanent, il tend vers la dérivée du défaut à un coefficient  $\frac{1}{n}$  près.

De la même façon, on peut donner la justification lorsqu'il y a un défaut du capteur de vitesse en tenant le même raisonnement.

Supposons maintenant qu'un seul défaut offset (par exemple) affecte le capteur de vitesse 2 (elle n'affecte pas les autres capteurs et en particulier le codeur 2), on peut écrire alors:

$$q_2 = qv_2$$

$$q_3 = qv_3$$

$$\dot{q}_2 = \dot{q}v_2 + ft_2$$

$$\dot{q}_3 = \dot{q}v_3$$

$$\dot{\hat{q}}v_2 + \dot{\hat{q}}v_3 = n(\hat{q}v_2 + \hat{q}v_3 - (qv_2 + qv_3)) + \dot{q}v_2 + ft_2 + \dot{q}v_3$$

$$\dot{\hat{q}}v_2 + \dot{\hat{q}}v_3 - \dot{q}v_2 + \dot{q}v_3 = n(\hat{q}v_2 + \hat{q}v_3 - (qv_2 + qv_3)) + ft_2$$

C'est-à-dire :

$$rs = nrs + ft_2 \tag{4.40}$$

Et le résidu, en régime permanent, tend vers le défaut  $ft_2$  à un coefficient  $\frac{1}{n}$  près.

D'une manière générale, l'observateur peut signaler l'occurrence d'un défaut capteur avec ou sans l'occurrence d'un défaut dynamique. C'est le but pour lequel cet observateur est construit. Il n'est pas sensé localiser le capteur défaillant. Il est sensé seulement signaler qu'il y a, au moins, un capteur défaillant parmi les capteurs. Donc c'est détecteur fonctionnelle. Il surveille la fonction information si elle est défaillante ou non. Nous avons confirmé cela à travers les résultats de simulations.

Une fois décidé que cette fonction « information » est défaillante, c'est-à-dire ; un des capteurs est défaillant, il est tout à fait normal de chercher à le localiser. C'est l'objet du paragraphe suivant.



#### 4.7.2. Localisation du capteur défaillant

Lorsqu'une défaillance de la fonction information est déclarée par le résidu  $rs$  construit à cet effet dans le paragraphe précédent, une procédure de localisation du capteur origine du défaut est entamée. Cette procédure est simple en supposant qu'il n'y a pas de défauts dynamiques. Elle repose sur la comparaison entre les écarts des sorties système et les sorties de son modèle par rapport à un seuil préétabli.

Les sorties du système sont les deux positions et les deux vitesses mesurées ; qui sont respectivement  $q_2, q_3$  et  $\dot{q}_2, \dot{q}_3$  et les sorties du modèle sont aussi les deux positions et les deux vitesses calculées par le modèle " $qm_2, qm_3$  et  $\dot{q}m_2, \dot{q}m_3$ ". C'est, encore une fois, la redondance analytique.

Alors, les résidus sont,

Pour les positions

$$rm_2 = q_2 - qm_2$$

$$rm_3 = q_3 - qm_3$$

Et pour les vitesses

$$rmp_2 = \dot{q}_2 - \dot{q}m_2$$

$$rmp_3 = \dot{q}_3 - \dot{q}m_3$$

Des résultats de simulation sont donnés dans ce qui suit pour les différents capteurs défaillants. Le système est supposé sans défauts dynamiques. La présence de défauts dynamiques sur le système sera discutée dans la suite.

Nous remarquons bien que chaque résidu indique le défaut qui lui est attribuée.

## Les Capteurs de vitesses

Capteur vitesse 2 : offset de 0.8 à t=10s

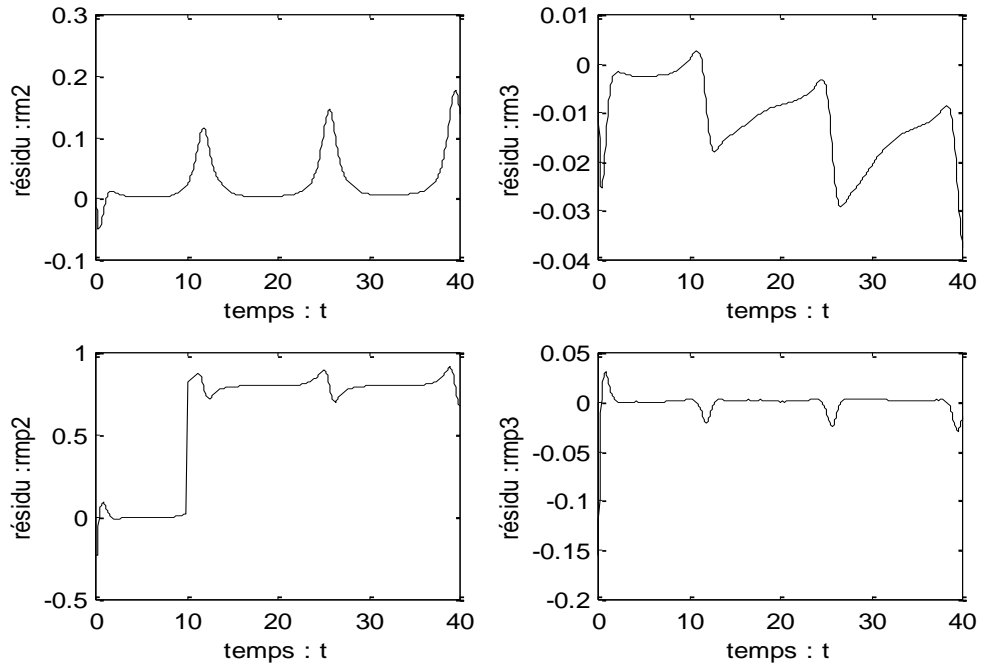


Figure 4.29 : offset sur le capteur vitesse 2

Capteur vitesse 3 : offset de 0.6 à t=20s

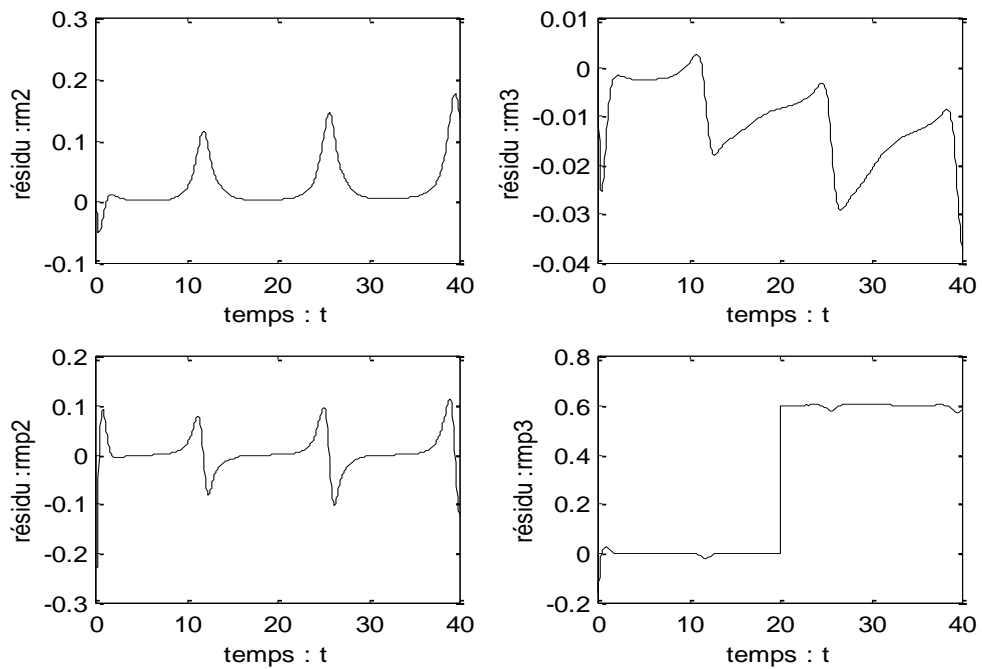


Figure 4.30 : offset sur le capteur vitesse 3

Capteurs vitesses 2et 3 : offset de 0.6 à  $t=10s$  sur le capteur vitesse 2 à  $t=$ et offset de 0.6 sur le capteur vitesse 3 à  $t=20s$

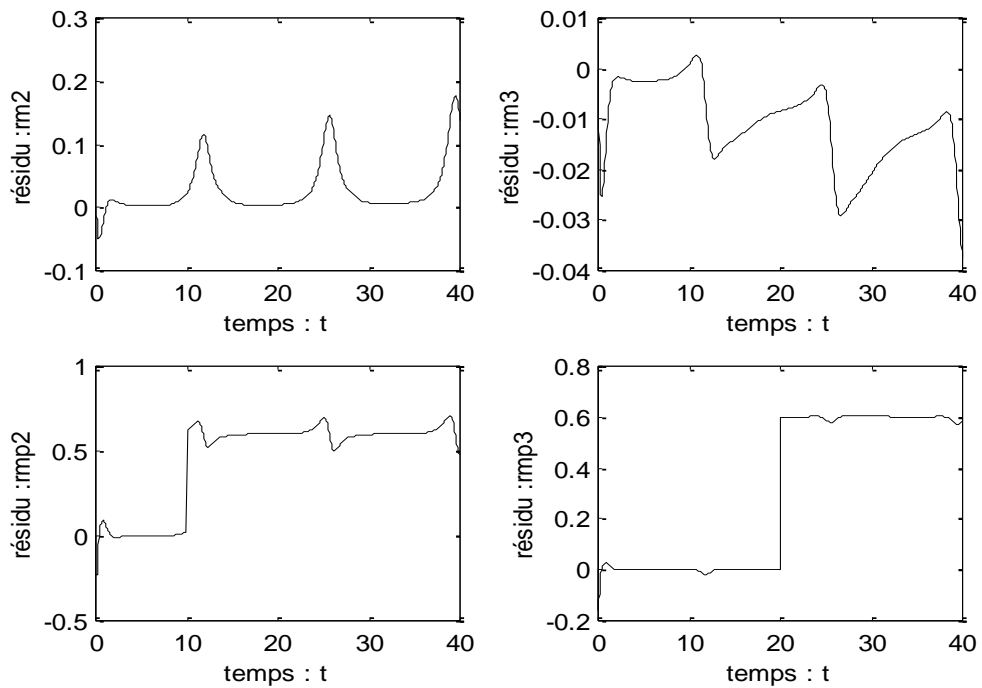


Figure 4.31 : offset sur les deux capteurs vitesse

Les défauts des capteurs de positions (codeurs)

Défauts codeur 2 (offset de 0.5 à  $t=5s$ )

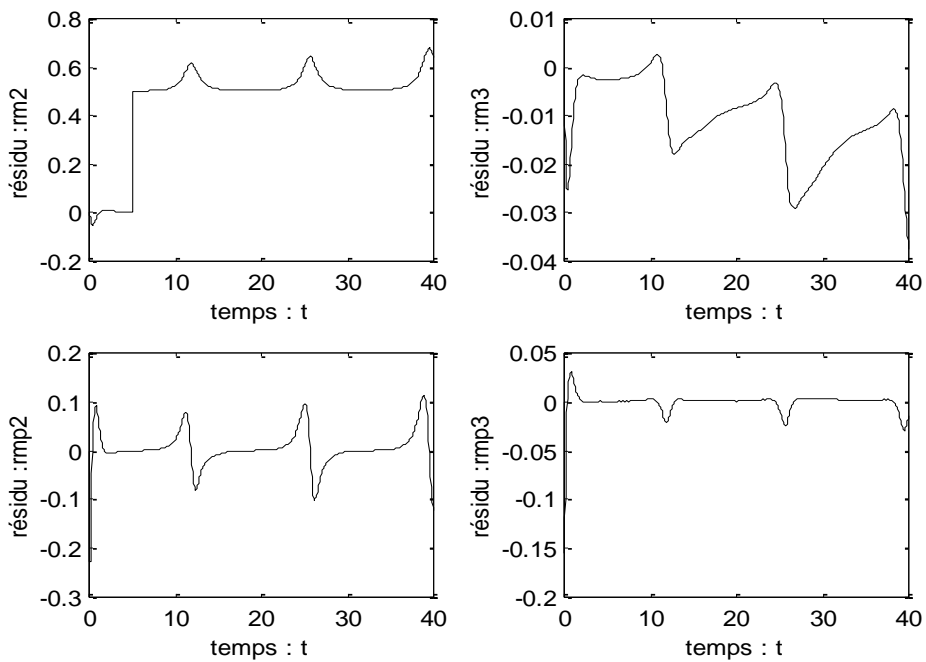


Figure 4. 32 : Offset sur le codeur 2

Défauts codeur 3 (offset de 0.75 à t=15s)

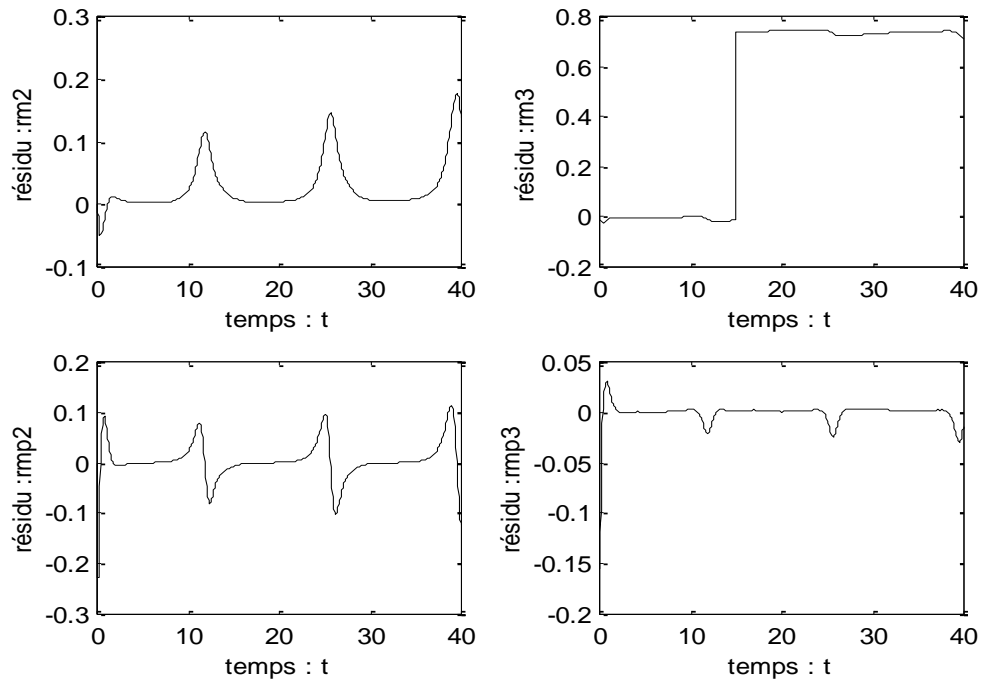


Figure 4.33 : offset sur le codeur 3

Défauts codeur 2 de 05 à t=5s et défauts codeur 3 de 075 à t=15s (offset)

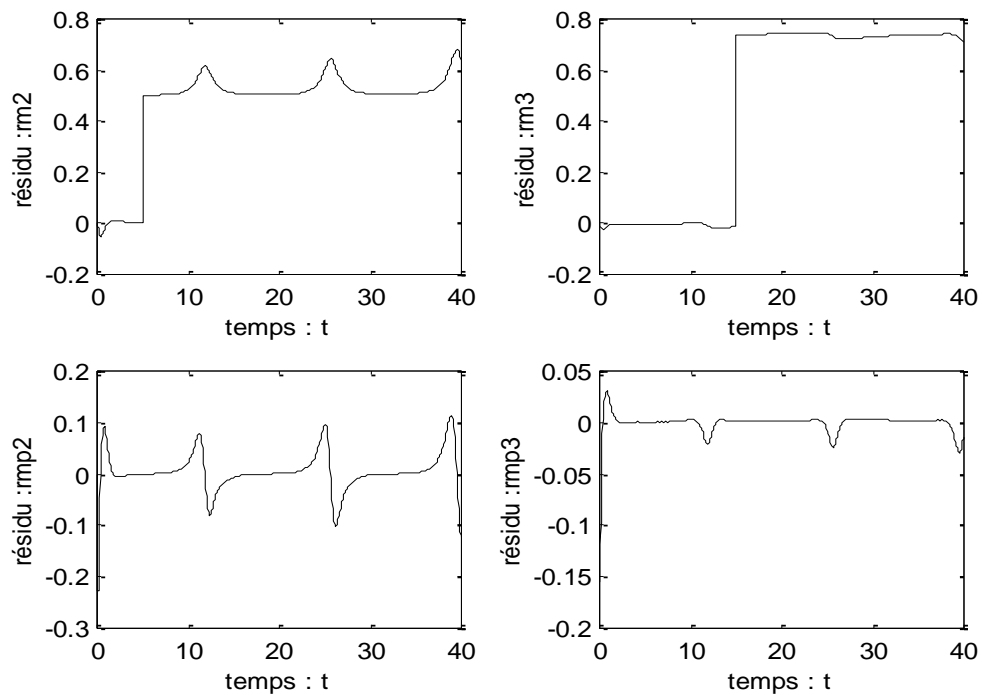


Figure 4.34 : offset sur les deux codeurs 2 à 10s et 3 à 15s

Défauts sur le codeur 2 (de 0.5 à t=5s) et le capteur de vitesse 2 (0.8 à t=10 s)

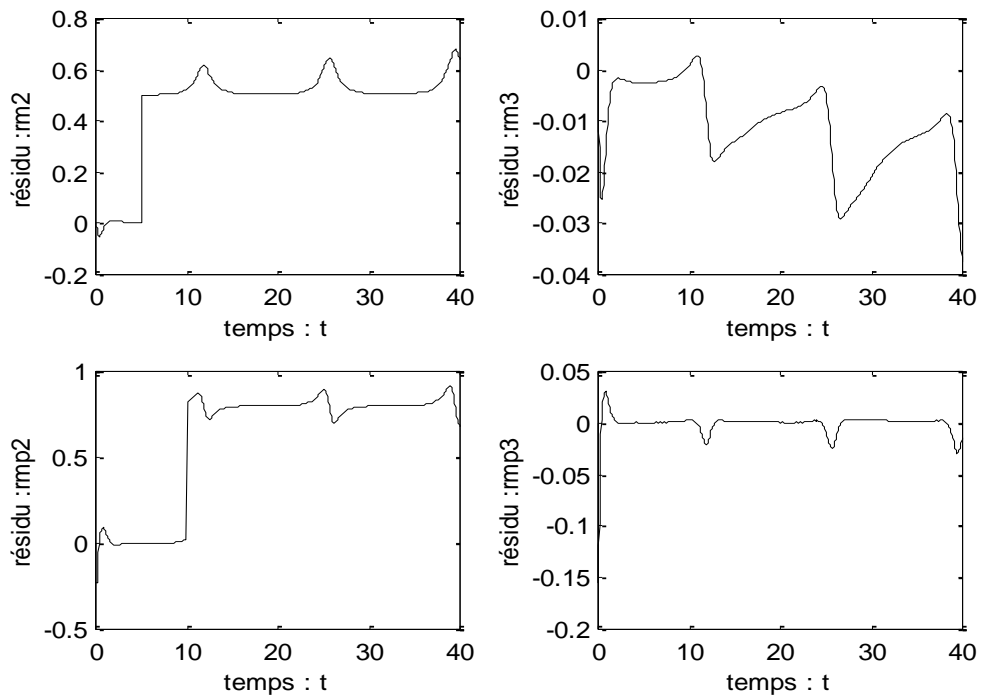


Figure 4.35 : Défaits sur le codeur 2 (de 0.5 à  $t=5$ s) et le capteur de vitesse 2 (0.8 à  $t=10$  s)

Défaits sur le codeur 2 (de 0.5 à  $t=5$ s) et le capteur de vitesse 3 (0.6 à  $t=20$  s)

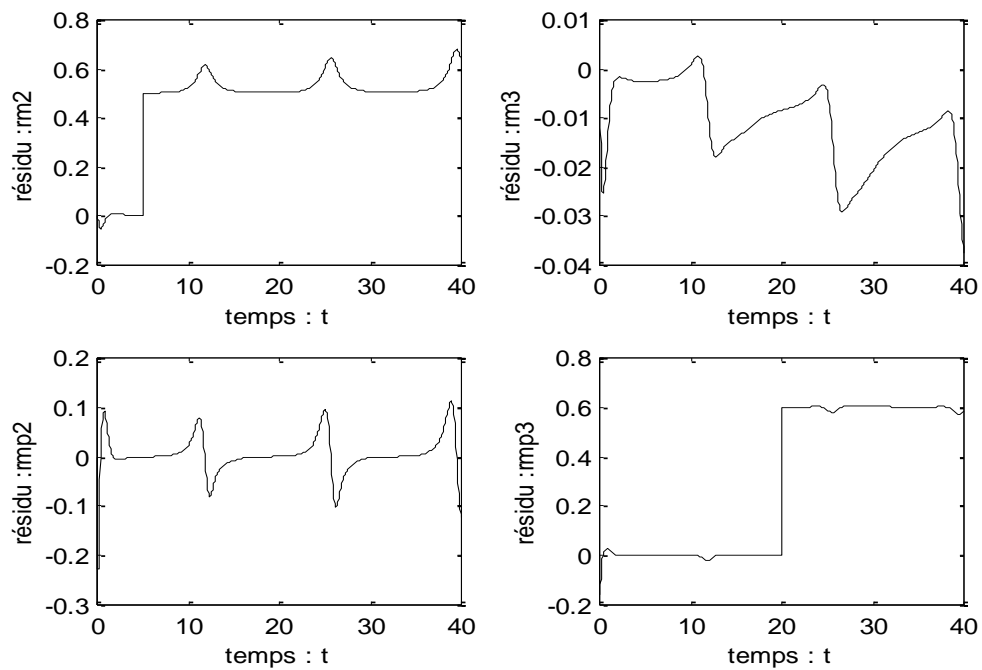


Figure 4.36 : Défaits sur le codeur 2 (de 0.5 à  $t=5$ s) et le capteur de vitesse 3 (0.6 à  $t=20$  s)

Défauts sur le codeur 3 (de 0.15 à  $t=15s$ ) et le capteur de vitesse 2 (0.8 à  $t=10 s$ )

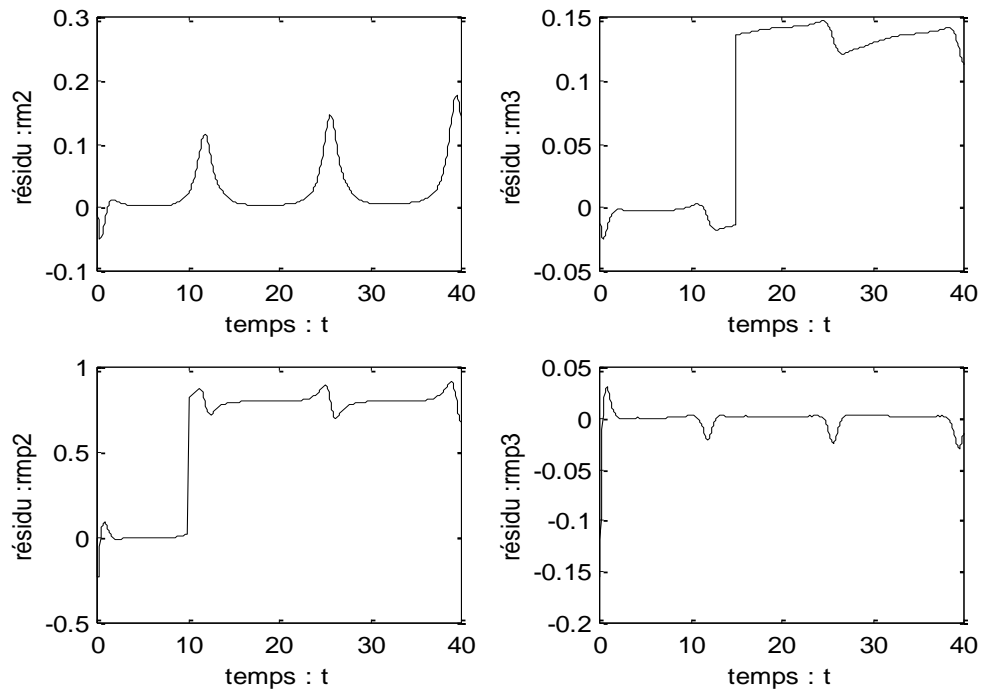


Figure 4.37: Défauts sur le codeur3 (de 0.15 à  $t=15s$ ) et le capteur de vitesse 2 (0.8 à  $t=10 s$ )

Défauts sur le codeur 3 (de 0.15 à  $t=5s$ ) et le capteur de vitesse 3 (0.6 à  $t=10 s$ )

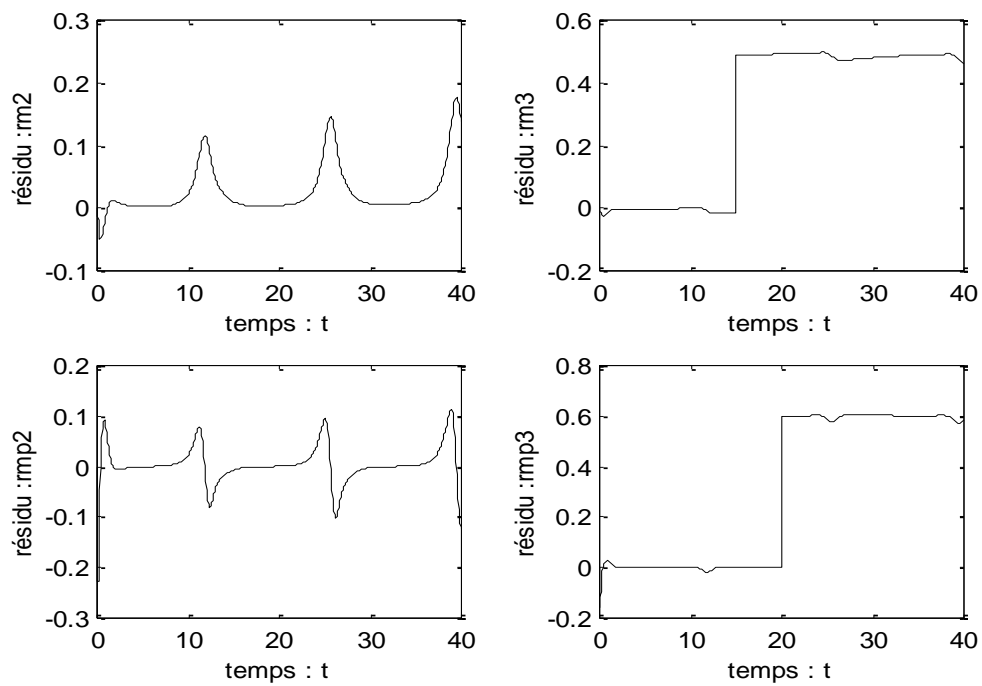


Figure 4.38: Défauts sur le codeur3 (de 0.5 à  $t=15s$ ) et le capteur de vitesse 2 (0.6 à  $t=10 s$ )

### 4.7.3. Récapitulatif

Dans ce paragraphe, nous nous sommes intéressés au côté structurel du système aux défauts affectant les capteurs du système robot et qui sont les capteurs de position et de vitesse. Ces capteurs sont liés, du point de vue fonctionnel, à la fonction « information ».

Nous avons donc établi une démarche qui peut être résumée par les étapes suivantes :

- construction du système de génération des résidus permettant la détection de l'erreur et son attribution à la fonction dynamique ou à la fonction information. c'est la localisation fonctionnelle,
- construction du modèle qui permet, lorsque la fonction défaillante est localisée, la localisation de la partie défaillante de la structure en état d'erreur (le capteur défaillant), c'est la localisation structurelle.

Le système de génération de résidus consiste pour la localisation fonctionnelle en un observateur dont le résidu est insensible à tous les défauts dynamiques et perturbations. S'il indique la présence d'un défaut, on pourra attribuer celle-ci à la fonction information, c'est dire, du point de vue structure, à l'un des capteurs des axes 2 et 3. La synthèse de cet observateur a été donnée, ses propriétés ont été discutées et les résultats ont été présentés. Sachant que l'origine du défaut est la fonction information, nous avons donné le système qui permet de localiser le capteur incriminé. Ce système est tout simplement le modèle. Des résultats de simulation ont été aussi présentés.

### 4.7.4. Stratégie de décision

Sur la base de la modélisation, de l'architecture de génération des résidus et les résultats de simulation, on peut établir, les résultats suivants, pour la stratégie de décision :

- En premier lieu, il faut examiner l'observateur à entrées inconnues (l'intégral de  $rs$ )
- Si ce résidu n'indique pas de défauts (il n'y a pas de défauts capteurs) et on peut entamer la détection et la localisation des défauts dynamique en examinant les résidus du système établi.

Sinon on conclut qu'il y a défaut capteur, et dans ce cas

- s'il n'y a pas de défauts dynamiques on peut localiser le capteur défaillant à travers les résidus associés
- sinon, on ne peut rien décider.

Dans tous les cas

S'il y a un défaut capteur, on ne peut rien décider avant de corriger ou de rétablir la fonction information.

Ainsi encore une fois l'importance des capteurs est mise en évidence.

#### 4.7.5. Synthèse du système de détection diagnostic

La méthode de détection et de diagnostic que nous avons présentée, peut être généralisée pour un nombre  $n$  de degrés de liberté, en respectant les étapes traitées pour le système à deux axes, soient les deux phases suivantes :

- La phase de modélisation : abordée dans le cas général dans le paragraphe (3.1) et qui consiste en deux types de modèles :
  - le modèle de comportement normal : représenté par le modèle dynamique du robot exprimé dans l'espace d'état conformément aux équations (3.31) (3.32)  
Ce modèle est complété par une modélisation neuro floue des erreurs de modélisation analytique et des incertitudes.
  - le modèle de comportement anormal ou avec défauts exprimé dans l'espace d'état conformément aux équations (3.41) ; ce modèle est obtenu à partir de l'analyse du comportement normal à travers la structure du modèle.
- La phase de synthèse du système de diagnostic, effectuée sur la base du modèle avec défauts, et qui donne lieu à la conception de plusieurs types de redondances analytiques.
- *l'observateur séparateur des défauts capteurs*

Cet observateur est construit pour isoler les défauts dus à la fonction dynamique et celles dues à la fonction information, il doit être insensible à tous les défauts dynamiques en les considérant comme des entrées inconnues. Le principe de sa construction repose sur la procédure de synthèse de l'observateur à entrées inconnues.

Si on décompose le robot sur le plan fonctionnel, en deux fonctions : la fonction dynamique, dont les éléments physiques sont les actionneurs et le système mécanique articulé et la fonction "information" dont les éléments physiques sont les capteurs, cet observateur permet, d'affirmer, si le résidu qui lui est associé est indicateur, que le défaut est d'origine capteur et qu'il n'y a pas de défaut dynamique. Si ce résidu n'est pas indicateur, les défauts d'origine capteur sont exclus sans toutes fois permettre de confirmer ou d'infirmer l'occurrence de défauts dynamiques.



- Le système localisateur des défauts capteurs :

Lorsque le défaut a été identifié comme ayant une origine capteur, grâce à la réaction du résidu de l'observateur, à entrées inconnues, global, il y a lieu de localiser le capteur défaillant. On construit les  $2n$  résidus ; écarts entre sorties modèle et sorties système qui permet cette localisation.

- Le système détecteur et identificateur des défauts dynamiques

Si le résidu de l'observateur à entrées inconnues n'indique pas de défaut, alors les défauts capteurs sont exclus et, s'il y a un défaut, elle est donc d'origine dynamique, et il faut localiser l'équation dynamique qui la porte. On construit alors les  $n$  résidus où chaque résidu correspond à une équation et permet de détecter et de localiser le défaut. Le principe de construction de ces résidus est basé essentiellement sur une modélisation neuro floue pour compenser les erreurs due à la modélisation analytique en mode normal et une modélisation neuro floue de ces erreurs en mode anormal pour l'identification robuste des défauts.

Mathématiquement, les solutions proposées sont relativement simples, mais par contre le nombre de degrés de liberté est le plus grand facteur de complexité. Ce qui, en soi, n'est pas un problème, vu le progrès rencontré dans le domaine des architectures microinformatiques (capacité mémoire, vitesse de calcul).

## Conclusion

Nous avons proposé, dans ce chapitre, une architecture qui permet la détection et la localisation, de défauts pouvant survenir sur la structure d'un robot. Cette architecture, met en collaboration, différentes techniques. Pour cela, nous avons mis à profit les techniques de la modélisation analytique et celle de la modélisation floue.

L'étage de décision permet, la distinction entre les défauts capteurs et les défauts dynamiques grâce au résidu de l'observateur à entrées inconnues qui a été conçu pour cette fin.

Une s'assurant que les mesures sont fiables, les résidus générés par redondance analytique et rendus robustes par modélisation neuro floue, permettent d'identifier les défauts dynamiques.

En l'absence de défauts dynamiques et la présence de défauts de capteurs indiqués par le résidu de l'observateur à entrées inconnues, on peut localiser le capteur défaillant.

Les résultats de simulation montrent l'efficacité des mécanismes de détection et surtout de localisation de défauts. Elles montrent aussi l'amélioration de la robustesse de la détection grâce à la compensation des incertitudes par modélisation neuro floue.

Nous proposons pour finir ce chapitre une synthèse de génération de résidus pour détecter et localiser les défauts sur un robot à  $n$  degrés de liberté.

## CONCLUSION GENERALE

Les travaux et les résultats présentés dans cette thèse concernent le développement et l'exploitation de mécanismes de détection et de diagnostic de défauts des architectures de robots. Nous nous sommes essentiellement consacrés à l'étude approfondie de cette étape de détection-diagnostic, étape clé dans la réalisation des principales solutions de tolérance aux défauts des systèmes industriels.

Nos développements se situent à l'intersection des domaines de la robotique, de l'automatique et de la sûreté de fonctionnement. Le robot, objet de nos développements, présente parmi de nombreuses spécificités fonctionnelles la particularité d'être un système dynamique continu.

Notre travail peut-être classé en trois grandes étapes :

- l'étude bibliographique des techniques de détection et de diagnostic des systèmes dynamiques,
- la modélisation dynamique du robot,
- la conception des mécanismes de détection et de diagnostic des défauts pour le robot.

De l'étude bibliographique menée sur les techniques de détection et de diagnostic des systèmes dynamiques, nous avons conclu au fait que ces techniques pouvaient être scindées en, d'une part, les techniques liées à l'intelligence artificielle et à la reconnaissance des formes et d'autres part, les techniques issues de l'automatique. La modélisation dynamique sans défaut du robot a été effectuée à l'aide du formalisme de Lagrange et validée par un outil logiciel. L'analyse des défauts qui peuvent survenir sur le robot nous a permis d'établir le modèle d'état du robot avec défauts.

Une fois les résidus générés, nous avons proposé une stratégie de décision pour détecter et localiser le défaut dans la structure du robot y compris les capteurs.

Nous avons abordé le problème avec une méthodologie globale en allant de la phase d'analyse jusqu'à la phase de conception et la validation par simulation.

Dans chaque phase nous avons exploité la connaissance qui lui est spécifique et nous avons apporté des solutions aux problèmes rencontrés lorsque cela s'avérait nécessaire. Ainsi nous avons contribué à :

- la résolution d'un problème de diagnostic dans un système non linéaire par essence, qui est le robot,
- l'amélioration de la robustesse de la détection et de la localisation des défauts en mettant une procédure de modélisation neuro floue pour la modélisation des incertitudes et des erreurs de modélisation analytique en absence et en présence de défauts,
- l'introduction du concept du diagnostic fonctionnel, ce qui a permis de valider les informations capteurs avant de passer au diagnostic des défauts dynamiques du système.

Rappelons les résultats essentiels des différents développements menés.

Des méthodes spécifiques d'analyse qui peuvent mettre en évidence les parties sensibles ou plus exposées aux défauts ont été illustrées au premier chapitre.

Une étude bibliographique menée au chapitre 2 sur les méthodes de détection - localisation de défauts dans les systèmes dynamiques nous a permis d'opter, vu la nature analytique du modèle du robot, pour l'utilisation des techniques de la redondance analytique.

Le chapitre 3 a été consacré à la présentation du modèle dynamique du robot sans défaut suivi du modèle avec défauts. Le comportement du robot a ainsi pu être simulé. Les défauts ont été assimilés à des défauts additifs dont la distribution est connue, ce qui a permis de formuler le modèle.

Le dernier chapitre a été consacré à la conception et à la mise au point de l'architecture de détection et de diagnostic de défauts proprement dite. La complexité de cette démarche pour les défauts dynamiques a été mise en évidence du fait du non linéarité du modèle. Une simplification en un modèle pseudo linéaire a été élaborée en exploitant quelques propriétés du modèle dynamique du robot. Néanmoins cette simplification, qui facilite la synthèse de la redondance analytique, a amplifié les erreurs de modélisation et les incertitudes, ce qui va se répercuter négativement sur les performances de détection et d'identification des défauts dynamiques. Alors le recours à la modélisation neuro floue d'une façon originale nous a permis de rétablir ces performances.

Grâce aussi à l'analyse structurelle et l'analyse du modèle de comportement nous avons pu dégager une manière originale d'inclure la détection et la localisation des défauts capteurs afin de valider les informations capteurs avant de décider sur les défauts dynamiques.

Ce travail, constitue donc une contribution modeste dans le domaine de la détection et de diagnostic des systèmes dynamiques en général et en particulier une classe de systèmes non linéaires. Des perspectives de développements de ce travail restent largement ouvertes. Parmi ces perspectives on peut citer à titre d'exemple :

- l'approfondissement et la rationalisation des méthodes de modélisation neuro floue
- l'utilisation d'autres techniques et d'autres méthodes de détection-diagnostic
- la considération d'autre cas de systèmes linéaires ou non linéaires (aéronautique, processus industriels...),
- la conception des maquettes d'implémentation matérielles ou logicielles (Benchmark) et d'essai pour mieux valider ces techniques,
- Un autre axe de développement de ce travail en particulier sera, à terme, de réfléchir au problème de la conception de l'étage chargé de superviser les mécanismes de reconfiguration matérielle et logicielle. C'est-à-dire le contrôle actif tolérant aux fautes.

Il faut, à ce stade, noter que les algorithmes de contrôle en boucle fermée doivent être pensés en parallèle aux algorithmes de détection-diagnostic.

## REFERENCES

1. J. C. Laprie, “Dependability: concepts and terminology”. IFIP Workshop on fundamental Concepts and Terminology, La Martinique. (1990).
2. J. C. Laprie, B. Courtois, M.C. Gaudel et D. Powell. “Sûreté de fonctionnement des systèmes informatiques”. Afcet. Editions Dunod Informatique. (1989).
3. D. Noyès, “Approches méthodologiques pour l’aide à la conception et à la conduite des systèmes de production”. Thèse de doctorat d’état I.N.P de Toulouse. (1987).
4. G. Bornard “Modélisation physique”. Systèmes non linéaires ; tome 1. Édité par Fossard A.J et Normand-Cyrot ; MASSON. (1993)
5. P. Coirault, et J. D. Gabano “Maintenance prédictive d’un entraînement électrique par identification paramétrique”. Diagnostic et sûreté de fonctionnement. Vol.3, N°1, (1993). pp. 69-95.
6. A.Hormann, TH. Hugel & W. Meier “A Concept for an intelligent and fault-tolerant robot system”. Journal of intelligent and robotic systems. (1988).
7. B. Freyermuth, “Knowledge based incipient fault diagnosis of industrial robots”. Safeprocess 91, IFAC Symposia series 1992 N°6, ISBN 0-08-041275-0, (1991). pp. 369-375.
8. M. S. Lazeregue, F. Noureddine et D. Noyès. Détection d’erreurs dans un système dynamique. Application robotique. 4<sup>ème</sup> Colloque Maghrébin sur les Modèles Numériques de l’Ingénieur, U.S.T.H.B, Vol. 1, (1993). pp. 298-303.
9. M. H. Lee, D. P. Barnes et N. W. Hardy. “Knowledge based error recovery in industrial robots”. 8th int. Joint conf. On A.I., (1986). pp. 824-826.
10. M. S. Lazeregue, Noureddine, F. et D. Noyès. “A fault tolerant architecture for robot control”. 6th International Conference on Systems Research Informatics and Cybernetics, Baden-Baden. (1992).
11. T. Siedler, “Fault diagnosis for robots”. Safeprocess 94. Helsinki, Vol. 2, (1994). pp. 433-438.
12. Meng Tang. “The adaptive Intelligent Model for Process Diagnosis and Control”. PhD Thesis of Norwegian University of Sciences. (2004).
13. S. Kanev. “Robust Fault - Tolerant Control”. PhD Thesis. Printed in Netherlands. ISBN 90 – 9017903 - 8. (2004).
14. Venkat Venkatasubramanian, Raghunathan Rengaswamy, Kewen Yin & Sura N. Kavuri. “A review of process fault detection and diagnosis, Part I: Quantitative

- model - based methods, Part II: Qualitative models and search strategies & Part III: Process history based methods”. Computers and Chemical Engineering 27. (2003). pp.293 - 346.
15. R. J. Lauber, “Aspects achieving total systems availability”. Safeprocess 91, IFAC Symposia series 1992 N°6, ISBN 0-08-041275-0, (1991). pp. 35 – 41.
  16. B. Dubuisson, “Diagnostic et reconnaissance des formes”. Editions Hermès. (1990).
  17. P. Charbonnaud, “Aide au diagnostic curatif multi modèle et multiraisonnement”. Thèse de doctorat de l’Université de Bordeaux 1. (1991).
  18. B. Dubuisson, H. Masson et C. Frelicot “Diagnostic par une approche de reconnaissance des formes”. Journées d’étude S3. Editions LAIL USTL Cité scientifique, bât. P2 59655. Villeneuve d’Ascq (1994).
  19. Bing Yu. “Level – Oriented Diagnosis for Indoor climate Installations”. PhD Thesis. Printed in the Netherlands. ISBN 90-9017472-9. (2003).
  20. R. Leith. “Engineering diagnosis: matching problems to solutions.” Tooldiag 93, Toulouse. Vol. 3, (1993). pp. 837-844.
  21. Marsur M.A., Wu H.J., Chen Z.H. and Murphey Y.L. “Fault Diagnosis in Power Electronics-based Brake-by-wire systems.” Proc. ImechE. VOL. 202. Part D.J. Automobile Engineering. (2008). 11 pages.
  22. Nand Kishor, S.P. A.S. Singh and Raghuvanshi “Adaptive intelligent hydro speed identification with water and random load disturbances”. Engineering Application of artificial intelligence. (2007). pp. 1-14.
  23. F. Noureddine, M. S. Lazeregue et D. Noyès. “A fault detection-location of a robot using Scheme of observers”. Safeprocess 94 Helsinki. IFAC Symposium, Vol. 1, (1994). Pp.341-346.
  24. Salah Bouhouche, Malek Lahreche, Abdelkrim Moussaoui et Jürgen Bast. “Quality monitoring using principal component analysis and fuzzy logic”. Application in continuous casting process”, American Journal of Applied Sciences 4(9). (2007). Pp. 637-644.
  25. S. G. Tzafestas, et K. Watanabe. “Modern approaches to system/sensor detection and diagnosis”. Journal A, Vol. 31, N°4, (1990). pp. 42-57.
  26. S. G. Tzafestas et K. Watanabe. “System fault diagnosis using the Knowledge-based methodology”. Fault diagnosis in dynamic systems; Theory and applications. Edité par Ron Patton, Paul Frank and Robert Clark, Prentice Hall. (1989).
  27. J. (de) Kleer et J. S. Brown. “Theories of causal ordering”. Artificial Intelligence, Vol. 29, N°1, (1986). pp. 233-337.

28. J. Montmain, "Processus décisionnel en détection et diagnostic des pannes". 2èmes Journées Nationales sur les applications des ensembles flous, Nîmes, (1993). pp. 99-106.
29. N. A. Marrison et P.J. Gawthrop. "Fault detection, location and identification in dynamic systems". ECC 91, European Control Conference, Grenoble. (1991).
30. R. V. Magaldi. "Dealing with failure in the real world: a human factor engineering approach". Tooldiag 93, Toulouse. (1993).
31. D. Maquin, M. Luong et J. Ragot. "A propos de la conception d'une architecture d'instrumentation". Journées d'étude S3. Editions LAIL USTL Cité scientifique, 59655 Villeneuve d'Ascq (1994).
32. P. M. Frank, "Advances in observer-based fault diagnosis". Tooldiag 93, Vol. 3. Toulouse. (1993).
33. R. J. Patton et S. M. Kangethe "Robust fault diagnosis using Eigen structure assignments of observers". Fault diagnosis in dynamic systems; Theory and applications. Edité par Ron Patton, Paul Frank and Robert Clark, Prentice Hall. (1989).
34. R. Isermann, "Integration of fault detection and diagnosis methods". Safeprocess 94. Helsinki. IFAC Symposium, Vol. 2, (1994). Pp.597-612.
35. M. Staroswiecki, "La problématique et les approches de la surveillance des systèmes Technologiques". Journées d'étude S3. Edition LAIL Cité scientifique, bât. P2 59655. Villeneuve d'Ascq. (1994).
36. X. Cheng-Lou, A. S. Wilsky et G. C. Verghese. "Optimally robust redundancy relation for failure detection in uncertain systems". Automatica, Vol. 22, N° .3. (1986)
37. Chow E.Y. et Wilsky A. S. "Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems". IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. AC-29, N°7. (1984).
38. J. Gertler, "Analytical redundancy methods in fault detection and isolation –Survey and synthesis". Safeprocess 91, IFAC Symposia series 1992 N°6, ISBN 0-08-041275-0, (1992). pp. 9-21.
39. N. Viswanadham, & R. Srichander. "Fault detection using unknown-input observers". Control theory and advanced technology, Vol. 3, N°2. (1987).
40. R.N. Clark, "State estimation schemes for instrument fault detection". Fault diagnosis in dynamic systems. Theory and applications. Edité par Ron Patton, Paul Frank et Robert Clark, Prentice Hall. (1989).
41. R. J. Patton. "Robust model-based fault diagnosis: the state of the art". Safeprocess 94 Helsinki, Vol. 1, (1994). pp. 1-27.



42. R. J. Patton. "Robustness issues in fault-tolerant control". Tooldiag 93. Toulouse, Vol. 3, late papers. (1993).
43. P. Mouyon, M. I. Arsan et J. F. Magni. "Synthèse d'observateurs pour le diagnostic de pannes". Journées d'étude S3. Editions LAIL USTL Cité scientifique, bât. P2 5965. Villeneuve d'Ascq (1994).
44. M. I. Arsan, "Observateurs et diagnostic automatique de pannes". Thèse de doctorat de L'école Nationale Supérieure de l'aéronautique et de l'espace de Toulouse. (1994).
45. R. Isermann, "Process fault diagnosis on dynamic models and parameter estimation methods". Fault diagnosis in dynamic systems; theory and applications. Edité par Ron Patton, Paul Frank and Robert Clark, Prentice Hall. (1989).
46. J. Brunet, D. Jaume, M. Labarrère, A. Rault et M. Vergé "Détection et diagnostic des Pannes. Approches par modélisation". Edition Hermès. (1990).
47. V. Cocquempot, J. P. Cassar et M. Staroswiecki. "Generation of robust analytical Redundancy relations". ECC91. European Control Conference, Grenoble, (1991). pp. 309-314.
48. J. Gertler, & Kunwer M. "Optimal residual decoupling for fault diagnosis". Tooldiag 93, Toulouse. (1993).
49. P. M. Frank, et J. Wûnnenberg. "Robust fault diagnosis using unknown input observer Schemes". Fault diagnosis in dynamic systems; theory and applications. Edité par Ron Patton, Paul Frank and Robert Clark, Prentice Hall. (1989).
50. F. Jia & J. Jiang. "Fault diagnosis in DC servo systems: a comparative study of three faults. Diagnosis schemes". Tooldiag 93. Toulouse. Vol. 3. (1993).
51. B. Köppen et P. M. Frank "Application of observer- based fault detection schemes to inverted pendulum". Tooldiag 93. Toulouse. Vol. 3, (1993). pp. 979-986.
52. J. E. White et J. L. Speyer "Detection filter design: spectral theory and algorithms". IEEE Transaction on Automatic Control, Vol. AC-32, N° 7, (1987). pp. 593-603.
53. J. B. Gomm, D. Williams & P. Harris "A generic method for fault detection in process control loops by recursive parameter estimation". Diagnostic et sûreté de fonctionnement, Vol. 3, N° 1, (1993). pp. 47-68.
54. R. Isermann. "On the applicability model based fault detection for technical processes". Control Engineering Practice. (1993).
55. Alberto Isidori, "Nonlinear Control systems; An Introduction". 2<sup>nd</sup> Edition. Springer Verlag, N.Y. (1989).

56. G. Bornard, F. Celle\_Couenne et G. Gilles. “Observabilité et observateurs”  Systèmes non linéaires ; tome 1. Édité par Fossard A.J et Normand-Cyrot ; MASSON. (1993),
57. Cedric Join, “Diagnostic des systèmes non linéaires ; Contribution aux méthodes de découplage” ; Thèse de doctorat de l’université Henri Poincaré, Nancy 1, (2002)
58. Bongson Song, “Robust Non linear Control Design via Convex Optimization and its Application to Fault Tolerant Longitudinal Control of vehicles”. PhD Thesis, University of California, Berkely, (2002),
59. J.Y. Keller, M. Darouach & G. Krzakala. “Detection filter for stochastic systems”. *Tooldiag 93*. Toulouse. Vol. 1, (1993). pp. 25-29.
60. H. Hammouri, P. Kabore & M. Kinnaert “A differential Geometric approach to Fault Detection and Isolation for state affine systems”, *Proceeding of the 39eme IEEE Conference on Decision and Control Sydney, Australia. December 2000*. pp. 4347-4352
61. Claudio De Persis and Alberto Isidori. “A Geometric Approach to Nonlinear Fault Detection and Isolation”. *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 46, (N°. 6, June 2001). Pp. 853-865.
62. H.Hammouri, P Kabore., S. Othman, J. Biston “Failure diagnosis and nonlinear observer. Application to a hydraulic process”, *Journal of the Franklin Institute* 339 (2002). pp. 455–478
63. Ali Zemouche, “Sur l’observation de l’état des systèmes dynamiques non linéaires”. Thèse de doctorat de l’université Louis Pasteur Strasbourg, 2007
64. Laurent Praly & Murat Arcaç, “A Relaxed Condition for Stability of Non Linear Observer – Based Controllers, (accepted for Publication in *Systems and Control letters* in 10 March 2004), 16 pages.
65. F. Tako Lootsma, “Observer-based Fault Detection and Isolation for Nonlinear Systems”, PhD. Thesis, Aalborg University, Denmark. 2001. ISBN 87-90664-10-8
66. J.G.Snijders, J.W. van der Woude & J. Westhuis,” Nonlinear Observer Design for Dynamic Positioning”, *Dynamic Positioning Conference*, (November 15-16, 2005), *Control Systems I*, 11 pages
67. Lars Imsland, Tor Arne Johansen, Havard Fjær Grip, Thor Inge Fossen, “On nonlinear unknown input observers – applied to lateral vehicle velocity estimation on banked roads”, *International Journal of Control*, Vol. 00, No. 00, 2007, pp 1–15
68. Abdekader Abdessamed, Med Fayçal Khelfi, “A Variable Structure Observer for the Control, of Robot Manipulators”. *Int. J. Appl. Math. Comput. Sci.*, Vol. 16, No. 2, (2006), pp. 189–196

69. Guanjqinc Jia. “Adaptive observer and sliding mode observer based actuator fault diagnosis for civil aircraft”, Master thesis of applied sciences, Simon Fraser University, Canada (summer 2006).
70. X. Ding et P. M. Frank “On-line fault detection in uncertain systems using adaptive observers”. *Diagnostic et sûreté de fonctionnement*, Vol.3, N° 1. (1993).
71. Abdurrahim Akgundogdu, Abdulkadir Gozutok, Niyazi Kilic and Osman N. Ukan. “Fault Diagnosis of Power Transformer using Neuro-Fuzzy Model”, *Journal of Electrical & Electronics Engineering*. Vol. 8. N°. 2. (2008). pp. 699-706.
72. Chunshien Li, Kuo-Hsiang Cheng. “Recurrent Neuro-Fuzzy hybrid-learning approach to accurate system modeling”. *Fuzzy Sets and Systems* 158. (2007). pp. 174 - 212.
73. J. Faisal Uppal, R. J. Patton, “Fault Diagnosis of an Electro- pneumatic Valve Actuator Using a Neural Network with Fuzzy Capabilities”. *ESANN’2002 Bruges. Belgique*. (2002) pp. 501-506
74. Labiod Salim. ”Contribution à la Commande Adaptative Floue des Systèmes Non Linéaires”, Thèse de Doctorat en Automatique de L’ENP (El HARACH) Algérie. 2004.
75. Kaloyan Krastev, Lidiya Georgieva. “Identification of Leather surface defects using fuzzy logic”, *International Conference on Computer Systems and Technologies. Comp. Sys. Tech.* (2005). Pp. IIIA.12-1—IIIA.12-6.
76. R. Seliger et P. M. Frank “Robust fault evaluation by threshold selection and a performance index for nonlinear observer based fault diagnosis”. *Tooldiag* 93. Toulouse, (1993). Vol.2, pp. 496-504.
77. C. DE WIT Brogliato, De Luca Siciliano et W. Khalil. “Control of Rigid Manipulators”, *Théorie de la Commande des Robots*, Ecole d’été d’Automatique de Grenoble. (1992).
78. P. Coiffet “La robotique, principes et applications”. Editons Hermès. (1986).
79. E. Dombre et W. Khalil “Modélisation et commande des robots”. Editions Hermès. (1988).
80. B. Bouzouia (1989), “Commande Dynamique des Robots Manipulateurs : Identification des Paramètres et Etude de Stratégies Adaptatives”. Thèse de Doctorat de l’UPB de Toulouse (1989).
81. Patricia Conti (1987), “Contribution à la Commande Dynamique adaptative des robots Manipulateurs”. Thèse de Doctorat de l’UPB de Toulouse (1987).

82. C. G. Mouzouris, J. M. Mendel, “Dynamic Non-Singleton Fuzzy Logic Systems for nonlinear Modeling”, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 5, N<sup>o</sup>.2, May 1997. Pp.199-207.
83. G.I. Sainz Palmero, J. Juez Santamaria, E.J. Moya de la Torre & J.R. Peràn González., “Fault detection and fuzzy rule extraction in AC motors by a neuro-fuzzy ART-based system”, Engineering Applications of Artificial intelligence 18. (2005).
84. B. Jonas Waller Jinglu Hu and Kotaro Hirasawa, “Nonlinear Model Predictive Control Utilizing a Neuro-fuzzy Predictor”. IEEE (2003). pp. 3459-3464.
85. Narendra Bawane, Anil G. Kothari et Dwarkadas P. Kothari. “ANFIS based HDVC control and fault identification”. HAIT Journal of Science and Engineering B, Volume 2. (2005). pp. 673 - 689.
86. R. Babuska et H. Verbruugen “Neuro-fuzzy methods for nonlinear system identification” Annual Reviews in Control 27 (2003). pp. 73-85.
87. R. Shobha Savanur, K. Sudesh Kashyap and J.R. Raoul. ”Adaptive Neuro-Fuzzy Control Surface Fault Detection and Reconfiguration”, Proceeding of the International Conference on Aerospace Science and Technology. Bangalore. India 2008. 05 Pages.
88. Yixin Diao, K. M. Passino, “Intelligent fault-tolerant control using adaptive and learning mehods”, Control Engineering Practice 10 (2002). Pp. 801-817.
89. Yixin Diao, K. M. Passino, “Fault diagnosis for turbine engine”, Control Engineering Practice 12 (2004). Pp. 1151-1165.
90. Lazeregue, M. S., H.Salhi & M. Tadjine (2009). Compensation de l’erreur de modélisation d’un système non linéaire par estimation neuro floue. *6ème Conférence sur le Génie Electrique*. Avril 13 -14, 2009. EMP. Bordj El Bahri, Alger, Algérie.
91. Lazeregue, M. S., H.Salhi & M. Tadjine (2009). Approche neuro floue pour la détection et le diagnostic de fautes dans un système dynamique non linéaire. *International Conference on Systems and Processing*. May 2 – 4, 2009, Guelma, Algeria.
92. Lazeregue, M. S., H.Salhi & M. Tadjine (2009). Analytical and neuro fuzzy modeling for fault detection and identification for non linear systems: application to robot manipulator. *Archives of Control Sciences*, Vol. 19(LV), 2009, N<sup>o</sup>3, pp. 325-350.
93. L.F. Mendonca, J.M.C. Sousa, J.M.G. Sa´ da Costa. (2009). An architecture for fault detection and isolation based on fuzzy methods. *Expert Systems with Applications* 36 (2009) 1092–1104. ELSEVIER

94. Juan C. Tudon-Martínez, a Ruben Morales-Menendez,b Luis E. Garza-Castanon,c (2010). Fault Diagnosis in a Heat Exchanger using Process History Based-Methods. *20th European Symposium on Computer Aided Process Engineering – ESCAPE20* S. Pierucci and G. Buzzi Ferraris (Editors) 2010 Elsevier B.V. All rights reserved.
95. Rodolfo ORJUELA, Benoît MARX, José RAGOT, Didier MAQUIN. (2010). Diagnostic des systèmes non linéaires par une approche multimodèle. *Sixième Conférence Internationale Francophone d'Automatique, CIFA 2010, Nancy : France.*
96. Khalaf Salloum Gaeid and Haider A.F. Mohamed. (2010). Diagnosis and Fault Tolerant Control of the Induction Motors Techniques a Review. *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, 4(2) 2010. pp. 227-246,