REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

Université de Batna Faculté des Sciences de l'Ingénieur Département d'Electronique

MEMOIRE

En vue de l'Obtention du Diplôme de :

Magister en Electronique Option Robotique

Présenté par :

OUARHLENT SALOUA

THEME

DIAGNOSTIC DE PANNES DANS LES SYSTEMES ROBOTISES

Soutenu le :29/06/2009

Devant le jury:

Y.ABDESSEMED Président Maître de Conférences Université de Batna

MS KHIREDDINE Rapporteur Maître de Conférences Université de Batna

S. AOUGHELLANET Examinateur Maître de Conférences Université de Batna

A. DJELLOUL Examinateur Maître de Conférences Université de Khenchela

DEDICACES

A mes très chers parents

A la mémoire de ma grand mère et mon grand père

A mon mari

A mon fils Firas

A toute ma famille

A tous mes amis

REMERCIEMENTS

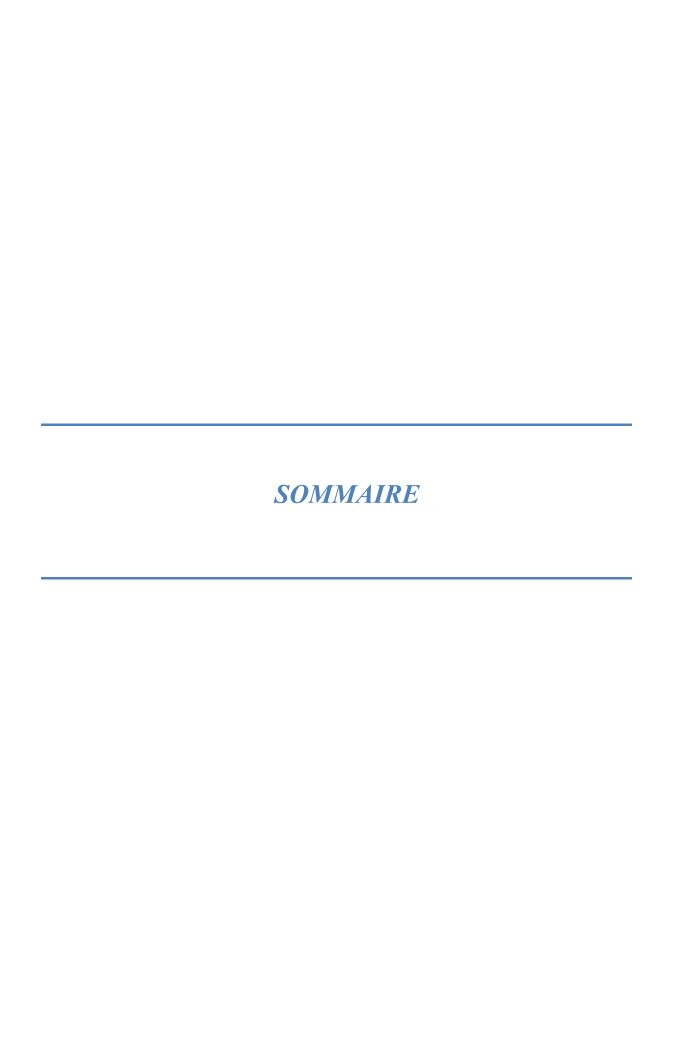
En premier lieu, je remercie Dieu, le tout puissant, pour m'avoir donné, la patience, la volonté et la force nécessaires pour achever ce travail.

Je tiens à remercier tout particulièrement mon professeur

Dr.MS KHIREDDINE pour m'avoir confié et dirigé ce mémoire, pour son savoir et ses conseils précieux durant toutes les étapes de ce travail. Qu'il trouve ici l'expression de mon respect et de ma profonde reconnaissance.

Je remercie les membres du jury, qui m'ont fait l'honneur de participer à l'examen de ce travail.

Je remercie toutes personnes de prés ou de loin qui m'ont aidé à finir ce travail.



SOMMAIRE

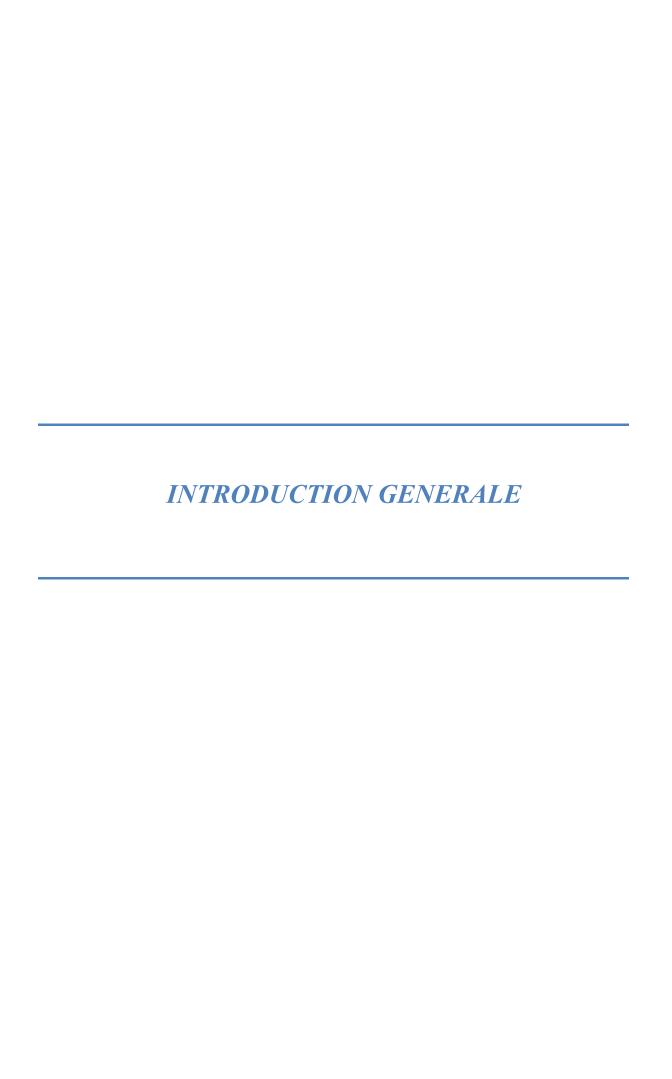
INTRODUCTION GENERALE.	1
CHAPITRE I. INTRODUCTION AU DIAGNOSTIC DES DEFAUTS	
I.1 Introduction	4
I.2 Définitions et généralités	5
I.2.1 Termes généraux	5
I.2.2 Fonctions.	7
I.3 Procédure de détection et d'isolation des défauts	9
1.4 Méthodes de diagnostic	10
I.4.1 Méthodes de diagnostic à base de modèle mathématique	11
I.4.1.1 Redondance physiques et analytiques	12
a) Redondances physiques	12
b) Redondances analytiques	12
I.4.1.2 Méthodes d'estimation paramétrique	15
I.4.2 Méthodes de diagnostic sans modèles	17
I.4.2.1 Diagnostic avec outils statiques	17
a) Test de franchissement de seuils	17
b) Test de moyenne	18
c) Test de variance	19
I.4.2.2 Diagnostic par reconnaissance des formes	19
I.5 Conclusion	20

CHAPITRE II. DIAGNOSTIC DES DEFAUTS A BASE DE MODELE

II.1 Introduction	21
II.2 Type de défauts	21
II.3 Modélisation des défauts	22
II.4 Modélisation des perturbations	23
II.5 Comportement des défauts	23
II.6 Critères de performance d'un système de diagnostic	24
II.7 Principe de génération et d'évaluation du vecteur résidu pour la détection et la	
localisation des défauts	25
I.7.1 Méthodologie générale de génération du vecteur résidu	25
I.7.2 Techniques d'évaluation de résidus	26
a. Résidus structurés	26
b. Résidus directionnels	28
II.8 Problème de robustesse dans les méthodes à base de modèle mathématique	29
II.9 Performance	30
II.9.1 Pourcentage de fausse détection	30
II.9.2 Pourcentage de détection manquée	30
II.9.3 Dynamique du résidu	31
II 10 Conclusion	31

CHAPITRE III. DIAGNOSTIC DES DEFAUTS POUR LES ROBOTS MANIPULATEURS

III.1 Introduction.	32
III.2 Défauts des robots manipulateurs	33
III.3 Modélisation du robot SCARA à trois degrés de liberté en vue de son diagnostic	34
III .3.1 Modèle du robot sain	34
III.3.2 Modélisation des défauts	35
III.3.3 Défauts composants et défauts actionneurs	37
III.4 Commande PID du robot SCARA	38
III.5 Détection/estimation des défauts	39
• Défauts qui dépendent du couple	39
• Défauts qui dépendent de la vitesse et de la position	40
III.5.1 Détection des défauts	41
Seuil dynamique de détection	42
III.5.2 Estimation des défauts	43
III.6 Conclusion.	45
	46
CHAPITRE IV. TESTS ET VALIDATION	
Conclusion	69
CONCLUSION GENERALE	70
BIBLIOGRAPHIE	72
ANNEXE	



Introduction Générale

Dans les méthodes modernes de conception des systèmes industriels automatisés, la maîtrise de la sûreté de fonctionnement, dès les premières phases de conception, occupe une place de plus en plus importante. La sûreté de fonctionnement peut être définie comme l'aptitude du système à effectuer les tâches pour lesquelles il a été conçu. Cette capacité peut être entravée par les défaillances ou les défauts de fonctionnement du système.

Ainsi, en raison des conséquences importantes et coûteuses que peut engendrer l'apparition d'un défaut sur les processus industriels, le diagnostic des défauts fait l'objet d'un engouement prononcé depuis le début des années 70 [1][2][3][4]. En effet, la recherche dans ce domaine n'a fait que prendre de l'importance dans le monde entier. Généralement, lorsqu'on parle du diagnostic des défauts, on se réfère à la procédure de détection et d'isolation de ces derniers que l'on retrouve dans la littérature sous la forme FDI (Fault Detection and Isolation). Le rôle d'une telle procédure est de détecter la présence du défaut et de localiser sa provenance le plus rapidement possible [5][6][7][8][9][10][11].

L'approche la plus intuitive pour la détection et la localisation des défauts consiste à ajouter des capteurs afin d'obtenir des informations supplémentaires sur l'état du système, c'est la redondance matérielle. Néanmoins, celle-ci s'avère coûteuse. Ainsi, dans le but d'assurer un diagnostic moins onéreux et plus écologique, des méthodes, dites de redondance analytique, ont été proposées. Ces dernières consistent à développer des algorithmes de détection et de localisation des défauts en utilisant les mesures disponibles sur le système.

Les méthodologies de diagnostic peuvent être divisées en deux grandes catégories : les méthodologies qui se basent sur l'existence d'un modèle formel de l'équipement à surveiller, et les méthodologies qui se basent uniquement sur l'analyse des variables de surveillance ainsi que sur les connaissances a priori des experts humains. Dans le premier cas, on utilise des redondances d'informations et la connaissance fournie par le modèle pour caractériser le mode de fonctionnement ou l'état du système puis décider s'il est normal ou anormal. Dans le second cas, c'est l'analyse des données fournies par le système qui permet de décider de son

état. Les méthodes utilisées font alors appel à des procédures d'apprentissage et de reconnaissance de forme ou à l'intelligence artificielle.

La détection et la localisation des défauts se voie impliquer dans divers domaines : industriel, aéronautique, militaire et automobile...etc. Néanmoins, le choix de la méthode la plus appropriée à un système donné ne peut se faire qu'après un recensement des besoins et des connaissances disponibles. En effet, l'industriel devra choisir la méthode qui lui sera techniquement et économiquement la plus efficace. Ainsi, le problème du diagnostic diffère selon le contexte et le domaine d'application.

Le domaine de la robotique est un autre exemple qui sollicite énormément les techniques FDI. En effet, conçus à l'origine afin de réaliser des tâches pénibles et dangereuses pour l'homme, les robots ont largement été utilisés en industrie afin d'augmenter la productivité (soudage, peinture, assemblage...etc.). A moyen terme, ils tendent à investir de plus en plus notre vie quotidienne. De ce fait, la robotique constitue un marché porteur et très lucratif. A l'avenir, les experts annoncent une forte croissance du nombre de robots notamment dans le domaine de la robotique de service, l'assistance aux personnes handicapées, la robotique médicale ou encore pour les loisirs.

L'organisation du mémoire

Le travail, présenté dans le cadre de ce mémoire, consiste à faire une synthèse sur l'état de l'art du Diagnostic des pannes et à développer ensuite des algorithmes de détection et localisation de défauts que nous avons appliqué à un robot industriel de type SCARA 3R.

Ce mémoire se compose de quatre chapitres qui peuvent être résumés comme suit :

Le premier chapitre présente les principes fondamentaux sur lesquels repose le diagnostic des défauts des systèmes physiques. L'objectif de ce chapitre est de présenter les techniques les plus courantes en diagnostic d'équipements industriels. Dans la littérature associée à ce domaine, on peut trouver plusieurs définitions quelquefois divergentes. C'est pourquoi nous nous positionnons dans la première partie de ce chapitre, en donnant des définitions des mots clés qui sont utiles pour la compréhension de ce mémoire.

L'objet du deuxième chapitre est consacré à la présentation des différents types de défauts rencontrés dans les systèmes robotisés et traite le problème de génération et d'évaluation des résidus pour résoudre le problème FDI.

Le troisième chapitre s'intéresse au problème de diagnostic des défauts pour les robots manipulateurs.

Enfin, des simulations seront effectuées sur le modèle du robot industriel SCARA à trois degrés de liberté.

Une conclusion générale donnera une synthèse du travail effectué et résumera les principaux résultats obtenus ainsi que les perspectives envisagées.



INTRODUCTION AU DIAGNOSTIC DES DEFAUTS

I.1 INTRODUCTION

Pour atteindre les objectifs d'automatisation des processus technologiques, on fait appel à des méthodes qui deviennent de plus en plus sophistiquées. La finalité de cette complexité croissante est l'augmentation de la performance, de la fiabilité, de la disponibilité et de la sûreté de fonctionnement de ces processus. Le besoin de sûreté de fonctionnement et de fiabilité est encore plus crucial lorsqu'il s'agit de systèmes sensibles pour lesquels une fausse manœuvre peut être coûteuse aussi bien humainement que financièrement. Ceci est le cas, par exemple, des usines de produits chimiques, des réacteurs nucléaires, des systèmes de transport à grande vitesse, des systèmes aéronautiques et bien d'autres encore. En vue de remplir ces objectifs de performance, de sécurité et de disponibilité des processus technologiques, on leur associe des modules de diagnostic servant à détecter tout écart de comportement par rapport au comportement souhaité et même dans certaines situations à reconfigurer le fonctionnement du système.

En consultant la très abondante littérature existante sur le diagnostic, on se rend assez vite compte de la non unicité de la terminologie dans ce domaine. Le comité technique IFAC (*International Federation of Automatic Control*) SAFEPROCESS a tenté de normaliser certaines définitions généralement acceptées par l'ensemble de la communauté de l'Automatique. Nous rappellerons dans ce qui suit les définitions données à certains principaux termes propres au domaine du diagnostic.

Les méthodologies de diagnostic sont généralement divisées en deux groupes : méthodologies de diagnostic avec modèle et sans modèle [12]. Les premières se basent sur l'existence d'un modèle formel de l'équipement et utilisent généralement les techniques de l'automatique [13]. La deuxième catégorie de méthodologies est plus intéressante dès lors qu'un modèle de l'équipement est inexistant ou difficile à obtenir. Dans ce cas, on utilise les outils de la statistique et de l'Intelligence Artificielle. La fonction surveillance est alors vue comme une application de reconnaissance des formes. Les formes représentent le vecteur d'entrée composé par les différentes données de l'équipement (données mesurables et qualifiables), et les classes représentent les différents modes de fonctionnement.

I.2 DEFINITIONS ET GENERALITES

Les définitions suivantes ont été extraites à partir des références suivantes : [1] [13] [14] [15] [16] [17] [18] [19] [20].

I.2.1 TERMES GENERAUX

> Faute:

Action, volontaire ou non, dont le résultat est la non prise en compte correcte d'une directive, d'une contrainte exprimée par le cahier des charges.

> Défaut :

Ecart existant entre la valeur réelle d'une caractéristique du système et sa valeur nominale.

➤ Dégradation :

Une dégradation représente une perte de performances d'une des fonctions assurées par un équipement.

Si les performances sont au-dessous du seuil d'arrêt défini dans les spécifications fonctionnelles de cet équipement, il n'y a plus dégradation mais défaillance.

➤ Défaillance :

Une défaillance est l'altération ou la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir sa ou ses fonctions requises avec les performances définies dans les spécifications techniques.

On peut classer les défaillances selon leur degré de sévérité par :

- *Défaillance critique* : nécessite une intervention d'urgence.
- Défaillance significative : nécessite un processus de traitement.
- Défaillance absorbable : pouvant être ignorée dans un premier temps.

> Erreur:

Partie du système ne correspondant pas ou correspondant incomplètement au cahier des charges. En toute logique, une erreur est la conséquence d'une faute.

> Panne:

Une panne est l'inaptitude d'une entité (composant ou système) à assurer une fonction requise.

Si nous écartons la possibilité d'erreurs de conception, la définition précédente implique que toute défaillance entraîne une panne. La défaillance correspond à un événement et la panne à un état. Sur le plan temporel, la défaillance correspond à une date et la panne à une durée comprise entre la date d'occurrence de la défaillance et la date de fin de réparation.

> Résidu :

Signal conçu comme indicateur d'anomalies fonctionnelles ou comportementales.

➤ Mode de fonctionnement :

Un système présente généralement plusieurs modes de fonctionnement. On peut observer des modes de plusieurs types parmi lesquels :

- *Mode de fonctionnement nominal*: c'est le mode où l'équipement ou le système industriel remplit sa mission dans les conditions de fonctionnement requises par le constructeur et avec les exigences attendues de l'exploitant.
- *Mode de fonctionnement dégradé*: qui correspond soit à l'accomplissement partiel de la mission, soit à l'accomplissement de celle-ci avec des performances moindre.

En d'autres termes, il y a eu dégradation dans l'équipement ou le système mais pas de défaillance.

• Mode de défaillance : qui correspond à des mauvais fonctionnements du système, c'est-à-dire qu'il y a eu défaillance soit après dégradation soit défaillance brusque. Un mode de défaillance est caractérisé par les effets causés par cette défaillance. Ces effets peuvent être mesurables ou qualifiables. En faisant une analyse de cause à effet de la défaillance, on peut associer le mode de défaillance à toute cette analyse faite par un expert. En d'autres termes, à chaque mode de défaillance, on associe une décision et une interprétation possible. Chaque équipement ou système peut posséder qu'un seul mode nominal ; par contre, il possède plusieurs modes de défaillance.

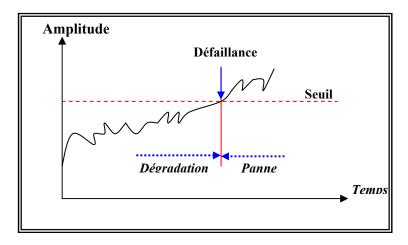


Figure I.1: Signal indicateur

I.2.2 FONCTIONS

> Acquisition :

Collecte des données en provenance du procédé.

> Détection :

Pour détecter les défaillances du système, il faut être capable de classer les situations observables comme étant normales ou anormales.

Cette classification n'est pas triviale, étant donné le manque d'information qui caractérise généralement les situations anormales. Une simplification communément adoptée consiste à considérer comme anormale toute situation qui n'est pas normale.

> Suivi

Fonction maintenant en permanence un historique des traitements effectués par le système de commande/supervision et une trace des événements que perçoit le système.

➤ Diagnostic

L'objectif de la fonction diagnostic est de rechercher les causes et de localiser les organes qui ont entraîné une observation particulière.

Cette fonction se décompose en deux fonctions élémentaires : *localisation* et *identification*. A partir de l'observation d'un état de panne, la fonction diagnostic est chargée de retrouver la faute qui en est à l'origine. Ce problème est difficile à résoudre. En effet si, pour une faute donnée, il est facile de prédire la panne résultante, la démarche inverse qui consiste à identifier la faute à partir de ses effets, est beaucoup plus ardue. Une défaillance peut généralement être expliquée par plusieurs fautes. Il s'agit alors de confronter les observations pour fournir la bonne explication (Figure I.2).

> Localisation

La localisation permet de déterminer le sous-ensemble fonctionnel défaillant.

> Identification de la cause

Cette dernière étape consiste à déterminer les causes qui ont mené à une situation anormale.

Ces causes peuvent être internes (sous-ensembles défaillants faisant partie de l'équipement), ou bien externes à l'équipement.

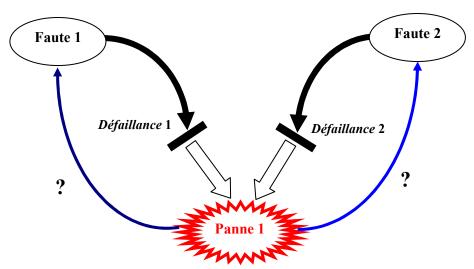


Figure I.2 : Difficulté du diagnostic. Deux fautes conduisent à la même panne ce qui complique l'opération inverse, en l'occurrence le diagnostic

> Reconfiguration :

Fonction consistant à changer la commande envoyée au système ou la disposition matérielle du système pour éviter (ou faire face à) une panne.

I.3 PROCEDURE DE DETECTION ET D'ISOLATION DES DEFAUTS

La procédure de détection et d'isolation des défauts passe par trois étapes essentielles : La détection, la localisation et l'identification. Ces étapes sont résumées sur la figure suivante :

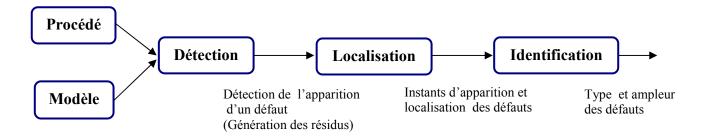


Figure I.3 : Procédure de détection et d'isolation des défauts.

1.4 METHODES DE DIAGNOSTIC

Les méthodes de diagnostic sont nombreuses et variées, elles correspondent à la diversité des problèmes rencontrés. Il est possible de les classer selon le schéma de la figure (1.4), [19].

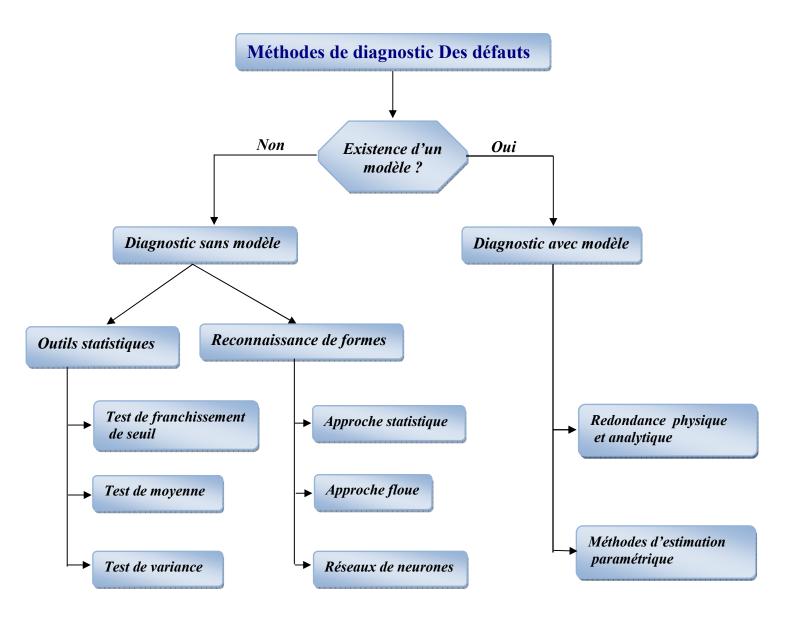


Figure I.4 : Classifications des méthodologies de diagnostic industriel.

Les méthodes de diagnostic industriel tel qu'elles sont présentées dans ce paragraphe sont illustrées sur la Figure (I.4). L'existence d'un modèle formel ou mathématique de l'équipement détermine la méthode de diagnostic utilisée. Le diagnostic avec modèle se compose essentiellement de deux techniques : méthodes de redondance physique et analytique et méthodes d'estimation paramétrique. D'un autre côté, les méthodes qui ne se basent pas sur l'existence du modèle se divisent en deux catégories : méthodes utilisant des outils statistiques et méthodes de reconnaissance des formes.

Les outils statistiques établissent des tests sur les signaux d'acquisition. Ces tests ne sont capables d'assurer que la fonction détection de défaillances. Par contre, les techniques de diagnostic par reconnaissance des formes sont plus élaborées par rapport aux simples tests statistiques et sont capables de détecter et de diagnostiquer les défaillances.

Les méthodes les plus familières aux automaticiens sont les méthodes basées sur l'utilisation de modèles mathématiques. Celles-ci utilisent la redondance existant entre les différentes variables mesurées en terme de relations statiques ou dynamiques.

I.4.1 METHODES DE DIAGNOSTIC A BASE DE MODELE MATHEMATIQUE

Les méthodes de diagnostic à base de modèle mathématique reposent sur la connaissance approfondie du procédé sous la forme d'un modèle numérique représentatif, qui fournit des grandeurs caractéristiques du procédé. Ces dernières sont constamment comparées aux grandeurs issues du procédé réel. Le problème FDI à base de modèle mathématique a attiré l'attention de nombreux chercheurs, tels que [6] [7] [9] [10] ...etc. Les méthodes proposées, dans ce contexte, peuvent être regroupées en deux catégories:

- Méthodes de Redondance physique et analytique
- Méthodes d'estimation paramétrique.

Bien que ces approches soient différentes, leur but est le même; il consiste à générer un vecteur caractéristique : le résidu, qui est sensiblement nul en absence de défauts et non nul en leur présence. Ainsi, le problème de diagnostic des défauts par ces méthodes peut se reformuler sous la forme d'un problème de génération de résidus. Ces derniers devant justifier de certaines propriétés. C'est ce que l'on retrouve dans la littérature sous le nom du Problème Fondamental de Génération de Résidus : "FPRG", (Fundamental Problem of Residual Generation), [8] [11] [21] [22].

I.4.1.1. REDONDANCE PHYSIQUES ET ANALYTIQUES

a) Redondances physiques

Afin de fiabiliser la détection des défaillances à partir des signaux mesurés, il faut un moyen pour distinguer les défaillances capteurs des défaillances système. La méthode la plus simple consiste à utiliser la redondance physique. Il s'agit de doubler ou tripler des composantes de mesure du système. Si ces composantes identiques placées dans le même environnement émettent des signaux identiques, on considère que ces composants sont dans un état de fonctionnement nominal et, dans le cas contraire, on considère qu'une défaillance capteur s'est produite dans au moins une des composantes [23]. Cette méthode par redondance physique a l'avantage d'être conceptuellement simple mais est coûteuse à être mise en œuvre et conduit à des installations encombrantes. Elle est, par conséquent, utilisée uniquement pour la surveillance des sous-ensembles critiques d'un système. Un autre inconvénient est que les composantes identiques fabriquées dans la même série peuvent se dégrader de la même façon et tomber en panne en même temps. Pour pallier ce dernier inconvénient, on peut utiliser des composantes différentes qui remplissent la même fonction.

b) Redondances analytiques

Les méthodes de redondance analytique nécessitent un modèle du système à surveiller. Ce modèle comprend un certain nombre de paramètres dont les valeurs sont supposées connues lors du fonctionnement nominal. Dans la mesure où le diagnostic est établi à partir des mesures échantillonnées des grandeurs observables du système, la modélisation de ce dernier sous forme discrète semble être raisonnable. De plus, dans le cas où le système présente un caractère non linéaire, il est possible, afin de disposer d'un modèle plus simple, d'opérer une linéarisation autour d'un point de fonctionnement.

Le modèle d'espace d'état discret échantillonné relie le vecteur d'état x(k) au vecteur d'entrée u(k) et au vecteur de sortie y(k) du système à surveiller par l'intermédiaire des matrices A, B et C (indépendante du temps) sous la forme :

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k)$$

$$y(k) = Cx(k)$$
(I. 1)

Les défaillances et les perturbations qui peuvent survenir dans le procédé peuvent être alors modélisées à partir de ces équations. Les fautes $F_P(k)$ et le bruit $b_P(k)$ du procédé sont représentés de façon additive :

$$x(k + 1) = Ax(k) + Bu(k) + PF_P(k) + Qb_P(k)$$
 (I.2)

Les erreurs de mesures $F_u(k)$ et $F_y(k)$ des entrées et des sorties ainsi que les bruit $b_u(k)$ et $b_y(k)$ sont modélisés par les relations :

$$\tilde{u}(k) = u(k) + F_u(k) + b_u(k)$$

$$\tilde{y}(k) = y(k) + F_v(k) + b_v(k)$$
(I.3)

où $\tilde{u}(k)$ représente en fait la réalisation du signal de commande u(k) par les actionneurs et $\tilde{y}(k)$ la mesure du signal y(k).

Les différences entre les matrices de paramètres du modèle et celles du système réel se traduisent par :

$$\tilde{A} = A + \Delta A(k), \tilde{B} = B + \Delta B(k), \tilde{C} = C + \Delta C(k)$$
 (I.4)

Le but des méthodes de redondance analytique est d'estimer l'état du système afin de le comparer à son état réel. L'estimation de l'état du système peut être réalisée soit à l'aide de techniques d'estimation d'état, soit par obtention de relations de redondance analytique.

Le but des techniques d'estimation d'état est de reconstruire au moyen d'observateur, les états et les sorties du système, à partir des entrées et des sorties mesurées [9]. On disposera donc d'une estimation du vecteur d'état et du vecteur de sortie du système, vecteur qui correspond généralement aux grandeurs mesurables. Ces sorties estimées sont alors comparées aux sorties réelles et tout écart est révélateur d'une défaillance. La théorie de la décision est ensuite utilisée pour déterminer si l'écart observé est dû à des aléas normaux du fonctionnement ou à des défaillances.

Les relations de redondance analytique sont utilisées lorsque le modèle fait intervenir des grandeurs mesurables. Les relations de redondance analytique sont des relations entre les variables disponibles du système, prises dans une fenêtre temporelle. La redondance directe est la méthode la plus simple pour éliminer le vecteur d'état x(k). Elle se produit parmi les capteurs qui mesurent les grandeurs qui sont reliées par les relations algébriques du modèle. C'est-à-dire que ces grandeurs sont reliées de façon à ce que la grandeur que mesure un capteur puisse être déterminée par les valeurs instantanées délivrées pas les autres capteurs.

Dans les deux méthodes (estimation d'état et relations de redondance analytique) on dispose d'une estimation de l'état du système. La comparaison avec son état réel fournit alors une quantité appelée *résidu* qui va servir à déterminer si le système est dans un état défaillant ou non. Un résidu idéal doit rester à zéro en absence de panne et s'éloigner de zéro en présence de panne. A cause des erreurs de modélisation et des bruits de mesures, un résidu réel est souvent différent de zéro. Pour les pannes additives dans les systèmes d'états linéaires à paramètres constants dans le temps, la génération et l'évaluation de résidus ont été largement étudiées, tant du point de vue déterministe que stochastique [6] [9] [24] [25] [26] [27] [28]. En revanche, en ce qui concerne les pannes non additives, même pour les systèmes d'état linéaires, les résultats connus sont moins abondants [23]. La situation est encore moins florissante pour les systèmes non linéaires. Toutefois, pour surveiller les pannes d'amplitude faible, une démarche générale a été développée [23] qui, s'appuyant sur une approche locale, permet de concevoir des algorithmes pour la génération de résidus à partir des fonctions d'estimation et pour leur évaluation. Elle s'applique à une large classe de systèmes non linéaires avec des pannes additives ou non.

I.4.1.2 METHODES D'ESTIMATION PARAMETRIQUE

Les méthodes d'estimation paramétrique supposent l'existence d'un modèle paramétrique décrivant le comportement du système et que les valeurs de ces paramètres en fonctionnement nominal soient connues. Elles consistent alors à identifier les paramètres caractérisant le fonctionnement réel, à partir de mesures des entrées et des sorties du système [6]. On dispose ainsi d'une estimation des paramètres du modèle, effectuée à partir des mesures prises sur le système et de leurs valeurs théoriques. Pour détecter l'apparition de défaillances dans le système, il faut effectuer la comparaison entre les paramètres estimés et les paramètres théoriques. Comme pour les méthodes de redondance analytique, la théorie de la décision sert alors à déterminer si l'écart observé est dû à des aléas normaux du fonctionnement ou à des défaillances. La différence entre les méthodes de redondance analytique et les méthodes d'estimation paramétrique est qu'on effectue, pour les premières, la comparaison entre l'état estimé et l'état théorique du système, alors que pour les secondes, on compare les paramètres estimés aux paramètres théoriques du système.

La procédure générale d'estimation paramétrique pour la surveillance peut être décrite en 5 étapes [7] :

➤ établissement du modèle mathématique du procédé dans les conditions normales de fonctionnement, à partir de considérations théoriques :

$$y(t) = f(u(t); \theta) \tag{I.5}$$

dans lequel u(t) et y(t) désignent respectivement les entrées et les sorties du système et θ représente le vecteur des paramètres du modèle.

 \triangleright Détermination des relations entre les paramètres physiques du modèle θ et les paramètres physiques du procédé P:

$$\theta = g(P) \tag{I.6}$$

dans lequel *P* désigne les constantes physiques du système, supposées connues, qui sont modifiées lorsqu'une défaillance survient.

Estimation $\hat{\theta}$ des paramètres θ du modèle à l'aide de l'équation (1.5) et à partir des mesures des entrées u(t) et des sorties y(t) du système en fonctionnement réel.

$$\hat{\theta}(t) = h(y(1), ..., y(t); u(1), ..., u(t))$$
(1.7)

 \triangleright Estimation \hat{P} des paramètres physiques P du système à partir de la relation (I.6)

$$\hat{P}(t) = g^{-1} \left(\hat{\theta}(t) \right) \tag{I.8}$$

Détermination de la présence d'une défaillance ou pas. Elle se fait soit à partir de la comparaison entre les paramètres théoriques connus θ du modèle et ceux estimés lors du fonctionnement réel $\hat{\theta}$, soit en comparant les paramètres physiques P connus du système à ceux estimés lors du fonctionnement réel \hat{P} . Cette détermination fait également appel à la théorie de la décision.

Les méthodes d'estimation paramétrique requièrent donc l'élaboration d'un modèle dynamique précis du système à surveiller. Ceci restreint leur utilisation à des procédés bien définis. Nous pouvons citer à titre d'exemple les travaux réalisés par *Desforges* [29] qui se basent exactement sur la technique d'estimation paramétrique. Un réseau de neurones sert à estimer les paramètres physiques d'une machine outil à partir de la mesure du courant, tension et vitesse de rotation de l'axe de la machine outil. Les valeurs estimées sont utilisées comme base pour la détection et le diagnostic des défaillances.

I.4.2 METHODES DE DIAGNOSTIC SANS MODELES

Nombreuses sont les applications industrielles dont le modèle est difficile, voire impossible à obtenir suite à une complexité accrue ou à de nombreuses reconfigurations intervenants durant le processus de production. Pour ce type d'applications industrielles, les seules méthodes de diagnostic opérationnelles sont celles sans modèle. Deux solutions existent dans ce cas : diagnostic avec des tests statistiques et diagnostic par reconnaissance des formes. La première technique est moins élaborée que la deuxième dans le sens où elle ne remplit qu'une partie de diagnostic, à savoir la détection des défaillances. Pour la partie de diagnostic par reconnaissance des formes, On en distingue trois approches : approche probabiliste, approche floue et approche neuronale [19] [30].

I.4.2.1 DIAGNOSTIC AVEC OUTILS STATISTIQUES

Les outils statistiques de détection de défaillances consistent à supposer que les signaux fournis par les capteurs possèdent certaines propriétés statistiques. On effectue alors quelques tests qui permettent de vérifier si ces propriétés sont présentes dans un échantillon des signaux mesurés de taille n (appelé fenêtre d'observation glissante). On considère que le signal mesuré est une variable aléatoire notée par γ . Nous ne présentons que trois tests statistiques, mais une grande variété de tests, applicables sur un échantillon de mesures, peut être trouvée dans [31].

a) Test de franchissement de seuils

Le test le plus simple est de comparer ponctuellement les signaux avec des seuils préétablis. Le franchissement de ce seuil par un des signaux capteurs génère une alarme. On peut trouver dans l'industrie deux types de seuils. Un premier type est dit seuil de préalarme qui permet d'entreprendre une action de maintenance préventive ; le second type est le seuil d'alarme qui impose l'arrêt de la production et l'engagement d'une action de maintenance corrective. Ce type de méthode est très simple à mettre en œuvre mais ne permet pas d'établir un diagnostic des défaillances. Cette méthode est aussi très sensible aux fausses alarmes (Figure I.5).

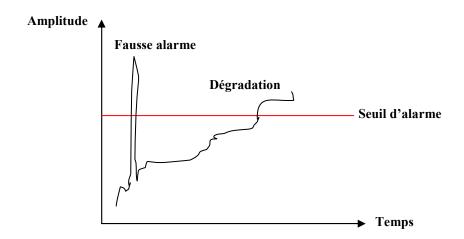


Figure I.5 : Sensibilité de la méthode à franchissement de seuils aux fausses alarmes.

b) Test de moyenne

Contrairement à la méthode précédente, le test de comparaison est effectué sur la moyenne \hat{y} du signal contenu dans une fenêtre de n valeurs plutôt que sur une valeur ponctuelle :

$$\hat{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=t-n+1}^{t} y_i$$
 (1.9)

Ceci rejoint le principe du calcul des tendances, une des techniques les plus simples de la maintenance prédictive.

c) Test de variance

On peut également calculer la variance d'un signal. Tant que cette variance se situe dans une bande située autour de sa valeur nominale, l'évolution du système est supposée normale. La variance de l'échantillon est définie par :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=t-n+1}^{t} (y_i - \hat{y})^2$$
 (I.10)

I.4.2.2 DIAGNOSTIC PAR RECONNAISSANCE DES FORMES

L'approche de diagnostic par reconnaissance des formes permet d'associer un ensemble de mesures (continues ou discrètes) effectuées sur le système à des états de fonctionnement connus. Cette fonction permet d'avoir une relation d'un espace caractéristique vers un espace de décision, de façon à minimiser le risque de mauvaise classification. Trois techniques de reconnaissance des formes sont :

La première technique (*Reconnaissance des formes par outils statistiques*) est une technique classique de discrimination basée sur les outils de la probabilité. Cette technique peut se montrer insuffisante car elle suppose une connaissance *a priori* de tous les états de fonctionnement et ne prend pas en compte l'évolution du système [32]. Les deux autres techniques de discrimination reposent sur la théorie de l'intelligence artificielle. Ces techniques ont l'avantage de ne pas se baser sur les connaissances *a priori* des états de fonctionnement mais plutôt sur une phase d'apprentissage. Ces deux techniques sont la reconnaissance des formes par la logique floue et la reconnaissance des formes par réseaux de neurones.

I.5 CONCLUSION

L'objectif de ce chapitre a été de donner un aperçu des techniques habituellement utilisées pour résoudre des problématiques de diagnostic. La première partie de ce chapitre a été dédiée à la présentation des mots clés les plus importants en diagnostic. La surveillance d'un équipement industriel se fait au travers de deux fonctions de base : la *détection* et le *diagnostic* des défaillances. La détection des défaillances a pour rôle de signaler toute situation autre qu'une situation nominale. En d'autres termes, tout ce qui n'est pas normal doit être classé comme anormal. C'est alors que la fonction diagnostic doit *localiser* l'organe défaillant et *identifier* les causes ayant provoqué ces situations de défaillance. Cette opération est souvent menée par un expert et dans certains cas exige des connaissances poussées sur l'équipement.

Les méthodologies de diagnostic sont généralement divisées en deux groupes : méthodologies de diagnostic avec modèle et sans modèle. Les premières se basent sur l'existence d'un modèle formel de l'équipement et utilisent généralement les techniques de l'automatique. La deuxième catégorie de méthodologies est plus intéressante dès lors qu'un modèle de l'équipement est inexistant ou difficile à obtenir. Dans ce cas, on utilise les outils de la statistique et de l'Intelligence Artificielle. La fonction diagnostic est alors vue comme une application de reconnaissance des formes. Les formes représentent le vecteur d'entrée composé par les différentes données de l'équipement (données mesurables et qualifiables) et les classes représentent les différents modes de fonctionnement.

CHAPITRE II

INTRODUCTION AU DIAGNOSTIC DES DEFAUTS A BASE DE MODELE

II.1 INTRODUCTION

Modéliser le système en vue du diagnostic diffère de la modélisation de ce dernier pour des objectifs de commande. En effet, il est primordial de mettre en évidence les effets des défauts et des perturbations pour le diagnostic par les méthodes à base de modèle mathématique. Ceci se justifie par la nécessité de différencier entre les défauts et surtout d'assurer l'insensibilité des résidus (dans la mesure du possible) vis-à-vis des perturbations.. Nous allons présenter les différents types de défauts rencontrés dans les systèmes de commande, la manière de les modéliser ainsi que leur comportement.

II.2 TYPE DE DEFAUTS

Si l'on considère un procédé de régulation, il est possible de classer les défauts en trois catégories :

- ▶ Défaut actionneur : agit au niveau de la partie opérative et détériore ainsi le signal d'entrée du système, par exemple une perte de puissance d'un moteur ou une fuite dans un vérin.
- ➤ Défaut système ou composant :s'identifie par la modification des caractéristiques du système proprement dit. Le vieillissement des matériaux en est un exemple.
- ➤ *Défaut capteur* : c'est la cause d'une mauvaise image de l'état physique du système, par exemple un mauvais étalonnage ou un vieillissement de l'organe récepteur d'un capteur.

La figure (II.1) illustre ces différents types de défauts :

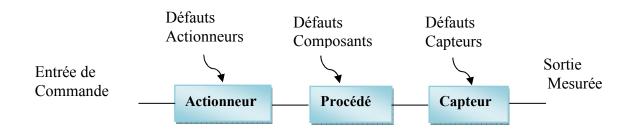


Figure II.1: Types de défauts

II.3 MODELISATION DES DEFAUTS

Supposons que l'on dispose d'un modèle linéaire d'un procédé sous la forme d'une représentation d'état, telle que :

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

Où x(t) représente le vecteur d'état, u(t) le vecteur de commande et y(t) le vecteur de sortie du système, tels que : $x \in \mathbb{R}^n$, $u \in \mathbb{R}^m$ et $y \in \mathbb{R}^p$. A, B, C et D sont des matrices de dimensions respectives $n \times n$, $n \times m$, $p \times n$ et $p \times m$. Alors :

- Les défauts actionneurs sont modélisés comme des signaux additifs aux signaux d'entrée.
- Les défauts composants sont modélisés comme une dynamique additionnelle avec une matrice de distribution.
- Les défauts capteurs sont modélisés par des signaux additifs aux signaux de sortie.

Si l'on suppose que les trois types de défauts agissent sur le système, la modélisation mettant en évidence ces derniers peut être donnée par :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Hf_p(t) + B(u(t) + f_a(t)) \\ y(t) = Cx(t) + Du(t) + f_c(t) \end{cases}$$
 (II.2)

Où $f_a(t)$, $f_p(t)$ et $f_c(t)$ représentent respectivement les défauts d'actionneurs, les défauts composants et les défauts des capteurs, tels que : $f_a(t)\epsilon R^{m\times 1}$, $f_p(t)\epsilon R^{c\times 1}$ et $f_c(t)\epsilon R^{p\times 1}$. La matrice H est dite matrice de distribution de $f_p(t)$.

II.4 MODELISATION DES PERTURBATIONS

En plus des défauts, le système peut être soumis à d'autres signaux dits entrées inconnues (perturbations et bruits), ainsi qu'à des incertitudes de modélisation. Si l'influence de ces signaux sur le système est connue, alors il est possible de réécrire les équations précédentes sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Hf_p(t) + B(u(t) + f_a(t) + Ed_a(t)) \\ y(t) = Cx(t) + Du(t) + f_c(t) + d_c(t) \end{cases}$$
 (II.3)

Où $d_a(t)\epsilon R^{d\times 1}$ et $d_c(t)\epsilon R^{p\times 1}$ rerésentent respectivement les perturbations et les bruits agissant sur le système. La matrice E est dite matrice de distribution de $d_a(t)$.

L'origine des perturbations est souvent due à une modélisation imparfaite du système, engendrant une action non connue sur ce dernier. Les perturbations font l'objet de caractéristiques particulières. Lorsque ces dernières sont d'ordre statistique, le système est dit bruité. Cet axe de recherche (stochastique) est particulier et a fait l'objet de peu d'études [33].

II.5 COMPORTEMENT DES DEFAUTS

Selon leur comportement, il est possible de distinguer trois types de défauts, à savoir:

- ➤ Le biais correspond à un saut brutal du signal défaut. C'est généralement le cas des capteurs dont un composant élémentaire est défaillant. Ce défaut affecte le système d'une manière permanente et peut occasionner de graves dégâts.
- La dérive se manifeste par une croissance lente et continue du signal défaut et donc un éloignement progressif de sa valeur nominale. Ces défauts permanents sont plus difficiles à détecter à leur origine à cause de leur faible amplitude et de leur évolution lente. C'est le cas de l'effet d'usure et de vieillissement des composants par exemple.

Les valeurs aberrantes se manifestent par un écart important par rapport à la valeur nominale du signal. Elles affectent le système de manière instantanée. Généralement, leur cause est due à des parasites, par exemple à des perturbations électromagnétiques.

II.6 CRITERES DE PERFORMANCE D'UN SYSTEME DE DIAGNOSTIC

La conception d'un système de diagnostic nécessite la prise en compte d'un certain nombre de critères, qui permettront d'en évaluer les performances. Les principaux critères à prendre en considération sont [22].

- ➤ La détectabilité se traduit par l'aptitude du système de diagnostic à déceler la présence d'un défaut. Ce critère est fortement lié au résidu qui doit être généré de manière à détecter l'apparition du défaut le plus rapidement possible.
- ➤ L'isolabilité consiste en l'aptitude du système de diagnostic à pouvoir retrouver quel organe a été affecté par le défaut. Cette notion est liée à la structure du résidu qui doit permettre la discrimination entre les différents défauts afin de retrouver leur origine.
- ➤ La sensibilité représente la capacité d'un système de diagnostic à générer des résidus sensibles aux défauts à détecter. Ces défauts sont généralement caractérisés par une certaine amplitude.
- ➤ La robustesse qui s'explique par le fait que le système de diagnostic doit être non seulement sensible aux défauts que l'on désire détecter mais aussi insensible aux entrées inconnues (perturbations) et aux entrées de commande. Ceci se traduit par la génération de résidus dits robustes, c'est-à-dire, sensibles aux défauts tout en rejetant les perturbations et les signaux de commande. Le problème de robustesse fera l'objet du paragraphe (II.8). Il existe cependant, d'autres critères qu'il est nécessaire de prendre en compte en pratique, tels que : la rapidité de détection, le coût et les contraintes ergonomiques et économiques.

II.7 PRINCIPE DE GENERATION ET D'EVALUATION DU VECTEUR RESIDU POUR LA DETECTION ET LA LOCALISATION DES DEFAUTS

Le Problème FDI, par les méthodes à base de modèle mathématique, revient à un problème de génération et d'évaluation des résidus qui peut s'avérer très délicat car il dépend de la structure des systèmes ainsi que des défauts à détecter.

II.7.1 METHODOLOGIE GENERALE DE GENERATION DU VECTEUR RESIDU

Un moyen générique de construire un résidu est d'estimer le vecteur de sortie y(t) du système. L'estimé $\hat{y}(t)$ est alors soustrait du signal de sortie y(t) afin de former le vecteur de résidus r(t) suivant :

$$r(t) = y(t) - \hat{y}(t) \tag{II.4}$$

En présence de défauts, le signal r(t) ainsi formé s'écartera notablement de la valeur zéro et sera identique à zéro lorsque le système fonctionne « normalement ». Dans la pratique, le résidu n'a pas exactement une valeur nulle en l'absence de défauts car, lors de la phase de modélisation, plusieurs hypothèses simplificatrices sont introduites conduisant à un modèle qui ne reflète pas fidèlement le système réel. De plus, les mesures effectuées sur le système sont le plus souvent entachées de bruits de mesure. Le vecteur de résidus s'écrit alors :

$$r(t) = y_m(t) - \hat{y}(t) \tag{II.5}$$

où $y_m(t)$ est la sortie mesurée du système qui est composée, en plus de la sortie réelle y(t), de bruits de diverses natures relatifs à l'instrumentation et aux incertitudes de modélisation. Dans cette situation, une méthode de détection élémentaire consiste à comparer la valeur du résidu à un seuil prédéfini ε (fonction des erreurs de modélisation). Une alarme est déclenchée à chaque franchissement de ce seuil :

$$\begin{cases} r(t) \le \varepsilon & pour \ d(t) = 0 \\ r(t) > \varepsilon & pour \ d(t) \ne 0 \end{cases}$$
 (II.6)

où d(t) représente le vecteur des défauts.

II.7.2 TECHNIQUES D'EVALUATION DE RESIDUS

Après avoir détecté la présence d'un défaut, il est important de situer l'élément affecté par ce défaut. Cette opération porte le nom de localisation ou d'isolation de défauts. Pour la réaliser, on procède à une structuration de l'ensemble des résidus générés de manière à assurer la localisation du défaut à partir des résidus affectés par ce défaut.

De façon générale, on construit en premier lieu un ensemble de résidus r(t) qui dépendent a priori de tous les défauts. Ces résidus sont appelés résidus de base. A partir de ces résidus de base, on forme ensuite des résidus plus « évolués » en rendant les résidus de base insensibles à certains défauts. On obtient ainsi deux types de résidus [24] [27] [34] [35]: des résidus structurés [34] [35] [36] [37] [38] et des résidus de directions privilégiées [37] [39] [40].

Dans le cas des résidus structurés, seul un ensemble spécifique de résidus sera sensible en présence d'un défaut. On peut, à titre d'exemple, imaginer que la structuration des résidus soit faite pour qu'un défaut di agisse sur toutes les composantes du vecteur de résidus sauf le ième. Quant aux résidus de directions privilégiées, en présence de chaque défaut, le vecteur de résidus s'oriente dans une direction particulière. C'est donc la direction prise par le vecteur de résidus qui représente, dans ce cas, la signature du défaut.

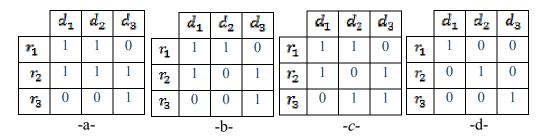
a. Résidus structurés

Les résidus structurés sont construits de façon à être chacun affecté par un sousensemble de défauts et à être insensible aux autres défauts. Ainsi, pour un défaut donné, seule une partie des résidus réagit, c'est-à-dire s'écarte notablement de la valeur zéro, pour indiquer la présence de ce défaut. La conception de tels résidus passe par deux étapes. Tout d'abord, il est nécessaire de définir les sensibilités ou robustesses désirées des résidus par rapport aux défauts à détecter ou à ne pas détecter. Puis, selon ces contraintes, il faut concevoir le générateur de résidus approprié. Les informations de sensibilité et de robustesse souhaitées pour les résidus sont répertoriées dans une table binaire, appelée table des signatures théoriques. Pour construire cette table, on affecte, lorsque le ième résidu doit être sensible (respectivement robuste) au jeme défaut, la valeur binaire 1 (respectivement 0) à la ligne et à la colonne correspondante de la table des signatures théoriques. Une fois la table des signatures théoriques construite, on applique à chaque résidu une procédure de détection afin d'obtenir la signature réelle des résidus à chaque instant. Si cette signature réelle est nulle, alors le système est exempt de tout défaut et est donc déclaré sain. Lorsqu'intervient un défaut, au moins un des résidus générés est sensible à ce défaut et la signature réelle devient alors non nulle. La procédure de localisation consiste ensuite à faire la correspondance entre la signature réelle obtenue et les signatures présentes dans la table des signatures théoriques. de signatures théoriques ayant des propriétés de localisation différentes.

Dans la table II.1.a, les défauts d_1 et d_2 ne sont pas isolables car ils possèdent tous deux la même signature. Ainsi, il est impossible de faire la distinction entre ces deux défauts lorsqu'ils interviennent.

Dans la table II.1.b, tous les défauts sont isolables. Il faut constater que les signatures de d_1 et de d_2 ne diffèrent que d'un bit. On dira que les défauts sont isolables d'ordre 1.

Les tables II.1.c et II.1.d montrent des défauts isolables d'ordre 2. Lors de la mise en place d'une procédure de diagnostic, la table II.1.d sera la plus simple à traiter car de manière générale, lorsque deux tables de signatures théoriques ont le même ordre d'isolabilité, la table contenant le plus de zéros est systématiquement retenue. La table II.1.a est qualifiée de table non localisante alors que la table II.1.b est dite faiblement localisante. Les tables II.1.c et II.1.d sont dites fortement localisantes.



Tab. II.1: Tables de signatures théoriques

b. Résidus directionnels

Les résidus directionnels représentent une alternative aux résidus structurés. Ils sont construits de façon à ce que, en réponse à un défaut donné, le vecteur des résidus soit orienté suivant une direction privilégiée de l'espace des résidus (voir figure II.2).

Le vecteur de résidus directionnels $\vec{r}(t)$, en réponse à un défaut $d_i(t)$, s'explicite sous la forme :

$$\vec{r}(t \backslash d_i) = \alpha_i(t) \vec{l}_i \qquad \qquad i = \{1, \dots, m\}$$
 (II.7)

où \vec{l}_i est un vecteur constant appelé signature directionnelle du défaut i dans l'espace des résidus et α_i est une fonction scalaire qui dépend de l'amplitude et de la dynamique du défaut.

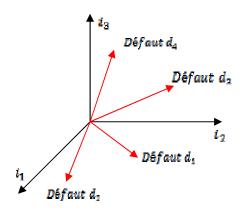


Fig. II.2: Résidus directionnels

La localisation des défauts est effectuée en déterminant la signature directionnelle théorique la plus proche de la signature directionnelle obtenue par le calcul du vecteur des résidus. L'isolation des défauts est ici liée à la proximité des directions privilégiées de résidus. De fait, l'isolation des défauts ne sera possible que pour de grandes variations des projections du vecteur des résidus sur les directions privilégiées. La figure II.3 illustre ce problème d'isolation de défauts. Les trois vecteurs en trait noir représentent les signatures directionnelles théoriques. Les vecteurs en rouge représentent des signatures réelles du résidu

à des instants différents. La signature réelle r_1 est très proche de la signature théorique du défaut 3. Il est donc probable que ce défaut soit présent sur le système à l'instant auquel r_1 a été calculé. Par contre, le résidu r_2 est plus difficile à évaluer car étant aussi proche de \vec{l}_1 que de \vec{l}_2 .

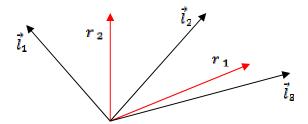


Fig. II.3: Localisation à partir des résidus directionnels

II.8 PROBLEME DE ROBUSTESSE DANS LES METHODES A BASE DE MODELE MATHEMATIQUE

Ces méthodes de FDI sont basées sur un modèle mathématique. Cependant, un modèle précis et exact d'un système réel ne peut pas être obtenu. Ceci peut avoir différentes causes, par exemple une structure de perturbations inconnue, les différents effets de bruit et des variables incertaines. Les méthodes de FDI qui peuvent tenir compte de ce type *d'incertitude de modèle* sont connues sous le qualificatif de *résidu de robustesse*.

L'incertitude du modèle peut causer soit des fausses alarmes ou des alarmes manquées, par conséquent, cette incertitude doit être prise en compte pendant la réalisation de la FDI. Si elle n'est pas prise en compte, elle peut avoir un impact grave et le système de FDI peut devenir inutile. Il existe plusieurs approches pour traiter ces aspects de robustesse. Elles sont divisées en deux approches de robustesse : *active* et *passive*. L'approche de robustesse active traite l'incertitude du modèle dans la phase de la génération de résidus. Le but est d'éviter ainsi les effets des incertitudes du modèle sur les résidus. L'approche de robustesse passive est mise en application lors de l'évaluation du résidu, par exemple en utilisant des seuils variables dans le temps d(t) également connus sous la dénomination de seuils adaptatifs [28] [41].

II.9 PERFORMANCE

Un autre aspect important lors de la conception du module de FDI est la performance du système obtenu. Afin de quantifier cette performance il est nécessaire de définir certains aspects importants pour obtenir une bonne exécution :

II.9.1 POURCENTAGE DE FAUSSE DETECTION

Une *fausse détection* (alarme fausse) correspond à la détection d'un défaut bien qu'aucun défaut ne se soit produit. Le système de FDI doit être conçu de telle manière que le nombre de fausses alarmes soit le plus bas possible. Ceci pourrait signifier que par exemple un seuil élevé est choisi pour éviter la détection fausse provoquée par des perturbations ou du bruit de mesure. Evidemment, une détection fausse mène aux actions inadéquates dans un schéma FTCS, en effet un traitement de défaut est lance alors qu'aucun défaut n'est présent.

II.9.2 POURCENTAGE DE DETCTION MANQUEE

Une détection manquée (alarme manquée) décrit la situation ou aucune alarme n'est activée bien qu'un défaut soit présent. Le taux d'alarmes manquées doit être le plus bas possible. Pour cela, il faut choisir un seuil assez bas pour assurer également que les défauts de petite taille puissent être détectes. Cependant, c'est évidemment l'oppose de la solution pour éviter de fausses détections. Une alarme manquée a un effet sérieux sur le schéma FTCS car le défaut ne peut pas être traité.

II.9.3 DYNAMIQUE DU RESIDU

A côté du problème de la détection de fausses alarmes et de détections manquées, le temps pour la détection, ou mieux, le temps pour la réaction des résidus, joue un rôle très important, en effet afin de tenir compte des défauts dans un schéma FTCS, ceux-ci doivent être détectes et isoles assez rapidement. Dans le cas contraire, la performance du système pourrait atteindre un niveau inacceptable avant que le traitement ne soit lance.

A côté du temps de réaction, la réponse du résidu a un défaut d'occurrence est importante. Si le résidu atteint le seuil tandis que le défaut est présent, une *détectabilité forte* est obtenue. Cependant, quand il atteint le seuil pendant la transition du défaut, il est difficile de le détecter en présence du bruit de mesure. Ceci pourrait provoquer une isolation fausse ou une détection manquée. Une possibilité pour améliorer l'exécution de FDI pourrait être le filtrage du résidu.

II.10 CONCLUSION

Ce chapitre a été consacré au principe de génération et d'évaluation du vecteur résidu pour la détection et la localisation des défauts. Nous avons vu que pour aborder un problème FDI, il est nécessaire de modéliser le système de manière à mettre en évidence l'effet des défauts et des perturbations. Nous avons présenté un bref aperçu des aspects importants de la FDI basée sur le modèle. Les aspects de performance et de robustesse sont cruciaux, ils présentent des indications sur la qualité et l'applicabilité d'un système de FDI.



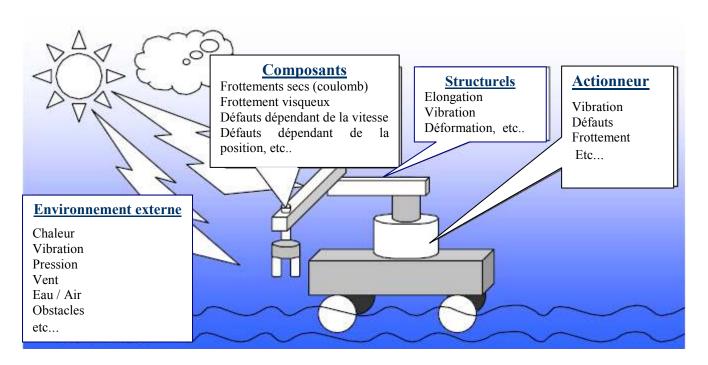
III.1 INTRODUCTION

La détection et la localisation des défauts en robotique constituent un problème d'une grande importance. En effet, les robots ont intégré de nombreux domaines, y compris le domaine industriel, où ils effectuent des tâches répétitives ou dangereuses avec rigueur, par exemple dans l'industrie nucléaire ou dans des environnements créant une forte corrosion (figure III.1). Ainsi, l'apparition d'un défaut peut engendrer des dégâts irréparables si ce dernier n'est pas détecté le plus rapidement et le plus efficacement possible.



Figure III.1

Les facteurs engendrant ces anomalies peuvent provenir de l'environnement externe au robot, qui change d'une manière permanente (température, humidité...etc.) ou encore de son environnement interne, qui subit des changements importants et indésirables dus par exemple aux frottements, aux bruits et aux vibrations (figure III.2) [42] [43] [44] [45] [46].



(figure III.2)

Vu l'intérêt, de nombreux travaux de recherche ont été dédiés à la détection et la localisation des défauts. Ainsi, diverses méthodes ont été proposées, telles que les méthodes à base de modèle [42] [43] et les méthodes à base de réseaux de neurones artificiels. Ces derniers ont été utilisés pour la génération du modèle du robot et du générateur de résidus [44] [45].

III.2 DEFAUTS DES ROBOTS MANIPULATEURS

Différentes classifications de défauts peuvent être proposées pour les robots manipulateurs, selon le contexte, les objectifs, le milieu dans lequel fonctionne le robot et bien d'autres critères. Une première classification des défauts peut être formulée sous la forme suivante :

- Défauts au niveau des capteurs de position ou de vitesse.
- Défauts dans la structure mécanique, par exemple une articulation bloquée.
- Défauts d'actionneurs qui peuvent apparaître soit au niveau de la commande, soit au niveau du moteur.

Une autre classification, peut être donnée dans le cas où l'on s'intéresse au problème de reconfiguration. Il s'agit de distinguer entre les défauts catastrophiques et les défauts non catastrophiques. Le premier type engendre un dysfonctionnement du système qu'il est impossible de corriger ou de contrer son effet. Un exemple de défauts catastrophiques est un court circuit au niveau du moteur. Le seul moyen de corriger ce type d'anomalies est l'intervention de l'opérateur humain par le remplacement du composant défectueux. Le second type de défauts est généralement pris en compte lors de l'étude du problème d'accommodation. Ils peuvent être corrigés en modifiant la loi de commande lors de leur apparition. Parmi ces défauts, ceux dus aux frottements, aux variations de l'environnement externe ou encore des défauts au niveau des actionneurs...etc. Les défauts non catastrophiques peuvent engendrer des dégâts importants tels que des pertes en productivité, une diminution de la durée de vie du système, mais aussi, ils favorisent un environnement dangereux pour l'opérateur humain.

L'étude qui suit concerne le diagnostic des défauts pour les robots manipulateurs. L'intérêt portera, particulièrement, sur le robot SCARA, en raison de son utilisation intensive en industrie.

III.3 MODELISATION DU ROBOT SCARA A TROIS DEGRES DE LIBERTE EN VUE DE SON DIAGNOSTIC

III .3.1 MODELE DU ROBOT SAIN

L'étude en cours concerne le robot SCARA à trois degrés de liberté, dont le modèle dynamique, détaillé en annexe (page B), est donné par :

$$M(\theta)\ddot{\theta} + V(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta) + \eta(\theta, \dot{\theta}, \tau, t) = \tau$$
 (III.1)

Où : θ , $\dot{\theta}$, $\ddot{\theta}$ \in R^n dénote respectivement le vecteur position articulaire, vecteur vitesse articulaire et vecteur accélération articulaire. $\tau \in R^n$ c'est le vecteur des couples/forces d'entrée. $V(\theta, \dot{\theta}) \in R^n$ représente les forces centrifuges et Coriolis. $G(\theta) \in R^n$ est le vecteur gravitationnel $M(\theta) \in R^{n \times n}$ la matrice d'inertie. $\mu(\theta, \dot{\theta}, \tau, t) \in R^n$ englobe toutes les

dynamiques négligées et les incertitudes de modélisation supposées bornées. Les expressions de $M(\theta)$, $V(\theta, \dot{\theta})$ et $G(\theta)$ peuvent être retrouvées en annexe ainsi que les hypothèses de fonctionnement du robot.

En pratique, il est très difficile, voire même impossible, d'aboutir à un modèle exact, reflétant parfaitement la dynamique du système réel. C'est pour cette raison, qu'il est nécessaire de considérer les incertitudes et les dynamiques négligées, en particulier lors de l'étude des problèmes de reconfiguration et de correction de lois de commande.

III.3.2 MODELISATION DES DEFAUTS

Les défauts considérés dans ce qui suit sont des défauts non catastrophiques, dépendant des états et des entrées du système. Ces derniers peuvent être représentés par le modèle dynamique générale :

$$F(\theta, \dot{\theta}, \tau, t) = \beta(t - T)f(\theta, \dot{\theta}, \tau)$$
 (III.2)

Où $f(\theta, \dot{\theta}, \tau) \in \mathbb{R}^n$: représente la dynamique du défaut.

 $\beta(t-T) \in \mathbb{R}^{n \times n}$: traduit l'apparition ou pas du défaut considéré.

T c'est l'instant ou le défaut se produit.

$$\beta(t - T) = \begin{cases} 0 & \text{si } t < T \\ 1 & \text{si } t \ge T \end{cases}$$
 (III.3)

Supposons que N types de défauts, dont la dynamique est connue, agissent sur le système :

$$A = \{f_1(\theta, \dot{\theta}, \tau), \dots, f_N(\theta, \dot{\theta}, \tau)\}$$
 (III.4)

Alors, il existe $2^N - 1$ combinaisons différentes pour l'apparition de ces défauts (le cas où aucun défaut n'apparaît étant exclu). L'ensemble des combinaisons des défauts précédents peut être écrit comme suit :

$$P(A) = \left\{ f_1(\theta, \dot{\theta}, \tau), \dots, f_{2^{N}-1}(\theta, \dot{\theta}, \tau) \right\}$$
 (III. 5)

Par conséquent un ensemble complet de défauts dans le système est :

$$\Phi = \{ f_0(\theta, \dot{\theta}, \tau), P(A) \}, \quad (III.6)$$

Où f_0 est un défaut inconnu.

Chaque élément de P(A) peut être modélisé sous la forme :

$$f_{m}(\theta, \dot{\theta}, t) = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{s} c^{m}_{1_{i}} w^{m}_{1_{i}} (\theta_{1}, \dot{\theta}_{1}, \tau_{1}) \\ \sum_{i=1}^{s} c^{m}_{2_{i}} w^{m}_{2_{i}} (\theta_{2}, \dot{\theta}_{2}, \tau_{2}) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{s} c^{m}_{n_{i}} w^{m}_{n_{i}} (\theta_{n}, \dot{\theta}_{n}, \tau_{n}) \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^{s} \begin{bmatrix} c_{1_{i}}^{m} w^{m}_{1_{i}} (\theta_{1}, \dot{\theta}_{1}, \tau_{1}) \\ c^{m}_{2_{i}} w^{m}_{2_{i}} (\theta_{2}, \dot{\theta}_{2}, \tau_{2}) \\ \vdots \\ c^{m}_{n_{i}} w^{m}_{n_{i}} (\theta_{n}, \dot{\theta}_{n}, \tau_{n}) \end{bmatrix}$$

$$= \sum_{i=1}^{s} \begin{bmatrix} c_{1_{i}}^{m} & 0 & . & . & 0 \\ 0 & c_{2_{i}}^{m} & . & . & 0 \\ . & . & . & . & . \\ 0 & 0 & . & . & c_{n_{i}}^{m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_{1_{i}}^{m}(\theta_{1}, \dot{\theta}_{1}, \tau_{n}) \\ w_{2_{i}}^{m}(\theta_{2}, \dot{\theta}_{2}, \tau_{2}) \\ . \\ . \\ w_{n_{i}}^{m}(\theta_{1}, \dot{\theta}_{1}, \tau_{n}) \end{bmatrix}$$

$$f_m(\theta, \dot{\theta}, t) = \sum_{i=1}^{s} diag\left[C_{m_i}\right] W_{m_i}(\theta, \dot{\theta}, \tau), \text{ pour } m = 1, 2, \dots, 2^N - 1 \quad \text{(III.7)}$$

Où $C_{m_i} \in \mathbb{R}^n$ est un vecteur de pondération et $W_{m_i} : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n$ est un vecteur représentant la dynamique des défauts. s est un nombre constant (qui représentera, dans cette étude le nombre de neurones du RBFN).

III.3.3 DEFAUTS COMPOSANTS ET DEFAUTS ACTIONNEURS

Il est important de pouvoir différencier entre les défauts qui dépendent de l'état (défauts composants) et ceux qui dépendent du couple d'entrée (défauts actionneurs) :

$$f_m(\theta, \dot{\theta}, \tau, t) = f_{m\theta}(\theta, \dot{\theta}) + f_{m\tau}(\tau)$$
 (III.8)

Où $f_{m\theta}(\theta,\dot{\theta})$ et $f_{m\tau}(\tau)$ représentent respectivement les défauts composant et actionneurs. Ainsi, le modèle du robot, tenant compte des défauts précédents, se met sous la forme :

$$\underbrace{M(\theta)\ddot{\theta} + V(\theta,\dot{\theta}) + G(\theta) + \eta(\theta,\dot{\theta},\tau,t)}_{\text{Le modèle dynamique de robot}} + \underbrace{\beta_m(t-T)\big[f_{m\theta}\big(\theta,\dot{\theta}\big) + f_{m\tau}(\tau)\big]}_{\text{La dynamique de fautes}} = \underbrace{\tau}_{\text{couples/forces d'entrée}}$$

Des exemples de modèles de défauts composants sont représentés sur le tableau (Thèse de Vitaly M. Kmelnitsky, Juillet 2002).

Défaut	Modèle
Frottements secs (coulomb)	$f(\dot{\theta}) = \alpha sign(\dot{\theta})$
Frottement visqueux	$f(\dot{\theta}) = \alpha \dot{\theta}$
Défauts dépendant de la position	$f(\theta) = k_f \sin(\omega_0 \theta + \varphi)$
Défauts dépendant de la vitesse	$f(\theta) = \left[\alpha_0 + \alpha_1 e^{-\beta \dot{\theta} } \alpha_1\right] sign(\dot{\theta})$

Tableau III.1: Exemples de modèles de défauts composants.

Généralement, les actionneurs sont des moteurs électriques. Les défauts les plus courants, dans ce cas, sont les défauts électriques, les vibrations, les frottements...etc.

Nous avons considéré, dans les simulations effectuées par la suite, des défauts électriques, engendrant un affaiblissement du couple, dont le modèle mathématique peut être donné par (Thèse de Vitaly M.Kmelnitsky, Juillet 2002):

Défauts électriques $f(\tau) = \alpha \tau 0 \le \alpha \le 1$

III.4 COMMANDE PID DU ROBOT SCARA

La commande des robots manipulateurs constitue à l'heure actuelle l'une des préoccupations majeures des recherches en robotique. En effet la majorité des tâches confiées aux robots sont délicates et exigent une très grande précision sous des trajectoires rapides. Durant ces trois dernières décennies, afin d'améliorer les performances des manipulateurs, des recherches avancées ont permis de faire émerger de nouvelles techniques de commande appliquées aux robots manipulateurs.

Dans cette étude, la commande du robot manipulateur SCARA, s'effectue à l'aide d'une loi de commande (figure III.3), dans laquelle le mécanisme du robot est considéré comme un système linéaire découplé, dont chaque articulation est asservie par une commande de type PID (proportionnel intégral dérivé).

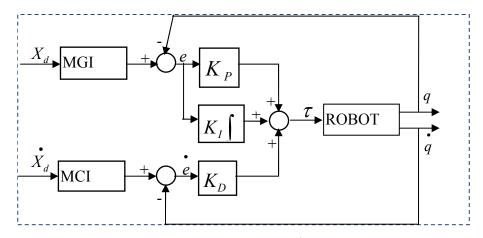


Figure III.3 : Commande PID.

Donc l'équation du couple s'écrit :

$$\tau = K_P (\theta_d - \theta) + K_D (\dot{\theta}_d - \dot{\theta}) + K_I \int (\theta_d - \theta) dt \qquad (III. 10)$$

Où K_P , K_D et K_I sont des matrices constantes, diagonales et positives de dimension $n \times n$, n représente le degré de liberté (nombre d'articulations)

 θ_d et $\dot{\theta}_d$ Représentent respectivement les vecteurs de position et vitesse articulaires désirée.

 θ et $\dot{\theta}$ Représentent respectivement les vecteurs de position et vitesse articulaires actuelles (ou mesurées).

On notera:

Vecteur de l'erreur de position : $e(t) = \theta_d - \theta$

Vecteur de l'erreur de vitesse : $\dot{e}(t) = \dot{\theta}_d - \dot{\theta}$

Des simulations ont été effectuées sur MATLAB/ SIMULINK afin de tester les performances de la commande PID.

III.5 DETECTION / ESTIMATION DES DEFAUTS

Le bloc de détection et d'estimation a un double rôle. Lorsque le système est sain, cette unité sert à détecter l'apparition d'un défaut. Une fois le défaut détecté, son rôle consiste à l'estimer afin de reconfigurer la loi de commande. La conception de cette unité s'effectue de manière à assurer sa robustesse vis-à-vis des incertitudes et des dynamiques négligées. Dans un premier temps, nous considérerons le cas général d'un robot à n degrés de liberté. Nous supposons que les estimés des défauts sont donnés par :

• Défauts qui dépendent du couple :

$$\hat{f}_{\tau}(\tau,t) = \begin{bmatrix} h_{1}(t)\tau_{1} \\ h_{2}(t)\tau_{2} \\ \vdots \\ h_{n}(t)\tau_{n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{1}(t) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & h_{2}(t) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & h_{n}(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tau_{1} \\ \tau_{2} \\ \vdots \\ \tau_{n} \end{bmatrix} = diag[H(t)]\tau \quad (III.11)$$

• Défauts qui dépendent de la vitesse et de la position

$$\hat{f}_{\theta}(\theta, \dot{\theta}, t) = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{k} l_{1_{i}}(t)q_{1_{i}}(\theta_{1}) \\ \sum_{i=1}^{k} l_{2_{i}}(t)q_{2_{i}}(\theta_{2}) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{k} l_{n_{i}}(t)q_{n_{i}}(\theta_{n}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{k} s_{1_{i}}(t)z_{1_{i}}(\dot{\theta}_{1}) \\ \sum_{i=1}^{k} s_{2_{i}}(t)z_{2_{i}}(\dot{\theta}_{2}) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{k} s_{n_{i}}(t)z_{n_{i}}(\dot{\theta}_{n}) \end{bmatrix}$$

$$= \sum_{i=1}^{k} \begin{bmatrix} l_{1_{i}}(t)q_{1_{i}}(\theta_{1}) \\ l_{2_{i}}(t)q_{2_{i}}(\theta_{2}) \\ \vdots \\ l_{n_{i}}(t)q_{n_{i}}(\theta_{n}) \end{bmatrix} + \sum_{i=1}^{k} \begin{bmatrix} s_{1_{i}}(t)z_{1_{i}}(\dot{\theta}_{1}) \\ s_{2_{i}}(t)z_{2_{i}}(\dot{\theta}_{2}) \\ \vdots \\ s_{n_{i}}(t)z_{n_{i}}(\dot{\theta}_{n}) \end{bmatrix}$$

$$= \sum_{i=1}^{k} diag \left[L_{i}(t)\right] Q_{i}(\theta) + \sum_{i=1}^{k} diag \left[S_{i}(t)\right] Z_{i}(\theta)$$

$$\hat{f}_{\theta}(\theta, \dot{\theta}, t) = \sum_{i=1}^{k} \left(diag[L_i(t)]Q_i(\theta) + diag[S_i(t)]Z_i(\theta) \right)$$
 (III. 12)

Où $H(t) \in \mathbb{R}^n$, $L_i(t) \in \mathbb{R}^n$ et $S_i(t)$ sont des vecteurs de pondération des défauts.

Les dynamiques des défauts qui dépendent de la position et de la vitesse sont estimées en utilisant des réseaux de neurones à base radiale RBFN, dont les fonctions d'activation sont données par :

$$q_{ij}(\theta_{j}) = exp\left(-\frac{(\theta_{j} - a_{ij})^{2}}{\sigma_{ij}^{2}}\right), \ z_{ij}(\theta_{j}) = exp\left(-\frac{(\theta_{j} - b_{ij})^{2}}{\omega_{ij}^{2}}\right), \ pour = \begin{cases} i = 1, 2, \dots, k \\ j = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$
 (III. 13)

Où a_{ij} , b_{ij} , σ_{ij} et ω_{ij} sont les paramètres de ces réseaux. k est le nombre de neurones par état.

la dynamique du système peut être réécrit e sous la forme:

$$\ddot{\theta} = -M^{-1}(V + G + \eta) + M^{-1}(I - diag[H^*])\tau$$

$$-M^{-1}\sum_{i=1}^{k}(diag[L_i^*]Q_i + diag[S_i^*]Z_i)$$
(III. 14)

Où le symbole X^* désigne la valeur réelle de X, supposée constante.

Nous définissons alors l'observateur suivant (Kmelnitsky, 2002):

$$\ddot{\hat{\theta}} = -M^{-1}(V+G) + M^{-1}(I - diag[H])\tau$$

$$-M^{-1} \sum_{i=1}^{k} (diag[L_i]Q_i + diag[S_i]Z_i) - \gamma \left(\dot{\hat{\theta}} - \dot{\theta}\right) \quad \text{(III. 15)}$$

Où $\gamma = [\gamma_1 \quad \gamma_2 \quad ... \quad \gamma_n]$ est une matrice définie positive représentant la matrice de gain de l'observateur.

III.5.1 DETECTION DES DEFAUTS

 $e = \dot{\hat{\theta}} - \dot{\theta}$ est l'erreur d'estimation, qui joue aussi le rôle du vecteur résidu permettant la détection de la présence d'un défaut.

Tandis que aucun défaut n'est présent, la dynamique de système sain est représentée comme suit :

$$\ddot{\theta} = -M^{-1}(V+G) + M^{-1}\tau \tag{III.16}$$

Dans un premier temps, les dynamiques non modélisées sont négligées, le système est donc défini par :

$$\ddot{\theta} = -M^{-1}(V + G + f_{\tau} + f_{\theta}) + M^{-1}\tau \tag{III.17}$$

En absence de défauts, toutes les pondérations à estimer sont initialisées à zéro. L'observateur sera donc donné par:

$$\ddot{\hat{\theta}} = -M^{-1}(V+G) + M^{-1}\tau - \gamma \left(\dot{\hat{\theta}} - \dot{\theta}\right)$$
 (III. 18)

La dynamique de l'erreur d'estimation, dans ce cas, sera égale à :

$$\dot{e} = -\gamma e \tag{III.19}$$

Etant donné que γ est définie positive alors e tend asymptotiquement vers zéro. Si un défaut apparaît, elle s'écarte notablement de zéro, ce qui permet donc de détecter la présence de ce dernier.

• SEUIL DYNAMIQUE DE DETECTION

En réalité, il est important de tenir compte des incertitudes pour éviter les fausses alarmes et les détections erronées. C'est dans ce but, qu'un seuil de détection peut été introduit. Ainsi, en tenant compte des incertitudes, la dynamique de l'erreur est donnée par :

$$\dot{e} = -\gamma e + M^{-1} \eta \tag{III.20}$$

$$\Rightarrow e\left(t\right) = exp(-\gamma)e(0) + \int_{0}^{t} exp\left(-\gamma(t-T)\right)M^{-1}\left(T\right)\eta\left(T\right)dt \tag{III.21}$$

Les incertitudes étant bornées et la borne supérieure connue, telle que : $\eta \le \sup |\eta_j| = \eta_0$ sachant que e(0) = 0 alors :

$$e(t) \le \int_0^t exp(-\gamma(t-T)) (M^{-1}(T) \eta_0) dt$$
 (III. 22)

Le seuil de détection est alors défini par : $D(\theta, \dot{\theta}, t) = [d_1 \ d_2 \ ... \ d_n]^T$, telque:

$$D\left(\theta,\dot{\theta},t\right) = \int_{0}^{t} exp\left(-\gamma(t-T)\right) \left(M^{-1}(T)\eta_{0}\right) dt$$
 (III. 23)

Par conséquent, un défaut est déclaré présent si : $|e_i| > d_i(t)$; j = 1, 2, ..., n (III. 24)

Il faut noter que η_0 est généralement déterminée expérimentalement.

III.5.2 ESTIMATION DES DEFAUTS

Une fois le défaut détecté et en posant :

$$\begin{cases} \widetilde{H} = H - H^* \\ \widetilde{L}_i = L_i - L^*_i \\ \widetilde{S}_i = S_i - S^*_i \end{cases}$$
 (III. 25)

Alors, la dynamique de l'erreur d'estimation sera donnée par :

$$\dot{e} = -\gamma e - M^{-1} \left[diag \left[\widetilde{H} \right] \tau + \sum_{i=1}^{k} \left(diag \left[\widetilde{L}_{i} \right] Q_{i} + diag \left[\widetilde{S}_{i} \right] Z_{i} \right) - \eta \right] \quad \text{(III. 26)}$$

Soit la fonction de Lyapunov définie positive suivante (J. J. E. Slotine, W. Li, 1991), (Kmelnitsky, 2002):

$$V = \frac{1}{2}e^{T}e + \frac{1}{2}\widetilde{H}^{T}\Gamma^{-1}\widetilde{H} + \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{k}\widetilde{L}_{i}^{T}\psi^{-1}\widetilde{L}_{i} + \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{k}\widetilde{S}_{i}^{T}Y^{-1}\widetilde{S}_{i} \ge 0$$
 (III. 27)

 $\Gamma, \psi, Y \, \varepsilon R^{n \times n} \quad \text{\'etant des gains matriciels. Par conséquent}$:

:

$$\dot{V} = e^{T} \dot{e} + \dot{H}^{T} \Gamma^{-1} \tilde{H} + \sum_{i=1}^{k} \dot{L}_{i}^{T} \psi^{-1} \tilde{L}_{i} + \sum_{i=1}^{k} \dot{S}_{i}^{T} Y^{-1} \tilde{S}_{i}$$
 (III. 28)

En posant :

$$\begin{cases} \dot{H}^{T}\Gamma^{-1} = e^{T}M^{-1}\operatorname{diag}(\tau) \\ \dot{L}_{i}^{T}\psi^{-1} = e^{T}M^{-1}\operatorname{diag}(Q_{i}) \\ \dot{S}_{i}^{T}Y^{-1} = e^{T}M^{-1}\operatorname{diag}(Z_{i}) \end{cases} \begin{cases} \dot{H} = \Gamma\operatorname{diag}(\tau)M^{-1}e \\ \dot{L}_{i} = \psi\operatorname{diag}(Q_{i})M^{-1}e \\ \dot{S}_{i} = Y\operatorname{diag}(Z_{i})M^{-1}e \end{cases}$$
 (III. 29)

Alors:

$$\dot{\mathbf{V}} = -e^{\mathrm{T}} \gamma e + e^{\mathrm{T}} M^{-1} \eta \tag{III.30}$$

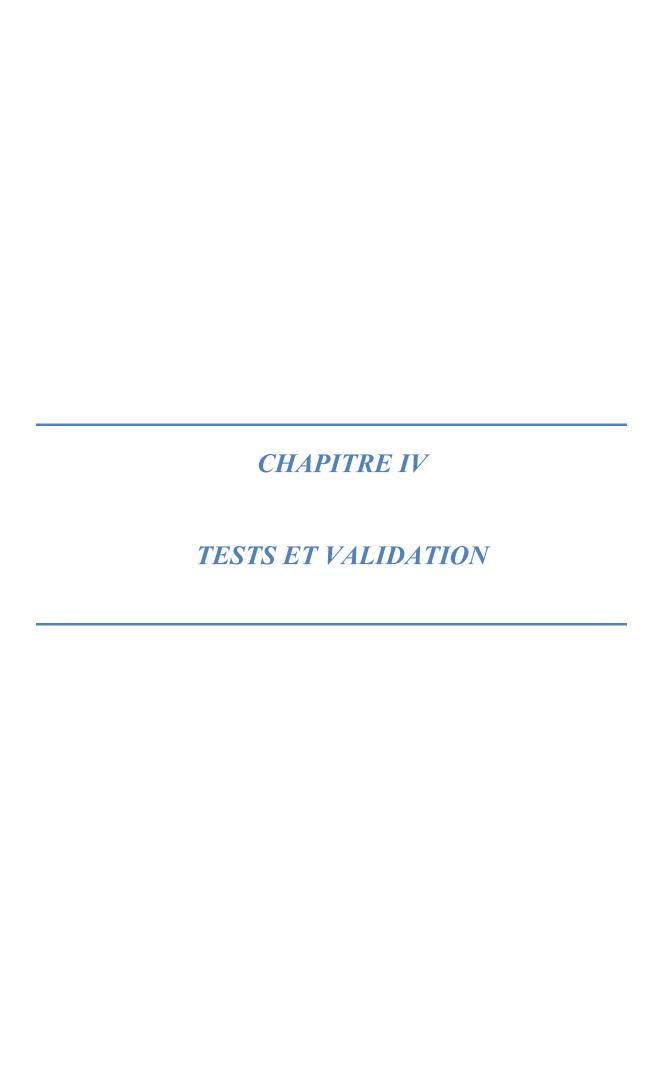
- Si $\eta=0$, alors $\dot{V}=-e^{\rm T}\gamma e$. Puisque γ est semi définie positive, \dot{V} est semi définie négative. Par conséquent, l'erreur d'estimation converge asymptotiquement vers zéro.
- Si $\eta \neq 0$ alors, $\dot{V} = -e^{T}\gamma e + e^{T}M^{-1}\eta$ Dans ce cas, γ est choisie de sorte à avoir \dot{V} semi définie négative en tenant compte de la borne supérieure des incertitudes.

En résumé, le bloc de détection et d'estimation est défini par le système d'équations (III. 31):

$$\begin{split} \ddot{\theta} &= -M^{-1}(V+G) + M^{-1}(I-diag[H])\tau - M^{-1} \sum_{i=1}^{k} (diag[L_{i}]Q_{i} + diag[S_{i}]Z_{i}) - \gamma e \\ \dot{H} &= \Gamma \mathrm{diag}(\tau)M^{-1}e \\ \begin{vmatrix} \dot{L}_{1} \\ \dot{L}_{2} \\ \vdots \\ \dot{L}_{k} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \psi \mathrm{diag}(Q_{1})M^{-1}e \\ \psi \mathrm{diag}(Q_{2})M^{-1}e \\ \vdots \\ \psi \mathrm{diag}(Q_{k})M^{-1}e \end{vmatrix} \qquad \begin{bmatrix} Q_{1}(\theta) \\ Q_{2}(\theta) \\ \vdots \\ Q_{k}(\theta) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [q_{11}(\theta) & q_{21}(\theta) & \dots & q_{n1}(\theta)]^{T} \\ [q_{12}(\theta) & q_{22}(\theta) & \dots & q_{n2}(\theta)]^{T} \\ \vdots \\ [q_{1k}(\theta) & q_{2n}(\theta) & \dots & q_{nk}(\theta)]^{T} \end{bmatrix} \qquad \text{(III. 31)} \\ \begin{bmatrix} \dot{S}_{1} \\ \dot{S}_{2} \\ \vdots \\ \dot{S}_{k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y \mathrm{diag}(Z_{1})M^{-1}e \\ Y \mathrm{diag}(Z_{2})M^{-1}e \\ \vdots \\ Y \mathrm{diag}(Z_{k})M^{-1}e \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} Z_{1}(\theta) \\ Z_{2}(\theta) \\ \vdots \\ Z_{Q_{k}}(\theta) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [Z_{11}(\theta) & Z_{21}(\theta) & \dots & Z_{n1}(\theta)]^{T} \\ [Z_{12}(\theta) & Z_{22}(\theta) & \dots & Z_{n2}(\theta)]^{T} \\ \vdots \\ [Z_{1k}(\theta) & Z_{2n}(\theta) & \dots & Z_{nk}(\theta)]^{T} \end{bmatrix} \end{split}$$

III.6 CONCLUSION

Ce chapitre s'intéresse au problème de détection et d'estimation des défauts pour les robots manipulateurs. La conception du bloc de détection et d'estimation passe par deux étapes. Dans la première, des résidus permettant la détection de la présence d'un défaut sont générés. Dans la seconde, les pondérations des différents défauts sont estimées afin de permettre l'accommodation aux défauts, dans le but de réduire les dégradations du système. la phase d'isolation des défauts peut être effectué en se basant sur les techniques introduites dans le chapitre (II). Il est possible d'utiliser par exemple un banc d'observateurs où chaque observateur est synthétisé pour un défaut particulier.



Dans ce chapitre nous exposerons les résultats de la méthode adoptée pour réaliser le diagnostic sur un bras manipulateur d'un robot SCARA.(méthode proposée par Kmelnitsky (Kmelnitsky ,2002)).

Des simulations ont été effectuées sous l'environnement Matlab/Simulink afin de tester les performances du bloc de détection/estimation des défauts. Différents cas de figures ont été considérés. Dans un premier temps, les incertitudes de modélisation ont été négligées. Les figures (VI.5), (VI.6), et (VI.7), illustrent le comportement des différents résidus ainsi que les performances du système de commande en absence de défauts. Quant aux figures (VI.11)-(VI.12), (IV.13),(IV.14),(IV.15) et (IV.16), elles représentent les variations des résidus ainsi que les positions et vitesses articulaires lorsqu'un défaut actionneur ou composant apparaît. (Les détails concernant les paramètres de simulation et les défauts considérés peuvent être consultés en annexe (page C)

D'autre part, nous avons voulu montrer l'effet des incertitudes de modélisations sur les performances du système de détection, en absence de défauts. Ceci est représenté sur les figures (VI.8), (VI.9) et (VI.10).

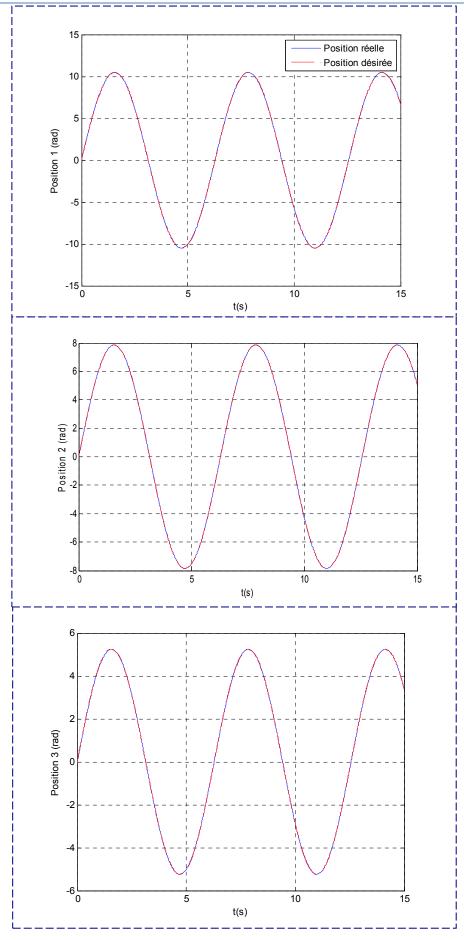


Figure IV.1: Positions articulaires (réelles et désirées)

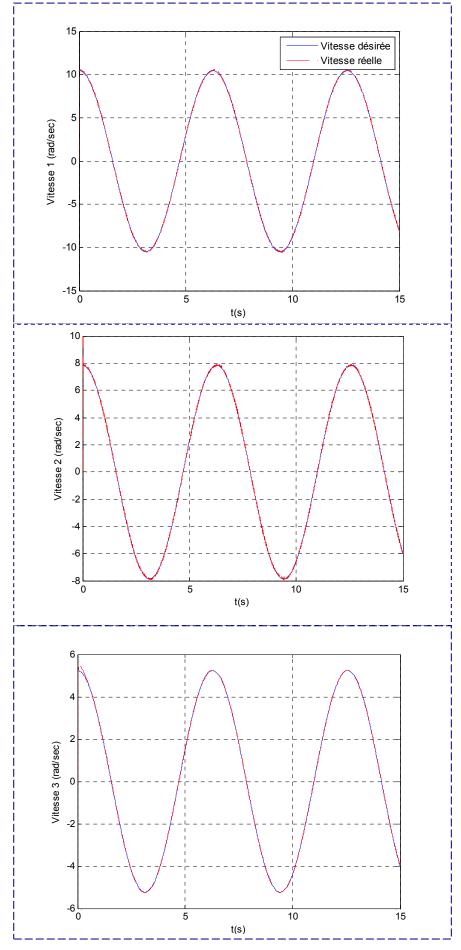


Figure IV.2 : Vitesses articulaires (réelles et désirées). 48

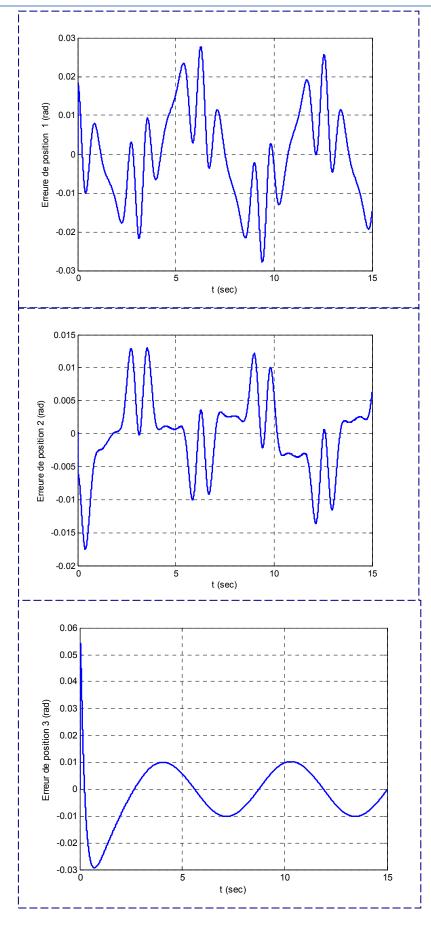


Figure IV.3: Erreurs de positions articulaires

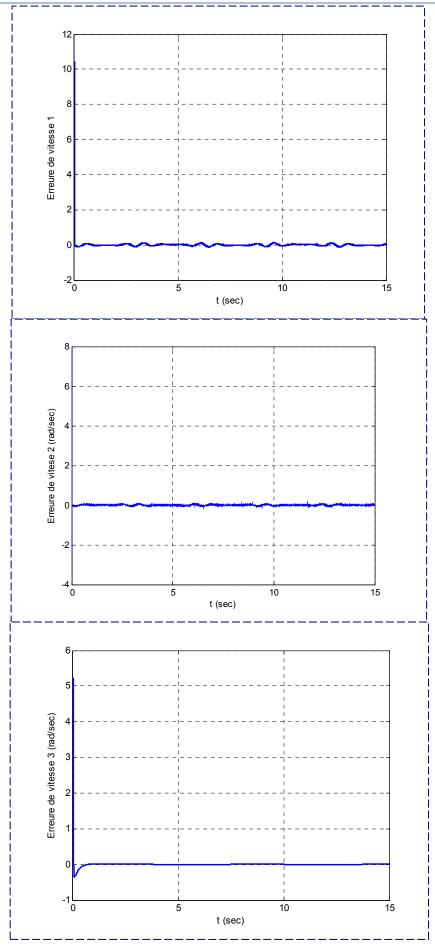


Figure IV.4: Erreurs de vitesses articulaires

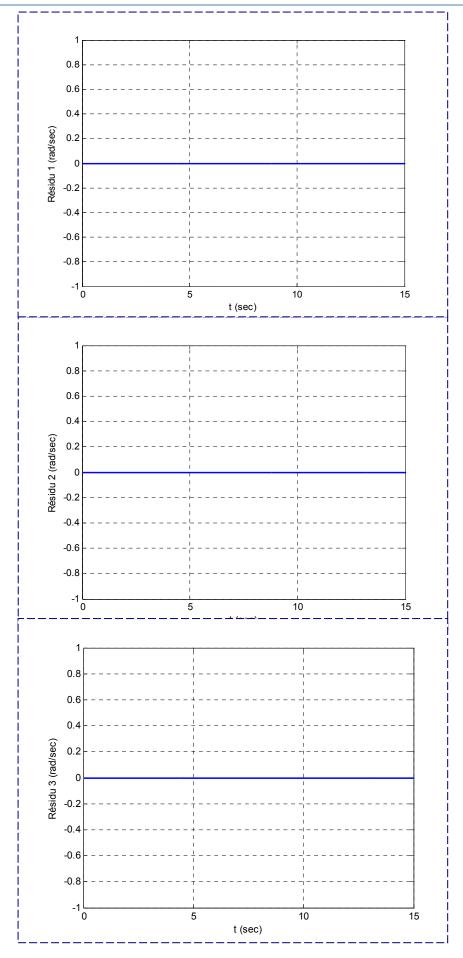


Figure IV.5 : Représentation des résidus: Absence de défauts et d'incertitudes. 51

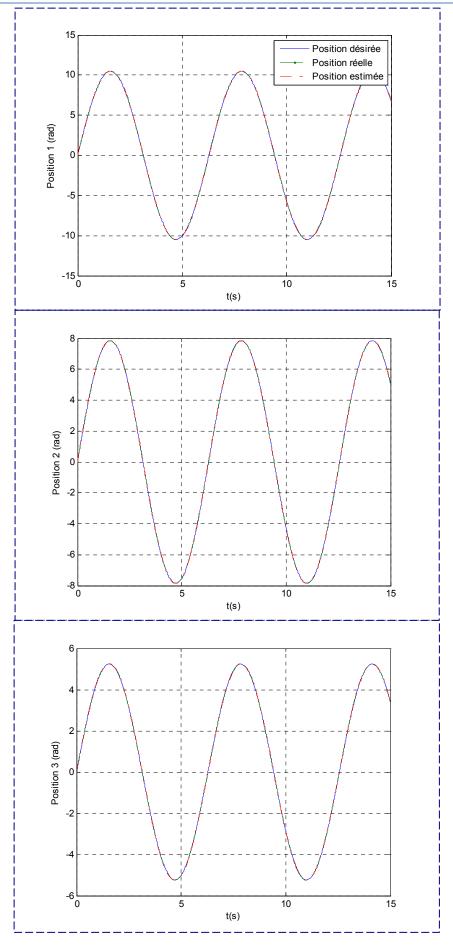


Figure IV.6 : Représentation des postions: Absence de défauts et d'incertitudes.

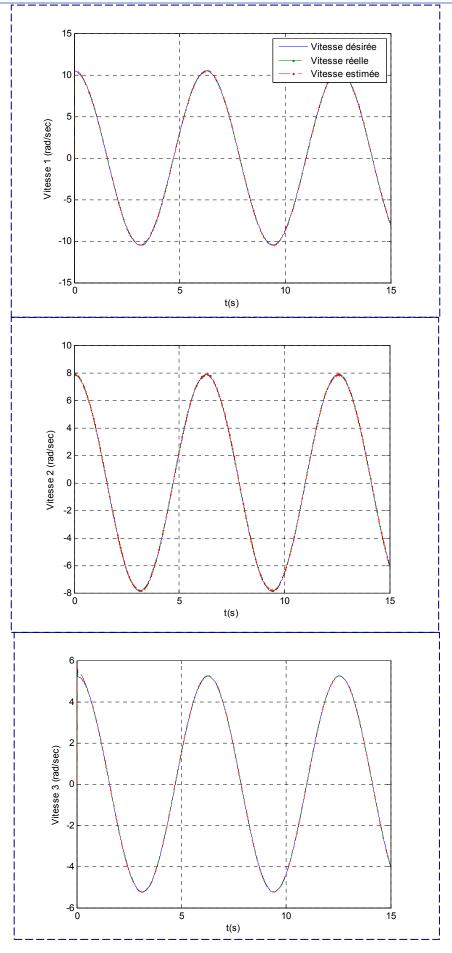


Figure IV.7 : Représentation des vitesses : Absence de défauts et d'incertitudes.

> INTERPRETATIONS ET COMMENTAIRES

Les figures (IV.1), (IV.2), (IV.3), (IV.4), (IV.5), (IV.6) et (IV.7) représentent le cas idéal se traduisant par l'absence des défauts et des incertitudes. Nous constatons que dans ce cas, les erreurs (déférence entre la valeur désirée et réelle) et les résidus sont nuls et que les positions et les vitesses suivent parfaitement les trajectoires sinusoïdales désirées. Les objectifs de commande (PID) sont donc réalisés.

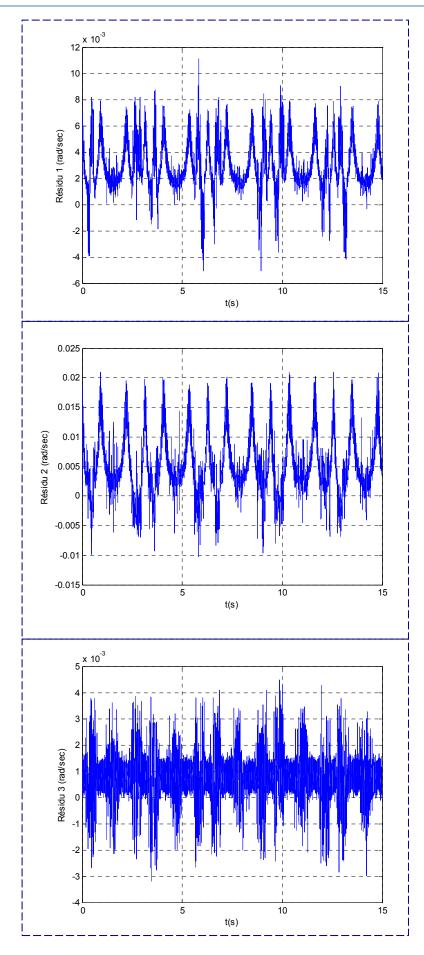
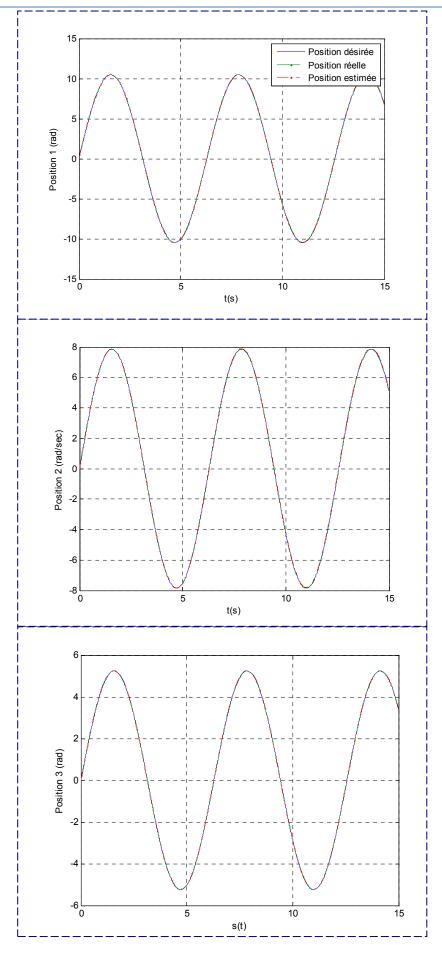


Figure IV.8: Représentation des résidus : Absence de défauts mais présence d'incertitudes.



IV.9: Représentation des positions : Absence de défauts mais présence d'incertitudes.

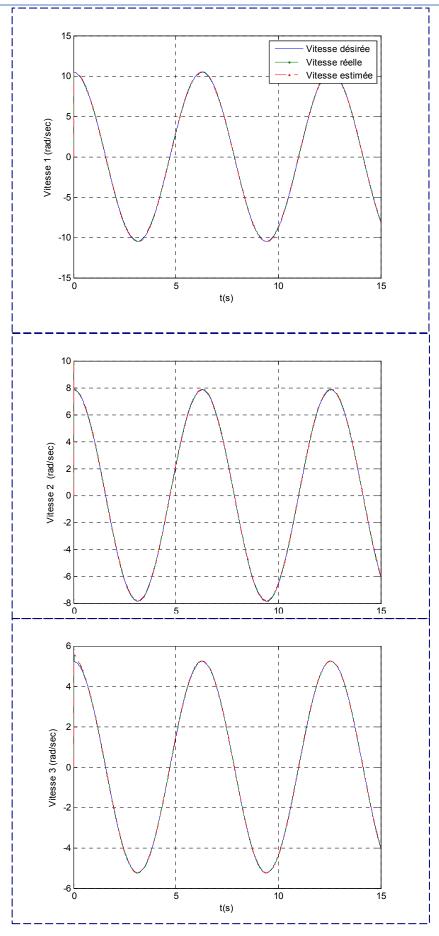


Figure IV.10: Représentation des vitesses: Absence de défauts mais présence d'incertitudes.

> INTERPRETATIONS ET COMMENTAIRES

Quant aux figures (VI.8), (VI.9) et (VI.10), elles illustrent les résultats des simulations effectuées dans le cas d'un système sain, mais soumis à des incertitudes de modélisation. Nous constatons que les performances du système de régulation sont maintenues du moment que lors du calcul de la loi de commande. Par conséquent les objectifs de poursuite sont maintenus. Néanmoins, il faut noter que les résidus varient et s'éloignent de zéro. Ces derniers sont donc sensibles aux incertitudes de modélisation. Ce qui engendre de fausses alarmes et des détections erronées.

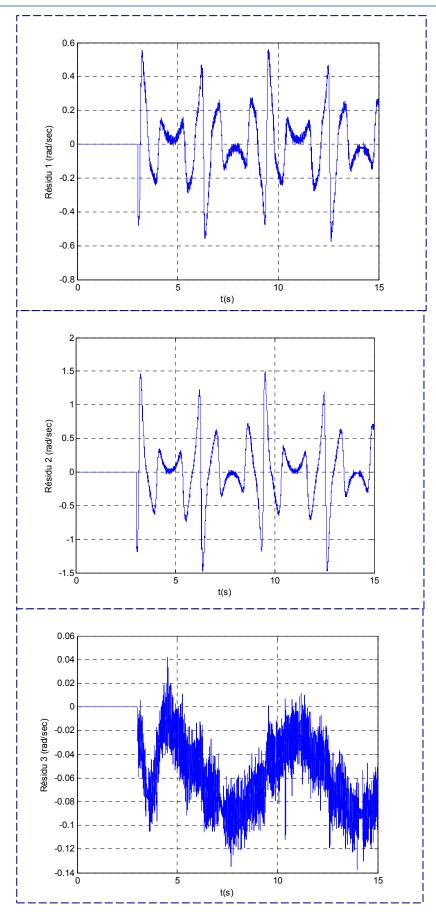


Figure IV.11: Représentation des résidus : Apparition de défauts actionneurs à t =3 sec.

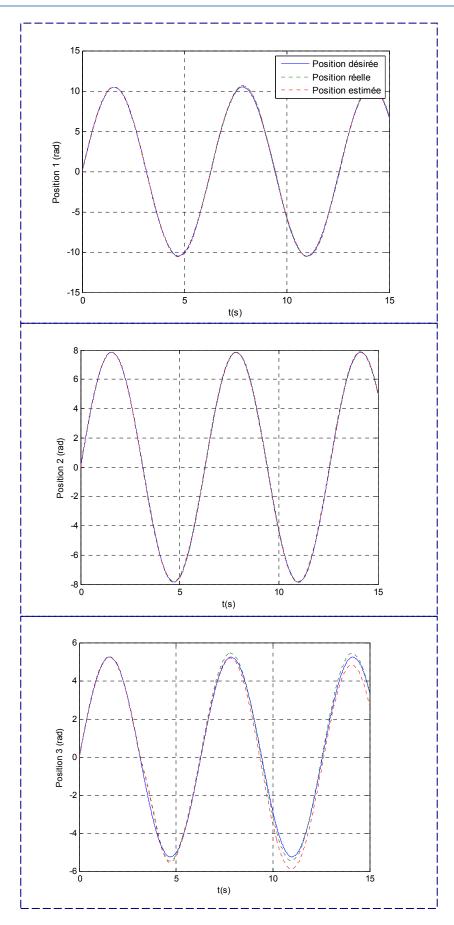


Figure IV.12: Représentation des positions : Apparition de défauts actionneurs à t = 3 sec.

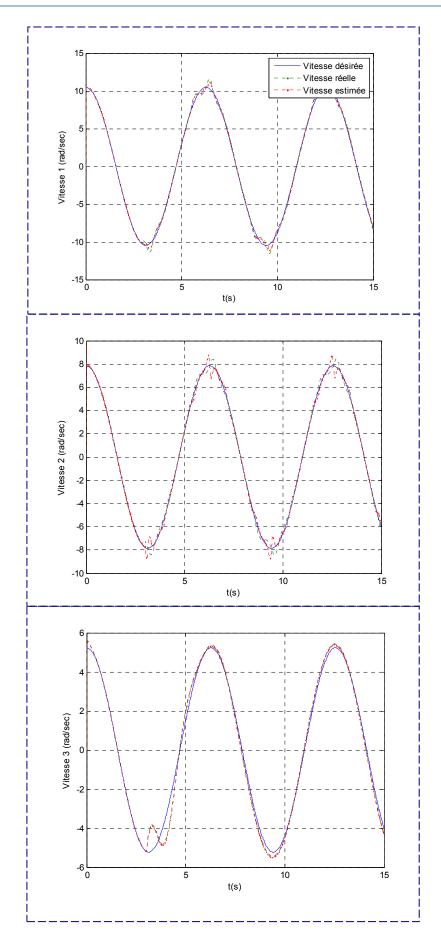


Figure IV.13: Représentation des vitesses : Apparition de défauts actionneurs à t = 3 sec.

> INTERPRETATIONS ET COMMENTAIRES

A travers les figures (IV.11), (IV.12) et (IV.13), qui illustrent les variations des résidus et des états du système, dans le cas de l'apparition de défauts actionneurs à t = 3 sec mais toujours en supposant que les incertitudes sont nulles, nous remarquons que les résidus s'écartent notablement de zéro à partir de cet instant, indiquant ainsi l'apparition des défauts. Quant aux performances du système de commande, elles se dégradent remarquablement.

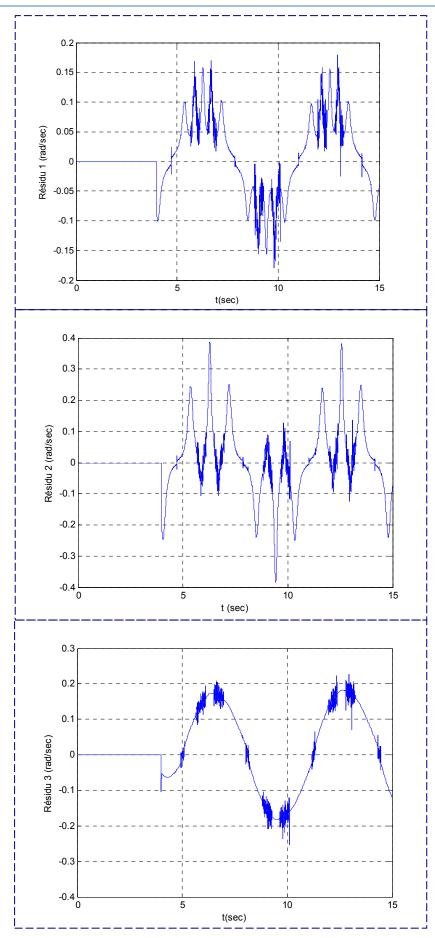


Figure IV.14: Représentation des résidus : Apparition de défauts composants à t =4 sec.

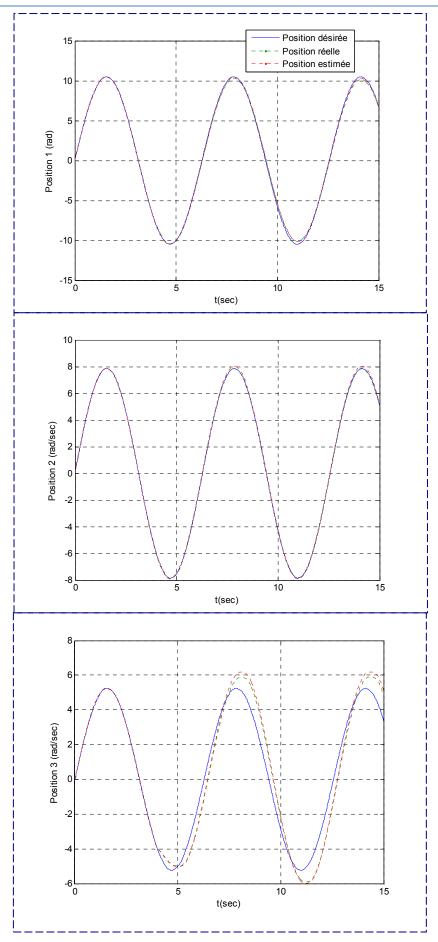


Figure IV.15: Représentation des positions : Apparition de défauts composants à t = 4 sec.

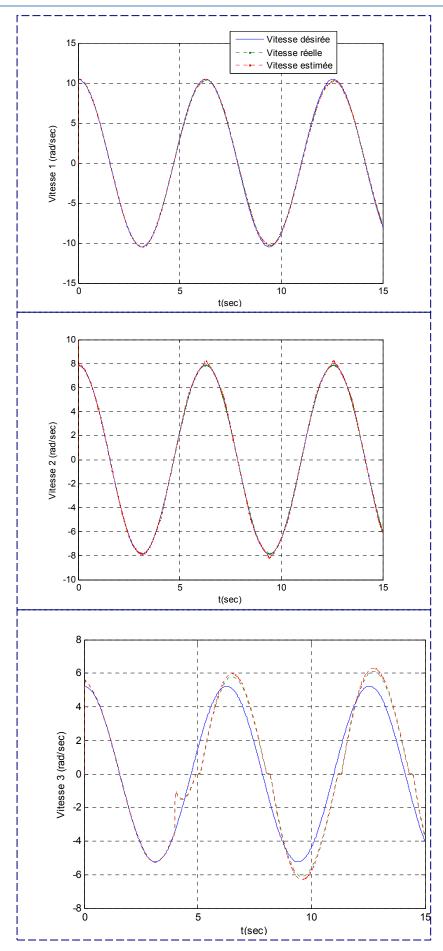


Figure IV.16: Représentation des vitesses : Apparition de défauts composants à t = 4 sec.

> INTERPRETATIONS ET COMMENTAIRES

Les figures (VI.14), (VI.15) et (VI.16) représentent le cas où des défauts composants apparaissent à l'instant t=4sec, toujours en négligeant les incertitudes de modélisation. Des résultats similaires au cas précédent sont obtenus, à savoir, les résidus s'éloignent de zéro et les performances de la boucle de commande se détériorent.

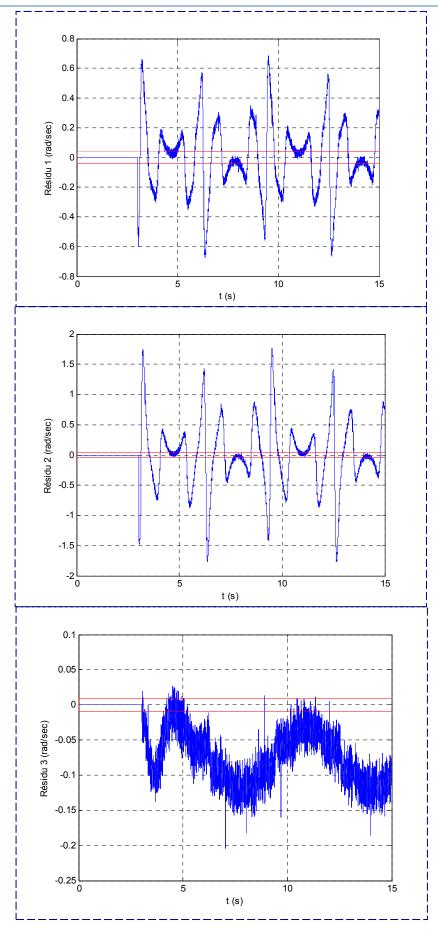


Figure VI.17: Résidus avec un seuil de détection: Défauts actionneurs à t= 3 sec.

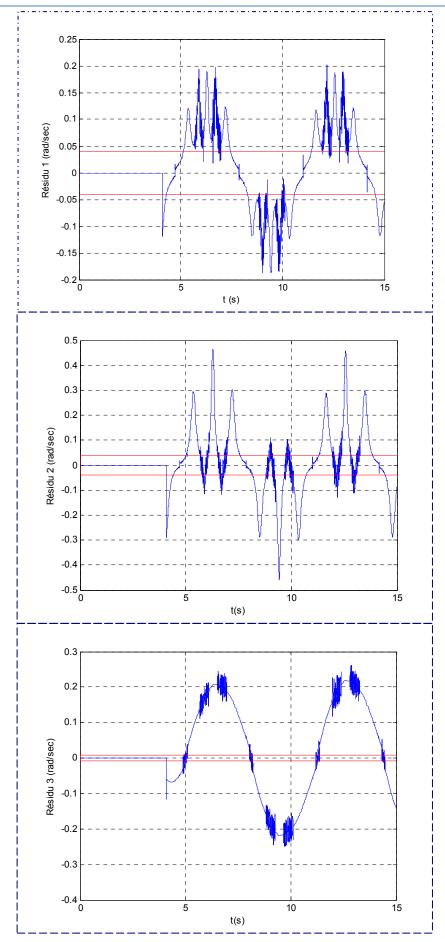


Figure VI.18: Résidus avec un seuil de détection: Défauts composants à t= 4 sec.

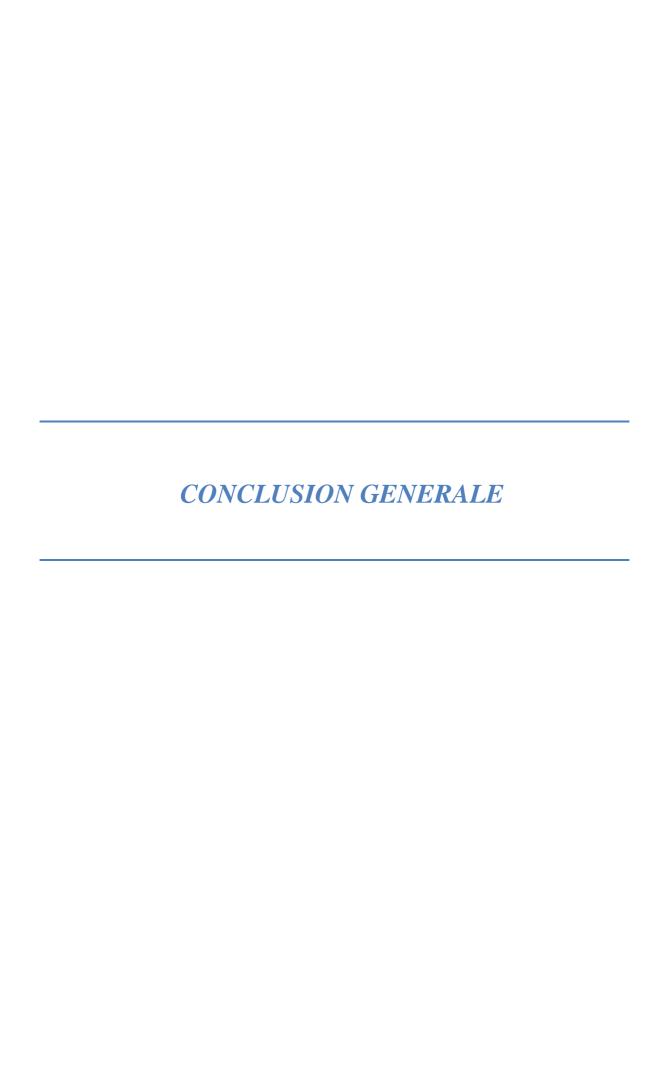
> INTERPRETATIONS ET COMMENTAIRES

Nous avons introduire le seuil de détection défini par l'équation (III.23) afin de monter comment il est possible d'améliorer la procédure de détection des défauts et de réduire ainsi les fausses alarmes. Nous ne représenterons que les résidus, les variations des états étant identiques aux figures précédentes. Les résultats des simulations sont représentés sur les figures (VI.17), (VI.18).

CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons exposé les résultats d'une méthode de diagnostic avec modèle formel de l'équipement (méthode proposée par Kmelnitsky ,2002) adaptée au diagnostic d'un bras manipulateur d'un robot SCARA à trois degrés de liberté.

A travers les différentes simulations, nous avons constaté que l'approche Présente des résultats satisfaisants. Elle permet effectivement une bonne surveillance du système, du moment que l'apparition d'un défaut est détectée rapidement et efficacement. Les incertitudes de modélisation sont prises en compte grâce à l'introduction d'un seuil de Détection.



CONCLUSION GENERALE

Le travail présenté dans ce mémoire porte sur la détection et l'isolation des défauts par les méthodes à base d'observateurs.

La première partie de ce chapitre a été dédiée à la présentation des mots clés les plus importants en diagnostic. Le diagnostic d'un équipement industriel se fait au travers de deux fonctions de base : la détection et le diagnostic des défaillances. La détection des défaillances a pour rôle de signaler toute situation autre qu'une situation nominale. En d'autres termes, tout ce qui n'est pas normal doit être classé comme anormal. C'est alors que la fonction diagnostic doit localiser l'organe défaillant et identifier les causes ayant provoqué ces situations de défaillance. Cette opération est souvent menée par un expert et dans certains cas exige des connaissances poussées sur l'équipement. Le classement des techniques de diagnostic est fonction de l'existence ou non d'un modèle formel de l'équipement à surveiller. Nous avons donc présenté, d'une part, les méthodes qui ne se basent pas sur l'existence de ce modèle, c'est-à-dire les outils statistiques et les techniques de reconnaissance des formes et, d'autre part, celles qui l'utilisent, à savoir les méthodes d'estimation d'état et d'estimation paramétrique (techniques de l'Automatique). Ces dernières techniques ont pour principe de comparer l'état théorique du système fourni par le modèle avec son état courant donné par les observations. Souvent, pour des équipements complexes, ces modèles sont difficiles à mettre en œuvre et, quand ces modèles existent, leur réponse est souvent entachée d'incertitudes de modélisation. Ces incertitudes sont dues au fait qu'on ne peut pas cerner tous les paramètres physiques d'un équipement. Les incertitudes de modélisation ainsi que les bruits de mesures sont pris en compte d'une manière explicite par le modèle. Généralement, les paramètres inconnus, appelés perturbations, sont pris en compte dans le modèle d'une manière additive, les erreurs de modélisation d'une manière multiplicative et les bruits de mesure par la conception de résidus robustes généralement obtenus grâce à des techniques de découplage et des techniques de filtrage du signal.

L'objectif de deuxième chapitre est de présenter les différents types de défauts rencontrés dans les systèmes de commande, la manière de les modéliser ainsi que leur comportement. Nous avons, présenté la procédure de détection et d'isolation des défauts à base de modèle mathématique qui revient à un problème de génération de résidus.

Dans le troisième, dans un premier temps, nous avons présenté la procédure de détection des défauts à base de modèle mathématique qui revient à un problème de génération de résidus (FPRG).

Dans le dernier chapitre, nous avons exposé les résultats de la méthode adoptée pour réaliser le diagnostic sur un bras manipulateur d'un robot SCARA

Comme perspectives, nous suggérons, tout d'abord, abordé le problème d'isolation des défauts et de reconfiguration des lois de commande pour les robots manipulateurs (la commande tolérante aux défauts en robotique), en effet la phase de détection et de localisation des défauts, bien qu'elle soit nécessaire, n'est pas suffisante pour garantir la sûreté de fonctionnement. Il est, en effet, indispensable de modifier la loi de commande en temps réel afin de maintenir la stabilité et de garantir au mieux les performances du système. Ceci étant possible en associant au diagnostic une loi de commande tolérante aux défauts on propose une amélioration des méthodes, on appliquant l'approche de surveillance par reconnaissance des formes, par ce que ces ne se basent pas sur le modèle de l'équipement et prennent en compte les perturbations ainsi que les bruits de mesure, d'une manière implicite.



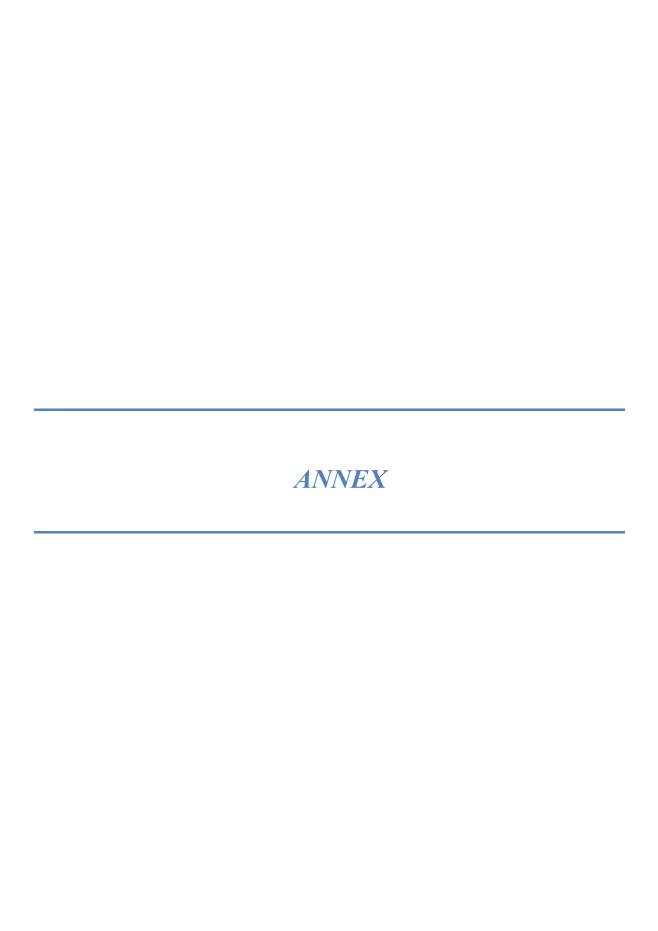
BIBLIOGRAPHIE

- [1] G. Zwingelstein, « Diagnostic des défaillances : Théorie et pratique pour les systèmes Industriels », Edition Hermès, 1995.
- [2] G. Zwingelstrein, «La Maintenance Basée sur la Fiabilité, Guide Pratique de la RCM», Edition Hermès, 1996.
- [3] A. Reiller, « Analyse et maintenance des automatismes industriels, cours, exercices et sujets d'examens résolus », Ellipses, 1999.
- [4] D. Maquin et J. Ragot, « Diagnostic des systèmes linéaires », Hermès Science Europe, 2000.
- [5] R. N. Clark et al, « *Detection Instrument Malfunctions in Control Systems* », IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol.AES -11, 1975.
- [6] A. S. Willskey, « A Survey of Design Methods for Failure Detection in Dynamic Systems », Automatica, Vol.12, pp. 601-611, 1976.
- [7] R. Isermann, «*Process Fault Detection Based on Modeling and Estimation Methods*», Automatica, Vol. 20, pp. 387-404, 1984.
- [8] M. A. Massoumnia, « A Geometric Approach to Synthesis of failure detection Filters », IEEE Transaction on Automatic Control, 31(9): 839-846, 1986.
- [9] P. M. Frank, « Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Analytical and Knowledge-based Redundancy A Survey and Some New Results », Automatica, Vol.26, No.3, pp.459-474, 1990.
- [10] R. J. Patton, «Fault Detection and Diagnosis in Aerospace Systems using Analytical Redundancy », Computing & Control Engineering Journal, Vol.2, Issue:3, pp.127-136, 1991.
- [11] C. De Persis et A. Isidori, « *On the observability codistributions of a nonlinear System* », Systems & Control Letters, 40:297-304, 2000.
- [12] S. Dash, V. Venkatasubramanian, « *Challenges in the industrial applications of fault diagnostic systems* », Proceedings of the conference on Process Systems Engineering Comput. & Chem. Engng24 (2-7), Keystone, Colorado, July 2000, p. 785-791.
- [13] M. Combacau, « Commande et surveillance des systèmes à événements discrets complexes : application aux ateliers flexibles », thèse de Doctorat, Université P.Sabatier de Toulouse 1991.

- [14] A. Villemeur, « *Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels* », Edition EYROLLES, Collection DER-EDF, Volume 67, 1988.
- [15] B. Dubuisson, « Diagnostic et reconnaissance des formes », Editions Hermès, Paris 1990.
- [16] A. K. A. Toguyeni, « Surveillance et diagnostic en ligne dans les ateliers flexibles de l'industrie Manufacturière », Thèse de doctorat, Université de Lille 1992.
- [17] M. Basseville, «Cordier M.O., « Surveillance et diagnostic de systèmes dynamiques: approche, complémentaire du traitement de signal et de l'intelligence artificielle », Rapport INRIA N°2861, 1996.
- [18] D. Lefebvre, « Contribution à la modélisation des systèmes dynamiques à événements discrets pour la commande et la surveillance », Habilitation à Diriger des Recherches, Université de Franche Comté/ IUT Belfort Montbéliard 2000.
- [19] M. R. Zemouri, « Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la e-maintenance ». Thèse de Doctorat de l'université de franche-comté, Ecole Doctorale Sciences Physiques pour l'Ingénieur et Microtechniques, 2003.
- [20] E. A. Domlan, « *Diagnostic des Systèmes à Changement de Régime de Fonctionnement* ». Thèse de Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, octobre 2006.
- [21] C. Join, «Diagnostic des systèmes non linéaires, Contribution aux méthodes de Découplage », Thèse de Doctorat, Spécialité Automatique, Université Henri Poincaré, Nancy, Novembre 2002.
- [22] T. F. Lootsma, « *Observer-based Fault Detection and Isolation for Nonlinear Systems* », Thèse de Ph.D, Department of Control Engineering, Aalborg University, Denmark, 2001.
- [23] Q. Zhang, « *Identification et Surveillance de systèmes Dynamiques* », Habilitation à diriger les recherches, Université de Rennes1, Institut de Formation Supérieure en Informatique et en Communication, 1999.
- [24] R. Patton, P. Frank et R. Clark, « Fault Diagnosis in Dynamic Systems: Theory and Application », International Series in Systems and Control Engineering, Prentice Hall International, London, UK 1989.
- [25] M. Basseville, I. Nikiforov, « *Detection of Abrupt Changes Theory and Applications* », Information and System Sciences Serie, Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J., 1993.
- [26] M. Basseville, « Information Criteria for Residual Generation and Fault Detection and Isolation », Automatica Vol. 33, N°5, p. 783-803, 1997.
- [27] J. J. Gertler, « Fault Detection and Diagnosis in Engineering Systems », Marcel Dekker, Inc., New York, Basel, Hong Kong 1998.
- [28] J. Chen, R. J. Patton, « *Robust Model-Based Fault Diagnosis for Dynamic Systems* », Kluwer Academic Publisher, Boston, Dordrecht, London 1999.

- [29] X. Desforges, « Méthodologie de surveillance en fabrication mécanique : application de capteur intelligent à la surveillance d'axe de machine outil », Thèse de Doctorat, Université de Bordeaux I, 1999.
- [30] B. Dubuisson, E. Boutleux, P. Dague, T. Denoeux, E. Didelet, Y. Gandvalet, M. Masson, « *Diagnostic, Intelligence Artificielle et reconnaissance des formes »*, Editions Hermès, Paris 2001.
- [31] M. Basseville, « *Detecting Changes in Signals and Systems A Survey* », Automatica, Vol. 24, N°3, p. 309-326, 1988.
- [32] T. Denoeux, M. Masson, B. Dubuisson, « *Advanced pattern recognition techniques for system monitoring and diagnosis: a survey* », Journal Européen des Systèmes Automatisés (RAIRO-APII-JESA), 31(9-10):1509-1539, 1998.
- [33] H. Jamouli, « Génération de résidus directionnels pour le diagnostic des systèmes linéaires stochastiques et le commande tolérante aux défauts », Thèse de Doctorat, Spécialité Automatique, Université Henri Poincaré, Nancy, Décembre 2003.
- [34] J. J. Gertler, « Optimal residual decoupling for robust fault diagnosis. International Journal of Control » 61(2), pp. 395–421,1995.
- [35] R. J. Patton, « Robust model-based fault detection: the state of art. In: Proceedings of IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for-Technical Processes ». Helsinki, Finland. pp. 359–367. SAFEPROCESS, 1994.
- [36] Y. Ben-Haim, « *An algorithm for failure location in complex network* ». Nuclear Science and Engineering 75, pp. 191–199,1980.
- [37] J. Chen, R. J. Patton et H. Y. Zhang, « *Design of robust structured and directional residuals for fault isolation via unknow input observers* ». In: Proceedings of the 3rd European Control Conference. Rome, Italy. pp. 348–353.1995.
- [38] J. J. Gertler, « Structured residuals for fault isolation, disturbance decoupling and modeling error robustness. In: Proceedings of the IFAC symposium on-line Fault Detection and Supervision in the Chemical Processes Industries. Newark », USA. pp. 111–119,1992.
- [39] J. J. Gertler et R. Monajemy, « Generating directional residuals by dynamic parity equations ». In: Proceedings of the 12th IFAC World Congress. Vol. 5. Sidney, Australia. pp. 931–940,1993
- [40] F. Hamelin, D. Sauter et M. Aubrun, « Fault diagnosis in systems using directional residuals ». In: Proceedings of the 33rd IEEE Conference on Decison and Control. Vol. 3. Buena Vista Palace, USA. pp. 3040–3045.1994.
- [41] R. N. Clark, « State estimation schemes for instrument fault detection, Fault Diagnosis in Dynamic Systems: Theory and Application », Chap. 2, pp. 21-45, Prentice Hall, 1994.

- [42] F. Fantuzzi, C. Secchi et A. Visioli, « On the Fault Detection and Isolation of Industrial Robot Manipulators », IFAC Safe Process, 2003.
- [43] V. M. Kmelnitsky, « Automated On-Line Diagnosis and Control Configuration In robotic Systems Using Model Based Analytical Redundancy », Master of Science in Mechanical Engineering, Worcester Polytechnic Institute, Janvier 2002.
- [44] R. Tino et M. H. Terra, «Fault Detection and Isolation in Robotic Manipulators using a Multilayer Perceptron and a RBF Network Trained by the Kohenen's Self-Organizing Map », SBA Control & Automatição, Vol. 12, no. 01, 2001.
- [45] T. Tino et M. H. Terra, « *Free-Swinging and Locked Joint Fault Detection and Isolation in Cooperative Manipulators* », European Symposium on Artificial Neural Networks, Bruges, pp.513-518, Avril 2002.
- [46] M. L. Visinsky, « Fault Detection and Fault Tolerance Methods for Robotics », Master of Science, Rice University, Houston, Texas, December, 1991.
- [47] Rong-Jon Wai, Kuan-Yun Hsieh, « Tracking control Design for Robot Manipulator via Fuzzy Neural Network », IEEE, 2002.



A.1 MODELSATION DU ROBOT SCARA A 3 DEGRES DE LIBERTE

Le robot étudié est un robot SCARA à 3 degrés de liberté, composé de trois articulations rotoîdes avec certaines hypothèses de fonctionnement[47].

Soient les hypothèses suivantes :

- > Aucun défaut ni incertitude.
- Liaisons rigides.
- > Structure rigide.
- > Aucune charge à l'extrémité.

Le modèle dynamique du robot est donné par (formalisme de Euler-Lagrange) :

$$M(\theta)\ddot{\theta} + V(\theta,\dot{\theta}) + G(\theta) + \mu(\theta,\dot{\theta},\tau,t) = \tau \qquad (A.1)$$

Tels que:

 $\theta = [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3]^T$ est le vecteur position articulaire.

 $\dot{\theta} = [\dot{\theta}_1 \ \dot{\theta}_2 \ \dot{\theta}_3]^T$ est le vecteur vitesse articulaire

 $\ddot{\theta} = [\ddot{\theta}_1 \ \ddot{\theta}_2 \ \ddot{\theta}_3]^T$ est le vecteur accélération articulaire.

 $\tau = [\tau_1 \ \tau_2 \ \tau_3]$ c'est le vecteur des couples/forces d'entrée.

 $V(\theta, \dot{\theta})$ représente les forces centrifuges et Coriolis.

 $G(\theta)$ c'est le vecteur gravitationnel.

 $M(\theta)$ c'est la matrice d'inertie. $\mu(\theta, \dot{\theta}, \tau, t)$ englobe toutes les dynamiques négligées et les incertitudes de modélisation supposées bornées.

$$\begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} \\ M_{21} & M_{22} & M_{23} \\ M_{31} & M_{32} & M_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_1 \\ \ddot{\theta}_2 \\ \ddot{\theta}_3 \end{bmatrix} + l_1 l_2 \sin(\theta_2) + \begin{bmatrix} V_{11} & V_{12} & V_{13} \\ V_{21} & V_{22} & V_{23} \\ V_{31} & V_{32} & V_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_2 \\ \dot{\theta}_3 \end{bmatrix} +$$

$$+\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -m_3 g \end{bmatrix} + \mu(\theta, \dot{\theta}, \tau, t) = \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \\ \tau_3 \end{bmatrix}$$
 (A.2)

$$M_{11} = l_1^2 \left(\frac{m_1}{3} + m_2 + m_3 \right) + l_1 l_2 (m_2 + 2m_3) \cos(\theta_2) + l_2^2 \left(\frac{m_2}{3} + m_3 \right)$$

$$M_{12} = -l_1 l_2 \left(\frac{m_2}{2} + m_3\right) \cos(\theta_2) - l_2^2 \left(\frac{m_2}{3} + m_3\right) = M_{21}$$

$$M_{22} = l_2^2 \left(\frac{m_2}{3} + m_3\right)$$
 , $M_{33} = m_3$, $M_{13} = M_{23} = M_{31} = M_{32} = 0$

$$V_{11} = -\dot{\theta}_2(m_2 + 2m_3) \quad , \ V_{12} = -\dot{\theta}_2\left(\frac{m_2}{2} + m_3\right) \ , V_{21} = -\dot{\theta}_1\left(\frac{m_2}{2} + m_3\right)$$

$$V_{13} = V_{22} = V_{23} = V_{31} = V_{32} = V_{33} = 0$$

 m_i désigne la masse du corps i, l_i la longueur de l'axe i.

A.2 PARAMETRES DU ROBOTS

Les simulations ont été effectuées pour un robot SCARA, à trois degrés de liberté, défini par les paramètres suivants :

$$l_1 = 1.0m, l_2 = 0.8m, l_3 = 0.6m$$

$$m_1 = 1.0kg, m_2 = 0.8kg, m_3 = 0.5kg, g = 9.8\frac{m}{s^2}$$
 (A.3)

A.3 PARAMETRES DE LA COMMANDE PID

l'équation du couple s'écrit :

$$\tau = K_P \left(\theta_d - \theta\right) + K_D \left(\dot{\theta}_d - \dot{\theta}\right) + K_I \int \left(\theta_d - \theta\right) dt \tag{A.4}$$

Où K_P , K_D et K_I sont des matrices constantes, diagonales et positives de dimension $n \times n$, n représente le degré de liberté (nombre d'articulations)

$$K_{P} = \begin{bmatrix} 500 & 0 & 0 \\ 0 & 500 & 0 \\ 0 & 0 & 200 \end{bmatrix}, K_{D} = \begin{bmatrix} 500 & 0 & 0 \\ 0 & 500 & 0 \\ 0 & 0 & 200 \end{bmatrix}, K_{I} = \begin{bmatrix} 1500 & 0 & 0 \\ 0 & 1500 & 0 \\ 0 & 0 & 1500 \end{bmatrix}$$
(A. 5)

A.4 DEFAUTS ACTIONNEURS ET DEFAUTS COMPOSANTS

Les défauts actionneurs engendrent un affaiblissement du couple, tels que:

$$F_A = \alpha \tau \quad 0 \le \alpha \le 1$$

Avec $\alpha = [0.89 \quad 0.91 \quad 0.96]$ (A. 6)

Les défauts composants (Frottements secs (coulomb), Frottement visqueux) sont donnés par :

$$F_{C} = \begin{bmatrix} 30\dot{\theta}_{1} + 30sign\dot{\theta}_{1} \\ 0.7\dot{\theta}_{2} + 0.7sign\dot{\theta}_{2} \\ 50\dot{\theta}_{3} + 50sign\dot{\theta}_{3} \end{bmatrix}$$
(A.7)