



Université
de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du
DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse (INSA Toulouse)

Discipline ou spécialité :

Systèmes Automatiques

Présentée et soutenue par :

Nan ZHANG

le : vendredi 18 juin 2010

Titre :

Détection et Isolation de Pannes basées sur la Platitude Différentielle
Application aux Engins Atmosphériques

Ecole doctorale :

Systèmes (EDSYS)

Unité de recherche :

LARA-ENAC en collaboration avec le LAAS-CNRS

Directeur(s) de Thèse :

M. Félix MORA-CAMINO

M. Andrei DONCESCU

Rapporteurs :

M. Houcine CHAFOUK, Professeur ESIGELEC

M. Jules Ghislain SLAMA, Professeur UFRJ

Autre(s) membre(s) du jury

M. Pascal FLOQUET, Professeur INP-ENSIACET

M. Daniel CHOUKROUN, Professeur UBG

M. Karim ACHAIBOU, Maître de Conférences INP-Toulouse

Remerciements

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été effectués au Laboratoire d'Automatique et de Recherche Opérationnelle (LARA-ENAC) et au Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes du Centre National de la Recherche Scientifique (LAAS-CNRS) au sein du group Diagnostic, Supervision et Conduite qualitatifs (DISCO).

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

*Je tiens tout d'abord à remercier le Directeur du LAAS, **Monsieur Raja CHATILA**, pour son accueil. Je tiens à remercier Monsieur **Félix MORA-CAMINO** responsable du LARA à l'ENAC et **Madame Louise TRAVE-MASSUYES**, responsable du groupe DISCO, pour m'avoir accueilli pendant ces trois années de thèse.*

*Je remercie également **Monsieur Marc HOUALLA**, directeur de l'ENAC et **Monsieur Pascal REVEL**, directeur adjoint de l'ENAC, responsable de la recherche à l'ENAC et ancien Chef du Département de Transport Aérien de l'ENAC.*

*J'adresse toute ma gratitude à mes directeurs de thèse **Monsieur Félix MORA-CAMINO**, Professeur à l'ENAC à Toulouse, et **Monsieur Andrei DONCESCU**, Maître de conférences de l'INSA de Toulouse, pour leur collaboration inestimable, leur disponibilité et les nombreuses conversations et conseils qui m'ont aidé et orienté non seulement dans mon travail mais aussi dans la vie quotidienne. Je voudrais les remercier aussi pour toute la confiance qu'ils ont eu en moi, pour leur patience et leur soutien.*

Je tiens à remercier les membres du jury pour avoir accepté de participer à celui-ci malgré leurs multiples occupations.

*Je tiens à remercier tout particulièrement toutes les personnes qui ont contribué au développement du système le Quadri-Rotor. Je tiens à exprimer ma gratitude à **Monsieur***

Antoine Drouin pour sa disponibilité et son aide chaque fois que j'ai rencontré un problème informatique.

J'aimerais remercier aussi les personnes de l'Université de Toulouse et de l'École Doctorale Systèmes que j'ai eu la chance de connaître et avec qui j'ai pu coopérer. Les amis et amies ont aussi permis que mon séjour soit plus agréable. Merci pour leurs encouragements, leur sympathie, leur aide...

Enfin, je veux rendre un hommage du fond du cœur à mes parents, qui m'ont assisté, m'ont encouragé et soutenu tout au long de mon séjour en France. Qu'ils trouvent ici l'expression de mes sincères remerciements.

Résumé

Ce travail de thèse aborde le problème de la détection et de l'isolation des pannes à base de modèle du système dynamique non linéaire. Les techniques de détection et d'identification de pannes sont déjà appliquées aux systèmes industriels et elles jouent un rôle important pour assurer les performances attendues des systèmes automatiques. Les différentes approches du diagnostic des systèmes dynamiques semblent être souvent le résultat de contextes différents notamment en ce qui concerne les applications visées et le cahier des charges qui en résulte. Ainsi, la nature des informations disponibles sur le système ou le type de défauts à détecter conduit à la mise en œuvre de stratégies spécifiques. Dans cette étude on suppose disposer d'un modèle de fonctionnement du système et les pannes considérées sont celles qui conduisent le système à ne plus suivre ce modèle.

Après avoir introduit la notion de platitude différentielle pour un système dynamique non linéaire continu, plusieurs exemples de systèmes dynamiques différentiellement plats sont introduits. Les redondances analytiques mises en évidence par cette propriété sont dans une première étape utilisées pour détecter des pannes. Ceci conduit à développer des estimateurs d'ordre supérieurs pour les dérivées des sorties plates du système et des estimateurs non linéaires de l'état du système. Cette approche est mise en œuvre dans le cadre de la détection de pannes des moteurs d'un Quadri-Rotor.

La notion de platitude pour les systèmes dynamiques discrets est alors introduite. Il est alors possible de développer une nouvelle approche pour la détection des pannes, fondée sur la redondance temporelle entre les informations résultant des mesures directes de composantes du vecteur d'état du Quadri-Rotor et les estimations des sorties plates à chaque instant d'échantillonnage. Cette approche qui est illustrée ici aussi dans le cas du Quadri-Rotor, permet aussi de développer une méthode d'identification en ligne des pannes en se basant sur la chronologie de la propagation de leurs effets.

Mots clés : Systèmes non linéaires, Détection et Identification des Pannes, Platitude Différentielle, Platitude Discrète, Mécanique du vol, quadri rotor

Abstract

This PhD is submitted in model-based faults detection and isolation in nonlinear dynamic system. The techniques of faults detection and isolation are already being applied to industrial systems and have played an important role to ensure the expected performance of automated systems. The differences in approaches to diagnosis of dynamic systems often seem to be the result of different contexts including in respect of applications and referred the specification that follows. Thus, the nature of information available on the system or the type of fault detection leads to the implementation of specific strategies. In this study we have assumed a model of system operation and faults considered are those that lead the system to no longer follow this model.

After introducing the concept of differential flatness for a nonlinear dynamical system continued, several examples of differentially flat systems dynamics are introduced. The analytical redundancy highlighted by this property is a first step used to detect faults. This leads to develop estimators for higher order derivatives of the outputs flat of the system and estimator plate for nonlinear system state. This approach is implemented in the context of fault detection engine of a Quadri-Rotor.

The notion of flatness for discrete dynamical systems is introduced. It is then possible to develop a new approach for fault detection based on temporal redundancy between the information from direct measurements of components of the state vector of Quadri-Rotor and estimates of output flat at each sampling instant. This approach is illustrated here as in the case of the Quadri-Rotor, can also develop a method for online identification of fault based on the chronology of the spread of their effects.

Key words : Nonlinear Systems, Fault Detection and Isolation, Differential Flatness, Flatness Discrete, Flight Mechanics, Quadri-Rotor.

Table des Matières

Introduction Générale.....	10
Chapitre 1 Méthodes de Détection de Pannes des Systèmes Dynamiques	5
1.1 Introduction	7
1.2 La détection de pannes	9
1.3 Méthodes d'élaboration de systèmes de détection de pannes à base de modèles ...	13
1.3.1 Redondance analytique	14
1.3.2 Génération de résidus	16
1.4 Robustesse.....	20
1.5 Performance	21
1.7 Conclusion.....	23
Chapitre 2 Techniques de Localisation et de Classification de Pannes	25
2.1 Introduction	27
2.2 Les techniques de localisation / classification des pannes	28
2.3 Régression des moindres carrés et méthode logistique.....	30
2.4 Réseaux Neuronaux.....	31
2.5 Logique floue	32
2.6 Systèmes flous.....	36
2.7 Le modèle neuro-flou	37
2.8 Conclusion.....	40
Chapitre 3 La Platitude Différentielle	41
3.1 Introduction	43
3.2 Définition de la platitude différentielle	44
3.3 Exemples de systèmes différentiellement plats.....	46
3.4 Dynamique du vol du Quadri-Rotor.....	54
3.4.1 Les équations dynamiques du Quadri-Rotor	54
3.4.2 Platitude différentielle de la dynamique du Quadri-Rotor	58
3.5 Platitude de la dynamique de guidage des avions	60
3.5.1 Dynamique de guidage des avions	60
3.5.2 Propriétés de platitude de la dynamique de guidage du vol.....	64
3.6 Conclusion.....	67
CHAPITRE 4 Détection de Pannes pour les Systèmes Différentiellement Plats	69
4.1 Introduction	71
4.2 Détection de pannes basée sur la platitude différentielle	71
4.3 Estimation des dérivées de sorties plates d'un système	73

4.3.1	Eléments de calcul opérationnel.....	73
4.3.2	Relations de récurrence entre dérivées successives	75
4.4	Application de la détection de panne à un Quadri-Rotor.....	79
4.4.1	Représentation de la dynamique du moteur du Quadri-Rotor.....	79
4.4.2	Platitude différentielle de la dynamique du Quadri-Rotor	80
4.5	La méthode de détection de pannes proposée	83
4.6	Résultats Numériques.....	86
4.7	Conclusion.....	90
Chapitre 5 Détection de Pannes par la Platitude Discrète		91
5.1	Introduction	93
5.2	Platitude discrète pour les systèmes dynamiques.....	93
5.3	Reconstruction des états nominaux	95
5.4	Détection de pannes par la platitude discrète pour les systèmes non linéaires	97
5.4.1	Le schéma de détection proposée.....	97
5.4.2	Distribution de probabilité de l'état du système.....	100
5.4.3	Test de détection de panne	103
5.5	Evaluation des performances de la méthode de détection.....	105
5.5.1	Limite de la détection des pannes	105
5.5.2	Test d'hypothèse	105
5.5.3	Etude de scénarios	108
5.6	Conclusion.....	112
Chapitre 6 Détection de Pannes par la Platitude Discrète : Cas du Quadri-Rotor		113
6.1	Introduction	115
6.2	Discrétisation de la dynamique du Quadri-Rotor.....	115
6.3	Platitude différentielle de la dynamique du Quadri-Rotor	118
6.4	Considérations pour le cas d'étude.....	120
6.5	Conclusion.....	123
Chapitre 7 Identification de Pannes pour les Systèmes Discrêts Plats.....		125
7.1	Introduction	127
7.2	Identification des pannes	127
7.2.1	Matrice d'équivalence	128
7.2.2	Identification des pannes	130
7.2.3	Approche floue de la localisation.....	132
7.2.4	Illustration de la méthode d'identification d'une panne.....	134
7.3	Conclusion.....	137
Conclusion Générale		139
Annexe I Commande NLI pour le Pilotage d'un Quadri-Rotor.....		145
Annexe II Caractéristiques Physiques du Quadri-Rotor		- 153 -
Bibliographie.....		- 157 -

Introduction Générale

Depuis les années soixante, un fort intérêt s'est manifesté dans les milieux industriels et de recherche pour développer des techniques permettant d'améliorer la sécurité des systèmes automatiques ou semi automatiques. Cet intérêt s'est tout d'abord focalisé sur les grands systèmes comme ceux de l'aérospatial, du nucléaire et de la pétrochimie. Des notions comme surveillance, diagnostic, supervision ont été précisées. Un système de surveillance doit permettre d'identifier le mode de fonctionnement d'un système en enregistrant des informations, en reconnaissant et en indiquant les anomalies de son comportement. Les fonctions de supervision servent alors à éviter, ou lorsque ce n'est pas possible de gérer les états indésirables du procédé, à prendre les actions appropriées pour maintenir une bonne conduite et éviter tout endommagement ou accident.

La détection et l'isolation des pannes dans les systèmes dynamiques, c'est à dire leur diagnostic, a été un sujet important de recherche dès le début de l'Automatique moderne. En effet dans beaucoup d'applications il s'agissait déjà, au delà de considérations purement économiques, d'assurer la sécurité des personnes et de préserver leur environnement. C'est notamment le cas pour beaucoup d'applications liées aux domaines de l'énergie, de l'eau, de l'air et des transports.

La diversité des approches qui ont été développées pour le diagnostic des systèmes dynamiques semble être le résultat de contextes différents associés à la nature des applications visées et aux caractéristiques propres du cahier des charges qui en résulte. Ainsi, la nature des informations disponibles sur le système ou le type de défauts à détecter conduit à la mise en œuvre de stratégies spécifiques.

Les méthodes de diagnostic à base de modèles occupent une place importante dans la littérature. Leur utilisation, notamment dans le cadre d'applications critiques (systèmes énergétiques, systèmes de transport, industrie lourde), s'est considérablement développée. Si une vaste littérature existe dans le cas des systèmes dynamiques linéaires, en ce qui concerne les systèmes dynamiques non linéaires, peu de travaux qui mettent à profit le caractère non linéaire du système, ont été réalisés à ce jour.

Depuis un peu plus de dix ans, les automaticiens ont été amenés, dans le cadre de la commande des systèmes mécaniques articulés à caractère fortement non linéaire et plus précisément dans le cadre du suivi de trajectoires, à distinguer une nouvelle classe de systèmes, les systèmes différentiellement plats, qui finalement sont rencontrés de façon fréquente dans beaucoup de cas d'application. Ceci a conduit à la conception de nouvelles méthodes de synthèse de lois de commande non linéaires qui permettent de conférer aux sorties de tels systèmes un comportement standard au voisinage de trajectoires de référence.

Il est clair que l'apparition d'une défaillance au sein d'un système différentiellement plat commandé ou au niveau de ses chaînes de mesure ou de ses chaînes de commande, doit résulter en une modification de ce comportement. Une fois la détection de cette modification réalisée, celle-ci devrait pouvoir être mise à profit en tenant compte notamment de la propriété de platitude différentielle pour en réaliser le diagnostic.

Ce mémoire de thèse est organisé en sept chapitres principaux.

Le chapitre I après avoir précisé les termes techniques utilisés dans ce travail présente un panorama sur les méthodes de détection et d'isolation des pannes à base de modèle pour les systèmes dynamiques.

Le chapitre II introduit alors les principales techniques de localisation et de classification de pannes. Ces techniques font appel très souvent à des techniques issues de l'Intelligence Artificielle telles que les réseaux de neurone et la logique floue.

Le chapitre III présente la notion de platitude différentielle pour les systèmes dynamiques non linéaires continus. Cette notion est illustrée principalement dans le cadre de la dynamique d'un engin à décollage vertical, puis d'un Quadri-Rotor et finalement de la dynamique de guidage d'un avion.

Le chapitre IV introduit une méthode de détection de pannes basée sur les relations de redondance différentielle présentes dans un système dont la dynamique présente la propriété

de platitude différentielle. L'illustration de son application à des pannes pour les moteurs d'un Quadri-Rotor est présentée. L'inconvénient de cette approche est de nécessiter l'estimation de dérivées d'ordre parfois élevé pour les sorties plates du système.

Le chapitre V développe la notion de platitude discrète pour les systèmes dont la dynamique est donnée par un modèle discrétisé dans le temps. Dans ce cas il est possible de reconstituer théoriquement l'état courant du système. Ceci sert de base au développement d'une nouvelle technique de détection de pannes qui intègre à la fois l'effet des erreurs de modèle et des erreurs de mesure.

Le chapitre VI développe l'application de la méthode de détection de pannes basée sur la platitude discrète au cas de la dynamique du quadri rotor dont la discrétisation au premier ordre possède cette propriété de platitude discrète.

Le chapitre VII introduit finalement une méthode d'identification de pannes détectées par la méthode présentée au chapitre précédent en se basant sur la propagation des résidus en comparant ses caractéristiques à celles de pannes répertoriées.

Enfin, le dernier chapitre apporte une conclusion à cette étude et ouvre vers de nouvelles perspectives de développement de cette ligne de recherche.

Chapitre 1

Méthodes de Détection de Pannes des Systèmes Dynamiques

1.1 Introduction

Le diagnostic automatique des pannes constitue une fonction sous jacente d'un système de conduite d'un processus complexe. Ceci signifie que ses effets restent le plus souvent invisibles tant que le système fonctionne normalement, mais que ses potentialités sont mises à profit le moment venu. Ainsi, bien que rarement visibles, ces technologies nous accompagnent dans notre vie de tous les jours et le monde comme nous le connaissons aujourd'hui est inimaginable sans elles. La tendance générale vers des systèmes de plus en plus complexes et de plus en plus techniques pousse plus loin les applications automatisées du diagnostic de panne. Ceci conduit alors à de nouvelles problématiques conduisant à de nouvelles recherches théoriques.

La détection et l'isolation des pannes, 'Fault Detection and Isolation - FDI ' en anglais, intervenant dans les systèmes dynamiques non linéaires, sont depuis peu l'objet de l'attention des chercheurs en Automatique et Traitement du Signal. De nombreuses méthodes ont été développées depuis les années soixante dans le cadre linéaire et les techniques de FDI sont déjà appliquées aux systèmes industriels.

Ce sujet a été un thème important de recherche dès les années 1970 avec les débuts de l'automatique moderne basée sur la représentation d'état, le calcul numérique, les applications étant essentiellement concentrées sur le domaine de l'aéronautique et du spatial. Les différentes approches de FDI dans les systèmes dynamiques semblent être souvent le résultat de contextes différents notamment en ce qui concerne les applications visées et le cahier des charges qui en résulte. Ainsi, la nature des informations disponibles sur le système ou le type de défauts à détecter conduit à la mise en œuvre de stratégies spécifiques.

Parmi ces méthodes on peut distinguer les méthodes utilisant un modèle analytique du processus surveillé, les méthodes dites à base de modèles. Il existe aussi d'autres méthodes qui s'appuient soit sur des mesures disponibles de signaux issus du processus soit sur des

connaissances a priori concernant son comportement. On peut citer par exemple, l'approche par la logique floue [Kiupel and Frank, 1997], l'approche par les réseaux de neurones artificiels (RNA) [Koppen-Seliger and Frank, 1996] [Watanabe et Al, 2007] et l'analyse stochastique des signaux [Basseville and Nikiforov, 1994].

Les méthodes de FDI à base de modèles des systèmes linéaires ont été très développées. Les références clés peuvent être trouvées dans [Chen et Patton, 1999] [Gertler, 1998] [Isermann et Ballé, 1997] [Patton, 1997] [Frank, 1996] [Massoumnia et Al, 1989] [C. M. Belcastro, 2001]. Il existe de nombreuses solutions pour différents problèmes de FDI linéaires. Par contre, les méthodes de domaine FDI développées pour les systèmes non linéaires ne s'appliquent qu'à certaines classes bien particulières de ceux-ci. Pour certains systèmes non linéaires, utiliser la linéarisation autour du point de fonctionnement peut être suffisant pour appliquer avec succès les méthodes de FDI des systèmes linéaires. Toutefois, il n'est pas en général possible de les appliquer aux systèmes fortement non linéaires. Par exemple les effets de saturation ou les comportements non analytiques ne sont pas traités de façon satisfaisante. Plusieurs approches du FDI ont été adaptées afin de couvrir également les systèmes non linéaires : la technique de l'observateur, la technique de l'espace de parité et l'approche par estimation paramétrique. Les observateurs flous et les réseaux de neurones artificiels ont été appliqués aux systèmes non linéaires. De nouvelles approches ont été proposées pour la classe des systèmes à entrées affines. L'approche de FDI à base d'observateurs pour les systèmes non linéaires a été particulièrement traitée par les chercheurs en Automatique. [Garcia et Frank, 1997] [Hammouri et Al, 1999] [Nijmeijer et Fossen, 1999] [Åström et Al, 2000] mais celle-ci se révèle en général peu performante.

Dans cette thèse, le choix s'est porté sur les méthodes à base de modèle dont le principe de détection repose sur une comparaison entre les mesures issues des capteurs et leur estimée à partir d'un modèle, considérant que le modèle est un résumé consistant et directement exploitable des connaissances que l'on a sur la dynamique du système en fonctionnement nominal. L'objectif est ici de proposer une méthode de FDI qui s'applique à une grande classe de systèmes non linéaires, les systèmes différentiellement plats.

1.2 La détection de pannes

Par mesure de simplicité on emploie dans ce mémoire de façon équivalente les termes de *défaillance*, *défaut*, *faute* ou *panne*. Néanmoins, le vocabulaire usuel de la sûreté de fonctionnement distingue ces notions [Cassar 1996, Laprie 1996 et Villemeur 1988] :

- **Défaillance ou faute** : modification suffisante et permanente des caractéristiques physiques d'un système ou d'un composant pour qu'une fonction ne puisse plus être assurée dans les conditions prévues.
- **Défaut** : imperfection physique liée à la conception ou à la mise en œuvre du dispositif. Le défaut peut donner lieu à une défaillance.
- **Panne** : introduit la notion d'arrêt accidentel du fonctionnement.

La première question que l'on se pose lorsque l'on conçoit un système de diagnostic, est de savoir ce que l'on veut détecter, c'est à dire de définir le type de dysfonctionnement que l'on veut diagnostiquer et donc les défauts susceptibles d'altérer le bon fonctionnement du système. Ainsi on pourra être amené à détecter des biais, des dérives et/ou des valeurs aberrantes.

Qu'il s'agisse de défauts inhérents aux organes de mesure (capteurs), aux organes de commande (actionneurs) ou aux composants du processus, ils se manifestent par une altération des signaux associés. (*Voir Figure 1.1*)

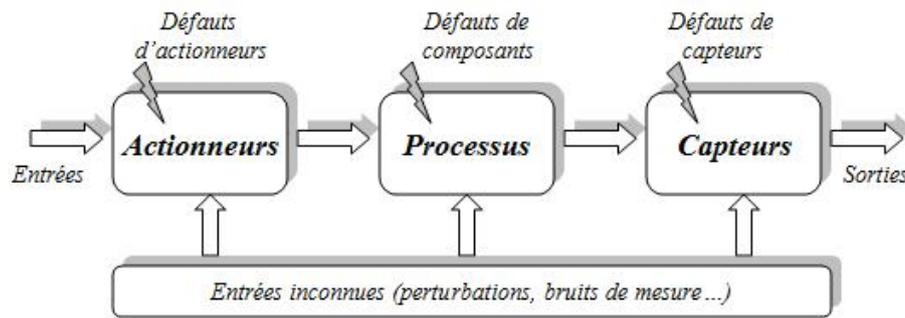


Figure 1.1: Défauts d'un processus physique

Le diagnostic des pannes est de façon générale l'activité de détection, d'isolation et d'identification des défauts qui pourraient avoir des impacts d'un système à l'étude. Ces trois tâches intermédiaires sont généralement décrits comme suit (Blanke et al., 2003):

- **Détection de défaut** : Cette fonction détermine si une faute se produit. La faute effective reste cependant inconnue. Elle permet de détecter un dysfonctionnement dans le système. Si l'on dispose d'un modèle nominal, un dysfonctionnement se caractérisera par l'éloignement des paramètres du procédé de ceux du modèle de bon fonctionnement. En présence d'un modèle de dysfonctionnement, la détection identifie clairement le défaut connu a priori.
- **Isolation de défaut** : Cette fonction détermine la faute particulière qui affecte le système. Elle localise la source de la défectuosité mais elle n'estime pas son ampleur particulière.
- **Identification de défaut** : Cette fonction détermine l'ampleur du défaut affectant le système et détermine le montant des dommages. Il permet d'apprécier l'importance et les implications du défaut sur la mission que réalise le système. La connaissance de l'amplitude de la défaillance permet de concevoir un système tolérant aux défauts ou auto adaptatif.

Outre la procédure de diagnostic lui-même, le diagnostic de pannes est un terme qui désigne également le résultat obtenu.

Le diagnostic de pannes est exécuté par analyse des mesures des entrées et sorties du système étudié (voir Figure 1.2). Les symptômes indiquant la présence de pannes spécifiques sont recherchés et ensuite interprétés en vue d'effectuer un diagnostic correct.

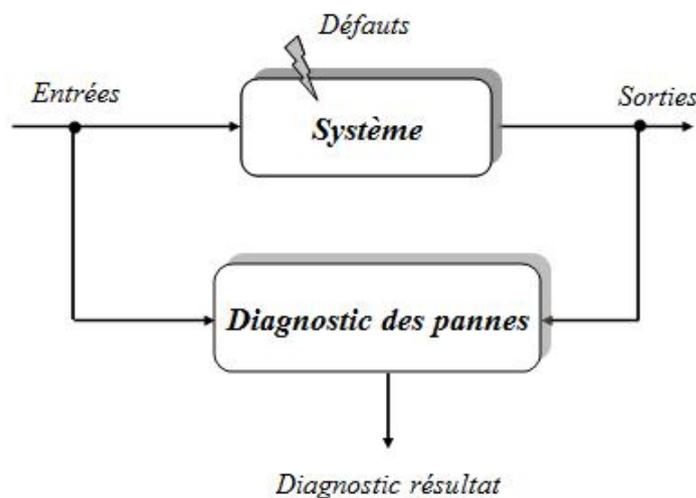


Figure 1.2: Schéma de la structure du diagnostic de panne

Toutefois, dans la majorité des applications de diagnostic, l'étape d'identification de la panne est omise et il est en principe limité à la détection et à l'isolation des pannes (FDI). En général, la fonction FDI fournit des informations suffisantes sur la panne pour engager des réponses comme l'arrêt, la réparation ou la reconfiguration en ligne du processus.

L'objectif de la fonction FDI peut être essentiellement attribué aux trois domaines d'applications de diagnostic:

- **La supervision (Système de surveillance)**. La supervision concerne le suivi d'un système de pilotage d'un processus dynamique face à des changements (pannes, perturbations, nouveau point de fonctionnement, etc.). La supervision, et plus

particulièrement, le diagnostic, ont pour but principal d'assister les opérateurs dans la gestion des événements anormaux pour des systèmes chaque fois plus complexes et parfois plus critiques. Le système de surveillance se concentre principalement sur la sécurité des processus critiques comme les avions, les centrales électriques et de réacteurs chimiques. Mais il est également central dans une variété d'autres domaines d'application qui doivent être conformes à des normes environnementales ou à des objectifs économiques. Afin de fournir des informations déterminantes pour adopter les réactions adéquates comme l'inhibition ou l'arrêt du système, les défauts doivent être détectés de manière fiable dès que possible.

- **La détection de panne.** Dans le domaine de la détection automatique de panne, la fonction FDI vise l'état de fonctionnement des systèmes de plus en plus complexes non linéaires et techniques, qui devient de plus en plus complexes. C'est pourquoi les tests automatiques alimentant le système de diagnostic sont devenus pratique courante dans de nombreux domaines d'application, telles que la maintenance corrective dans l'automobile et l'ingénierie des automatismes. La perception de la complexité du système implique presque toujours des représentations complexes qui à leur tour compliquent la conception d'algorithmes automatiques de détection et d'identification des pannes. L'accroissement de la complexité du système entraîne un nombre croissant de pannes potentielles et la localisation de pannes devient une tâche de plus en plus difficile. Contrairement à la tâche de supervision, ce type de fonction peut être réalisé en ligne, hors ligne, ou de façon hybride en ligne/hors ligne selon le problème considéré, le résultat désiré, et les équipements informatiques disponibles.
- **Commande Tolérante aux Fautes :** Sa fonction (FTC) assure le maintien des fonctions vitales du système, même dans le cas d'un mauvais fonctionnement de celui-ci. C'est une étape importante vers le développement de systèmes chaque fois plus autonomes, comme la robotique, les avions sans pilote et autres systèmes

aéronautiques. Le noyau de toute fonction de commande tolérante aux fautes (FTC) est formé par un algorithme interne de détection et d'identification (FDI) des pannes qui fournit des informations essentielles pour mener à bien la reconfiguration du système de contrôle. La commande tolérante aux fautes fusionne les champs classiques de la commande et de la détection et de l'identification des pannes et est l'un des domaines les plus prometteurs pour la recherche en Automatique théorique et appliquée.

La fonction FDI joue un rôle central dans de nombreux domaines d'application. Du point de vue théorique, les indicateurs de complexité des systèmes sont par exemple : la non linéarité du système, la présence d'entrées et sorties multiples, la dimension du système. L'analyse et la conception de méthodes de détection et d'identification de pannes qui soit capable de traiter les systèmes présentant tous ces caractères est une tâche très difficile. La poursuite du développement de nouvelles techniques de FDI capable d'affronter des systèmes à complexité croissante apparaît nécessaire.

1.3 Méthodes d'élaboration de systèmes de détection de pannes à base de modèles

A l'heure actuelle, il existe plusieurs communautés de recherche, telle que la communauté de l'Automatique, de la Productique, de l'Intelligence Artificielle, qui s'intéressent au domaine de la supervision, et plus particulièrement, au diagnostic, dans le but principal d'assister les opérateurs dans la gestion des événements anormaux. La littérature sur le diagnostic de pannes dans les processus industriels est vaste, s'étendant des méthodes analytiques à l'intelligence artificielle et aux méthodes statistiques.

La commande tolérante aux fautes donne à un système la capacité de tolérer l'apparition d'un défaut et de continuer à fonctionner avec un niveau de dégradation des performances

acceptables. La poursuite du fonctionnement est assurée par le traitement adéquat des défauts survenus. Pour cela, les informations générées par la fonction FDI sont essentielles.

Le diagnostic à base de modèle est largement présent dans la littérature et a été développé dès les années soixante-dix. Les méthodes de diagnostic à base de modèles occupent une place importante dans la littérature. Leur utilisation, notamment dans le cadre d'applications critiques (systèmes énergétiques, systèmes de transport, industrie lourde), s'est considérablement développée. On peut citer par exemple sur le plan méthodologique [Chow ,1984] [Fussel, 1998] [Gentil, 1997] [Iserman, 1997] [Maquin, 1993] [Maquin, 1997] [Patton, 1989] [Willsky, 1976], alors que [Iserman, 1996] a fait le point sur les applications industrielles de cette approche. Aussi pour les systèmes non linéaires, il existe plusieurs méthodes de diagnostic à base de modèle [Garcia, Frank, 1997] [Chen, Patton, 1999] [Astrom, Al, 2000]. Toutefois, la plupart des méthodes ne traitent en général que le cas des systèmes présentant une dynamique linéaire. Dans le cas des systèmes non linéaires, alors que de nombreuses situations différentes existent, peu de méthodes ont été développées.

1.3.1 Redondance analytique

La détection d'anomalies est la plupart du temps basée sur la redondance d'informations. On distingue ici trois types principaux de redondance : La redondance de données, la redondance physique et la redondance analytique.

- **Redondance de données**

Le concept de base des systèmes de diagnostic est la vérification de la cohérence des diverses données disponibles sur le système Ceci n'est possible que s'il existe un certain degré de redondance entre ces informations. Cette redondance peut être obtenue

par la diversification des capteurs permettant de mesurer des grandeurs physiques dépendantes les unes des autres.

- **Redondance physique**

Le moyen le plus direct pour obtenir une information fiable sur une même variable est de disposer de plusieurs capteurs la mesurant simultanément. Une redondance permettra notamment d'isoler un capteur défaillant. La redondance physique souffre d'un désavantage majeur: doubler ou tripler le nombre de capteurs revient à augmenter considérablement son coût et à affronter des problèmes d'encombrement liés à l'installation et à la maintenance de ces capteurs.

L'ajout de capteurs supplémentaires permettra aussi d'avoir des informations additionnelles à mettre à profit dans le cadre de la redondance analytique. (Voir Figure 1.3)

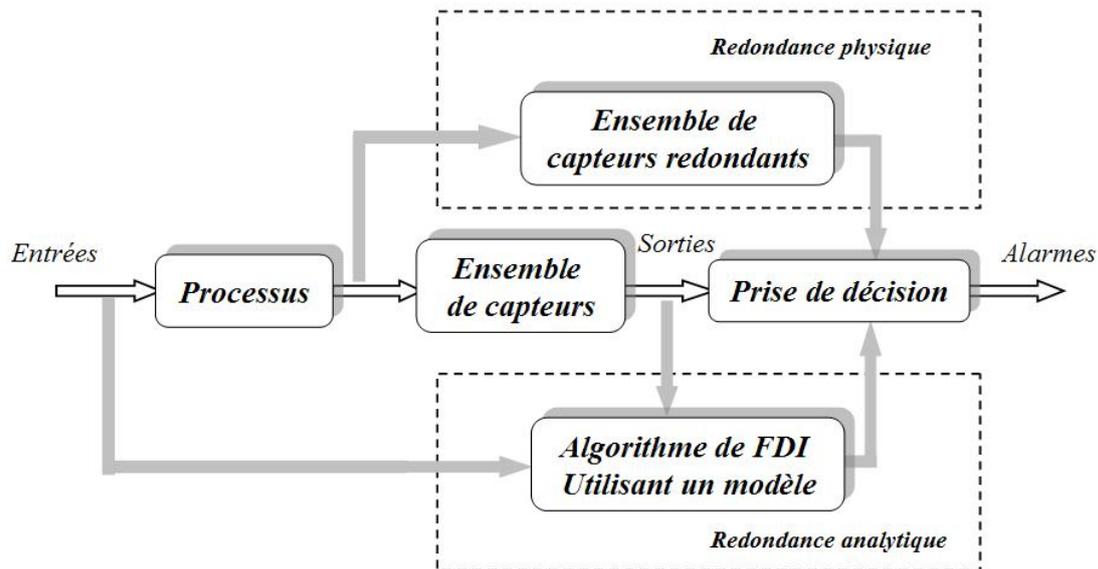


Figure 1.3: Architecture de redondance physique et analytique

- **Redondance analytique**

Cette redondance fait appel à des modèles analytiques représentatifs des relations de causalité et aux autres contraintes existantes entre les signaux présents dans le système. Les mesures obtenues des différents capteurs osculant le système peuvent alors être reliées par ces modèles.

Les modèles analytiques sont en général une représentation mathématique des lois d'évolution des variables physiques du système. Le système y est décrit par un ensemble d'équations issues des lois de la physique. Les procédés ainsi modélisés ne suivent pas toujours une telle représentation idéale ceci est dû à la présence d'incertitudes sur les paramètres du modèle, à des modifications structurelles dû système, à des non linéarités négligées lors de la modélisation et finalement à l'effet des perturbations extérieures et des bruits de mesure.

1.3.2 Génération de résidus

Résidus

Normalement, la vérification de cohérence des mesures disponibles qui fait appel à la redondance analytique est réalisée en comparant les signaux mesurés avec leurs estimations issues des modèles. La différence résultant pour un signal est appelé signal résiduel. Par exemple, $r_i = y_i - \hat{y}_i$, $i \in K$, où r_i désigne le i^{th} résiduel, y_i désigne la i^{th} mesure de la sortie du système, \hat{y}_i désigne la i^{th} d'estimation de la sortie du système. Ici K est le nombre de sorties pour lesquelles on dispose de résidus.

Les résidus doivent être proches de zéro ou s'y ramener dans les cas sans faute ($r_i \approx 0$) et ils doivent être très différents de zéro après l'apparition d'un défaut ($|r_i| > s_i > 0$, où $s_i \in R$

désigne le seuil). Par conséquent, les résidus doivent être caractéristiques des fautes. Selon le nombre de résidus et leur nature, il pourra être possible de détecter et d'isoler les défauts qui se produisent.

La plupart des méthodes de FDI à base de modèles présentent deux étapes séquentielles afin de réaliser la fonction FDI: *la Génération de résidus*, puis *l'Evaluation des résidus*.

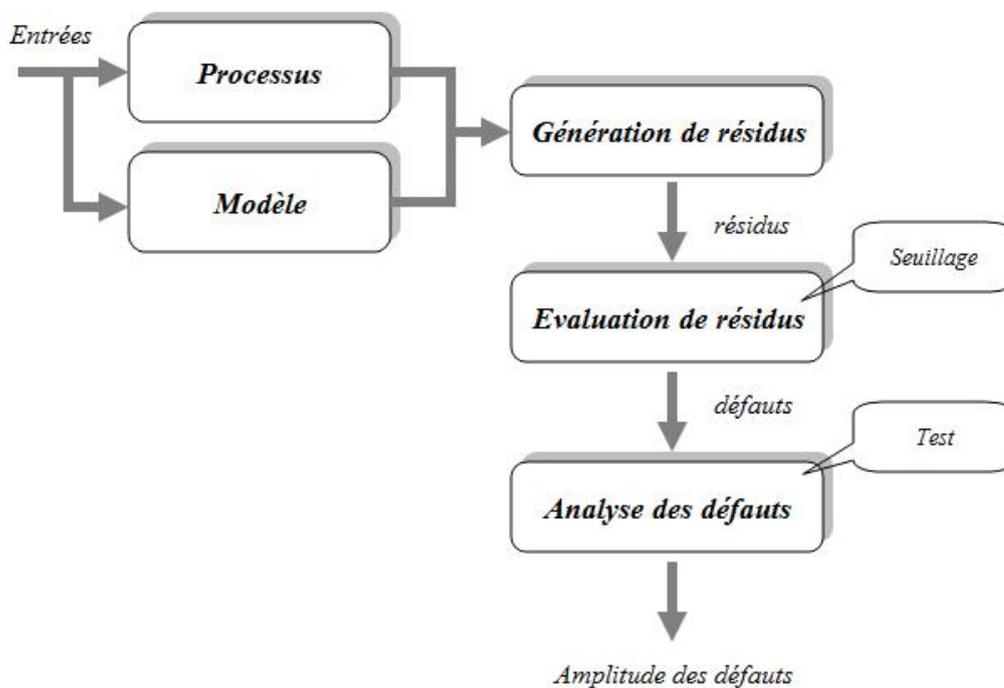


Figure 1.4: La démarche FDI

Génération de résidus

La génération de résidus pour la FDI à base de modèles s'appuie sur l'exploitation des redondances analytiques disponibles. Dans la plupart des approches de redondance analytique, le fonctionnement du système est représenté par un ensemble d'équations différentielles. L'objectif est de générer des *résidus structurés* pour appliquer le FDI. Une façon courante de générer des résidus est d'estimer le vecteur de sortie y du système ou un

vecteur Θ de paramètres du système. Les estimations de \hat{y} et $\hat{\Theta}$ sont comparées aux valeurs mesurées (y) ou aux valeurs nominales (Θ_{nom}). Ceci conduit aux résidus suivants :

$$r_y = y - \hat{y} \quad \text{et} \quad r_\Theta = \Theta_{nom} - \hat{\Theta} \quad (1. 1)$$

Le vecteur de résidus r_Θ est en général le résultat d'une estimation paramétrique en ligne.

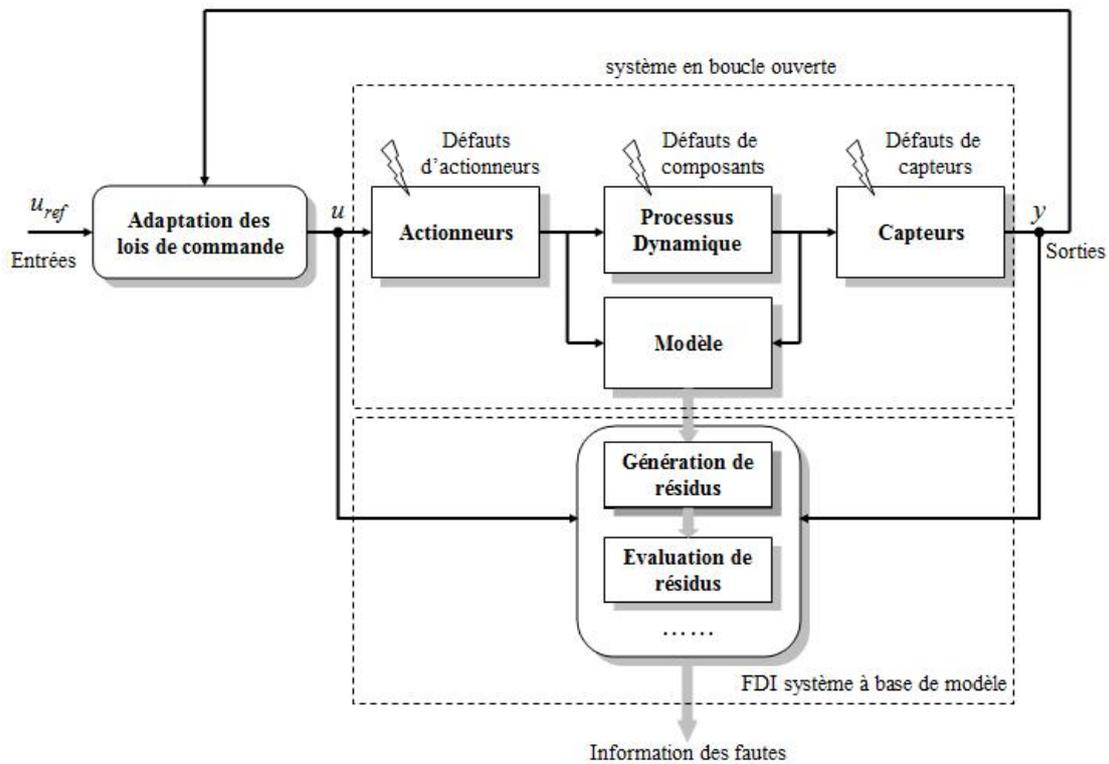


Figure 1.5 : Principe de la génération de résidus à base de modèles

L'idée principale de la génération de résidus à base de modèle est présentée sur la Figure 1.5 qui montre le processus observé et ses différentes parties :

- *L'adaptation des lois de commande* assure la performance requise de l'installation basée sur la valeur de référence du signal d'entrée u_{ref} .

- Les trois parties compte tenu du processus lui-même: *actionneurs, processus dynamique et capteurs*.
- *FDI système à base de modèle*.

Il est considéré ici que les pannes affectent aussi bien les actionneurs, que le processus dynamique ou que les capteurs. Le FDI système dispose de deux entrées principales: les entrées de commande u du système et la sortie mesurée y du système. L'approche FDI s'applique d'abord au système en boucle ouverte.

La tâche principale de la fonction FDI est de choisir un *résidu structuré* permettant de détecter et d'isoler les pannes jugées significatives pour la sécurité ou l'économie du système. La première étape dans la mise en œuvre d'un système de surveillance à base de modèles consiste à générer des indicateurs de défauts. Ils contiennent des informations sur les anomalies ou dysfonctionnements du système à surveiller. Le principe est de mesurer les écarts entre les mesures des signaux du procédé, capteurs ou actionneurs, et la valeur théorique fournie par le modèle dans des conditions de fonctionnement nominal. La qualité de la génération de résidus est un élément essentiel pour garantir les performances d'un système de diagnostic. En effet, de la structure (composition et précision) du système de résidus engendré dépendra la robustesse de la détection et de la localisation.

Frank [FRANK 98] a distingué trois approches pour la génération de résidus:

- Les approches par l'estimation de paramètres.
- Les approches par les espaces de parité.
- Les approches à base d'observateurs d'états.

Evaluation des résidus

Cette évaluation consiste à vérifier leur aptitude à contribuer à la réponse à des questions telles que : *Est-ce que des pannes sont présentes ?* et *Si oui, quelles sont les pannes qui sont présentes ?* La deuxième question conduit à distinguer les pannes uniques et les pannes multiples. Dans le cas de pannes multiples il est difficile de mener à bien le diagnostic car souvent les pannes multiples ont soit des conséquences partiellement identiques, soit au contraire se compensent les unes les autres. Pour cette raison, il est important de définir une structure efficace de résidus. Les résidus doivent être générés de telle sorte que pour chaque faute un ensemble différent de résidus est affecté. Pour des fautes multiples, il doit être garanti que la superposition des effets de la faute qui en résulte ne conduit pas à une mauvaise décision.

1.4 Robustesse

Les performances des méthodes de FDI à base de modèles sont basées sur la représentabilité du modèle mathématique, cependant, un modèle absolument précis n'est jamais disponible. Il peut y avoir plusieurs raisons à cela : des perturbations aux caractéristiques mal connues, des valeurs paramétriques incertaines ou variables. Les méthodes de FDI qui sont capables de s'accommoder de ce type d'erreurs sont dites *robustes*.

Les incertitudes sur le modèle peuvent provoquer de fausses alarmes ou empêcher d'en déclencher d'autres qui sont justifiées. Si l'on ne tient pas compte de ces incertitudes, la performance de la fonction FDI peut être fortement dégradée. Il existe plusieurs approches pour traiter de la question de la robustesse. On parle d'approche *active* et d'approche *passive* de la robustesse. L'approche active de la robustesse est mise en œuvre dans la génération des résidus afin d'éviter les effets de l'incertitude du modèle sur ceux-ci. L'approche passive est mise en œuvre dans l'évaluation des résidus. Elle traite les perturbations externes comme des fautes supplémentaires. La fonction FDI doit être réalisée de telle sorte que ces défauts deviennent indétectables. L'incertitude sur les paramètres peut

être traitée de la même manière quand elle peut être modélisée comme une perturbation. Pour plus d'éléments sur la robustesse de la fonction FDI les références [CHEN et Patton, 1999] [Patton, 1997] fournissent de bonnes sources.

1.5 Performance

Un autre aspect important de la fonction FDI est sa performance. Cette notion est étroitement liée à celle de robustesse. On peut en distinguer les éléments suivants :

Taux de fausse détection

Une fausse détection résulte en une alarme alors qu'aucune faute ne s'est produite dans le processus. Le système FDI doit être conçu de telle manière que le taux de fausses alarmes reste à un niveau suffisamment faible pour être acceptable. Cela pourrait signifier qu'un seuil de hauteur est choisi pour éviter la détection de faux causés par les perturbations ou de mesure du bruit. De toute évidence, une détection erronée conduit à des actions inappropriées dans un système de FTC, car initie faute de manutention pour une faute qui n'est pas présente.

Taux de détection manquée

Une détection manquée correspond à la situation où aucune alarme n'est émise alors qu'un défaut est apparu. Le taux de détection manquée doit être suffisamment faible pour être acceptable. Une façon d'y parvenir est de choisir un seuil suffisamment bas pour s'assurer que même de petites fautes seront détectées. Toutefois, ceci pourra conduire à un taux de fausse détection trop élevé. Une détection de faute manquée peut avoir de graves

conséquences sur le système alors qu'un fort taux de fausse détection amène le discrédit sur le système développant la fonction FDI.

Résidus Dynamiques

En parallèle aux problèmes de fausse détection et de détection manquée, le délai de détection, ou encore le temps de réaction de la fonction FDI joue un rôle important. Il y a principalement deux raisons à cela:

- Afin de traiter efficacement les défauts détectés par la fonction FDI, les systèmes tolérants aux pannes (FTC) doivent réagir au plus vite, ce qui suppose des temps de détection et d'isolation réduits. Sinon, la performance du système pourrait avoir atteint un niveau inacceptable avant que la réaction ne soit initiée.
- Lorsque certains résidus ont des temps de réaction très différents, le diagnostic peut en être faussé.
- La nature de la réponse du résidu à une faute joue aussi un rôle important : Si le résidu reste à un seuil élevé aussi longtemps que la faute est présente, une forte détectabilité sera obtenue. Toutefois, quand le seuil n'est dépassé qu'au moment de l'apparition de la faute, il pourra être plus difficile de la détecter parmi les bruits qui affectent le résidu.

1.7 Conclusion

Il est ainsi clair que la diversité apparente des méthodes proposées dans la littérature pour réaliser le diagnostic des systèmes dynamiques présentent des points incontournables : toutes sont basées d'une part sur la connaissance générale du système étudié, sur son auscultation serrée au moyens de chaînes de mesures et de capteurs et finalement sur le croisement d'information à l'aide de redondances, que celles-ci soient physiques ou analytiques. Il s'agira donc, afin de répondre aux contraintes économiques et de sécurité, de faire une exploitation optimale d'une information redondante minimale. L'une des approches du diagnostic qui obéit très précisément à ces soucis est celle basée sur l'utilisation de modèles différentiels du système dynamique. Cette approche est développée à partir du chapitre III.

Chapitre 2

Techniques de Localisation

et de

Classification de Pannes

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, au delà des méthodes probabilistes ou statistiques traditionnelles, on introduit les principales méthodes de localisation et de classification des pannes basées sur les réseaux de neurones et la logique floue qui permettent d'exploiter la masse de données disponibles. La construction des modèles de décision théoriques pour l'identification des pannes demande une connaissance approfondie de système étudié. Pour cela il est nécessaire de combiner les sources d'informations et le jugement de l'expert. Cette combinaison n'est pas sans risque à cause des caractéristiques spécifiques comme la sensibilité et spécificité de certains phénomènes. La prise de décision vue comme diagnostic du système étudié peut se faire par une approche probabiliste ou de façon plus pratique par une approche possibiliste. Dans l'approche probabiliste le développement des graphes probabilistes particulièrement les réseaux bayésiens a permis l'introduction de méthodes de décision théoriques issues de l'Intelligence Artificielle. Par exemple, les réseaux bayésiens permettent de gérer les données incomplètes par la prise en compte de dépendances entre les variables. Ainsi ces méthodes permettent la combinaison des connaissances et des données numériques. L'une des faiblesses de cette approche est due au fait que le modèle est choisi par l'expert et les probabilités sont apprises à partir des bases de données en oubliant l'appréciation purement statistique qui joue un rôle important dans l'information probabiliste. La théorie des fonctions de croyances est par exemple intéressante quand des nouveautés sont introduites dans le système de décision. La classification pour la prise de décision (ici l'identification de la panne) doit s'intéresser d'abord à la redondance de l'information pour éviter le renforcement de la classification ou au contraire la création des classes parasites. Certains travaux ont montré que dans la pratique, la plupart des applications utilisent réellement moins de la moitié des paramètres ou des variables disponibles. Nous sommes tentés de poser les questions suivantes : Ces signaux issus des capteurs sont-ils tous fiables? Sont-ils liés mutuellement dépendants ou indépendants? Peuvent-ils être en traitent des notions comme l'indépendance, la redondance d'information

ou l'utilité des sources, notions qui sont très proches de la notion de pertinence conflit? Ces questions peuvent concerner tous les cas de fusion d'informations multi-sources telles que celles issues d'images multi-spectrales, d'avis d'experts divers etc.

2.2 Les techniques de localisation / classification des pannes

Lorsque les pannes typiques qui se produisent dans un système sont connues, il est possible de mettre au point des approches appropriées de détection et d'isolation de pannes. Toutefois, il est souvent le cas que toutes les catégories possibles de faute ne sont pas connues. Ceci est particulièrement le cas avec les nouveaux systèmes lors de leur entrée en service. Dans ce cas, un moyen de détecter et classifier les fautes est nécessaire. Plusieurs approches différentes peuvent être poursuivies en vue d'atteindre cet objectif.

La nécessité de méthodes d'analyse de données a été d'autant plus vivement ressentie depuis une vingtaine d'années que sont devenues disponibles de grandes masses de données dans de nombreux domaines. Ces masses considérables de données ne peuvent être interprétées par l'homme d'une façon immédiate, la nécessité de développer des méthodes pour leur exploitation s'est alors imposée. Les méthodes statistiques classiques ont été utilisées au début mais très rapidement, elles se sont révélées insuffisantes. D'autres méthodes ont été élaborées telles que les méthodes descriptives, les méthodes explicatives et notamment les méthodes de structuration des données, cette dernière vise soit à ordonner des éléments selon des ordres partiels ou bien total, soit à les classer en groupes homogènes selon une classification ou une typologie, cette méthode est aussi connue sous le nom de classification automatique. Donc le but de la classification est de trouver un regroupement en classes ou en groupe d'objets selon certaines descriptions de similitude. Ces classes sont souvent des étiquettes qualitatives représentant une situation ou un concept significatif pour le système analysé, chaque objet \vec{X} sera décrit par un nombre fini et fixe de *description* ou bien

d'attributs x_i où chaque attribut prend une valeur dans un ensemble D_i dit *espace de description*. Les attributs peuvent être qualitatifs ou quantitatifs, l'objet sera défini dans un *univers de description* $\Omega = \{D_1, D_2, \dots, D_n\}$ et un ensemble de classes $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$. Cet univers de description est formé par le produit cartésien des différents espaces de description où sont définis les attributs qui le composent. La classification cherche donc à donner une partition de l'univers de description en un ensemble de classes, cette partition doit satisfaire les deux propriétés suivantes :

- L'homogénéité entre les classes : c'est à dire que deux objets qui appartiennent à la même classe doivent être le plus semblable possible.
- L'hétérogénéité entre les classes : c'est à dire que deux objets qui n'appartiennent pas à la même classe doivent être le plus dissemblable possible.

La classification est essentiellement formée de deux étapes, la première est l'étape dite d'*apprentissage*, c'est à dire qu'à partir d'un ensemble de données, le classificateur apprend et fait une partition en classe de l'univers de description, puis il introduit une procédure générale de classification. Il s'agit en effet d'extraire une règle générale à partir des données observées, la procédure générée devra classer correctement les objets mais surtout avoir un bon pouvoir prédictif pour classer de nouveaux objets.

Nous pouvons distinguer deux approches :

1. **L'apprentissage supervisé** où la base de données fournit un ensemble d'échantillon $\langle \vec{x}_i, y_i \rangle$ où \vec{x}_i représentent l'objet et y_i la classe. Le classificateur doit proposer une fonction ou bien une règle de décision qui associe à chaque objet la classe correspondante ainsi qu'un pouvoir prédictif pour estimer avec succès la classe d'appartenance de nouveaux objets pour lesquels seulement la valeur des attributs est connue.

2. L'**apprentissage non supervisé** dans lequel la partition de l'univers de description n'est pas donnée, la base de données fournit seulement la valeur des attributs, le but dans ce cas est de faire un regroupement en classes des objets en trouvant des ressemblances à partir de certains critères établis et, ensuite de classer des nouveaux objets dans cette partition.

La classification est utilisée dans de très nombreux domaines : du médical à l'analyse de marchés, en passant par les systèmes de production. De ce fait, il existe une grande quantité de techniques de classification, issues de domaines de connaissance différents.

Généralement un regroupement en trois grandes catégories est possible, à savoir *les méthodes statistiques, les méthodes neuronales et les méthodes issues de l'intelligence artificielle*.

Le problème de l'apprentissage supervisé peut être vu comme une fonction : $f : X \rightarrow Y$ ou comme la probabilité $P(Y | X)$.

2.3 Régression des moindres carrés et méthode logistique

Faire de la régression, c'est trouver la meilleure prédiction possible d'une grandeur (numérique) lorsqu'on connaît les valeurs d'autres grandeurs. La grandeur à prédire est dite « variable à expliquer », les autres grandeurs étant des « variables explicatives ». Toute la difficulté vient de ce que le lien entre variables explicatives et variable à expliquer peut être assez complexe. C'est cette dernière raison qui empêche la prédiction d'être parfaite. La faute n'en revient pas à la technique elle-même, mais au fait que les données disponibles ont une certaine *dispersion* et que la régression ne peut au mieux que prédire une *valeur moyenne* de la grandeur à prédire en fonction des valeurs des variables explicatives.

La régression logistique est une variation de la régression ordinaire. Ce type de régression est utile lorsque la variable réponse ne peut prendre que deux valeurs. En remplaçant le

modèle linéaire par un modèle mieux adapté, le modèle logistique, on obtient une technique d'estimation des probabilités a posteriori très puissante.

2.4 Réseaux Neuronaux

Les méthodes de localisation à base de réseaux de neurones artificiels-RNA représentent une approche numérique qui est en désaccord avec l'approche symbolique et qui peut être vue comme une modélisation descriptive et/ou prédictive du comportement du système. L'avantage des RNA est la capacité de traiter de modèles complexes sans oublier le manque potentiel de robustesse due à la constitution de leur base d'apprentissage. Il est en effet difficile de constituer une base d'apprentissage équilibrée avec assez d'informations, c'est-à-dire des frontières entre les exemples positifs et négatifs. Depuis une dizaine d'années on assiste néanmoins à un rapprochement entre les méthodes de localisation à base de RNA et les méthodes statistiques traditionnelles de la reconnaissance de formes. Notons enfin que les Réseaux de Neurones, et plus particulièrement le Perceptron Multicouches, peuvent être compris comme des généralisations de la régression logistique résultant d'une relaxation additionnelle des hypothèses sur la distribution des données. Malgré un développement rapide des techniques, certains problèmes, notamment dans le domaine de la reconnaissance des formes, de la reconnaissance de voix et de son extraction, de la détection d'un objet en mouvement dans un environnement en trois dimensions, n'ont jamais pu être réalisés à partir d'algorithmes. En effet, les méthodes à base d'algorithmes imposent une écriture complète de toutes les lignes de code, qui sont censées devoir traiter toutes les éventualités. Cet objectif n'étant jamais complètement atteint, l'ordinateur finit par se retrouver dans une impasse. Le traitement restant déterministe et soumis aux règles définies par l'expert humain, cette seconde approche se révèle être un procédé plus commode pour stocker les données sous forme explicite.

Si les réseaux de neurones ont fait l'objet d'études et de développements, c'est en partie grâce à l'hypothèse que tout comportement intelligent est porté par des mécanismes

mentaux. Ces mécanismes étant basés sur des processus neurophysiologiques, il vient alors l'hypothèse que le système nerveux central est à la base du comportement intelligent.

2.5 Logique floue

La modélisation floue décrit des relations entre les variables en utilisant les règles « if-then » où les objets manipulés sont appréhendés de façon approximative, par exemple dans un cadre linguistique. Ces règles établissent des relations logiques entre les variables du système. Le but est par exemple de trouver une interprétation linguistique à partir de la valeur qualitative d'une variable par rapport aux autres. Ce système a été introduit par Zadeh (1973) à partir de la définition des ensembles flous plus précisément à partir des fonctions d'appartenance qui servent d'interface entre les variables d'entrée et de sortie.

Le terme de « logique floue » a deux acceptations. La première correspond à tous les développements concernant la théorie des sous-ensembles flous. La seconde représente une extension de la logique classique, dans le but de raisonner sur des connaissances imparfaites, en utilisant les opérateurs de fusion floue. L'objectif des opérateurs de fusion (ou opérateurs d'agrégation) est de réaliser la fusion de l'information issue de sources diverses et variées. Il existe un grand nombre d'opérateurs de fusion et une liste exhaustive de ceux-ci serait certainement très volumineuse. Citons cependant les travaux réalisés par Bloch qui a recensé la plupart de ces opérateurs et les a classés en fonction de leurs propriétés mathématiques; ces travaux restent une référence. Le choix et l'utilisation d'un opérateur d'agrégation dépend de nombreux paramètres plus ou moins objectifs. Mais ce choix est avant tout lié à la fusion elle-même. Il convient de connaître le type de données que l'on cherche à fusionner. Nous reprenons succinctement les types de données proposées par Bloch et Hunter et repris par Dubois et Prade:

- a) **Les observations.** Elles décrivent le monde d'un point de vue plus ou moins particulier. Il s'agit le plus souvent de données numériques fournies par des capteurs.
- b) **La connaissance.** Elle décrit la façon dont le monde est « en général ». Il s'agit de données plus subjectives que les observations, et qui sont souvent issues de personnes plutôt que de capteurs.
- c) **La préférence.** Ce sont des informations subjectives qui décrivent comment « on aimerait » que le monde soit. Il s'agit là aussi de données issues de personnes.
- d) **Les régulations.** Il s'agit d'informations génériques qui sont la plupart du temps énoncées sous forme de lois.

En ce qui concerne les opérateurs d'agrégation, notons que ceux-ci doivent vérifier au moins la condition de monotonie, c'est-à-dire que si les valeurs marginales à fusionner augmentent, l'opérateur de fusion doit augmenter aussi, ou du moins ne pas diminuer.

Parmi les opérateurs les plus connus, on peut citer:

- 1) Les **normes triangulaires (ou t-normes)**. Il s'agit d'opérateurs conjonctifs. Ces opérateurs sont généralement utilisés quand toutes les sources sont supposées fiables. Les plus connus sont le minimum et le produit. Citons également les copulas qui sont des généralisations d'opérateurs conjonctifs.
- 2) Les **co-normes triangulaires (ou t-conormes)**. Ce sont des opérateurs disjonctifs. Ils sont utilisés quand il existe au moins une source fiable, les autres sources pouvant être incertaines. La plus connue des t-conormes est le maximum.
- 3) Les **connectifs mixtes (ou connectifs mixtes de compensation)**. Il s'agit de combinaisons linéaires ou non linéaires de t-normes et de t-conormes. L'objectif de ces combinaisons est d'allier les caractéristiques des t-normes et des t-conormes en faisant varier le ou les paramètres de la combinaison. En utilisant ces connectifs

mixtes, il est possible de faire varier le comportement de l'opérateur entre les situations extrêmes, allant de la conjonction à la disjonction: on espère ainsi que la t-norme contre-balancera la t-conorme et inversement (d'où la notion de compensation). Ces connectifs mixtes ont été étudiés par Zimmermann et Zynso ainsi que par Piera-Carreté. Notons T une t-norme et C sa t-conorme duale. Les connectifs mixtes les plus connus sont:

Le connectif mixte linéaire:

$$\alpha T(x_1, x_2, \dots, x_n) + (1 - \alpha)C(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (2. 1)$$

Le connectif mixte géométrique:

$$T(x_1, x_2, \dots, x_n)^\alpha + C(x_1, x_2, \dots, x_n)^{(1-\alpha)} \quad (2. 2)$$

Remarque : Piera-Carreté et Aguilar-Martin ont montré que le nombre de classes fournies par le connectif mixte de compensation linéaire varie en fonction de la valeur du paramètre α .

Opérateurs logiques		Intersection	Union
Conjonctions		ET	OU
Connectifs	Probabilistes	PRODUIT	SOMME
	Flous	MINIMUM	MAXIMUM
	Mixtes	$\alpha = 0$... 0.5	... 1

- 4) Les **uni-normes**. Il s'agit en fait d'opérateurs commutatifs, associatifs et possédant un élément neutre $[0, 1]$ que l'opérateur peut fixer a priori. Dans la pratique, une uni-norme est souvent définie par une t-norme sur l'intervalle $[0, e]$ et par une t-conorme sur l'intervalle $[e, 1]$. On peut noter que certaines uni-normes sont des sommes symétriques. On rappelle qu'une somme symétrique est un opérateur dont la particularité est d'être symétrique par rapport à un sous-ensemble et à son complément.

- 5) Les **normes zéro**. Ce sont des opérateurs commutatifs, associatifs et possédant un élément absorbant $[0, 1]$ que l'opérateur peut fixer a priori.

- 6) Les **moyennes**. Comme leur nom l'indique, il s'agit d'opérateurs qui fournissent une valeur comprise entre le minimum et le maximum possible. Citons par exemple les moyennes arithmétique et géométrique, la médiant.

- 7) Les **opérateurs totalement renforcés**. C'est une classe particulière d'opérateurs dont la particularité est d'être à la fois positivement renforcé et négativement renforcé. Le seul opérateur totalement renforcé que nous connaissons est le triple Π développé par Yager et Rybalov. Notons que ce triple Π est également une somme symétrique. Silvert et Yager & Rybalov donnent la définition de ce

type d'opérateur 3Π :

$$PI(X_1, \dots, X_n) = \frac{1}{1 + \prod_{i=1}^n \left(\frac{1-X_i}{X_i} \right)}$$

$$\text{Si } \forall i, y_i \geq 0,5, \quad PI(y_1, \dots, y_i, \dots, y_n) \geq \max_i \{y_i\} \quad (2. 3)$$

$$\text{Si } \forall i, y_i \leq 0,5, \quad PI(y_1, \dots, y_i, \dots, y_n) \leq \min_i \{y_i\} \quad (2. 4)$$

2.6 Systèmes flous

Ainsi une alternative pour la modélisation des systèmes complexes est l'utilisation des concepts de la théorie des ensembles flous et de la logique floue pour élaborer un *modèle flou*. Celui-ci est une représentation des caractéristiques d'un système à l'aide de règles floues qui décrivent son comportement. Ceci permet une généralisation en introduisant l'imprécision. Les systèmes à base de règles flous sont des systèmes où les relations entre variables sont représentées au moyen de règle floue de la forme :

$$\text{Si prémisses, alors conclusion.} \quad (2. 5)$$

Fondamentalement deux types de modèles flous sont utilisés :

- **Modèles linguistiques flous** qui décrivent le comportement nominal du système à partir de règles de type *Si-Alors* où, les prémisses et les conclusions utilisent des variables linguistiques qui prennent leurs valeurs dans des ensembles flous. L'ensemble de règles prend la place de l'ensemble des équations utilisées pour caractériser le comportement du système. Ce type de modèles est essentiellement une expression qualitative du comportement du système, où les règles sont obtenues la plupart du temps à partir de la connaissance des experts et des différents mécanismes de raisonnement. De façon générale une règle *Si-Alors* linguistique s'écrit :

$$R_i: \text{ Si } x \text{ est } A_i, \text{ alors } y \text{ est } B_i \quad i=1,2,\dots,K \quad (2. 6)$$

Où A_i et B_i sont des ensembles flous qui résultent du partitionnement des espaces d'entrée et de sortie.

- **Modèles flous type Takagi-Sugeno-Kang** *TSF* pour lesquels les prémisses des règles sont de variables linguistiques mais les conclusions sont de type numérique, généralement sous forme de constantes, de polynômes ou de fonctions (linéaires ou non linéaires) qui dépendent des entrées :

$$R_i: \text{ Si } x \text{ est } A_i, \text{ alors } y_i = f_i(x) \quad i=1,2,\dots,K \quad (2. 7)$$

Les modèles flous *TSK* permettent une application relativement facile des techniques puissantes d'apprentissage pour leur identification à partir des données. Ce type de modèle est utilisé pour approximer des systèmes complexes non linéaires. En effet, le grand avantage du modèle *TSK* se situe dans sa puissance de représentation, particulièrement pour décrire des processus complexes. La construction d'un tel système flou est une chose délicate. Quand la connaissance d'un expert est disponible les règles doivent être exprimées de manière linguistique, ce qui amène ensuite à déterminer des fonctions d'appartenance pour les prémisses. En ce qui concerne les conclusions, les fonctions f_i sont typiquement des instances d'une fonction paramétrique, dont la structure demeure la même dans toutes les règles, seuls les paramètres changent.

2.7 Le modèle neuro-flou

Le concept d'ensemble flou peut être utilisé dans la modélisation d'un système de manières très différentes. La plus répandue est celle à base de règles entre des propositions cause/effet :

$$\text{Si } P_1, \text{ alors } P_2 \quad (2. 8)$$

En fonction de la forme particulière de P_2 et la structure de la règle 3 modèles peuvent être différenciés :

- Modélisation linguistique où P_1 et P_2 sont des propositions floues
- Modélisation relationnelle floue où P_1 peut être associée à différentes P_2
- Modélisation Takagi-Sugeno où P_2 n'est pas une proposition floue

Un autre type de modélisation qui nous semble nécessaire à rappeler est la régression linéaire floue qui est une généralisation du modèle classique de régression en utilisant des nombre flous comme paramètres dans le modèle mathématique associé.

Le neuro-floue est un modèle qui réalise la logique floue avec les outils du réseau de neurones. Un capteur logiciel neuro-floue combine les réseaux de neurones avec les systèmes d'inférence floue. Ces systèmes de classification permettent ainsi d'utiliser aussi bien les capacités d'apprentissage et de généralisation des réseaux de neurones, que les capacités de la logique floue de prendre en compte un environnement incertain et évolutif donc une bonne représentation de connaissance. Avec la capacité d'apprentissage du réseau de neurones, le système de la logique floue est optimisé.

Le but est de « dériver » des règles floues à partir d'un ensemble de données qui peuvent être séparées dans des classes discrètes. Les réseaux de neurones interviennent dans la découverte des relations floues et dans l'apprentissage des fonctions d'appartenance. D'une manière concrète nous proposons un outil neuronal dynamique RRFR (réseau récurrent à base de fonctions radiales). Il sera destiné à la détection dynamique des situations anormales. Les informations élaborées par le RRFR sont traitées par la suite par un système Neuro-flou qui joue le rôle de module d'aide au diagnostic proprement dit. La dimension temporelle du réseau de neurones récurrent est indispensable pour la détection précoce des dégradations du système surveillé ainsi que pour l'identification des éventuelles fausses alarmes. Elle présente l'avantage d'un apprentissage rapide et d'une structure évolutive, capable d'intégrer à tout moment de nouvelles connaissances.

L'Algorithme est basé sur les opérateurs flous et la définition mathématique d'un neurone :

$$Y_i = f \left[\bigoplus_{j=1}^n W_{ij} \otimes X_j \right] \quad (2. 9)$$

avec \oplus : L'addition floue
 \otimes : La multiplication floue
 $f[\bullet]$: L'équation non linéaire

La méthode utilisée est celle de Mamdani. [MAM 73]

La règle est sous la forme :

$$\text{Si } X \text{ est } A_i \text{ et } Y \text{ est } B_i, \text{ alors } Z \text{ est } C_i. \quad (2. 10)$$

La valeur d'activation de chaque règle est exprimée comme :

$$\alpha_i = \mu_{A_i}(X_0) \wedge \mu_{B_i}(Y_0) \quad (2. 11)$$

où X_0 et Y_0 sont des entrées.

La valeur qui sort de la règle est exprimée comme :

$$\mu_c(z) = \vee_i [\alpha_i \mu_{c_i}(z)] \quad (2. 12)$$

2.8 Conclusion

Lorsque les pannes qui se produisent dans un système sont déjà répertoriées, il est possible de mettre au point aisément des approches appropriées de détection et d'isolation de pannes. Toutefois, il est souvent le cas que toutes les catégories possibles de pannes ne sont pas connues. Ceci est particulièrement le cas avec de nouveaux systèmes nouveaux qui sont en service depuis peu. Dans ce cas, un moyen de détecter et de classer de nouveaux types de pannes semble nécessaire. La nécessité de méthodes d'analyse de données a été d'autant plus vivement ressentie qu'il est aujourd'hui possible de traiter et mémoriser de grandes masses de données dans de nombreux domaines. Les méthodes statistiques classiques ont été utilisées au début mais très rapidement, elles se sont révélées insuffisantes. Ainsi, les méthodes à base de logique floue et/ou à base de réseaux de neurones ont été développées. Néanmoins, la plupart de ces méthodes semblent très lourdes à mettre en œuvre et le résultat loin d'être garanti lorsqu'on s'intéresse à la détection et à l'identification de pannes sur des systèmes qui présentent une dynamique rapide fortement non linéaire.

Chapitre 3

La Platitude Différentielle

3.1 Introduction

Depuis un peu plus de dix ans, les automaticiens ont été amenés, dans le cadre de la commande des systèmes mécaniques articulés à caractère fortement non linéaire [Martin, 1992], et plus précisément dans le cadre du suivi de trajectoires, à définir une nouvelle classe de systèmes, les systèmes différentiellement plats. Au début des années quatre-vingt dix, Fliess-Lévine-Martin-Rouchon ont introduit dans une nouvelle vision de l'inversion dynamique des systèmes non linéaires, basée sur la notion de platitude différentielle. Ce concept établit une relation d'équivalence entre un système non linéaire et un système linéaire commandable [Lie-Bäcklund Equivalence] dont les dimensions d'état ne sont pas nécessairement identiques. Les sorties du système linéaire commandable équivalent, mis sous forme de Brunovsky, constituent alors les sorties plates du système. Après la condition nécessaire de platitude établie par Rouchon [ROUCHON 1995] et un certain nombre de résultats sur des familles de modèles ayant des propriétés particulières [Charlet HW_DO, Martin et Rouchon et Pomet]. Certains automaticiens ont étudié à l'aide de la géométrie différentielle les principales propriétés des systèmes plats. Lévine a proposé récemment une condition nécessaire et suffisante de platitude invariante par bouclage dynamique endogène. Ce résultat donne un critère d'existence de sorties plates auquel on peut associer un jeu d'équations mettant en jeu des dérivées des sorties plates. La construction et le choix des sorties plates reste un problème ouvert lié à la résolution des systèmes d'équations différentielles. La platitude prouve tout son intérêt dans le cadre du problème de la planification de trajectoires en permettant un paramétrage de toutes les trajectoires du système en fonction des sorties plates et d'un nombre fini de leurs dérivées. Elle permet la construction de lois de commande en boucle ouverte permettant de faire passer un système d'un état initial à un état final, tous les deux supposés connus. Cette approche évite ainsi la résolution pas à pas des équations différentielles non linéaires du système.

3.2 Définition de la platitude différentielle

Définition [Lu, 2005] : soit un système dont la dynamique est représentée par les équations d'état générales suivantes :

$$\dot{\underline{x}} = f(\underline{x}, \underline{u}) \quad \underline{x} \in R^n, \underline{u} \in R^m \quad (3. 1)$$

Une sortie de ce système \underline{y} , $\underline{y} \in R^m$ est dite différentiellement plate si elle est telle que :

- Le vecteur des sorties plates peut s'écrire sous la forme :

$$\underline{y} = (y_1, y_2, \dots, y_m) \quad (3. 2)$$

$$\text{avec} \quad \underline{y}_i = h_i(\underline{x}, u_1, u_2, \dots, u_m) \quad i = 1 \text{ à } m \quad (3. 3)$$

- Les composantes de \underline{y} sont analytiquement indépendantes.
- Les composantes de l'état \underline{x} et de l'entrée \underline{u} s'expriment en fonction des composantes de la sortie plate \underline{y} et d'un nombre fini de leurs dérivées :

$$\begin{cases} x_i = \Phi_i(y_1, y_1^{(1)}, \dots, y_1^{(\mu_{i,1})}, y_2, \dots, y_2^{(\mu_{i,2})}, \dots, y_m^{(1)}, \dots, y_m^{(\mu_{i,m})}) & i = 1 \text{ à } n \\ u_j = \Psi_j(y_1, y_1^{(1)}, \dots, y_1^{(v_{j,1})}, y_2, \dots, y_2^{(v_{j,2})}, \dots, y_m, y_m^{(1)}, \dots, y_m^{(v_{j,m})}) & j = 1 \text{ à } m \end{cases} \quad (3. 4)$$

où les $\mu_{i,j}$ et les $v_{i,j}$ sont des entiers naturels.

- Les fonctions $\underline{\Phi}$ et $\underline{\Psi}$ satisfont identiquement à l'équation:

$$\dot{\underline{\Phi}} = f(\underline{\Phi}, \underline{\Psi}) \quad (3. 5)$$

On dit alors que pour les sorties plates \underline{y} , le système est Lie-Bäcklund équivalent au système trivial :

$$y_k^{(\delta_k)} = \eta_k \quad k = 1 \text{ à } m, \delta_k = \max\{\eta_{jk}, j = 1 \text{ à } m\} \quad (3. 6)$$

où les η_k sont des entrées indépendantes pour chaque chaîne d'intégration.

Dans le cas où la condition (3.4) n'est pas satisfaite, mais où les composantes du vecteur d'état, du vecteur de commande, du vecteur des sorties et de ses dérivées jusqu'à un certain ordre fini satisfont à une relation telle que :

$$\Gamma(\underline{x}, \underline{u}, \underline{y}, \underline{\dot{y}}, \dots, \underline{y}^{|\delta|}) = 0 \quad (3. 7)$$

où $\Gamma(\bullet)$ est à valeurs sur R^{n+m} et est localement inversible sur un domaine D , on dira que le vecteur des sorties \underline{y} est implicitement plat pour ce système sur D . Dans le premier cas, condition (3.4) satisfaite, on dira aussi que \underline{y} est explicitement plat pour ce système.

Dans le cas où le système admet une sortie plate d'ordre $p = m$ on dira qu'il est *strictement plat* et cette sortie plate sera dite *d'ordre minimal strict*. Toute autre sortie plate d'ordre q strictement supérieur à $p = m$ de ce système sera dite *strictement non minimale*.

Dans le cas où le système n'est pas strictement plat mais admet une sortie plate d'ordre minimum p strictement supérieur à m , on dira qu'il est *faiblement plat* et la sortie plate correspondante sera dite *d'ordre minimal*. Toute autre sortie plate d'ordre q strictement supérieur à p sera alors dite *non strictement non minimale*.

Le *degré additionnel de redondance* de la représentation par des sorties plates d'un système dynamique sera alors donné par :

$$r_a = q - p \quad (3. 8)$$

Aux $n+m$ relations (3.4), on pourra rajouter r_a relations reliant les sorties plates non minimales et leurs dérivées :

$$\Omega_i(y_1, y_1^{(1)}, \dots, y_1^{(\lambda_{i,1})}, y_2, \dots, y_2^{(\lambda_{i,2})}, \dots, y_p, \dots, y_p^{(\lambda_{i,m})}) = 0 \quad i = 1 \text{ à } r_a \quad (3. 9)$$

3.3 Exemples de systèmes différentiellement plats

Dans le cas des systèmes linéaires de dimensions quelconques, on a vu qu'on peut construire un contrôleur lorsque le système est *commandable*. Dans ce cadre, les trois propriétés suivantes sont équivalentes :

- Le système est commandable.
- On peut placer les pôles du système.
- Il existe une sortie de Brunovsky qui permet de paramétrer les trajectoires.

Dans le cadre non linéaire qui nous intéresse, on peut également donner un sens à ces propriétés mais elles ne sont pas équivalentes. Pour construire le contrôleur, si c'est possible, on propose de se ramener à la même forme mais par des changements non linéaires de coordonnées et des bouclages. Nos investigations portent sur ces transformations non linéaires.

Exemple 1 : Prenons le système

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_3 - x_2 \cdot u \\ \dot{x}_2 = -x_2 + u \\ \dot{x}_3 = x_2 - x_1 + 2x_2 \cdot (u - x_2) \end{cases} \quad (3. 10)$$

Posons

$$\begin{aligned} y_1 &= x_1 + \frac{x_2^2}{2} \\ y_2 &= \dot{y}_1 = (x_3 - x_2 \cdot u) + x_2(u - x_2) = x_3 - x_2^2 \\ y_3 &= \dot{y}_2 = \ddot{y}_1 = x_2 - x_1 + 2x_2 \cdot (u - x_2) - 2x_2 \cdot (u - x_2) = -x_1 + x_2 \\ v &= \dot{y}_3 = y_1^{(3)} = -x_3 + x_2 \cdot u - x_2 + u = -x_2 - x_3 + u \cdot (1 + x_2) \end{aligned} \quad (3. 11)$$

où la commande u apparaît à la 3^{ème} dérivation.

Il vient alors

$$\frac{d}{dt} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \cdot v \quad (3. 12)$$

y_1 joue le rôle d'une sortie de Brunovsky mais dans un cadre non linéaire, on dit que c'est une *sortie plate*. C'est encore un changement de variables que nous avons utilisé et y_1 permet de paramétrer toutes les trajectoires du système : autrement dit x_1, x_2, x_3, u s'écrivent au moyen de $y_1, \dot{y}_1, \ddot{y}_1, y_1^{(3)}$:

Pour calculer x_1 on résout

$$(x_1)^2 + 2x_1 \cdot (1 + \ddot{y}_1) + \ddot{y}_1^2 - 2y_1 = 0 \quad (3. 13)$$

Le discriminant est positif si et seulement si $1 + 2(y_1 + \ddot{y}_1)$, nous reviendrons sur cette condition dans la suite. Les deux solutions sont

$$\begin{cases} x_1 = -(1 + \ddot{y}_1) - \sqrt{1 + 2(y_1 + \ddot{y}_1)} \\ x_1 = -(1 + \ddot{y}_1) + \sqrt{1 + 2(y_1 + \ddot{y}_1)} \end{cases} \quad (3. 14)$$

On choisira la bonne solution grâce à différents arguments : continuité de la grandeur x_1 , sens physique, etc. Dans notre cas on ne retient que la plus grande des deux solutions :

$$x_1 = -(1 + \ddot{y}_1) + \sqrt{1 + 2(y_1 + \ddot{y}_1)} \quad (3. 15)$$

Ensuite :

$$x_2 = \ddot{y}_1 + x_1 \quad (3. 16)$$

Puis :

$$x_3 = \dot{y}_1 + \ddot{y}_1^2 + 2x_1 \cdot \ddot{y}_1 + x_1^2 \quad (3. 17)$$

Enfin :

$$u = \frac{y_1^3 + \ddot{y}_1^2 + \ddot{y}_1 + \dot{y}_1 + x_1 + 2x_1 \cdot \ddot{y}_1 + x_1^2}{1 + x_1 + \ddot{y}_1} \quad (3. 18)$$

Donc, le système au dessus est un système plat, avec une sortie plate y_l .

Exemple 2 : Le pendule de Huygens

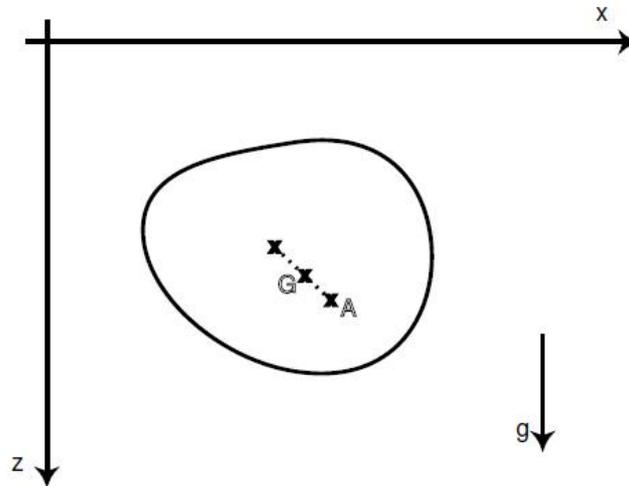


Figure 3. 1: Solide dans un plan vertical

On considère un solide de masse m dans un plan vertical dont on sait commander les accélérations en un point A distinct du centre d'inertie G . Soit θ l'angle entre (AG) et la verticale et x et y les coordonnées de A , il vient :

$$\begin{cases} \ddot{x} = u \\ \ddot{z} = v \\ a \cdot \ddot{\theta} = g \cdot \sin \theta + u \cdot \cos \theta + v \cdot \sin \theta \end{cases} \quad (3. 19)$$

avec $a = I/md + d$, où $d=AG$ et I est le moment d'inertie du solide en G .

Une sortie plate est le point de coordonnées $(x - a \cdot \sin \theta, z + a \cdot \cos \theta)$ situé sur la droite (AG) à une distance a de A . Ce point remarquable est connu des mécaniciens depuis Huygens sous le nom de *centre d'oscillation*.

Exemple 3 : Engin à décollage vertical

On considère la dynamique d'un engin rigide représenté sur la Figure 3.2. Celui-ci est soumis à deux forces F_1 et F_2 , d'intensités variables mais de directions fixes dans le repère embarqué $X-Z$, créant aussi un moment de roulis.

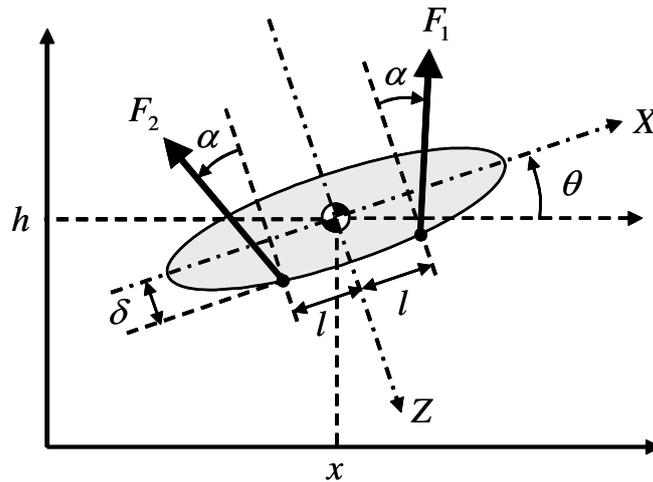


Figure 3. 2 : Engin à décollage vertical

Si l'on utilise l'approche de Lagrange pour établir les équations de la dynamique de cet engin, les énergies cinétique T et potentielle V peuvent être exprimées en fonction des coordonnées généralisées x , h et θ par :

$$\begin{cases} T = \frac{1}{2}m(\dot{x}^2 + \dot{h}^2) + \frac{1}{2}J\dot{\theta}^2 \\ V = mgh \end{cases} \quad (3. 20)$$

L'énergie totale L est alors donnée par :

$$L = T - V = \frac{1}{2}m(\dot{x}^2 + \dot{h}^2) + \frac{1}{2}J\dot{\theta}^2 - mgh \quad (3. 21)$$

Les dérivées partielles de l'énergie totale par rapport à ses coordonnées et à leurs dérivées s'écrivent :

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \dot{x}} = m\dot{x} \\ \frac{\partial L}{\partial \dot{h}} = m\dot{h}, \\ \frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}} = J\dot{\theta} \end{cases} \quad \begin{cases} \frac{\partial L}{\partial x} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial h} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \theta} = 0 \end{cases} \quad (3. 22)$$

d'où les équations de Lagrange :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{x}} \right) - \frac{\partial L}{\partial x} = m\ddot{x} = -(F_1 + F_2)(\cos \alpha \sin \theta + \sin \alpha \cos \theta) \\ \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{h}} \right) - \frac{\partial L}{\partial h} = m\ddot{h} = (F_1 + F_2)(\cos \alpha \cos \theta + \sin \alpha \sin \theta) - mg \\ \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}} \right) - \frac{\partial L}{\partial \theta} = J\ddot{\theta} = (F_1 - F_2)(l \cos \alpha + \delta \sin \alpha) \end{cases} \quad (3. 23)$$

Après simplification, ces relations s'écrivent :

$$\begin{cases} \ddot{X} = -\sin(\theta) u_1 + \rho \cos(\theta) u_2 \\ \ddot{H} = \cos(\theta) u_1 + \rho \sin(\theta) u_2 - 1 \\ \ddot{\theta} = u_2 \end{cases} \quad (3. 24)$$

où

$$\begin{cases} X = x/g \\ H = h/g \end{cases} \quad \text{et} \quad \begin{cases} u_1 = (F_1 + F_2) \cos(\alpha) / (m g) \\ u_2 = (F_1 - F_2) \sin(\alpha) / (\rho m g) \end{cases} \quad (3. 25)$$

avec

$$\rho = J \sin(\alpha) / (mg (l \cos(\alpha) + \delta \sin(\alpha))) \quad (3. 26)$$

où m est la masse de l'engin, J est son moment d'inertie suivant l'axe de roulis, g est l'accélération de la pesanteur, α , δ et l sont des paramètres géométriques définis sur la Figure 3.2.

Adoptant comme sorties X et H et comme vecteur d'état $(X, \dot{X}, H, \dot{H}, \theta, \dot{\theta})$, on obtient immédiatement une forme normale affine où θ est une variable interne.

On peut montrer que le vecteur $(a, b) = (X - \rho \sin(\theta), H + \rho \cos(\theta))$ est une sortie plate pour ce système, on a en effet les relations:

$$\begin{cases} X = a + \rho \sin(\theta) \\ H = b - \rho \cos(\theta) \\ \theta = -\text{arctg}(\ddot{a}/(\ddot{b} + 1)) \end{cases} \quad (3. 27)$$

et

$$\begin{cases} u_1 = \sqrt{\ddot{a}^2 + (\ddot{b} + 1)^2} + \rho \dot{\theta}^2 \\ u_2 = \ddot{\theta} \end{cases} \quad (3. 28)$$

Ainsi, pour ces sorties plates, le système est Lie-Bäcklund équivalent au système trivial :

$$\begin{cases} \ddot{a} = v_1 \\ \ddot{b} = v_2 \end{cases} \quad (3. 29)$$

Le point de coordonnées (a, b) , en position fixe par rapport à l'engin (voir Figure 3.3) est appelé centre de poussée.

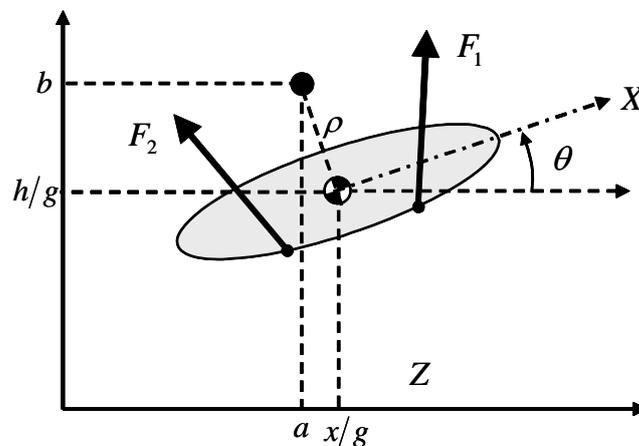


Figure 3. 3: Position du centre de poussée

Ainsi dans ce deuxième exemple, les sorties plates ont encore, bien que plus difficilement, une interprétation physique. D'ailleurs, l'application de la commande plate [Lu, 2005] au suivi de trajectoire, ici une ellipse, conduit à des résultats (voir Figure 3.4), qui mettent en évidence la dynamique interne du système.

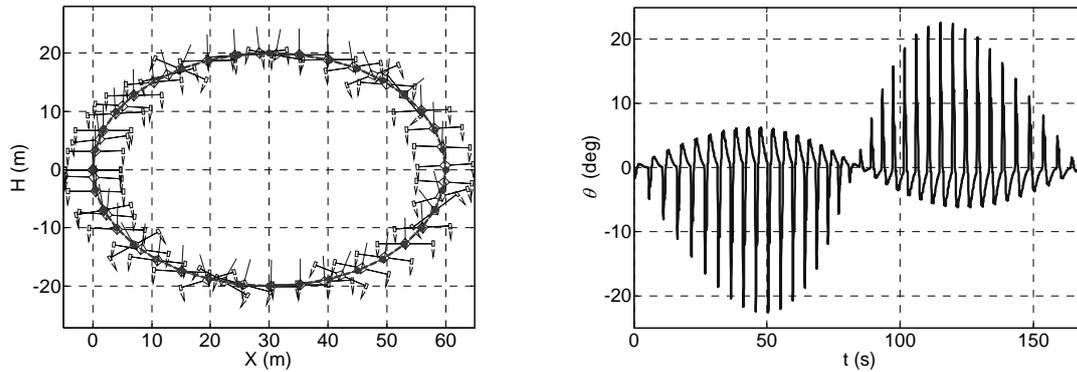


Figure 3. 4 : Suivi de trajectoire elliptique par un engin à décollage vertical

On constate, que l'évolution de l'attitude de l'engin est inacceptable, alors que la trajectoire suivie par les sorties plates est elle, satisfaisante.

Revenant sur la modélisation de la dynamique de ce système, distinguant les angles α_1 et α_2 , une situation de défaillance pouvant provenir du non symétrie de l'ensemble propulsif, et donc les efforts F_1 et F_2 , les équations de la dynamique s'écrivent ici :

$$\begin{cases} \ddot{X} = -(F_1(\cos \alpha_1 \sin \theta + \sin \alpha_1 \cos \theta) + F_2(\cos \alpha_2 \sin \theta + \sin \alpha_2 \cos \theta))/(mg) \\ \ddot{H} + 1 = (F_1(\cos \alpha_1 \cos \theta + \sin \alpha_1 \sin \theta) + F_2(\cos \alpha_2 \cos \theta + \sin \alpha_2 \sin \theta)) \\ J\ddot{\theta} = (F_1(l \cos \alpha_1 + \delta \sin \alpha_1) - F_2(l \cos \alpha_2 + \delta \sin \alpha_2)) \end{cases} \quad (3. 30)$$

Une sortie plate strictement non minimale sera par exemple $\underline{Y}' = (X, H, \theta)'$.

3.4 Dynamique du vol du Quadri-Rotor

Ces dernières années une attention particulière s'est portée sur les drones de type Quadri-Rotors car ceux-ci peuvent réaliser successivement du suivi de trajectoire et le vol stationnaire. Ceci leur confère de nombreuses applications potentielles. La mécanique de vol du Quadri-Rotor est très non linéaire et plusieurs méthodes de synthèse de lois de commande différentes (commande par backstepping, commande par régime glissant, commande non linéaire inverse, etc...) ont été développées.

3.4.1 Les équations dynamiques du Quadri-Rotor

Le système est constitué par quatre rotors montés sur une croix rigide comme représenté sur la Figure 3.5 où les rotors un et trois tournent dans un sens et les rotors deux et quatre tournent en sens opposés. On suppose ici que le vent est constant, que les phénomènes aérodynamiques dus à la translation sont négligeables compte tenu de sa faible vitesse de translation, que les effets de sol et les effets de la variation d'altitude sont négligeables. De même, considérant que le temps de réponse des rotors est très faible, celui-ci ne sera pas pris en compte directement.

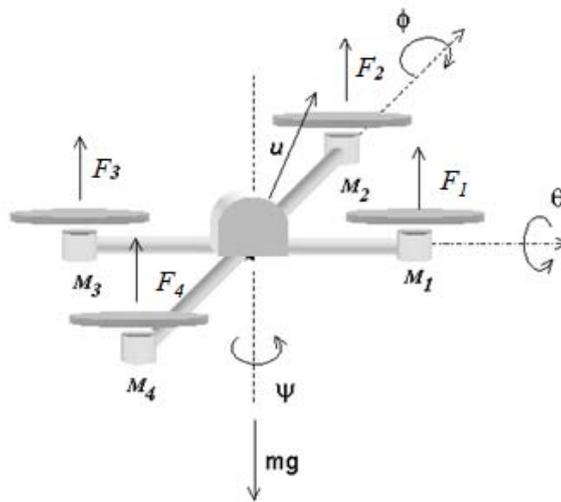
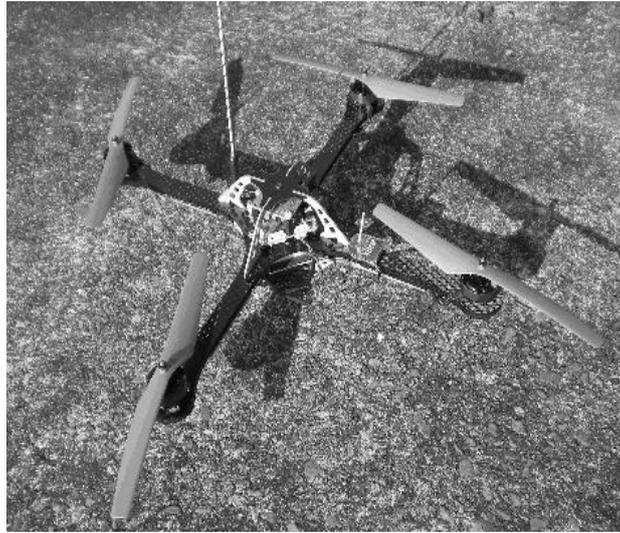


Figure 3. 5: Général Quadri-Rotor Considérée

La force du rotor et les moments sont donnés par

$$F_i = f \cdot \omega_i^2 \quad i \in \{1,2,3,4\} \quad (3. 31)$$

$$M_i = k \cdot F_i = k \cdot f \cdot \omega_i^2 \quad i \in \{1,2,3,4\} \quad (3. 32)$$

Où f et k sont des constantes positives et ω_i est la vitesse de rotation du rotor i . Ces vitesses et les forces de satisfaire les contraintes :

$$0 \leq \omega_{ii} \leq \omega_{i_{\max}} \quad i \in \{1,2,3,4\} \quad (3. 33)$$

$$0 \leq F_{ii} \leq F_{i_{\max}} = f \cdot \omega_{\max} \quad i \in \{1,2,3,4\} \quad (3. 34)$$

Les équations du moment peuvent être écrites comme suit:

$$\dot{p} = (l \cdot (F_4 - F_2) + k_2 qr) / I_{xx} \quad (3. 35)$$

$$\dot{q} = (l \cdot (F_1 - F_3) + k_4 pr) / I_{yy} \quad (3. 36)$$

$$\dot{r} = (k(F_2 - F_1 + F_4 - F_3)) / I_{zz} \quad (3. 37)$$

où p, q, r sont le roulis, le tangage et le lacet et les vitesses angulaires. Ici, $k_2 = (I_{zz} - I_{yy})$, $k_4 = (I_{xx} - I_{zz})$, où I_{xx}, I_{yy} et I_{zz} sont les moments d'inertie dans le corps de l'axe, et l est la longueur des quatre branches du Quadri-Rotor.

Soit ϕ, θ et ψ respectivement à la banque, la hauteur et la position des angles, les équations d'Euler concernant les dérivées des angles d'attitude à l'égard du corps des vitesses angulaires, sont données par :

$$\dot{\phi} = p + \tan(\theta) \cdot \sin(\phi) \cdot q + \tan(\theta) \cdot \cos(\phi) \cdot r \quad (3. 38)$$

$$\dot{\theta} = \cos(\phi) \cdot q - \sin(\phi) \cdot r \quad (3. 39)$$

$$\dot{\psi} = (\sin(\phi) / \cos(\theta)) \cdot q + (\cos(\phi) / \cos(\theta)) \cdot r \quad (3. 40)$$

Dans cette étude, le vent est référencé dans le repère terrestre local par $\underline{w} = (w_x \quad w_y \quad w_z)'$.

Le vent est supposé constant, tandis que l'effet de sol est négligé.

L'accélération du centre de gravité $\underline{a} = (a_x \quad a_y \quad a_z)'$, prise directement dans le repère local de la Terre de référence, tels que :

$$a_x = (1/m) \cdot ((\cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\phi) \cdot F - d_x)) \quad (3. 41)$$

$$a_y = (1/m) \cdot ((\sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\phi) - \cos(\psi) \cdot \sin(\phi) \cdot F - d_y)) \quad (3. 42)$$

$$a_z = g - (1/m) \cdot (\cos(\theta) \cdot \cos(\phi) \cdot F + d_z) \quad (3. 43)$$

où x, y et z sont les centre de gravité de coordonnées, m est la masse totale du Quadri-Rotor et :

$$F = F_1 + F_2 + F_3 + F_4 \quad (3. 44)$$

Ici, la force de traînée $\underline{d} = (d_x \quad d_y \quad d_z)'$ est donnée par :

$$\underline{d} = c \cdot \sqrt{(\dot{x} - w_x)^2 + (\dot{y} - w_y)^2 + (\dot{z} - w_z)^2} \cdot (\dot{x} - w_x \quad \dot{y} - w_y \quad \dot{z} - w_z)' \quad (3. 45)$$

avec $c = \frac{1}{2} \rho \cdot S \cdot C_d$, où ρ est la masse volumique de l'air, S est la surface de référence pour l'aérodynamique du Quadri-Rotor et C_d est son facteur de glissement sans dimension.

Les composantes de la vitesse du Quadri-Rotor sont

$$u_a = \dot{x} - w_x, \quad v_a = \dot{y} - w_y \quad \text{et} \quad w_a = \dot{z} - w_z \quad (3. 46)$$

Les conditions d'équilibre dans un vent ($w_z = 0$) horizontal avec ψ donné la position sont telles que :

$$p = 0, \quad q = 0, \quad r = 0, \quad \dot{x} = 0, \quad \dot{y} = 0, \quad \dot{z} = 0 \quad (3. 47)$$

$$\theta_e = \arctan\left(\left(c \cdot \|\underline{w}\| / mg\right) \cdot \left(\cos(\psi) \cdot w_x + \sin(\psi) \cdot w_y\right)\right) \quad (3. 48)$$

$$\phi_e = \arctan\left(\left(c \cdot \|\underline{w}\| / mg\right) \cdot \left(\sin(\psi) \cdot w_x - \cos(\psi) \cdot w_y\right) \cdot \cos(\theta_e)\right) \quad (3. 49)$$

avec

$$F_1 = F_2 = F_3 = F_4 = mg / (4 \cdot \cos(\theta_e) \cdot \cos(\phi_e)) \quad (3. 50)$$

3.4.2 Platitude différentielle de la dynamique du Quadri-Rotor

Dans le domaine de la robotique il y a de nombreux problèmes de contrôle de fortes non-linéarités présentes, qui ne sont pas traitables par linéarisation. Cela a poussé les chercheurs à développer la notion de la platitude différentielle pour les systèmes dynamiques non-linéaires continus. Cette notion, qui a quelques similitudes avec les contrôlabilités et observabilité pour les systèmes linéaires, a ouvert la porte à une nouvelle approche pour la conception de lois de commande non linéaires. De nombreuses applications dans le domaine de l'aérospatial ont déjà été réalisées avec succès.

Les équations de mouvement du quadri-rotor peuvent être rédigées de manière non linéaire en tant que la forme :

$$\dot{\underline{x}} = f(\underline{x}, \underline{u}) \quad (3. 51)$$

où
$$\underline{x} = (p, q, r, \phi, \theta, \psi, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, x, y, z)' \quad (3. 52)$$

et
$$\underline{u} = (u_p, u_q, u_\psi, u_z)' \quad (3. 53)$$

où
$$u_q = F_1 - F_3 \qquad u_p = F_4 - F_2 \qquad (3. 54)$$

$$u_\psi = (F_2 + F_4) - (F_1 + F_3) \qquad u_z = F = F_1 + F_2 + F_3 + F_4 \qquad (3. 55)$$

et
$$\underline{F} = T \cdot \underline{u} \qquad (3. 56)$$

avec
$$T = \frac{1}{4} \cdot \begin{bmatrix} 0 & 2 & -1 & 1 \\ -2 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & -2 & -1 & 1 \\ 2 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad (3. 57)$$

et
$$\underline{F} = [F_1 \quad F_2 \quad F_3 \quad F_4]^T \qquad \underline{u} = [u_p \quad u_q \quad u_\psi \quad u_z]^T \qquad (3. 58)$$

Considérons ici le vecteur de sortie $\underline{Z} = (\phi, \theta, \psi, z)'$, l'inversion des équations d'Euler (3.38), (3.39) et (3.40) fournit des expressions telles que :

$$p = p(\theta, \dot{\phi}, \dot{\psi}) \qquad (3. 59)$$

$$q = q(\phi, \theta, \dot{\theta}, \dot{\psi}) \qquad (3. 60)$$

$$r = r(\phi, \theta, \dot{\theta}, \dot{\psi}) \qquad (3. 61)$$

ou plus précisément :

$$p = \dot{\phi} - \sin(\theta) \cdot \dot{\psi} \qquad (3. 62)$$

$$q = \cos(\phi) \cdot \dot{\theta} + \sin(\phi) \cdot \cos(\theta) \cdot \dot{\psi} \qquad (3. 63)$$

$$r = -\sin(\phi) \cdot \dot{\theta} + \cos(\phi) \cdot \cos(\theta) \cdot \dot{\psi} \qquad (3. 64)$$

tandis que \underline{u} peut être exprimé comme :

$$\underline{u} = \underline{u}(\phi, \theta, \dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi}, \ddot{\phi}, \ddot{\theta}, \ddot{\psi}, \dot{z}, \ddot{z}) \quad (3. 65)$$

par inversion de la série d'équations (3.35), (3.36) et (3.37), plus précisément :

$$u_p = (-I_{xx} \cdot \dot{p} + k_2 \cdot q \cdot r) / l \quad (3. 66)$$

$$u_q = (I_{yy} \cdot \dot{q} - k_4 \cdot p \cdot r) / l \quad (3. 67)$$

$$u_\psi = -I_{zz} \cdot \dot{r} / k \quad (3. 68)$$

$$u_z = -((\ddot{z} - g) \cdot m + d_z \cdot (\dot{x}, \dot{y}, \dot{z})) / (\cos(\theta) \cdot \cos(\phi)) \quad (3. 69)$$

Alors, on peut conclure que l'attitude et la position dynamique de la dynamique verticale du Quadri-Rotor sont différentiellement plats considérant la relation d'entrées-sorties par rapport \underline{u} et \underline{Z} .

3.5 Platitude de la dynamique de guidage des avions

3.5.1 Dynamique de guidage des avions

Dans ce paragraphe, on s'intéresse uniquement à la dynamique de guidage d'un avion de transport. Les Figures 3.6 et 3.7 permettent de repérer l'attitude de l'avion par rapport à la Terre et par rapport à l'air.

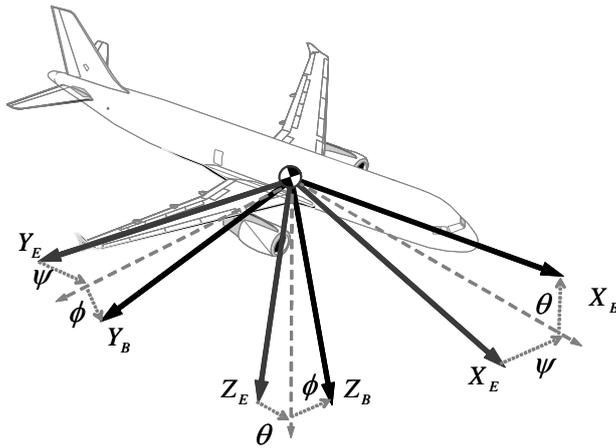


Figure 3. 6: Le trièdre terrestre local (E) et le trièdre avion (B)

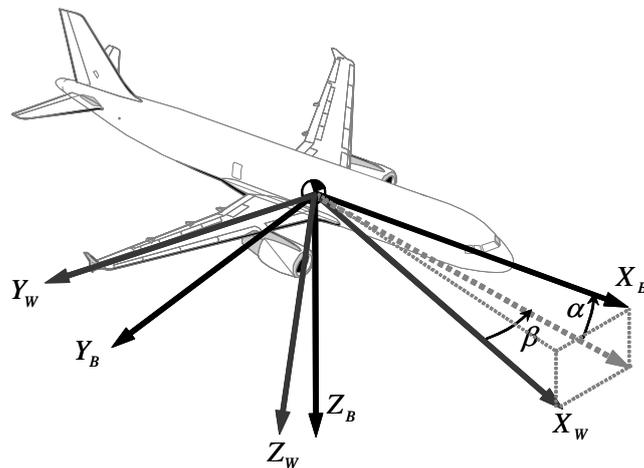


Figure 3. 7: Le trièdre aérodynamique (W) et le trièdre avion (B)

On considère que l'avion est muni d'un système de pilotage qui contrôle de façon efficace l'attitude de l'avion (représentée par son assiette longitudinale θ , son assiette latérale ϕ et l'angle de dérapage aérodynamique β) et la poussée des moteurs représentée soit par N_1 qui est la vitesse de rotation des soufflantes des turboréacteurs, soit par Ω , qui est la vitesse de rotation des hélices d'un turbopropulseur. On suppose aussi que la commande de lacet de l'avion permet de réaliser des virages parfaitement stabilisés, ainsi l'angle de dérapage β reste très petit. Ici les variables de vol θ , ϕ et N_1 sont adoptées à la fois comme sorties

de la dynamique rapide de l'avion autour de ses axes, et comme entrées de la dynamique de guidage . La Figure 3.9 présente la structure globale qui en découle pour l'avion associé à son système de pilotage.

Ainsi dans des conditions de vent uniforme, la dynamique de guidage du vol peut être exprimée dans le repère aérodynamique par :

$$\begin{cases} \dot{x} = V_a \cos \psi \cos \gamma + w_x \\ \dot{y} = V_a \sin \psi \cos \gamma + w_y \\ \dot{z} = -V_a \sin \gamma + w_z \end{cases} \quad (3. 70)$$

avec
$$V_a = \sqrt{(\dot{x} - w_x)^2 + (\dot{y} - w_y)^2 + (\dot{z} - w_z)^2} \quad (3. 71)$$

et
$$\dot{V}_a = \frac{-D + T \cos \alpha - mg(-\cos \alpha \sin \theta + \sin \alpha \cos \phi \cos \theta)}{m} \quad (3. 72)$$

$$\dot{\gamma} = \frac{L \cos \phi + T \sin \alpha - mg(\sin \alpha \sin \theta + \cos \alpha \cos \phi \cos \theta)}{m V_a} \quad (3. 73)$$

Ici, x , y et z sont les coordonnées du centre de gravité de l'avion, w_x , w_y et w_z sont les composantes de la vecteur vitesse du vent, V_a est la vitesse air, γ est la pente, ψ est le cap, m est la masse de l'avion, T est sa poussée, L est la portance aérodynamique et D est la traînée aérodynamique.

Dans le cas d'un virage stabilisé, le taux de virage ($\dot{\psi}$) est relié à l'inclinaison latérale ϕ par la relation:

$$\dot{\psi} = \left(\frac{g}{V} \right) \tan \phi \quad (3. 74)$$

L'avion est soumis aux forces et moments associés à l'aérodynamique, la propulsion et au poids.

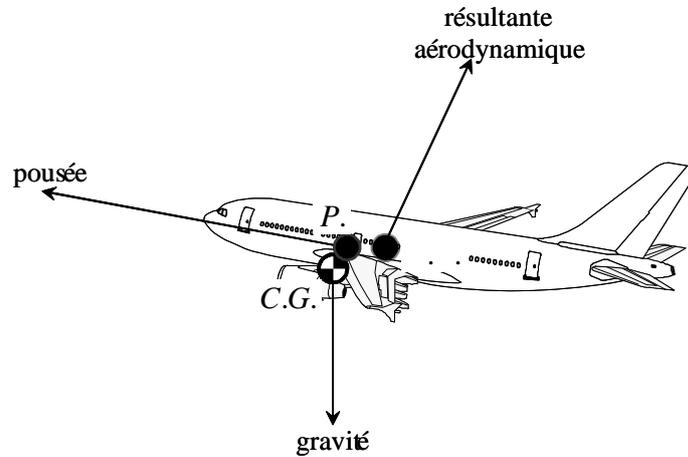


Figure 3. 8: Les forces appliquées à l'avion

On considère ici que les forces de traînée D et de portance L sont des fonctions uniquement de l'altitude z assimilée à un niveau de vol, de la vitesse air V_a et de l'angle d'incidence α . La poussée T est supposée dépendre de l'altitude z , de la vitesse air V_a et du régime moteur pour les avions (N_1 pour un jet et Ω pour un avion à hélice). On a donc :

$$D = D(z, V_a, \alpha), \quad L = L(z, V_a, \alpha), \quad T = T(z, V_a, N_1) \quad (3. 75)$$

Lorsque l'on considère le guidage à court terme de l'avion, l'angle de pente γ est généralement adopté comme paramètre d'entrée. Puisque l'angle d'incidence α peut s'exprimer théoriquement en fonction de θ , ϕ , et γ , celui-ci peut être éliminé des équations de guidage. On peut par exemple adopter, lorsque l'angle ϕ est faible, la relation suivante:

$$\alpha = \theta - \gamma \quad (3. 76)$$

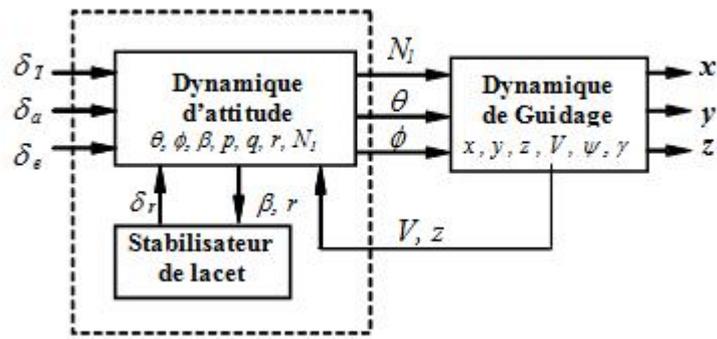


Figure 3. 9: Structure de la dynamique du vol d'un avion

3.5.2 Propriétés de platitude de la dynamique de guidage du vol

A partir de la connaissance de $x(t)$, $y(t)$ et $z(t)$, il est possible d'exprimer successivement toutes les variables de guidage comme fonctions de celles-ci et de leurs dérivées respectives.

Après transformation, les équations cinématiques (3.70) permettent d'exprimer γ et ψ en fonction des dérivées des coordonnées du centre de gravité de l'avion :

$$\gamma = -\sin^{-1}(\dot{z}/V) \quad \psi = \tan^{-1}(\dot{y}/\dot{x}) \quad (3. 77)$$

Compte tenu des relations précédentes, on peut alors tracer le schéma causal de la Figure 3.10 :

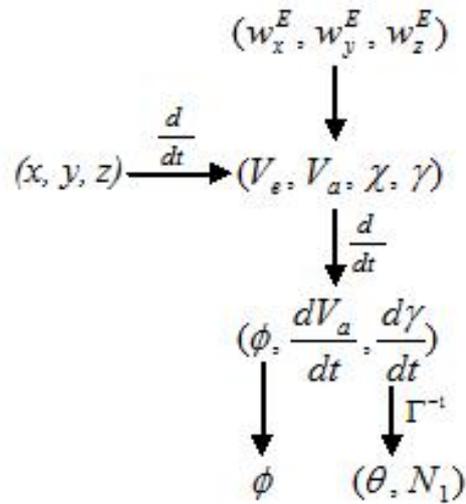


Figure 3. 10: Diagramme d'effets pour la dynamique de guidage

Adoptant les notations :

$$\underline{Z} = (x, y, z)^T \quad \text{et} \quad \underline{U} = (\theta, \phi, N_1) \quad (3. 78)$$

les équations (3.71), (3.72) et (3.73) se réécrivent sous la forme globale symbolique (car implicite) suivante :

$$G_{N_1}(\underline{Z}, \dot{\underline{Z}}, \ddot{\underline{Z}}, \underline{U}) = 0, \quad G_{\theta}(\underline{Z}, \dot{\underline{Z}}, \ddot{\underline{Z}}, \underline{U}) = 0, \quad G_{\phi}(\underline{Z}, \dot{\underline{Z}}, \ddot{\underline{Z}}, \underline{U}) = 0 \quad (3. 79)$$

Ces fonctions implicites sont localement inversibles par rapport au vecteur d'entrée, puisque, pour des conditions normales de vol [Lu, 2005], le déterminant du Jacobien associé est différent de zéro. On en conclut que le vecteur $\underline{Z} = (x, y, z)^T$ correspondant aux coordonnées du centre de gravité de l'avion, est un vecteur de sortie plates pour la dynamique de guidage de l'avion.

L'évolution temporelle de ces sorties plates représente la trajectoire suivie par le centre de gravité de l'avion. Selon la théorie développée précédemment, il en découle qu'à partir de la connaissance des trajectoires suivies par le centre de gravité, il sera possible de retrouver les entrées nécessaires correspondantes.

Comme conséquence de cette propriété de platitude, et étant donné que la trajectoire courante des sorties plate est:

$$\underline{Z}_c(\tau) = (x_c(\tau), y_c(\tau), z_c(\tau))^T, \quad \tau \in [t_0, t] \quad (3. 80)$$

les valeurs nominales des entrées correspondantes à l'instant t , $U_c(t) = (\phi_c(t), \theta_c(t), N_{1c}(t))^T$, sont les solutions du système d'équations :

$$\begin{cases} G_{N_1}(\underline{Z}_c(t), \dot{\underline{Z}}_c(t), \ddot{\underline{Z}}_c(t), \underline{U}_c(t)) = 0 \\ G_{\theta}(\underline{Z}_c(t), \dot{\underline{Z}}_c(t), \ddot{\underline{Z}}_c(t), \underline{U}_c(t)) = 0 \\ G_{\phi}(\underline{Z}_c(t), \dot{\underline{Z}}_c(t), \ddot{\underline{Z}}_c(t), \underline{U}_c(t)) = 0 \end{cases} \quad (3. 81)$$

Compte tenu de la complexité des effets aérodynamiques et propulsifs mis en jeu par le vol atmosphérique, la platitude considérée est de nature implicite. Sa mise en œuvre dans le cadre de la commande plate ou de la détection et de l'identification de pannes passe par la construction d'un outil destiné à réaliser numériquement cette inversion.

3.6 Conclusion

Ce chapitre a introduit la notion de platitude différentielle pour les systèmes dynamiques non linéaires décrits par une représentation d'état analytique continue. Comme il est montré dans ce chapitre il est possible de considérer que la dynamique de nombreux engins volants présente cette propriété. C'est le cas aussi bien des drones à voilure tournante que des avions plus classiques. Par ailleurs, la propriété caractéristique de la platitude différentielle constitue un ensemble de relations entre les sorties plates d'une part et l'état du système ou ses entrées. Ces relations seront à la base des méthodes de détection développées dans les chapitres suivants.

CHAPITRE 4

Détection de Pannes pour les Systèmes Différentiellement Plats

4.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté la notion de platitude différentielle et introduit des systèmes dynamiques possédant cette propriété. Dans ce chapitre est ouverte une voie vers la conception d'algorithmes de diagnostic pour ces systèmes qui souvent non linéaires et de complexité élevée. L'approche proposée est basée sur les relations de platitude différentielle qui introduisent des redondances analytiques entre les sorties plates et leurs dérivées d'une part et les composantes du vecteur d'état et du vecteur de commande d'autre part. L'approche proposée est illustrée par un véhicule aérien, le Quadri-Rotor. On s'intéresse donc tout d'abord à la platitude différentielle de la dynamique du vol du Quadri-Rotor. On a vu dans tout ce qui précède que, en ce qui concerne le diagnostic des systèmes différentiellement plats (c'est aussi le cas pour la commande plate), il est nécessaire de disposer de bonnes estimées des sorties et de leur dérivées temporelles jusqu'à un ordre qui peut être assez élevé. Dans ce chapitre, on s'intéresse donc aussi à l'estimation en temps réel des dérivées d'ordre supérieur des sorties plates à partir de leur mesure directe, supposée ici parfaite, c'est à dire exempte d'erreurs ou de retards. On peut alors proposer plusieurs schémas de détection et d'identification de pannes.

4.2 Détection de pannes basée sur la platitude différentielle

En général, en considérant la dynamique des systèmes étudiés et les diverses échelles de temps mises en œuvre par ceux-ci, on peut définir une période d'échantillonnage pour la détection des pannes. Cette période d'échantillonnage ne pourra être inférieure aux périodes d'échantillonnage utilisées par les diverses chaînes de mesure mais elle devra être suffisamment petite pour permettre la détection de pannes avec un délai de détection réduit.

Ainsi, à l'instant d'échantillonnage t_k , on vérifiera si :

$$\left| \hat{x}_i - \Phi_i(\hat{y}_1, \hat{y}_1^{(1)}, \dots, \hat{y}_1^{(\mu_{i,1})}, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_2^{(\mu_{i,2})}, \dots, \hat{y}_p, \hat{y}_p^{(1)}, \dots, \hat{y}_p^{(\mu_{i,p})}) \right| \leq \varepsilon_{x_i} \quad i=1 \text{ à } n \quad (4. 1)$$

$$\left| u_j - \Psi_j(\hat{y}_1, \hat{y}_1^{(1)}, \dots, \hat{y}_1^{(v_{j,1})}, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_2^{(v_{j,2})}, \dots, \hat{y}_p, \hat{y}_p^{(1)}, \dots, \hat{y}_p^{(v_{j,p})}) \right| \leq \varepsilon_{u_j} \quad j=1 \text{ à } m \quad (4. 2)$$

$$\left| \Omega_i(y_1, y_1^{(1)}, \dots, y_1^{(\lambda_{i,1})}, y_2, \dots, y_2^{(\lambda_{i,2})}, \dots, y_p^{(1)}, \dots, y_p^{(\lambda_{i,m})}) \right| \leq \varepsilon_{y_k} \quad k=1 \text{ à } r_a \quad (4. 3)$$

où les $\varepsilon_{x_i}, i=1 \text{ à } n$, $\varepsilon_{y_k}, k=1 \text{ à } r_a$ et $\varepsilon_{u_j}, j=1 \text{ à } p$, sont des constantes réelles positives suffisamment petites pour détecter les différences entre les deux membres des relations de redondance mais suffisamment grandes pour intégrer les erreurs de mesure ou d'estimation des variables mises en jeu par ces relations.

Ainsi, si l'on dispose de bornes sur les erreurs de mesure ou d'estimation pour chacune des variables mises en jeu par ces relations, il sera possible de fixer les valeurs de ces constantes.

On pourrait prendre par exemple pour ε_{x_i} la valeur suivante :

$$\varepsilon_{x_i} = \max_{\hat{x}_i, \hat{y}_1, \dots, \delta \hat{x}_i, \delta \hat{y}_1, \dots} \left\{ \left| \hat{x}_i + \delta \hat{x}_i - \Phi_i(\hat{y}_1 + \delta \hat{y}_1, \hat{y}_1^{(1)} + \delta \hat{y}_1^{(1)}, \dots, \hat{y}_1^{(\mu_{i,1})} + \delta \hat{y}_1^{(\mu_{i,1})}, \hat{y}_2 + \delta \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_m^{(\mu_{i,m})} + \delta \hat{y}_m^{(\mu_{i,m})}) \right| \right\} \quad (4. 4)$$

sous les contraintes :

$$\begin{aligned} -\delta \hat{x}_{i \max} &\leq \delta \hat{x}_i \leq \delta \hat{x}_{i \max} \\ -\delta \hat{y}_{1 \max} &\leq \delta \hat{y}_1 \leq \delta \hat{y}_{1 \max}, \dots, -\delta \hat{y}_m^{(\mu_{i,m}) \max} \leq \delta \hat{y}_m^{(\mu_{i,m})} \leq \delta \hat{y}_m^{(\mu_{i,m}) \max} \end{aligned} \quad (4. 5)$$

$$\text{et} \quad \hat{x}_i \in X_i, \quad \hat{y}_1 \in Y_1, \quad \dots \quad \hat{y}_m^{(\mu_{i,m})} \in Y_m^{(\mu_{i,m})} \quad (4. 6)$$

où les $X_i, Y_1, \dots, Y_m^{(\mu_{i,m})}$ sont des domaines de variations de chacune des variables et de leurs dérivées.

Dans le cas où le système est amené à opérer le long de trajectoires de référence telles que :

$$\Theta_k(\underline{x}, \underline{y}, \dots, y_m^{(\mu_{i,m})}, t) \quad t \in [0, t_{fk}] \quad k = 1 \text{ à } K_t \quad (4. 7)$$

où K_t est le nombre total de trajectoires considérées, on peut reformuler le problème d'optimisation sous la forme :

$$\varepsilon_{x_i} = \max_{k \in \{1, \dots, K_t\}} \left\{ \max_{\hat{x}_i, \hat{y}_1, \dots, \delta\hat{x}_i, \delta\hat{y}_1, \dots} \left\{ \left| \hat{x}_i + \delta\hat{x}_i - \Phi_i(\hat{y}_1 + \delta\hat{y}_1, \hat{y}_1^{(1)} + \delta\hat{y}_1^{(1)}, \dots, \hat{y}_1^{(\mu_{i,1})} + \delta\hat{y}_1^{(\mu_{i,1})}, \hat{y}_2 + \delta\hat{y}_2, \dots, \hat{y}_m^{(\mu_{i,m})} + \delta\hat{y}_m^{(\mu_{i,m})}) \right| \right\} \right\} \quad (4. 8)$$

sous les contraintes

$$\left\{ \begin{array}{l} (3.5) \\ et \\ \{ x_i, y_1, \dots, y_m^{(\mu_{i,m})} \} \in \Theta_k \end{array} \right. \quad (4. 9)$$

4.3 Estimation des dérivées de sorties plates d'un système

4.3.1 Eléments de calcul opérationnel

On rappelle que le calcul opérationnel fait intervenir une transformation L qui à une fonction vectorielle de t réel positif, de classe C^∞ et bornée, $\underline{y}(t)$, fait correspondre une nouvelle fonction vectorielle de la variable p réelle positive, $\underline{Y}(p)$, telle que :

$$\underline{Y}(p) = L[\underline{y}(t)] = \int_{t=0}^{+\infty} e^{-pt} \underline{y}(t) dt \quad \text{pour } p > 0 \quad (4. 10)$$

On montre que cette transformation linéaire est telle que l'on a :

$$L\left[\frac{d^q}{dt^q} \underline{y}(t)\right] = p^q \underline{Y}(p) - \sum_{j=1}^q p^{q-j} \underline{y}^{(j-1)}(0) \quad (4. 11)$$

où q est un entier naturel et :

$$L\left[\int_0^t \underline{y}(\tau) d\tau\right] = p^{-1} \underline{Y}(p) \quad (4. 12)$$

On montre alors que l'on a :

$$L\left[\frac{d^q}{dt^q} ((-t)^i \underline{y}(t))\right] = p^q \frac{d^i}{dp^i} \underline{Y}(p) \quad \text{si } q \geq 0 \quad (4. 13)$$

et

$$L\left[\int_{(0)}^{(-q)} (-t)^i \underline{y}(t) dt^{(-q)}\right] = p^q \frac{d^i}{dp^i} \underline{Y}(p) \quad \text{si } q < 0 \quad (4. 14)$$

où on adopte la notation résumée pour un entier positif s et une fonction intégrable $g(t)$:

$$\int_{(0)}^{(s)} \underline{g}(t) dt^{(s)} = \int_0^t \int_0^{\tau_1} \dots \int_0^{\tau_{s-1}} \underline{g}(\tau_s) d\tau_s d\tau_{s-1} \dots d\tau_1 \quad (4. 15)$$

On a de même, si \underline{y} est donné par $\underline{y}(t) = \int_0^t k(\tau) \underline{x}(t-\tau) d\tau$ où $k(t)$ est une fonction scalaire

à valeurs réelles :

$$L(\underline{y}(t)) = L(k(t)) \cdot L(\underline{x}(t)) = K(p) \cdot \underline{X}(p) \quad (4. 16)$$

Ainsi, par exemple, considérant l'équation:

$$\dot{x} + A x + \int_0^t k(t-\tau) x(\tau) d\tau = e(t) \quad (4. 17)$$

où A est un réel et $e(t)$ est donné, $x(t)$ sera tel que :

$$X(p) = L(\underline{x}(t)) = \frac{p(E(p) + x(0))}{p^2 + Ap + K(p)} \quad (4. 18)$$

4.3.2 Relations de récurrence entre dérivées successives

On s'intéresse maintenant à l'estimation, à partir des seules mesures des sorties d'un système, des dérivées à l'ordre d de celles-ci. Pour cela, on suppose que le signal $y(t)$ peut être approché pour $t > 0$ par une série de Taylor tronquée à l'ordre k ($k > d$):

$$\underline{\tilde{y}}(t) = \sum_{j=1}^k \frac{t^{j-1}}{(j-1)!} \underline{y}^{(j-1)}(0) \quad (4. 19)$$

On peut alors écrire pour $\underline{\tilde{y}}(t)$:

$$L\left[\frac{d^k}{dt^k} \underline{\tilde{y}}(t)\right] = \underline{0} \quad (4. 20)$$

et

$$\frac{d^k}{dp^k} \left(\sum_{j=1}^k p^{k-j} \underline{\tilde{y}}^{(j-1)}(0) \right) = \underline{0} \quad (4. 21)$$

d'où les égalités suivantes pour $k > h$:

$$\frac{d^k}{dp^k} (p^k \underline{\tilde{Y}}(p)) = \underline{0} \quad (4. 22)$$

et

$$p^{-j} \left(\frac{d^k}{dp^k} (p^k \underline{\tilde{Y}}(p)) \right) = \underline{0} \quad j = k-1, k-2, \dots, k-h \quad (4. 23)$$

La formule de Leibnitz permet d'écrire :

$$\frac{d^k}{dp^k}(p^k \underline{\tilde{Y}}(p)) = \sum_{i=0}^k C_k^i \frac{d^{k-i}}{dp^{k-i}}(p^k) \frac{d^i}{dp^i}(\underline{\tilde{Y}}(p)) = \sum_{i=0}^k (C_k^i)^2 (k-i)! p^i \frac{d^i}{dp^i}(\underline{\tilde{Y}}(p)) \quad (4. 24)$$

où C_k^i représente le nombre de combinaisons différentes de i éléments pris parmi k .

On peut donc réécrire la relation (4.24) sous la forme :

$$\sum_{i=0}^k (C_k^i)^2 (k-i)! p^{i-j} \frac{d^i}{dp^i}(\underline{\tilde{Y}}(p)) = \underline{0} \quad j = k-1, k-2, \dots, k-h \quad (4. 25)$$

La relation (4.25) se réécrit alors :

$$\sum_{i=0}^{j-1} (C_k^i)^2 (k-i)! p^{i-j} \frac{d^i}{dp^i}(\underline{\tilde{Y}}(p)) + \sum_{i=j}^k (C_k^i)^2 (k-i)! p^{i-j} \frac{d^i}{dp^i}(\underline{\tilde{Y}}(p)) = \underline{0} \quad (4. 26)$$

$$j = k-1, k-2, \dots, k-h$$

On en déduit que :

$$\sum_{i=0}^{j-1} (C_k^i)^2 (k-i)! \int_{(0)}^{(j-i)} (-t)^i y(t) dt^{(j-i)} + \sum_{i=j}^k (C_k^i)^2 (k-i)! \frac{d^{i-j}}{dt^{i-j}}((-t)^i \underline{\tilde{y}}(t)) = \underline{0} \quad j = k-1, k-2, \dots, k-h \quad (4. 27)$$

La formule de Leibnitz permet aussi d'écrire :

$$\frac{d^{i-j}}{dt^{i-j}}((-t)^i \underline{\tilde{y}}(t)) = (-1)^i \sum_{l=0}^{i-j} C_{i-j}^l \frac{i!}{(j+1)!} t^{j+l} \underline{\tilde{y}}^{(l)}(t) \quad (4. 28)$$

On a finalement, entre les dérivées de $\underline{\tilde{y}}(t)$, les h relations :

$$\sum_{m=1}^{k-r} (-1)^{k-r-m} (C_k^{m+r})^2 (m+r)! \int_{(0)}^{(m)} t^{k-m-r} \underline{\tilde{y}}(t) dt^{(m)} + \sum_{n=0}^r \sum_{l=0}^n (-1)^{n+k-r} C_k^{r-n} C_n^l \frac{k!}{(k+l-r)!} t^{k+l-r} \underline{\tilde{y}}^{(l)}(t) \quad (4. 29)$$

pour $r = 1, 2, \dots, h$, avec $r = k - j$, $n = i + r - k$ et $m = k - r - i$.

On en déduit la formule récursive :

$$\underline{\tilde{y}}^{(r)}(t) = \sum_{l=0}^{r-1} \alpha(k, r, l) \frac{1}{t^{r-l}} \underline{\tilde{y}}^{(l)}(t) + \sum_{m=1}^{k-r} \beta(k, r, m) \frac{1}{t^k} \int_{(0)}^{(m)} t^{k-m-r} \underline{\tilde{y}}(t) dt^{(m)} \quad r = 1, 2, \dots, d \quad (4. 30)$$

avec :

$$\alpha(k, r, l) = (-1)^{l-r+1} C_k^{r-l} \frac{(k-l-1)!}{(k-r-1)!} \quad (4. 31)$$

et

$$\beta(k, r, m) = (-1)^{1-m-r} (C_k^{m+r})^2 (m+r)! \quad (4. 32)$$

Introduisant des variables auxiliaires $\underline{z}_i^k(t)$ données par :

$$\underline{z}_i^k(t) = \sum_{m=1}^{k-i} \beta(k, i, m) \int_{(0)}^{(m)} t^{k-m-i} \underline{\tilde{y}}(t) dt^{(m)} \quad i = 1 \text{ à } d \quad (4. 33)$$

La relation récursive précédente se réécrit sous la forme :

$$\underline{\tilde{y}}^{(i)}(t) = \frac{(k+i-1)!}{i!(k-i-1)!} \frac{1}{t^r} \underline{\tilde{y}}(t) + \sum_{j=1}^i C_{k+i-j-1}^{i-j} \frac{(k-j-1)!}{(k-i-1)!} \frac{1}{t^{k+i-j}} \underline{z}_j^k(t) \quad i = 1 \text{ à } d \quad (4. 34)$$

avec

$$\begin{cases} \dot{\underline{z}}_i^k(t) = \beta(k, i, 1) t^{k-i-1} \underline{\tilde{y}}(t) + \underline{z}_{i+1}^k(t) & i = 1 \text{ à } k-2 \\ \dot{\underline{z}}_{k-1}^k(t) = \beta(k, k-1, 1) \underline{\tilde{y}}(t) \\ \underline{z}_i^k(0) = 0 & i = 1 \text{ à } k-1 \end{cases} \quad (4. 35)$$

Finalement, remplaçant dans les formules ci-dessus l'estimée de $\underline{y}(t)$, $\tilde{y}(t)$, par sa mesure $\underline{y}^m(t)$, on obtient pour une approximation à l'ordre k les estimées suivantes des dérivées à l'ordre d (< k) des sorties:

$$\tilde{\underline{y}}_k^{(i)}(t) = \frac{(k+i-1)!}{i!(k-i-1)!} \frac{1}{t^i} \underline{y}^m(t) + \sum_{j=1}^i C_{k+i-j-1}^{i-j} \frac{(k-j-1)!}{(k-i-1)!} \frac{1}{t^{k+i-j}} \underline{z}_j^k(t) \quad i = 1 \text{ à } d \quad (4. 36)$$

avec

$$\begin{cases} \dot{\underline{z}}_i^k(t) = \beta(k, i, 1) t^{k-i-1} \underline{y}^m(t) + \underline{z}_{i+1}^k(t) & i = 1 \text{ à } k-2 \\ \dot{\underline{z}}_{k-1}^k(t) = \beta(k, k-1, 1) \underline{y}^m(t) \\ \underline{z}_i^k(0) = 0 & i = 1 \text{ à } k-1 \end{cases} \quad (4. 37)$$

Donnons ici l'expression de l'estimateur dans quelques cas différents :

Cas : k = 5, d = 3

$$\begin{cases} \tilde{y}_5^{(1)}(t) = \frac{20}{t} y^m(t) + \frac{1}{t^5} z_1^5(t) \\ \tilde{y}_5^{(2)}(t) = \frac{180}{t^2} y^m(t) + \frac{15}{t^6} z_1^5(t) + \frac{1}{t^5} z_2^5(t) \\ \tilde{y}_5^{(3)}(t) = \frac{840}{t^3} y^m(t) + \frac{90}{t^7} z_1^5(t) + \frac{10}{t^6} z_2^5(t) + \frac{1}{t^5} z_3^5(t) \end{cases} \quad (4. 38)$$

avec

$$\begin{cases} \dot{z}_1^5(t) = -200 t^3 y^m(t) + z_2^5(t) \\ \dot{z}_2^5(t) = 600 t^2 y^m(t) + z_3^5(t) \\ \dot{z}_3^5(t) = -600 t y^m(t) + z_4^5(t) \\ \dot{z}_4^5(t) = 120 y^m(t) \end{cases} \quad (4. 39)$$

et

$$\begin{cases} z_1^5(0) = 0 \\ z_2^5(0) = 0 \\ z_3^5(0) = 0 \\ z_4^5(0) = 0 \end{cases} \quad (4. 40)$$

4.4 Application de la détection de panne à un Quadri-Rotor

4.4.1 Représentation de la dynamique du moteur du Quadri-Rotor

Le type de moteur considéré ici pour le Quadri-Rotor est de type de Brushless-Sensorless.

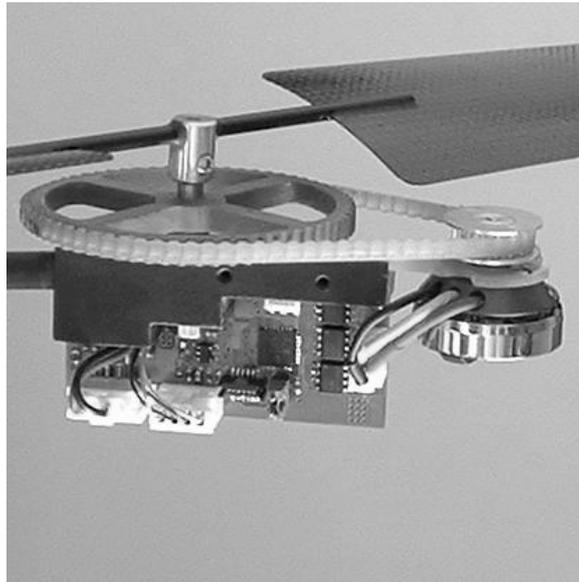


Figure 4.1: Moteur du Quadri-Rotor

Son fonctionnement peut être représenté par la relation entrée-sortie différentielle entre la vitesse angulaire de rotation ω et la tension d'entrée V_a établie par S. Waslander donnée par :

$$\dot{\omega}(t) = -\frac{1}{\tau} \omega(t) - K_Q \omega(t)^2 + (K_{V_a} / \tau) V_a(t) \quad (4. 41)$$

avec $\omega(0) = \omega_0$ où τ , K_Q et K_{V_a} sont des paramètres positifs.

Il est supposé que la tension d'entrée est telle que :

$$0 \leq V_a \leq V_{\max} \quad (4. 42)$$

et que le temps de réponse du générateur de tension est négligeable.

La dynamique de ce moteur est donc une équation différentielle de Riccati dont la solution est donnée par :

$$\omega(t) = \omega_1 + \frac{1}{\frac{1}{\omega(0) - \omega_1} e^{t/\tau'} + K_Q \tau' (e^{t/\tau'} - 1)} \quad t \geq 0 \quad (4. 43)$$

avec

$$\omega_1 = \frac{1}{2 \tau K_Q} (\sqrt{1 + 4K_{V_a} K_Q \tau V_a} - 1) \quad (4. 44)$$

et

$$\tau' = \tau / \sqrt{1 + 4K_v K_Q \tau V_a} \quad (4. 45)$$

4.4.2 Platitude différentielle de la dynamique du Quadri-Rotor

A partir des équations des moments du Quadri-Rotor (3.35), (3.36) et (3.37), il apparaît que l'efficacité des actionneurs rotor est beaucoup plus grande à l'égard de l'axe de roulis et de tangage que par rapport à l'axe de lacet. Dans ces équations l'effet des forces du rotor semble que les différences, nous définissent les entrantes nouvelles attitudes u_1 et u_2 en tant que :

$$u_1 = F_1 - F_3 \quad u_2 = F_2 - F_4 \quad (4. 46)$$

Dans le titre de la dynamique de position, les effets des forces du rotor et des moments apparaissent comme des sommes, si nous définissons les entrées des nouvelles orientations u_3 et u_4 en tant que :

$$u_3 = F_1 + F_3 \quad u_4 = F_2 + F_4 \quad (4. 47)$$

De l'équation d'accélération du Quadri-Rotor (3.41), (3.42) et (3.43), il semble que θ et ϕ soient telles que :

$$\theta = \arctg((\ddot{x} \cos \psi + \ddot{y} \sin \psi) / (\ddot{z} + g)) \quad (4. 48)$$

et

$$\phi = \arcsin\left(\frac{\ddot{x} \sin \psi - \ddot{y} \cos \psi}{\sqrt{\ddot{x}^2 + \ddot{y}^2 + (\ddot{z} + g)^2}}\right) \quad (4. 49)$$

et en ajoutant les équations (3.38), (3.39) et (3.40) :

$$u_3 = \frac{1}{2} (m \sqrt{\ddot{x}^2 + \ddot{y}^2 + (\ddot{z} + g)^2} - \frac{I_{zz} \cos \theta}{k \cos \phi} \ddot{\psi}) \quad (4. 50)$$

$$u_4 = \frac{1}{2} (m \sqrt{\ddot{x}^2 + \ddot{y}^2 + (\ddot{z} + g)^2} + \frac{I_{zz} \cos \theta}{k \cos \phi} \ddot{\psi}) \quad (4. 51)$$

Les équations d'Euler appliquées à la structure du Quadri-rotor considéré comme un corps rigide peuvent être inversée et conduisent aux relations:

$$q = \cos \theta \cos \phi \dot{\theta} + \cos \theta \sin \phi \dot{\psi} \quad (4. 52)$$

$$r = \cos \theta \cos \phi \dot{\psi} - \sin \phi \dot{\theta} \quad (4. 53)$$

$$p = \dot{\phi} - \sin \theta \dot{\psi} \quad (4. 54)$$

L'inversion des équations (3.35) et (3.36) donne :

$$u_1 = (\dot{q} - k_4 pr) I_{yy} / a \quad (4. 55)$$

$$u_2 = (k_2 qr - \dot{p}) I_{xx} / a \quad (4. 56)$$

Il est alors possible d'écrire les entrées respectives en tant que :

$$u_1 = U_1(\psi, \dot{\psi}, \ddot{\psi}, \dddot{\psi}, \ddot{x}, \ddot{y}, x^{(4)}, \dots, z^{(4)}) \quad (4. 57)$$

$$u_2 = U_2(\psi, \dot{\psi}, \ddot{\psi}, \ddot{x}, \ddot{y}, x^{(4)}, \dots, z^{(4)}) \quad (4. 58)$$

$$u_3 = U_3(\psi, \ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}, \ddot{\psi}) \quad (4. 59)$$

$$u_4 = U_4(\psi, \ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}, \ddot{\psi}) \quad (4. 60)$$

Puis, on obtient :

$$\omega_1 = \sqrt{(u_3 + u_1)/(2k)} \quad \omega_2 = \sqrt{(u_4 + u_2)/(2k)} \quad (4. 61)$$

$$\omega_3 = \sqrt{(u_3 - u_1)/(2k)} \quad \omega_4 = \sqrt{(u_4 - u_2)/(2k)} \quad (4. 62)$$

et

$$V_{ai} = (\tau / K_{va})(\dot{\omega}_i(t) + \frac{1}{\tau} \omega_i(t) + K_Q \omega_i(t)^2) \quad i = 1 \text{ to } 4 \quad (4. 63)$$

4.5 La méthode de détection de pannes proposée

Les relations de la platitude différentielle établie dans la section précédente, (4.50), (4.51), (4.55) et (4.56) recourent à de grands ordres des dérivés par rapport au temps pour les sorties plates et les variables d'état mesurables. Utilisant la méthode d'estimation des dérivées pour le cas $k = 5$ et $d = 3$, voir équations (4.38), (4.39) et (4.40), il est possible, à partir de (4.61) et (4.62) d'estimer en temps réel la vitesse de chaque rotor suivant l'expression:

$$\hat{\omega}_1(t) = \sqrt{(u_3(\theta, \phi, \ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}, \hat{\psi}) + u_1(p, r, \hat{q})) / (2k)} \quad (4. 64)$$

$$\hat{\omega}_2(t) = \sqrt{(u_4(\theta, \phi, \ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}, \hat{\psi}) + u_2(q, r, \hat{p})) / (2k)} \quad (4. 65)$$

$$\hat{\omega}_3(t) = \sqrt{(u_3(\theta, \phi, \ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}, \hat{\psi}) - u_1(p, r, \hat{q})) / (2k)} \quad (4. 66)$$

$$\hat{\omega}_4(t) = \sqrt{(u_4(\theta, \phi, \ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}, \hat{\psi}) - u_2(q, r, \hat{p})) / (2k)} \quad (4. 67)$$

et de calculer l'accélération estimée de chaque rotor par :

$$\hat{\dot{\omega}}_i(t) = -\frac{1}{\tau} \hat{\omega}_i(t) - K_{\omega} \hat{\omega}_i(t)^2 + (K_{V_a} / \tau) V_a(t) \quad (4. 68)$$

La Figure 4.2, présente un exemple de mesure de la fréquence de rotation où il apparaît que le bruit n'est pas négligeable. Un filtre de premier ordre a été introduit pour atténuer ce bruit.

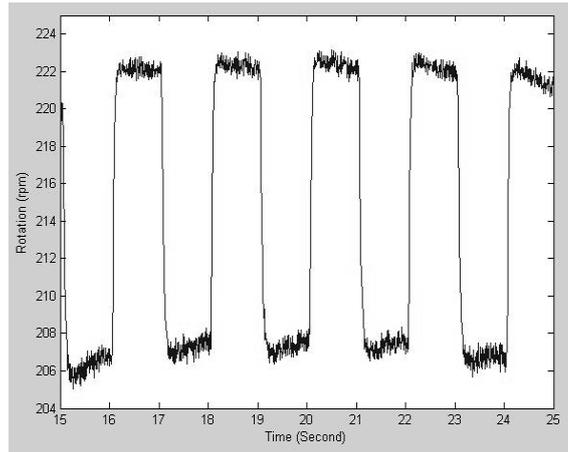


Figure 4. 2: Mesure du taux de rotation

A l'équation (4.41) est maintenant ajouté l'équation du filtre (4.69) :

$$\dot{\omega}_f = -\frac{1}{T} \omega_f + \frac{1}{T} (\omega + n) \quad (4. 69)$$

où T est la constante de temps, ω_f est le taux de rotation filtré et n est le bruit.

On peut considérer que le système (4.41) et (4.69) constitue un système non linéaire avec l'équation d'observation :

$$y = \omega_f \quad (4. 70)$$

Négligeant le bruit, les linéarisations de ce système dynamique sont observables. On peut alors proposer un observateur global non linéaire pour estimer en ligne l'état du système précédant. Ses équations sont telles que :

$$\begin{cases} \dot{\tilde{\omega}} = -\frac{1}{\tau} \cdot \tilde{\omega} - K_Q \cdot \tilde{\omega}^2 + \frac{K_{Va}}{\tau} \cdot V_a + K_1 \cdot (\omega_f - \tilde{\omega}_f) \\ \dot{\tilde{\omega}}_f = \frac{1}{T} \cdot \tilde{\omega} - \frac{1}{T} \cdot \tilde{\omega}_f + K_2 \cdot (\omega_f - \tilde{\omega}_f) \end{cases} \quad (4. 71)$$

Les erreurs d'estimation sont définies comme suit:

$$e = \omega - \tilde{\omega} \quad \text{et} \quad \varepsilon = \omega_f - \tilde{\omega}_f \quad (4. 72)$$

et leur dynamique obéit aux équations :

$$\begin{bmatrix} \dot{e} \\ \dot{\varepsilon} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\left(\frac{1}{\tau} + K_Q \cdot (\omega + \tilde{\omega})\right) & -K_1 \\ \frac{1}{T} & -\left(\frac{1}{T} + K_2\right) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} e \\ \varepsilon \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1/T \end{bmatrix} \cdot n \quad (4. 73)$$

Les gains K_1 et K_2 peuvent être choisis de sorte que e et ε convergent vers zéro plus vite que $e^{-\lambda t}$ où λ est une constante positive, quelles que soient les valeurs de ω et ω_f dans l'intervalle $[0, \omega_{\max}]$.

Construisant un observateur pour chaque moteur, nous obtenons chaque fois une autre estimation de $\dot{\omega}_i$:

$$\dot{\tilde{\omega}} = -\frac{1}{\tau} \tilde{\omega} - K_Q \tilde{\omega}^2 + K_v / \tau V_a - K_1 (\omega_f - \tilde{\omega}_f) \quad (4. 74)$$

où $\tilde{\omega}_f$ vient de (4.71).

Le critère proposé ici pour détecter les fautes du $i^{\text{ème}}$ moteur du Quadri-Rotor est tel que:

$$\int_{t-T}^t \left| \hat{\omega}(v) - \dot{\tilde{\omega}}(v) \right| dv \leq \Delta\omega \quad (4. 75)$$

où $\Delta\omega$ est un maximum d'erreur pour la vitesse de rotation, sans rupture. Cette valeur correspond à un petit pourcentage de ω_{\max} . L'approche de détection de pannes proposée ici est présentée dans la Figure 4.3.

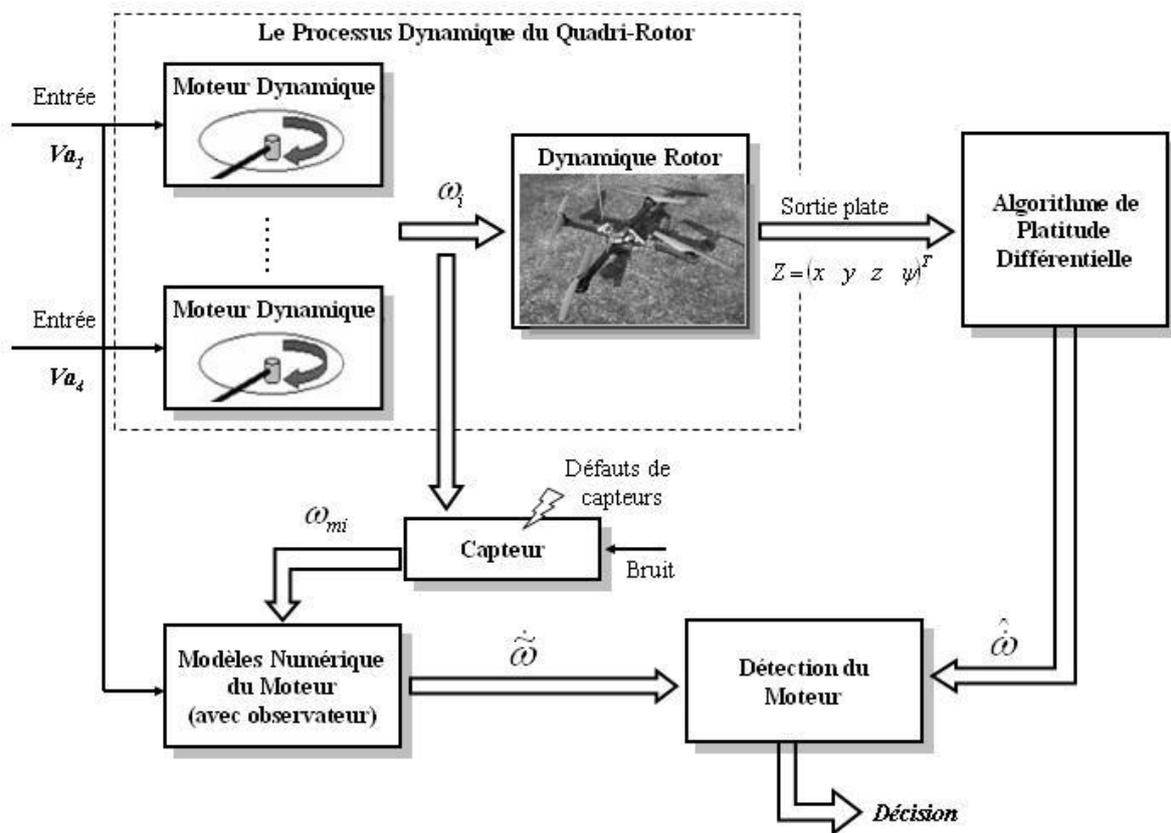


Figure 4.3: Approche de la détection des fautes proposée

4.6 Résultats Numériques

Ici, nous avons considéré les valeurs nominales suivantes pour les paramètres des moteurs rotor $\tau = 1/30$, $K_Q = 0,004$ et $K_{VA} = 350$.

Dans cette étude de cas, nous avons considéré que l'entrée de chaque moteur du rotor est composée d'une succession d'étapes (voir la Figure 4.4) qui se traduisent par un signal périodique pour les vitesses de rotation correspondant. La Figure 4.5 montre un échantillon des mesures de bruit des taux d'une telle rotation.

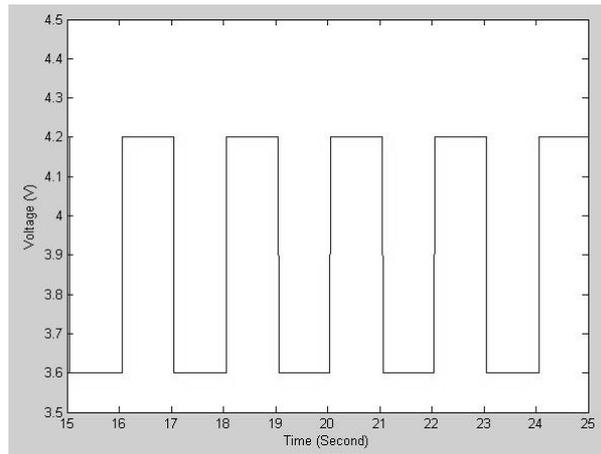


Figure 4.4 : Entrée de la tension

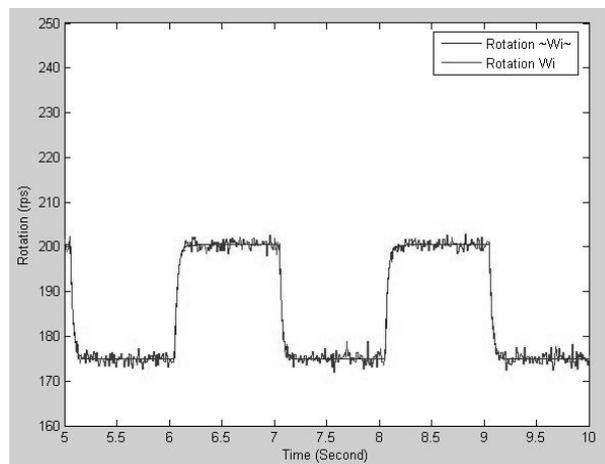


Figure 4.5 : Exemple du taux mesuré de rotation

L'évolution au sein d'un même degré de l'erreur d'estimation à l'égard de ω et ω_f , e et ε , sont affichés dans la Figure 4.6 où il apparaît que deux d'entre eux restent assez faibles, avec une moyenne de zéro et un écart d'environ $10^{-2} rps^2$.

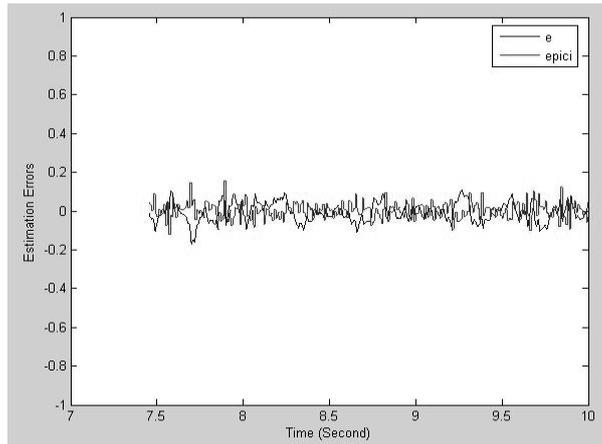


Figure 4.6 : Evolution des erreurs d'estimation

Nous avons examiné d'abord le cas où, à un moment donné ($23,5\text{ s}$) une panne survient dans un moteur à rotor menant à une division du coefficient de $1/5K_{va}$. A cette époque, le taux d'accélération du moteur du rotor présente une décroissance importante abrupte qui n'est pas pris en compte par l'observateur non linéaire. La Figure 4.7 présente l'évolution des deux accélérations de rotation estimée. A un moment donné $23,5\text{ s}$, $\hat{\omega}$ et $\tilde{\omega}$ commencent à présenter un décalage de valeur. A cause de l'algorithme de détection de panne par la platitude qui est un peu plus lente que l'estimation par l'observateur. Et la différence de valeur entre $\hat{\omega}$ et $\tilde{\omega}$ apparaît que la détection de la panne est immédiate.

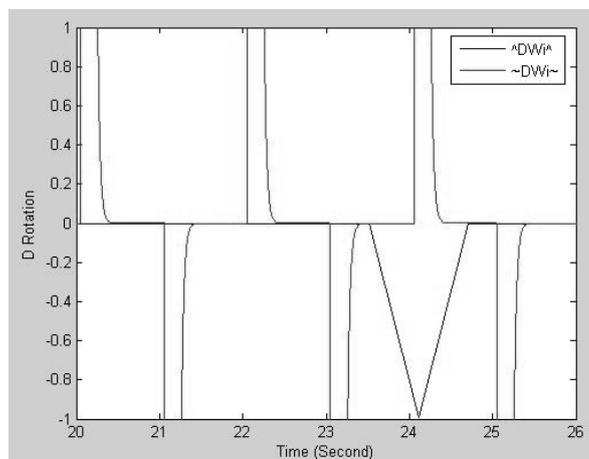


Figure 4.7 : Détection du paramètre de K_{va}

Est alors considéré comme le cas où, à un moment donné un changement intervient dans le coefficient K_Q qui est multiplié par 10. A cette époque, le taux d'accélération du moteur du rotor présente une décroissance sensible qui semble être suffisamment important pour conduire à la détection de la panne du moteur du rotor. La Figure 4.8, montre l'évolution des deux accélérations de rotation estimée dans le système.

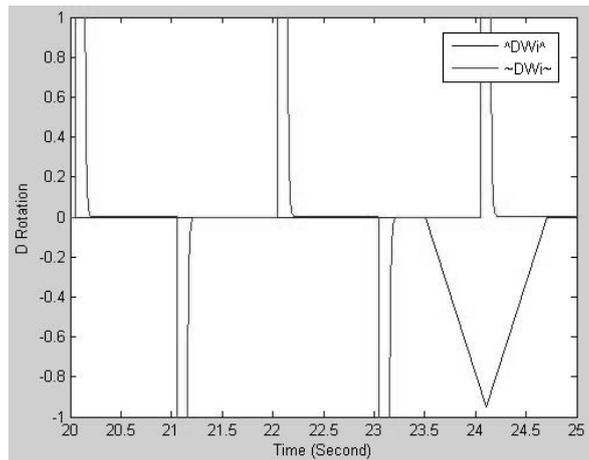


Figure 4.8: Détection du paramètre K_Q

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, une nouvelle approche pour la détection de pannes pour une classe de systèmes non linéaires dynamiques a été proposée. Cette approche introduit des observateurs non linéaires des actionneurs et met à profit la propriété de platitude différentielle de la dynamique pour concevoir un nouveau système de détection de redondance analytique. Toute cette démarche est illustrée dans le cas d'un Quadri-Rotor dont le comportement et les pannes sont traités par simulation. Si théoriquement cette approche peut paraître satisfaisante, sur le plan pratique des difficultés importantes se posent. On peut citer par exemple la nécessité d'obtenir en ligne des estimées des dérivées des sorties plates, or les filtres estimateurs présentés plus haut présentent une singularité à l'origine alors qu'il faudra aussi échantillonner très rapidement les signaux de façon à pouvoir mettre en œuvre efficacement les systèmes numériques réalisant la fonction de détection de panne.

Chapitre 5

Détection de Pannes par la Platitude Discrète

5.1 Introduction

Dans ce chapitre, on propose une nouvelle approche pour détecter les fautes survenant dans le système non linéaire dont la dynamique est donnée par un modèle non linéaire discret et possède la propriété de platitude discrète définie ci-après. Dans la première partie de ce chapitre les principaux concepts relatifs à la platitude discrète sont introduits. Puis une nouvelle approche, fondée sur la redondance entre les informations contenues dans les mesures des sorties plates et les mesures directes de l'état du système est proposée. Pour tenir compte des erreurs de mesure ainsi que des erreurs de modélisation dans les tests de détection des pannes, des distributions probabilistes sont générées en ligne de façon à définir un intervalle d'incertitude qui est utilisé pour la détection de panne.

5.2 Platitude discrète pour les systèmes dynamiques

La discrétisation de la dynamique d'un système permet de faire appréhender celui-ci aux instants d'échantillonnage par les systèmes numériques de commande et de détection de pannes, évitant ainsi des singularités et facilitant la mise en œuvre des algorithmes de commande et de détection de pannes. Ici on suppose que la dynamique des systèmes considérés se met sous la forme :

$$\underline{X}_{k+1} = \underline{X}_k + f(\underline{X}_k, \underline{U}_k) \quad (5. 1)$$

avec $k \in N$, où $\underline{X}_k \in R^n$, $\underline{U}_k \in R^m$, f est un champ de vecteurs lisse de \underline{X}_k , \underline{U}_k qui sont respectivement l'état du système à l'instant k et les entrées qui lui sont appliquées à partir de l'instant k et jusqu'à l'instant $k+1$. On peut supposer que chaque entrée a un effet

indépendant sur la dynamique du système (sinon on serait amené à réduire le nombre d'entrées effectivement prises en compte):

$$\partial f / \partial u_i \neq \partial f / \partial u_j, \quad i \neq j, \quad \text{with } i, j \in \{1, \dots, m\} \quad (5. 2)$$

On peut dire qu'un système discret présente la propriété de *platitude discrète* et est *plat d'ordre* (p, q) , où p et q sont des entiers, s'il existe un vecteur de sorties mesurables $\underline{Y} \in R^m$, tel que :

$$\underline{Y}_k = h(\underline{X}_k) \quad (5. 3)$$

où h est un champ de vecteurs lisse de \underline{X}_k , tel qu'il est possible d'écrire à l'instant k l'état et la commande du système sous la forme :

$$\underline{X}_k = \eta(\underline{Y}_{k+p}, \underline{Y}_{k+p-1}, \dots, \underline{Y}_{k-q}) \quad (5. 4)$$

$$\underline{U}_k = \xi(\underline{Y}_{k+p+1}, \underline{Y}_{k+p}, \dots, \underline{Y}_{k-q}) \quad (5. 5)$$

où $\eta(*)$ est une fonction de \underline{Y}_j et de ses valeurs aux instants $k + p_j$ à $k - q_j$,

$\xi(*)$ est une fonction de \underline{Y}_j et de ses valeurs prises de $k + p_j + 1$ à $k - q_j$,

avec $j = 1$ à m .

Ici, p et q sont définis par :

$$p = \max_{j=1 \text{ to } m} \{p_j\} \quad (5. 6)$$

$$q = \max_{j=1 \text{ to } m} \{q_j\} \quad (5. 7)$$

Pour $j=1$ à m , p_j est le degré relatif de la sortie Y_j , alors que p_j+q_j est la durée de base de la dynamique de la sortie j . Il est facile de montrer que :

$$\sum_{j=1}^m (p_j + q_j) \leq n \quad (5. 8)$$

Par exemple, si l'on considère le système dynamique discret non linéaire suivant:

$$\begin{cases} x_{1,k+1} = x_{2,k}^2 + (u_k)^2 & x_{2,k+1} = x_{2,k} / (1 + x_{3,k}) \\ x_{3,k+1} = x_{3,k} \cdot x_{4,k} & x_{4,k+1} = u_k \end{cases} \quad (5. 9)$$

Il est facile de montrer que $y_k=x_{2,k}$ est une sortie plate en ordre $(2,1)$ de ce système. En effet, il est possible d'écrire :

$$\begin{cases} x_{1,k} = y_{k-1} + (y_{k+1} \cdot (y_k - y_{k+2}) / y_{k+2} \cdot (y_k - y_{k+1}))^2 & x_{2,k} = y_k \\ x_{3,k} = y_k / y_{k+1} - 1 & x_{4,k} = y_{k+1} \cdot (y_{k+1} - y_{k+2}) / y_{k+2} \cdot (y_k - y_{k+1}) \end{cases} \quad (5. 10)$$

$$\text{où} \quad u_k = y_{k+2} \cdot (y_{k+2} - y_{k+3}) / y_{k+3} \cdot (y_{k+1} - y_{k+2}) \quad (5. 11)$$

On remarquera que la discrétisation d'un système différentiellement plat conduit invariablement à un système à platitude discrète.

5.3 Reconstruction des états nominaux

Il apparaît dans le cas des systèmes dont le modèle présente la propriété de platitude discrète qu'il est théoriquement possible de reconstruire exactement en temps réel l'état du système à chaque instant. Ceci se fera en deux étapes:

- A l'instant courant $k+p$, on dispose des mesures des sorties $(\underline{Y}_{k-q}, \underline{Y}_{k-q+1}, \dots, \underline{Y}_{k+p-1}, \underline{Y}_{k+p})$. Si on considère que le modèle discret de la dynamique du système est parfait et que les mesures des sorties plates ne sont pas entachées d'erreurs, la valeur exacte de l'état du système à l'instant k est alors donnée par la relation :

$$\underline{\tilde{X}}_k = \eta(\underline{Y}_{k+p_1}, \dots, \underline{Y}_{k-q_1}) \quad (5.12)$$

- Puis, à partir de cette valeur à l'instant k , en utilisant les équations d'état discrètes entre les instants k et $k+p-1$ avec les entrées connues U_h , on peut écrire:

$$\underline{\tilde{X}}_{h+1} = \underline{\tilde{X}}_h + f(\underline{\tilde{X}}_h, \underline{U}_h) \quad (5.13)$$

d'où la valeur estimée de l'état actuel du système : $\underline{\tilde{X}}_{h+p}$.

Pour certaines des composantes du vecteur d'état, ces estimées pourront alors être comparées à leur mesure directe, ce qui fournira un moyen de détecter en ligne l'occurrence de pannes.

Par exemple, dans le cas du système dynamique discret (5.9), en ordre $(2,1)$, l'état de ce système à l'instant k peut être calculé par :

$$\begin{cases} \tilde{x}_{1,k} = y_{k-1} + (y_{k+1} \cdot (y_k - y_{k+2}) / y_{k+2} \cdot (y_k - y_{k+1}))^2 & \tilde{x}_{2,k} = y_k \\ \tilde{x}_{3,k} = y_k / y_{k+1} - 1 & \tilde{x}_{4,k} = y_{k+1} \cdot (y_{k+1} - y_{k+2}) / y_{k+2} \cdot (y_k - y_{k+1}) \end{cases} \quad (5.14)$$

puis à l'instant $k+1$ on aura :

$$\begin{cases} \tilde{x}_{1,k+1} = \tilde{x}_{2,k}^2 + (u_k)^2 & \tilde{x}_{2,k+1} = \tilde{x}_{2,k} / (1 + \tilde{x}_{3,k}) \\ \tilde{x}_{3,k+1} = \tilde{x}_{3,k} \cdot x_{4,k} & \tilde{x}_{4,k+1} = u_k \end{cases} \quad (5.15)$$

enfin à l'instant $k+2$:

$$\left\{ \begin{array}{ll} \tilde{x}_{1,k+2} = \tilde{x}_{2,k+1}^2 + (u_{k+1})^2 & \tilde{x}_{2,k+2} = \tilde{x}_{2,k+1} / (1 + \tilde{x}_{3,k+1}) \\ \tilde{x}_{3,k+2} = \tilde{x}_{3,k+1} \cdot x_{4,k+1} & \tilde{x}_{4,k+2} = u_{k+1} \end{array} \right. \quad (5. 16)$$

Malheureusement, les modèles discrets et les mesures réelles des sorties présentent toujours des erreurs et le schéma de détection de panne esquissé ci-dessus conduira à des erreurs de détection (fausse panne, panne non détectée) et il ne peut être utilisé directement.

5.4 Détection de pannes par la platitude discrète pour les systèmes non linéaires

5.4.1 Le schéma de détection proposée

Le schéma de détection de panne proposé est basé sur la redondance entre l'information qui est présente dans les sorties plates et les mesures directes de certaines composantes de l'état du système, sous réserve qu'il n'y ait pas de pannes, et tient compte des différentes erreurs de modèle et de mesure. On propose donc ici une méthode pratique pour la détection de pannes des systèmes possédant la propriété de platitude discrète.

On considère que les sorties mesurées sont composées des m sorties plates et de p composantes supplémentaires du vecteur d'état disponibles à la mesure à chaque période de temps :

$$\underline{Z}_k = \begin{bmatrix} \underline{Y}_k^\mu \\ x_{i_1}^\mu \\ \vdots \\ x_{i_p}^\mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{Y}_k \\ x_{i_1} \\ \vdots \\ x_{i_p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \underline{v}_k \\ \underline{u}_k \end{bmatrix} \quad (5. 17)$$

avec $m + p \leq n$, où $\underline{v}_k \in R^m$ et $\underline{u}_k \in R^p$ sont les erreurs de mesure respectivement sur les sorties plates et sur certaines autres composantes du vecteur d'état.

Théoriquement, comme on l'a vu plus haut, il est possible de reconstruire exactement l'état courant du système comme expliqué en (5.12) et (5.13). A l'instant courant $k+p$, il sera possible de calculer des résidus tels que :

$$\delta X_{j,k+p} = X_{i_j}^{\mu} - \tilde{X}_{i_j} \quad j=1 \text{ à } p \quad (5. 18)$$

Compte tenu de la précision des chaînes de mesure et du modèle discrétisé, il est possible de définir un seuil σ_j^X , $j = 1, \dots, p$ pour déterminer s'il y a ou non une panne. La satisfaction de tests tels que :

$$si \quad \exists j \in \{1, \dots, p\} : |\delta X_{j,k+p}| > \sigma_j^X \quad (5. 19)$$

indiquera la présence d'une faute avec une certaine probabilité π_j , $j \in \{1, \dots, p\}$.

Il est clair que l'efficacité de cette méthode de détection de pannes est directement dépendante du choix des niveaux de ces seuils. Pour étudier ce point, des hypothèses supplémentaires sont introduites :

- Il est supposé que les erreurs de mesure \underline{v}_k suivent des processus stochastiques de type bruit blanc gaussiens à moyenne nulle. C'est à dire que pour le vecteur \underline{v}_k on a:

$$E\{\underline{v}_k\} = \underline{0} \quad (5. 20)$$

avec une variance constante donnée par :

$$E\{\underline{v}_k \underline{v}_h^t\} = \text{diag} \{V_i^2, i = 1 \text{ to } m\} \delta_{k,h} \quad (5. 21)$$

où
$$\delta_{k,h} = 0 \text{ if } k \neq h \text{ and } \delta_{k,k} = 1 \quad (5. 22)$$

On fait les mêmes hypothèses en ce qui concerne le vecteur d'erreurs \underline{v}_k :

$$E\{\underline{v}_k\} = \underline{0} \quad (5. 23)$$

avec
$$E\{\underline{v}_k \underline{v}_h^t\} = \text{diag} \{\Delta_i^2, i = 1 \text{ to } p\} \delta_{k,h} \quad (5. 24)$$

où
$$\delta_{k,h} = 0 \text{ if } k \neq h \text{ and } \delta_{k,k} = 1 \quad (5. 25)$$

- Les erreurs de discrétisation du modèle peuvent être représentées par des bruits blanc gaussiens et on peut écrire l'équation d'état du système comme :

$$\underline{X}_{k+1} = \underline{X}_k + f(\underline{X}_k, \underline{U}_k) + \underline{\omega}_k \quad (5. 26)$$

où $\underline{\omega}_k$ est un vecteur de bruit blanc gaussien de dimension n telle que :

$$E\{\underline{\omega}_k\} = \underline{0} \quad (5. 27)$$

et
$$E\{\underline{\omega}_k \underline{\omega}_h^t\} = \text{diag} \{W_i^2, i = 1 \text{ to } n\} \delta_{k,h} \quad (5. 28)$$

Comme les équations d'état discrètes (5.13) sont en général non linéaire, la distribution de probabilité des erreurs estimées pour le procès de reconstruction ne suivra pas nécessairement une distribution Gaussienne. Il apparaît alors nécessaire de reconstituer numériquement une distribution de probabilité de l'erreur d'estimation de la valeur actuelle des états mesurés par ailleurs.

5.4.2 Distribution de probabilité de l'état du système

Il est possible de générer différentes réalisations de la modélisation et des erreurs de mesure, de façon à obtenir des statistiques pour les prévisions à l'instant $k+p$ de l'état du système. Ici, nous nous limitons à des statistiques de premier et deuxième ordre.

Pour obtenir une distribution pour l'estimée de l'état à l'instant courant, nous avons considéré des erreurs de modélisation et de mesure générées aléatoirement. La première estimation est à l'instant k :

$$\widehat{\underline{X}}_k^{(i^p, \dots, i^{-q})} \quad (5. 29)$$

où les index \underline{i}^h sont référence aux différents estimées :

$$\underline{i}^h \in N^m, h \in \{p, p-1, \dots, -q\} \quad (5. 30)$$

Pour les états suivants jusqu'à $k+p$, on obtient :

$$\widehat{\underline{X}}_{k-h}^{(i^p, \dots, i^{-q})} = \eta(\underline{Y}_{k+p}^{i^p}, \dots, \underline{Y}_{k-q}^{i^{-q}}) \quad (5. 31)$$

Pour chaque s de \underline{i}^h , $i_j^{h,s}$ on génère les sorties plates présentes dans la fonction η de $j=1$ à m . La relation :

$$Y_{j,h}^{i_j^h} = Y_{j,k+h}^\mu + i_j^{h,s} \cdot V_j \quad i_j^{h,s} \in \{-N, \dots, N\}, \quad h = p, p-1, \dots, -q \quad (5. 32)$$

peut être associée à la probabilité $\rho_{j,h}^{i_j^{h,s}}$.

Soit la probabilité $\rho_{j,h}^{i_j^{h,s}}$ donnée par :

$$\rho_{j,h}^{i_j^{h,s}} = \frac{-\exp(i_j^h)^2}{\sqrt{2\pi} \cdot V_j} \quad i = -N \text{ to } N \quad (5. 33)$$

Soit r_{\max} le nombre maximum d'estimations différentes qui sont générées à partir des relations (5.31) et (5.32) à l'instant $k + p$ à partir de chaque composante du vecteur d'état du système discret plat aux instants k . Le nombre r_{\max} est tel que :

$$r_{\max} \leq (2N + 1)^{m \cdot (p+q+1)} \quad (5. 34)$$

Ce nombre peut être très grand (pour $N = 5$, $m = 3$, $p = 2$, $q = 1$ on obtient $r_{\max} \approx 3 \cdot 10^{12}$), le nombre de choix pour s doit donc être fortement limitée. Pour un choix unique de s entre $\{-N, \dots, N\}$, on génère $N = 5$, $m = 3$, $p = 2$ et $q = 1$ et $r_{\max} = 12$ valeurs différentes pour chaque composante de l'état. Lorsque deux choix différents sont effectués pour s , on a : $r_{\max} = 4090$.

Par similitude avec l'approche du filtrage particulaire, on appellera *particule* chaque état généré $\tilde{\underline{X}}_k^{(i^p, \dots, i^{-q})}$ pour l'instant k à partir des mesures \underline{Y}_{k-q}^μ à \underline{Y}_{k+p}^μ . On considère que $\hat{\underline{X}}_k^r$ est le vecteur de la $r^{\text{ème}}$ estimation de l'état à l'instant k généré à l'instant $k+p$, $r=1$ à r_{\max} .

Pour chaque particule on a jusqu'à l'instant courant :

$$\tilde{\underline{X}}_{h+1}^{(r_k, \dots, r_{h+1})} = \tilde{\underline{X}}_h^{(r_k, \dots, r_h)} + f(\tilde{\underline{X}}_h^{(r_k, \dots, r_h)}, \underline{U}_h, \tilde{\omega}_h^{r_h}) \quad \text{avec} \quad r_{\max}^{h+1} = 2 \cdot r_{\max}^h \quad (5. 35)$$

Pour $r_h = 1$ à r_{\max}^h les conditions initiales seront fixées par:

$$\tilde{\underline{X}}_k^{(r_k)} = \hat{\underline{X}}_k^r \quad \text{avec} \quad r = 1 \text{ à } r_{\max}^k \quad \text{et} \quad r_{\max}^k = r_{\max} \quad (5. 36)$$

Le vecteur $\tilde{\omega}_h^{r_h}$ est une réalisation aléatoire du vecteur Gaussien ω_h qui est associé à une distribution de probabilité de la forme:

$$\alpha_h^r = \prod_{s=1}^n \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot W_s} \cdot \exp - (\tilde{\omega}_{s,h}^r / W_s)^2 / 2 \right) \quad (5. 37)$$

Puis, par le procédé de génération des relations (5.32) et (5.33), nous obtenons $2^p r_{\max}$ estimations différentes de l'état du système à l'instant courant. Chacune de ces estimations est caractérisée par les vecteurs d'indices tels que :

$$\left(r_k, r_{k+1}, \dots, r_{k+p} \right) \quad \text{avec} \quad r_h \in \{1, \dots, 2^{h-k} r_{\max}\} \quad (5. 38)$$

On peut associer aux estimations des poids $P_{j \ k+p}^{(r_k, \dots, r_{k+p})}$ définis par la relation :

$$P_{j \ k+p}^{(r_k, \dots, r_{k+p})} = \left(\prod_{h=k-q}^{k+p} \rho_{j,h}^{i_j^{h,s}} \cdot \alpha_h^{r_h} \right) / \sum_{r_{k-q}} \dots \sum_{r_{k+p}} \left(\prod_{h=k-q}^{k+p} \rho_{j,h}^{i_j^{h,s}} \cdot \alpha_h^{r_h} \right) \quad (5. 39)$$

Le processus de génération à l'instant $k+p$ est composé de deux parties :

- La génération aléatoire de la distribution à la période k à partir les équations de la platitude.
- La génération à l'instant $k+p$ qui se fait par propagation des équations de l'état de la période k jusqu'à $k+p$.

Ensuite, une estimation de la valeur moyenne de \bar{X}_{k+p} est donné par :

$$\bar{X}_{k+p} = \sum_{r_{k-q}} \dots \sum_{r_{k+p}} \left(P_{k+p}^{(r_k, \dots, r_{k+p})} \tilde{X}_{k+p}^{(r_k, \dots, r_{k+p})} \right) \quad (5. 40)$$

avec une estimation de la variance de $\tilde{X}_{j \ k+p}$ donnée par :

$$\tilde{V}_{j\ k+p} = \sum_{r_{k-q}} \dots \sum_{r_{k+p}} (P_{k+p}^{(r_k, \dots, r_{k+p})} (X_{j\ k+p}^{(r_k, \dots, r_{k+p})} - \bar{X}_{j\ k+p})^2) \quad (5. 41)$$

Il est maintenant possible de procéder à une comparaison probabiliste entre les valeurs mesurées bruitées et les valeurs estimées.

5.4.3 Test de détection de panne

Au paragraphe précédent on a généré un nuage d'estimées pondérées pour les composantes du vecteur d'état. Avec les statistiques d'ordre 1 et 2 qui ont été calculées, il est possible de définir une distribution gaussienne approximant celle de $\tilde{X}_{j\ k+p}$ par :

$$\tilde{f}_{j\ k+p}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \tilde{V}_{j\ k+p}}} \exp(-(x - \bar{X}_{j\ k+p})^2 / (2 \tilde{V}_{j\ k+p})) \quad (5. 42)$$

Pour les mesures on peut adopter la distribution de probabilité suivante qui suit le modèle gaussien autour de la mesure effective:

$$f_{j\ k+p}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \Delta_j}} \exp(-(x - X_{j\ k+p}^\mu)^2 / (2\Delta_j)) \quad (5. 43)$$

Puis, la détection de pannes, qui est basée sur un écart entre la mesure et l'estimation des $X_{j, k+p}$, peut être réalisée en comparant les distributions données par les relations (5.42) et (5.43). La Figure 5.1 illustre cette comparaison et ses difficultés.

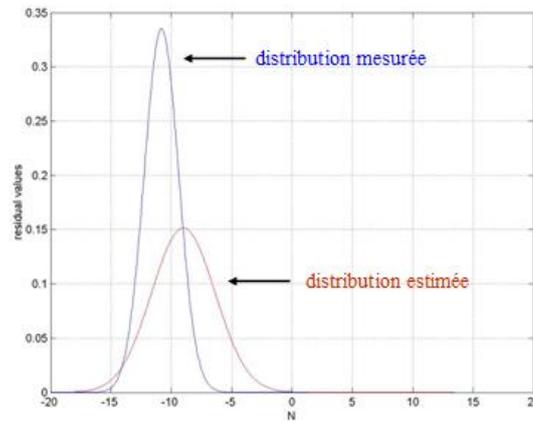


Figure 5. 11 : Comparaison de mesure et d'estimation

On peut établir des probabilités de seuil, par exemple:

$$\text{Si } \bar{X}_{jk+p} \leq X_{jk+p}^{\mu} :$$

$$\text{on a } P(|\tilde{X}_{jk+p} - X_{jk+p}| \geq \sigma_j^X) = \int_{-\infty}^{+\infty} \tilde{f}_{jk+p}(x) \left(\int_{-\infty}^{x+\sigma_j^X} f_{jk+p}(y) dy \right) dx \quad (5. 44)$$

$$\text{Si } \bar{X}_{jk+p} \geq X_{jk+p}^{\mu} :$$

$$\text{on a } P(|\tilde{X}_{jk+p} - X_{jk+p}| \geq \sigma_j^X) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{jk+p}(x) \left(\int_{-\infty}^{x-\sigma_j^X} \tilde{f}_{jk+p}(y) dy \right) dx \quad (5. 45)$$

Une panne sera considérée détectée lorsque la condition suivante est satisfaite:

$$\min_{j \in \{1, \dots, p\}} P(|\tilde{X}_{jk+p} - X_{jk+p}| \geq \sigma_j^X) > \pi_{\min} \quad (5. 46)$$

où π_{\min} est un seuil minimum pour la déclaration de la panne.

5.5 Evaluation des performances de la méthode de détection

5.5.1 Limite de la détection des pannes

Nous avons montré que la méthode proposée détecte la panne en faisant une comparaison entre la mesure et les estimations de certaines variables d'état dont les fonctions de distribution de probabilité associées à leurs erreurs étaient supposées suivre un comportement Gaussien. Une panne est détectée lorsque se réalise la condition (5.46).

Dans ce paragraphe on va évaluer la performance de cette méthode en évaluant les probabilités d'arriver à une conclusion erronée. On fera aussi un test d'hypothèses à partir des observations sur les distributions des variables d'état et des mesures, pour vérifier la validité de l'hypothèse relative au cas étudié.

5.5.2 Test d'hypothèse

On est souvent appelé à prendre diverses décisions au sujet d'une population à partir des informations obtenues sur un ou plusieurs échantillons. Rappelons qu'alors un test d'hypothèse est une règle qui nous permet de vérifier et établir, par l'observation d'une distribution d'un phénomène, si on doit ou non rejeter l'hypothèse statistique, c'est-à-dire une hypothèse portant sur la nature d'une ou plusieurs distributions qui leur sont attachées. Le test a pour but principal de vérifier des données d'un ou de plusieurs échantillons, dans notre cas des distributions Gaussiennes, la validité de certaines hypothèses relatives à une ou plusieurs populations.

On commence par émettre une hypothèse à tester, appelée *hypothèse nulle*, symbolisée par H_0 . Par exemple si on veut comparer les moyennes de deux échantillons, on pose comme hypothèse nulle ou hypothèse principale $H_0 : M_1 = M_2$; c'est-à-dire que les deux échantillons sont issus d'une même population et donc que leurs moyennes sont égales. On mesure ensuite l'écart entre les deux caractéristiques et on calcule la probabilité de l'observer si l'hypothèse émise au départ est considérée plausible. Si au contraire la probabilité calculée est égale ou inférieure à un niveau significatif préalablement fixé, l'écart observé apparaît comme peu compatible avec l'hypothèse nulle et on la rejette. On admet alors implicitement une autre hypothèse H_1 , dite alternative.

Un test comporte deux risques d'erreur : Le premier consiste à rejeter une hypothèse qui doit être acceptée, on commet alors une erreur de type α , appelée aussi *erreur de première espèce*. Si l'on accepte une hypothèse qui doit être rejetée, on commet une erreur de type β , appelée aussi *erreur de deuxième espèce*. Le calcul des risques d'erreur dépend de la façon dont a été construit le test. On peut résumer plus simplement la situation par le tableau ci-dessous :

Réalité		H_0 vraie	H_0 fausse
		Décision	
Non-rejet de H_0	Correct	Acceptation à tort (Risque de deuxième espèce)	
	Rejet de H_0	Rejet à tort (Risque de première espèce)	Correct

Figure 5. 2 : Tableau du risque des hypothèses

Le risque de première espèce, coïncide souvent avec l'erreur aux plus lourdes conséquences, et c'est le risque de rejet à tort qui sera pris comme critère de la décision à l'issue de la procédure de test. La signification de α est très exactement la suivante : une conclusion de

rejet de l'hypothèse nulle étant un pari, le risque que l'on prend en formulant ce pari doit être inférieur ou égal à α , sinon, on ne le prend pas et on ne rejette pas l'hypothèse nulle.

Quand on teste une hypothèse, on est disposé à risquer une erreur α jusqu'à un certain niveau appelé seuil de probabilité ou de signification. Il existe un certain arbitraire, c'est pourquoi les statisticiens ont déclaré *significatif* le seuil de probabilité égal à 0.05, *hautement significatif* le seuil égal de 0.01 et *très hautement significatif* le seuil égal à 0.001. Par exemple si l'on choisit comme seuil de probabilité le niveau $\alpha = 0.05$, il y a alors 5 chances sur 100 que l'on rejette l'hypothèse H_0 alors qu'elle devrait être acceptée. La probabilité β est souvent inconnue ou difficilement calculable.

Il existe plusieurs tests de conceptions très différentes pour soumettre à une épreuve de vérité une hypothèse principale. Dans un tel cas, le test qui fournit l'erreur β la plus petite, pour une même erreur α est par définition, le test le plus puissant. Il peut détecter les petites différences entre les populations et augmenter l'erreur de première espèce. Les tests peu puissants augmentent la probabilité de commettre une erreur de deuxième espèce. La majorité des tests statistiques repose sur le respect d'un certain nombre de conditions. Selon le degré de respect de ces conditions d'application, la validité des résultats se trouve plus ou moins affectée et elle l'est d'autant plus que le test est moins robuste. La robustesse d'un test équivaut à sa tolérance vis à vis du respect de ces conditions.

La puissance d'un test est mesurée par la valeur de $1-\beta$ pour un α donné, car un test s'avère d'autant plus puissant que l'erreur β est petite. Contrairement au risque de première espèce, le risque de deuxième espèce est donc une variable, dépendant toujours de l'hypothèse H qui est vraie. C'est ce qui explique que l'on se contente généralement de préciser l'importance du risque de première espèce, souvent même sans se soucier de l'existence d'une seconde possibilité d'erreur.

5.5.3 Etude de scénarios

Dans cette partie on propose une méthode pour vérifier a posteriori que le système fonctionne normalement. Donc on se propose de calculer la probabilité qu'une panne soit détectée lorsqu'il n'y en a pas et aussi la probabilité qu'elle ne soit pas détectée lorsqu'elle est présente.

On caractérise ici les deux cas où la méthode se trouve en défaut :

- Le premier cas: le système détecte une panne lorsqu'il n'y en a pas :

$$|x_m - x_e| \geq \sigma \quad \text{alors que} \quad |x_m - x_r| \leq \sigma \quad (5.47)$$

- Le deuxième cas: une panne présente n'est pas détectée :

$$|x_m - x_e| \leq \sigma \quad \text{alors que} \quad |x_m - x_r| \geq \sigma \quad (5.48)$$

Ici x_e représente la valeur d'estimation obtenue par la méthode, x_m est la valeur de la mesure, x_r indique simplement la valeur réelle, mais inconnue, de la variable x .

Pour déterminer la probabilité de ces différentes situations on dispose au départ des deux distributions Gaussiennes, une pour la mesure et l'autre pour le vecteur d'état calculé par la platitude discrète, voir les équations (5.42) et (5.43).

Avec ces informations on peut calculer la probabilité qu'une panne soit détectée. La probabilité d'avoir détecté une panne est donnée par :

$$P(|x_m - x_e| \geq \sigma) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\int_{-\infty}^{v-\sigma} f^p(u) \cdot du \right) \cdot f^m(v) \cdot dv \quad (5.49)$$

La probabilité que l'on déclare qu'il n'y a pas de panne est sa probabilité complémentaire :

$$P(|x_m - x_e| \leq \sigma) = 1 - \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\int_{-\infty}^{v-\sigma} f^p(u) \cdot du \right) \cdot f^m(v) \cdot dv \quad (5. 50)$$

On peut calculer la probabilité de panne en appliquant la formule de Bayes :

$$P(\{|x_e - x_m| \leq \sigma\} | \{|x_e - x_r| \geq \sigma\}) = \frac{P(\{|x_e - x_m| \leq \sigma\} \cap \{|x_e - x_r| \geq \sigma\})}{P(\{|x_e - x_r| \geq \sigma\})} \quad (5. 51)$$

Pour le calcul du numérateur de cette expression :

$$\alpha : P(\{|x_e - x_m| \leq \sigma\} \cap \{|x_e - x_r| \geq \sigma\}) \quad (5. 52)$$

on écrit :

$$x_e - x_r = x_e - x_m + x_m - x_r \geq \sigma \quad (5. 53)$$

et on exprime l'erreur de la mesure comme :

$$x_m - x_r = \varepsilon \quad (5. 54)$$

alors,
$$x_e - x_r \geq \sigma \quad \Leftrightarrow \quad x_e - x_m \geq \sigma - \varepsilon \quad (5. 55)$$

Si on prend un point u entre x_p et x_r , on peut calculer les probabilités suivantes :

$$P(x_e \geq u) = \int_u^{+\infty} \tilde{f}(x) dx \quad \text{et} \quad P(x_m + \sigma - \varepsilon \leq u) = \int_{-\infty}^u f(x) dx \quad (5. 56)$$

Donc la première partie de la probabilité cherchée peut être écrite comme :

$$P^+ = P(x_e \geq x_m + \sigma - \varepsilon) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\int_u^{+\infty} \tilde{f}(x) dx \int_{-\infty}^u f(x) dx \right) dx \quad (5. 57)$$

La deuxième partie s'écrit:

$$P^- = P(x_e - x_r \leq -\sigma) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\int_{-\infty}^u \tilde{f}(x) dx \int_u^{+\infty} f(x) dx \right) dx \quad (5. 58)$$

On a :
$$P(|x_e - x_r| \geq \sigma) = P^+ + P^- \quad (5. 59)$$

Ici toutes les valeurs des probabilités utiles sont disponibles et on peut substituer leurs valeurs dans l'équation principale. Mais cette probabilité peut être calculée lorsqu'on connaît a priori le paramètre σ . Dans notre cas on a introduit arbitrairement sa valeur pour faire des simulations, mais il serait intéressant de l'optimiser afin d'avoir plus de confiance dans l'estimation du modèle.

On sait que la fonction de probabilité est une fonction qui dépend de σ :

$$\varphi_1(\sigma) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\int_{-\infty}^{v-\sigma} f^p(u) du \right) \cdot f^m(v) dv \quad (5. 60)$$

On peut tracer une courbe qualitative de l'évolution du φ_1 et on observe pour cette fonction une pente décroissante avec σ qui indique que si σ est très petit la probabilité que le système détecte une panne lorsque il n'y en a pas est très petite :

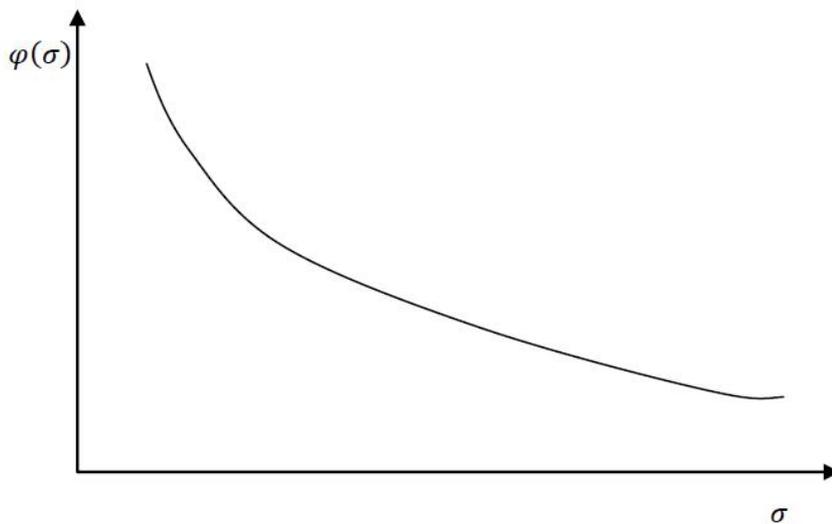


Figure 5. 312 : Relation $\varphi(\sigma) \rightarrow \sigma$

Si on est dans le cas où on veut calculer la probabilité de ne pas commettre l'erreur de deuxième espèce alors on observe une courbe φ_2 avec une pente croissante : pour de petites valeurs de σ la méthode est erronée, par contre quand la valeur de σ augmente alors on obtient des résultats plus cohérents.

On peut tracer une courbe qualitative des deux fonctions pour définir une valeur optimale de σ_{opt} :

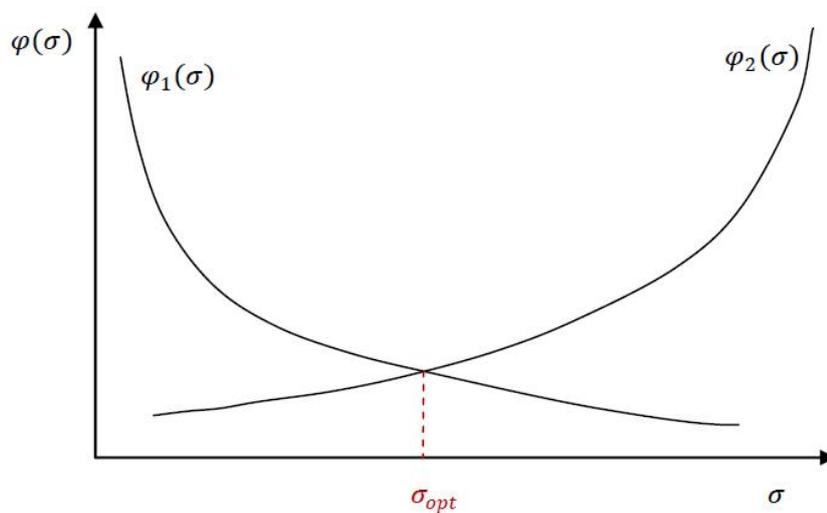


Figure 5. 4 : La valeur optimale de σ_{opt}

Pour obtenir une bonne estimée de l'état de fonctionnement du système on comprend que l'on doit choisir ni des valeurs trop petites et ni non plus des valeurs trop grandes.

5.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une nouvelle approche pour détecter les fautes survenant dans le système non linéaire dont la dynamique présente la propriété de platitude discrète . Cette approche évite les difficultés relevées dans l'approche proposée au chapitre précédent. L'approche proposée ici tient compte des erreurs de modélisation et des erreurs de mesure en faisant des hypothèses sur leurs statistiques et en procédant à une génération limitée de distributions de probabilité par simulation en ligne. Ceci conduit alors à l'élaboration de test en ligne pour la détection de pannes.

Chapitre 6

Détection de Pannes par la Platitude Discrète : Cas du Quadri-Rotor

6.1 Introduction

Dans les chapitres précédents le modèle et les équations dynamiques du Quadri-Rotor ont été introduites. On a aussi démontré que le Quadri-Rotor est un système non linéaire différentiellement plat admettant les coordonnées de son centre de gravité et son cap comme sorties plates. L'approche discrète de détection de pannes qui vient d'être proposée dans le chapitre précédent est appliquée à la détection de panne pour un quadri rotor. La présence de pannes est ici aussi supposée se manifester par le changement de la valeur de certains paramètres ou l'évolution non conforme à la dynamique nominale de certaines variables d'état.

6.2 Discrétisation de la dynamique du Quadri-Rotor

Une discrétisation du premier ordre a été réalisée avec un pas de temps δ pour le Quadri-Rotor. On a obtenu le modèle discret suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} x_{1,k+1} = x_{1,k} + \delta \cdot (x_{4,k} + \tan(x_{2,k}) \cdot \sin(x_{1,k}) \cdot x_{5,k} + \tan(x_{2,k}) \cdot \cos(x_{1,k}) \cdot x_{6,k}) \\ x_{2,k+1} = x_{2,k} + \delta \cdot (\cos(x_{1,k}) \cdot x_{5,k} - \sin(x_{1,k}) \cdot x_{6,k}) \\ x_{3,k+1} = x_{3,k} + \delta \cdot (\sin(x_{1,k})/\cos(x_{2,k})) \cdot x_{5,k} + (\cos(x_{1,k})/\cos(x_{2,k})) \cdot x_{6,k} \\ x_{4,k+1} = x_{4,k} + \delta \cdot ((a/I_{xx}) \cdot u_{p,k} + k_2 \cdot x_{5,k} \cdot x_{6,k}) \\ x_{5,k+1} = x_{5,k} + \delta \cdot ((a/I_{yy}) \cdot u_{q,k} + k_4 \cdot x_{4,k} \cdot x_{6,k}) \\ x_{6,k+1} = x_{6,k} + \delta \cdot ((k/I_{zz}) \cdot u_{r,k}) \\ x_{7,k+1} = x_{7,k} + \delta \cdot ((1/m) \cdot (\cos(x_{3,k}) \cdot \sin(x_{2,k}) \cdot \cos(x_{1,k}) + \sin(x_{3,k}) \cdot \sin(x_{1,k})) \cdot u_{t,k}) \\ x_{8,k+1} = x_{8,k} + \delta \cdot ((1/m) \cdot (\sin(x_{3,k}) \cdot \sin(x_{2,k}) \cdot \cos(x_{1,k}) - \cos(x_{3,k}) \cdot \sin(x_{1,k})) \cdot u_{t,k}) \\ x_{9,k+1} = x_{9,k} + \delta \cdot (-g + (1/m) \cdot \cos(x_{2,k}) \cdot \cos(x_{1,k}) \cdot u_{t,k}) \end{array} \right. \quad (6. 1)$$

où le vecteur d'état à l'instant k , \underline{X}_k , est donné par :

$$\underline{X}_k = [\phi_k \quad \theta_k \quad \psi_k \quad p_k \quad q_k \quad r_k \quad \dot{x}_k \quad \dot{y}_k \quad \dot{z}_k]^\top \quad (6. 2)$$

L'erreur du modèle est analysée dans le cas où u_q suit une onde carrée de période 2π avec une amplitude $1/\pi$; $u_t = m \cdot g$ (pour équilibrer le poids du quadri rotor et $u_p = u_r = 0$). La Figure 6.1 montre l'évolution de θ dans le temps.

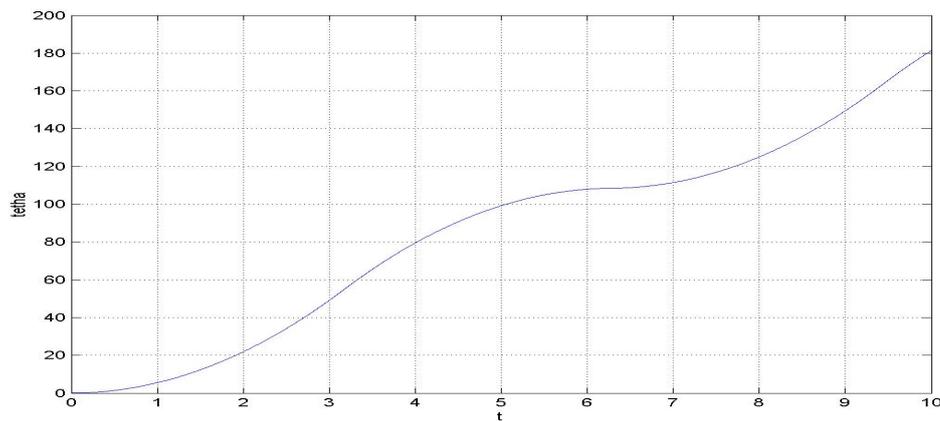


Figure 6. 1 : Evolution de θ dans le temps

La Figure 6.2 représente les erreurs de modélisation générées suivant le procédé décrit au chapitre précédent.

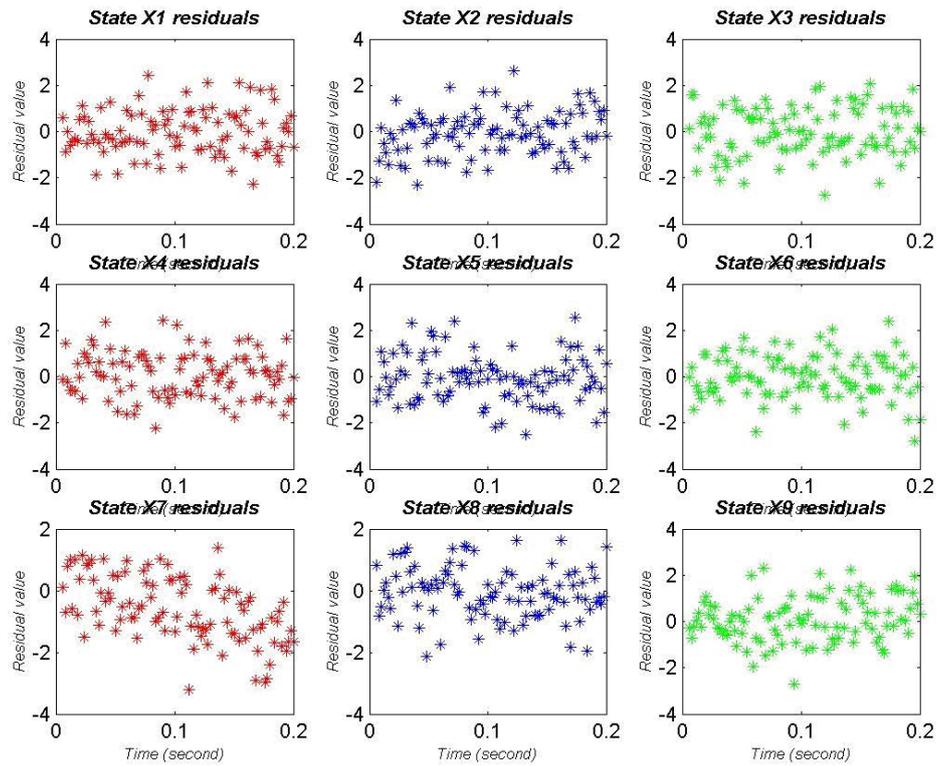


Figure 6.2 : Evolution des erreurs de discrétisation

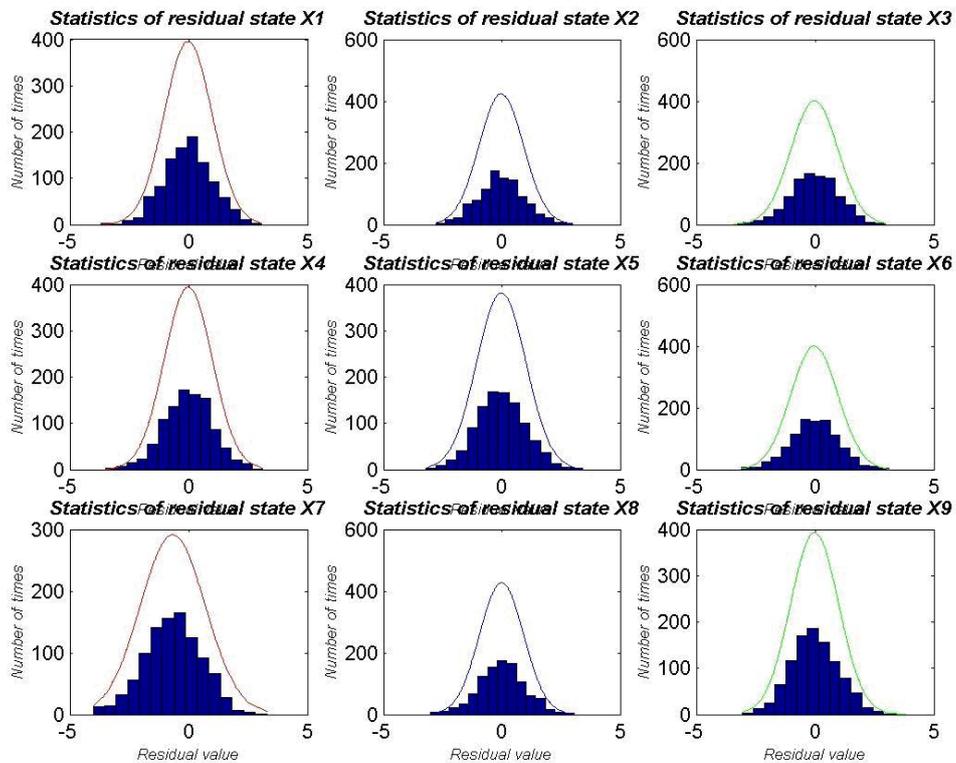


Figure 6.3 : Histogrammes des erreurs de discrétisation

La Figure 6.3 met en correspondance les erreurs de discrétisation (δ a été pris égal à 0.0002), représentées avec des histogrammes et le modèle d'erreur obtenu en suivant l'hypothèse d'une distribution Gaussienne. Compte tenu des résultats numériques obtenus, on peut considérer que l'hypothèse Gaussienne pour l'erreur de discrétisation retenue est acceptable dans ce cas et on peut utiliser différents modèles d'erreur statistiquement indépendants (voir l'équation 5.20) :

$$W_1 = 0.8255, W_2 = 0.9963, W_3 = 0.7809,$$

$$W_4 = 1.0989, W_5 = 1.3109, W_6 = 0.9440, \quad (6. 3)$$

$$W_7 = 1.6364, W_8 = 0.8719, W_9 = 0.8381.$$

6.3 Platitude différentielle de la dynamique du Quadri-Rotor

Nous supposons que les entrées sont telles que: $u_p = u_r = 0$ et que les sorties sont choisies comme :

$$y_{1,k} = x_{1,k} \quad (6. 4)$$

$$y_{2,k} = x_{2,k} \quad (6. 5)$$

$$y_{3,k} = x_{3,k} \quad (6. 6)$$

$$y_{4,k} = x_{9,k} \quad (6. 7)$$

Le système discret est plat d'ordre (1,0) par rapport à ces sorties, car il est possible d'écrire :

$$\left\{ \begin{array}{l}
 x_{1,k} = y_{1,k} \\
 x_{2,k} = y_{2,k} \\
 x_{3,k} = y_{3,k} \\
 x_{4,k} = ((y_{1,k+1} - y_{1,k}) - \sin(y_{2,k}) \cdot (y_{3,k+1} - y_{3,k})) / \delta \\
 x_{5,k} = (\cos(y_{1,k}) \cdot (y_{2,k+1} - y_{2,k}) + \sin(y_{1,k}) \cdot \cos(y_{2,k}) \cdot (y_{3,k+1} - y_{3,k})) / \delta \\
 x_{6,k} = (-\sin(y_{1,k}) \cdot (y_{2,k+1} - y_{2,k}) + \cos(y_{1,k}) \cdot \cos(y_{2,k}) \cdot (y_{3,k+1} - y_{3,k})) / \delta \\
 x_{7,k} = (\cos(y_{3,k}) \cdot \sin(x_{2,k}) \cdot \cos(x_{1,k}) + \sin(x_{3,k}) \cdot \sin(x_{1,k})) \cdot (g + (y_{4,k+1} - y_{4,k}) / \delta) / (\cos(y_{2,k}) \cdot \cos(y_{1,k})) \\
 x_{8,k} = (\sin(y_{3,k}) \cdot \sin(x_{2,k}) \cdot \cos(x_{1,k}) + \cos(x_{3,k}) \cdot \sin(x_{1,k})) \cdot (g + (y_{4,k+1} - y_{4,k}) / \delta) / (\cos(y_{2,k}) \cdot \cos(y_{1,k})) \\
 x_{9,k} = y_{4,k}
 \end{array} \right. \quad (6. 8)$$

et

$$\begin{aligned}
 u_{p,k} = & ((y_{1,k+2} - y_{1,k+1}) - \sin(y_{2,k+1}) \cdot (y_{3,k+2} - y_{3,k+1}) \\
 & - k_2 \cdot (\cos(y_{1,k}) \cdot (y_{2,k+1} - y_{2,k}) + \sin(y_{1,k}) \cdot \cos(y_{2,k}) \cdot (y_{3,k+1} - y_{3,k}) \cdot (-\sin(y_{1,k}) \cdot (y_{2,k+1} - y_{2,k}) \\
 & + \cos(y_{1,k}) \cdot \cos(y_{2,k}) \cdot (y_{3,k+1} - y_{3,k}))) \cdot I_{xx} / (a \cdot \delta)
 \end{aligned} \quad (6. 8)$$

$$\begin{aligned}
 u_{q,k} = & ((\cos(y_{1,k+1}) \cdot (y_{2,k+2} - y_{2,k+1}) + \sin(y_{1,k+1}) \cdot \cos(y_{2,k+1}) \cdot (y_{3,k+2} - y_{3,k+1}) \\
 & - k_4 \cdot ((y_{1,k+1} - y_{1,k}) - \sin(y_{2,k}) \cdot (y_{3,k+1} - y_{3,k}) \cdot (-\sin(y_{1,k}) \cdot (y_{2,k+1} - y_{2,k}) \\
 & + \cos(y_{1,k}) \cdot \cos(y_{2,k}) \cdot (y_{3,k+1} - y_{3,k}))) \cdot I_{yy} / (a \cdot \delta)
 \end{aligned} \quad (6. 9)$$

$$u_{r,k} = I_{zz} \cdot (-\sin(y_{1,k+1}) \cdot (y_{2,k+2} - y_{2,k+1}) + \cos(y_{1,k+1}) \cdot \cos(y_{2,k+1}) \cdot (y_{3,k+2} - y_{3,k+1})) / (k \cdot \delta) \quad (6. 10)$$

$$u_{t,k} = m \cdot ((g + (y_{4,k+1} - y_{4,k}) / \delta) / (\cos(y_{2,k}) \cdot \cos(y_{1,k}))) \quad (6. 11)$$

6.4 Considérations pour le cas d'étude

Ici on a appliqué la méthode de génération de la distribution d'état. Il est supposé que les neuf composantes du vecteur d'état du Quadri-Rotor sont mesurées. La première partie de ce vecteur d'état est la sortie plate à partir de laquelle la deuxième partie du vecteur d'état peut être reconstruite ($p = I$) pour toute période antérieure à l'instant courant. Pour générer une distribution initiale en utilisant les relations de platitude et pour prendre en compte les erreurs présentes dans les mesures de la sortie plate, deux valeurs ont été choisies au hasard pour chaque sortie :

$$Y_{j,h}^{i_h} = Y_{j,k+h}^{\mu} + i_j^{h,s} \cdot V_j \quad i_j^{h,s} \in \{-N, \dots, N\}, \quad h = p, p-1, \dots, -q \quad (6.13)$$

ce qui conduit à avoir $2^{m-(p+q+1)} = 2^8 = 256$ estimations initiales différentes. Alors, en appliquant deux fois la relation (5.35) :

$$\tilde{X}_{h+1}^{(r_k, \dots, r_h, r_{h+1})} = \tilde{X}_h^{(r_k, \dots, r_h)} + f(\tilde{X}_h^{(r_k, \dots, r_h)}, \underline{U}_h, \tilde{\omega}_h^{r_h}) \quad \text{avec} \quad r_{\max}^{h+1} = 2 \cdot r_{\max}^h \quad (6.14)$$

nous obtenons la distribution de l'état à l'instant courant pour $256 \times 2 = 512$ échantillons. Ces 512 échantillons sont générés en ligne à chaque instant discret et permettent d'estimer les distributions de probabilité utilisées pour effectuer le test de panne :

$$\min_{j \in \{1, \dots, p\}} P(|\tilde{X}_{j, k+p} - X_{j, k+p}| \geq \sigma_j^X) > \pi_{\min} \quad (6.15)$$

Ici ce test est réalisé par comparaison avec les mesures directes de $x_4 = p$, $x_5 = q$ et $x_6 = r$.

La Figure 6.4 affiche des comparaisons pour la composante x_5 de l'état à des moments différents en l'absence de panne. Dans ce cas, les distributions générées à partir des mesures et de l'estimation de l'état x_5 restent très proches puisqu'elles se chevauchent.

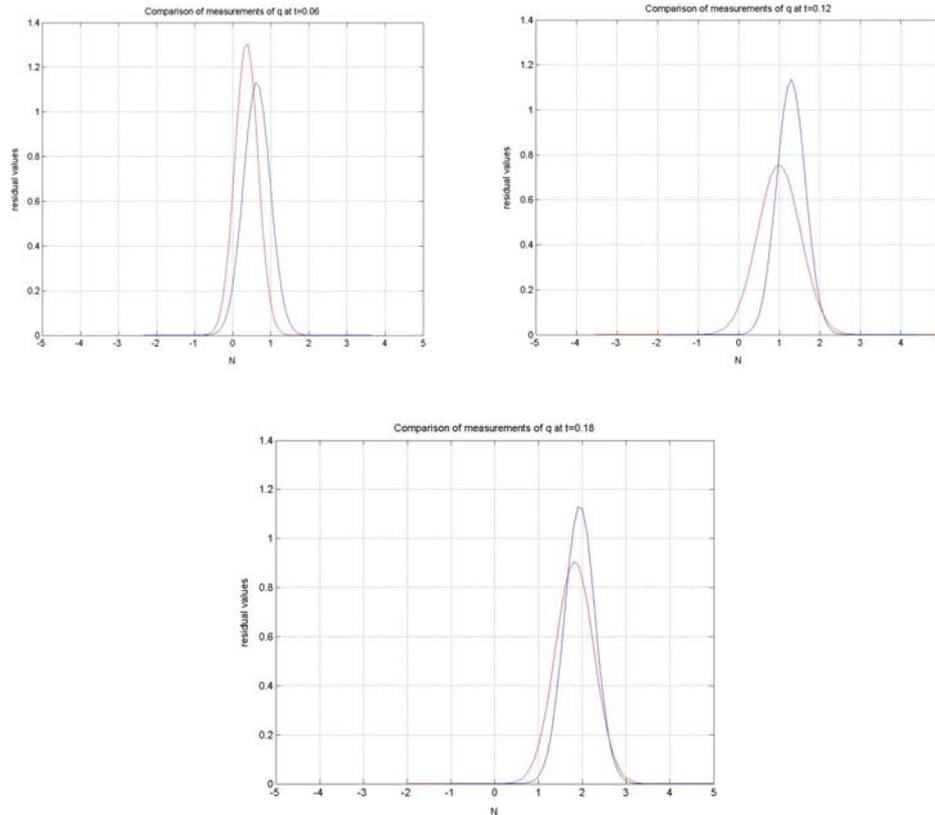


Figure 6.4 : Distribution de comparaison pour $x_5=q$, sans faute à l'instant $t=0.06$ sec, $t=0.12$ sec et $t=0.18$ sec

La Figure 6.5 montre les résultats des tests par rapport à la variable d'état q à différents instants quand il existe une panne correspondant à une variation de la masse et des paramètres d'inertie : I_{xx} et I_{yy} . Les différents graphiques montrent que, après l'apparition de la panne, il y a une différence entre les deux distributions qui ne fait qu'augmenter très rapidement avec le temps. Une logique de décision basée sur un nombre réduit de résultats d'essais successifs peut être mise en œuvre pour que la détection de la panne soit rendue effective dans un délai qui reste faible. Dans le cas de la figure 6.5, une panne devrait être détectée.

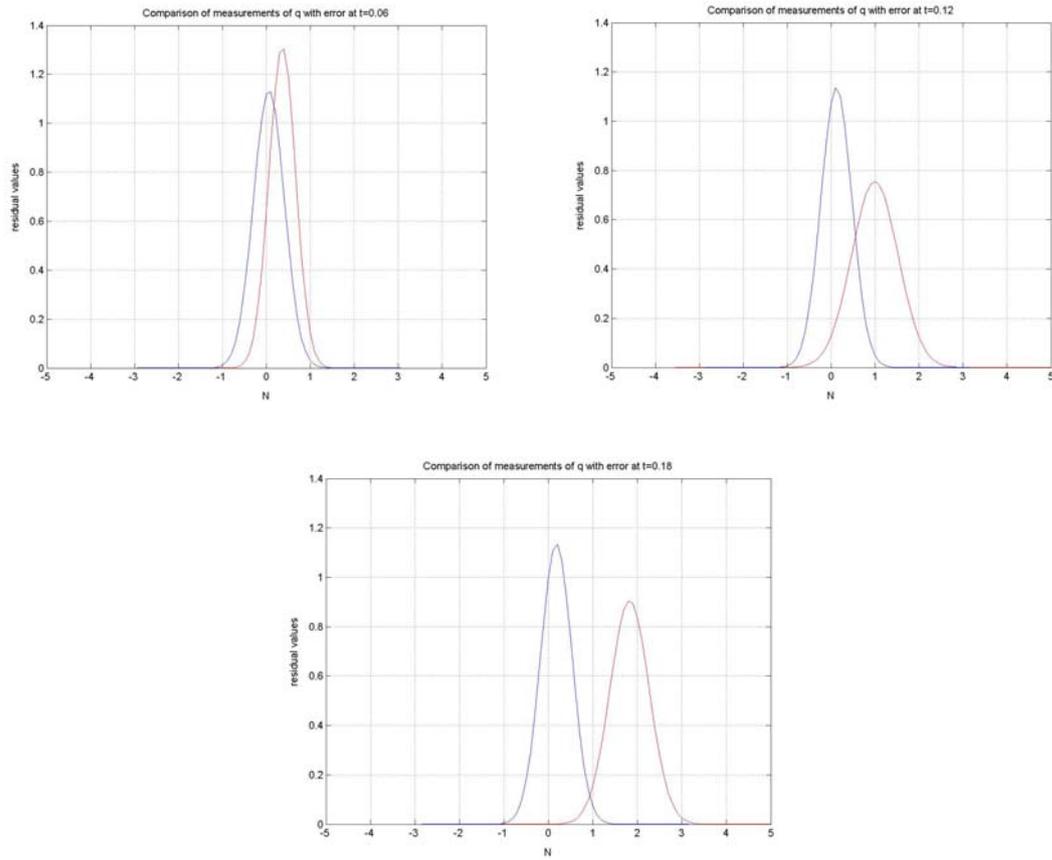


Figure 6.5 : Distribution de comparaison pour $x_5=q$, avec faute à l'instant $t=0.06$ sec, $t=0.12$ sec et $t=0.18$ sec

6.5 Conclusion

L'application présentée montre l'intérêt de la méthode de détection de panne proposée au chapitre précédent. La mise en œuvre de la méthode semble assez simple mais suppose la calibration de différents paramètres afin d'éviter d'un côté un surcroît de calculs et de l'autre un diagnostic erroné de panne. Ainsi, l'approche proposée pour la détection de pannes peut être améliorée de plusieurs manières. Par exemple d'autres méthodes de génération de la distribution de l'état pourraient être considérées, d'autres hypothèses pourraient être adoptées pour les erreurs de modèle.

Chapitre 7

Identification de Pannes pour les Systèmes Discrets Plats

7.1 Introduction

Dans les chapitres précédents on a introduit une nouvelle méthode capable de détecter une panne dans un système dynamique non linéaire représenté par un modèle discret présentant la propriété de platitude. Dans ce chapitre on essaye de compléter cette méthode par la définition d'un procédé capable d'identifier dans certaines conditions des pannes qui viennent d'être détectées. Comment on l'a défini au premier chapitre, identifier une panne physique c'est trouver la cause de celle-ci en localisant l'élément défectueux qui l'a provoqué. On propose donc ici une méthode qui s'appuie sur les informations générées au niveau de la détection de panne pour venir la compléter. La méthode d'identification recherchée doit permettre d'identifier une panne détectée en analysant les informations qu'on obtient du système dynamique non linéaire dont le modèle discret est plat.

7.2 Identification des pannes

Grâce à la propriété de platitude discrète, on a vu qu'il est possible d'obtenir des estimations de certaines composantes du vecteur d'état que l'on peut ensuite comparer aux mesures directes de celles-ci. L'idée de la méthode proposée ici est d'analyser l'évolution du vecteur des erreurs correspondantes afin de localiser la panne. Par ailleurs, afin de tenir compte des incertitudes sans s'embarquer dans des calculs trop lourds, on fera appel à la logique floue afin de réaliser différentes évaluations.

7.2.1 Matrice d'équivalence

On suppose que lorsqu'une panne est détectée, celle-ci l'a été par la génération dynamique d'un vecteur d'erreurs.

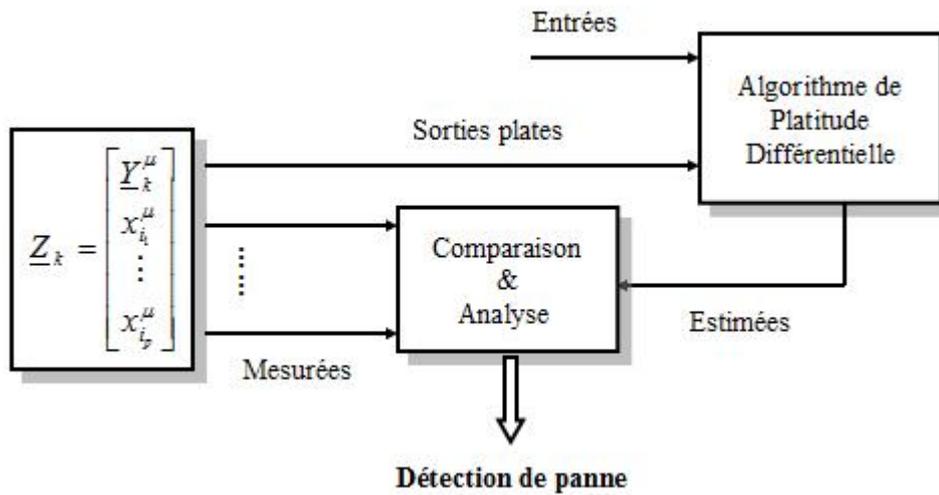


Figure 7. 1 : Génération de la détection de panne par la platitude

Ainsi, l'idée générale de la méthode consiste à construire par concaténation une matrice à partir des valeurs générées pour le vecteur des erreurs, matrice que l'on appellera « matrice d'équivalence » et qui nous servira de référentiel pour localiser le dysfonctionnement du système.

Dans un premier temps la matrice d'équivalence sera une matrice binaire composée de vecteurs colonne ou *syndromes*, donnés par :

$$\underline{Z}_k \rightarrow \underline{A}_k = \begin{bmatrix} \delta_{1,k} \\ \vdots \\ \delta_{p,k} \end{bmatrix} \quad (7. 1)$$

où $\delta_{i,k}$ est comprise entre [0,1]. Les premières règles qui permettent d'écrire le vecteur syndrome \underline{A}_k sont:

$$\delta_{i,k} = 0 \quad \text{si} \quad |x_{i,k}^{\mu} - \hat{x}_{i,k}| < \sigma_{i,k} \quad (7. 2)$$

$$\delta_{i,k} = f(\sigma_{i,k}) \quad \text{si} \quad |x_{i,k}^{\mu} - \hat{x}_{i,k}| > \sigma_{i,k} \quad (7. 3)$$

où les $x_{i,k}^{\mu}$ indiquent la valeur mesurée et $\hat{x}_{i,k}$ la valeur estimée, $f(*)$ le poids de la panne lors de sa détection et qui est une valeur entre (0,1). $f(*)$ peut être exprimée comme une fonction d'appartenance floue. Ce que l'on obtient est un tableau qui correspond à une espèce de cartographie de l'état de fonctionnement du système pendant un certain temps jusqu'à l'instant k, où la présence d'une valeur à 1 indique au moins pour une variable une incohérence entre valeur mesurée et valeur estimée et donc en principe, une panne. Dans le cas d'un vecteur toutes les valeurs restent égales à zéro est la représentation d'un système exempt de panne.

Considérant alors une fenêtre de temps de t_{k-K} à t_k où K est la *profondeur* de la matrice d'équivalence M_k , on définit celle-ci par:

$$M_k = [\underline{A}_{k-K} \quad \underline{A}_{k-K+1} \quad \cdots \quad \underline{A}_{k-1} \quad \underline{A}_k] \quad (7. 4)$$

7.2.2 Identification des pannes

Ainsi avant l'instant t_{k0} où apparaît une panne, la matrice d'équivalence est donnée par :

$$M_k = [\underline{0} \quad \underline{0} \quad \cdots \quad \underline{0} \quad \underline{0}] \in R^p \times R^K \quad (7. 5)$$

à l'instant t_{k0} , on aura :

$$M_k = [\underline{0} \quad \underline{0} \quad \cdots \quad \underline{0} \quad \underline{A}_{k0}] \quad \text{avec} \quad \underline{A}_{k0} \neq \underline{0} \quad (7. 6)$$

on écrira :

$$M_k = [m_{jh}^k] \quad (7. 7)$$

où m_{jh}^k est la $j^{\text{ème}}$ composante du $h^{\text{ème}}$ vecteur colonne de la matrice d'équivalence M_k .

La durée de propagation τ de la panne, supposée inférieure à K , est définie par la période de temps à partir de laquelle le vecteur A_k cesse d'évoluer :

$$\tau = \min_{k>0} \text{tel que } \underline{A}_k = \underline{A}_{k-1} \quad (7. 8)$$

Ainsi, on suppose ici que la présence d'une faute se manifeste par une propagation dans le système et donc une évolution des vecteurs syndromes \underline{A}_h .

On suppose qu'il est possible de caractériser une panne i par sa propagation nominale π_i donnée par :

$$\pi_i = \left\{ \tau_i, P^\tau = [p_{jh}] = [\underline{P}_{\tau_i}^i, \underline{P}_{\tau_i-1}^i, \cdots, \underline{P}_0^i] \right\} \quad i \in I \quad (7. 9)$$

où I est l'ensemble des pannes répertoriées et parmi lesquelles on recherchera l'identité de la panne.

L'identification de la panne peut alors se faire par exemple en recherchant le minimum de :

$$\min_{i \in I|\tau_i=\tau} \sum_{h=1}^{\tau+1} \sum_{j=1}^p (m_{jh}^k - p_{jh})^2 = D^* \quad \text{obtenu pour } i \in I(0)^* \quad (7. 10)$$

que l'on supposera obtenu $i \in I(0)^*$. En effet, on suppose qu'il peut y avoir plusieurs explications également plausibles ($|I(0)^*| > 1$).

Si $D^* = 0$, on considère que $I(0)^* = \{i^*\}$ et i^* est la panne ou la classe de pannes qui a été identifiée. Remarquons que s'il est possible ainsi de distinguer théoriquement $2^{p(K+1)}$ pannes différentes sur une fenêtre de temps de profondeur K , dans la pratique ce nombre sera beaucoup plus réduit compte tenu des durées de propagation. Ainsi se pose ici le problème du choix du nombre de variables d'état à soumettre à ce processus de détection/identification, comme le problème du choix de la période d'échantillonnage de façon à assurer une vitesse relative de propagation de l'erreur suffisante (l'échantillonnage doit être suffisamment rapide pour permettre de relever et suivre l'évolution de la panne d'un instant à l'autre).

Si $D^* \neq 0$, $I(0)^*$ définit l'ensemble des pannes plausibles d'ordre 0.

On peut aussi introduire des ensembles plausibles de pannes d'ordre d en supposant que la durée de la panne a été mal évaluée :

$$\min_{i \in I|\tau_i=\tau} \sum_{h=1}^{\tau+1+d} \sum_{j=1}^p (m_{jh}^k - p_{jh})^2 = \Delta(d)^* \quad \text{obtenu pour } i \in I(d)^* \quad (7. 11)$$

Ainsi si :

$$\min_{d>0} \Delta(d)^* < D^* \quad \text{obtenu pour } d^* \quad (7. 12)$$

il est probable que la durée de propagation de la panne actuelle a été sous évaluée de d^* unités :

$$\hat{\tau} = \tau + d^* \quad (7. 13)$$

7.2.3 Approche floue de la localisation

L'approche précédente est basée sur la décision binaire de déclarer significative ($>$ ou $<$ à σ) l'erreur entre la mesure et l'estimation d'une composante du vecteur d'état. Il peut être intéressant d'introduire une représentation floue de l'estimée et de la mesure de ces variables d'état.

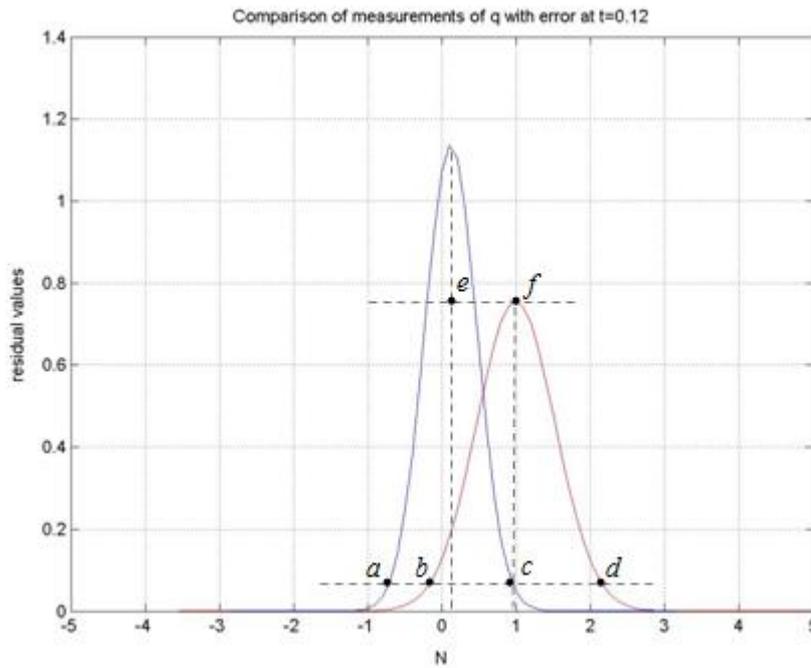


Figure 7. 2 : Définition des variables $a b c d e f$

On définit par exemple les paramètres géométriques suivants :

$$\varepsilon = |ef|, \quad \mu_{\text{inf}} = |ab| \quad \text{et} \quad \mu_{\text{sup}} = |cd| \quad (7. 14)$$

Dans ce cas on peut considérer que la matrice d'équivalence est composée de nombres à valeurs dans l'intervalle $[0, 1]$:

$$\tilde{M}_k = [\tilde{m}_{jh}^k] \quad (7. 15)$$

On pourra prendre par exemple (voir les Figures 7.3 et 7.4 ci dessous):

Si $\varepsilon \leq \sigma$:

$$\tilde{m}_{jh}^k = \min\{(\sigma - \varepsilon) / \mu_{\text{inf}}, 1\} \quad (7. 16)$$

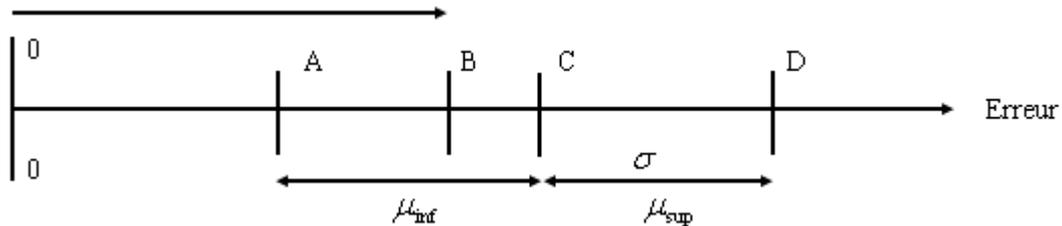


Figure 7. 3 : Exemple d'erreur $\varepsilon \leq \sigma$

Si $\varepsilon > \sigma$:

$$\tilde{m}_{jh}^k = \max\{0, 1 - (\varepsilon - \sigma) / \mu_{\text{sup}}\} \quad (7. 17)$$

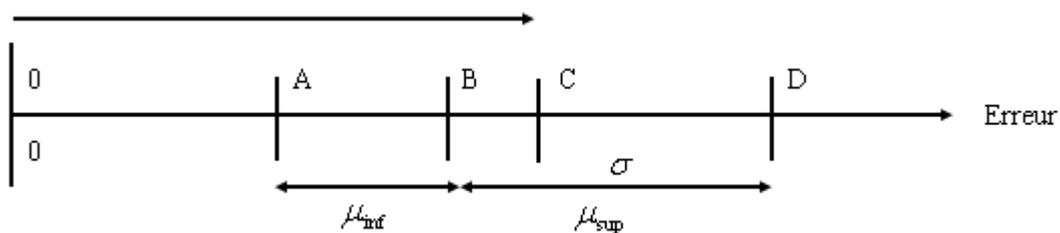


Figure 7. 4 : Exemple d'erreur $\varepsilon > \sigma$

Il s'agira donc pour identifier la panne de comparer cette matrice réelle à la matrice binaire P_τ . On pourra alors reprendre l'identification de la panne en utilisant le critère suivant :

$$\min_{i \in I | \tau_i = \tau} \sum_{h=1}^{\tau+1} \sum_{j=1}^p (\tilde{m}_{jh}^k - p_{jh})^2 = D^* \quad \text{obtenu pour } i^* \quad (7. 18)$$

qui ne donne plus nécessairement un résultat entier pour la panne la plus plausible i^* .

On en déduit alors le degré de similitude de la panne courante à la panne i par le coefficient ρ_i^τ donné par :

$$\rho_i^\tau = \sum_{h=1}^{\tau+1} \sum_{j=1}^p (\tilde{m}_{jh}^k - p_{jh}^i)^2 \quad (7. 19)$$

Remarquons qu'une autre mesure de la dissemblance aurait pu être telle que :

$$\rho_i^\tau = - \sum_{h=1}^{\tau+1} \sum_{j=1, p_{jh} \neq 0}^p \tilde{m}_{jh}^k \text{Log } \tilde{m}_{jh} \quad (7. 20)$$

Remarquons que cette approche peut être étendue au cas de pannes multiples en comparant la matrice d'équivalence à des sommes de matrices P élémentaires, décalées ou non dans le temps.

7.2.4 Illustration de la méthode d'identification d'une panne

Nous proposons un exemple de mise en œuvre de la méthode de localisation de pannes. Pour cela, on suppose que la surveillance en temps réel de l'état du système par la méthode basée sur la platitude discrète a conduit à une matrice d'équivalence. Par ailleurs on suppose que l'on dispose d'un ensemble de quatre pannes répertoriées (et que notre panne est nécessairement l'une d'elles):

$$Panne_{ss1}: \begin{pmatrix} 0 & 0 & 5\% & 10\% & 60\% & 1 & 1 \\ 0 & 20\% & 35\% & 75\% & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 15\% & 50\% & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 10\% & 20\% & 60\% & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 15\% & 30\% & 80\% & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (7. 21)$$

$$Panne_{ss2}: \begin{pmatrix} 0 & 10\% & 50\% & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 70\% & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 50\% & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 55\% & 90\% & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 70\% & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (7. 22)$$

$$Panne_{ss3}: \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10\% & 60\% & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (7. 23)$$

$$Panne_{ss4}: \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 15\% & 50\% & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 10\% & 20\% & 55\% & 90\% & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 30\% & 80\% & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (7. 24)$$

La fonction du poids de panne $f(*)$ retenue ici est représentée qualitativement sur la figure ci dessous:

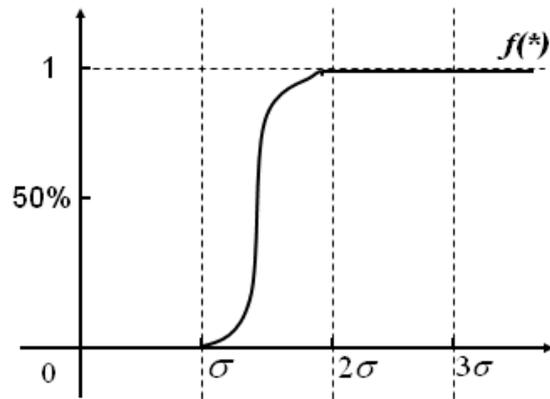


Figure 7. 5 la fonction du poids de la panne $f(*)$ proposée

La panne détectée est supposée ici être caractérisée par la matrice d'équivalence suivante :

$$\text{Panne } ssX : \begin{pmatrix} 0 & 15\% & 60\% & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 65\% & 90\% & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 60\% & 85\% & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 50\% & 80\% & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 60\% & 90\% & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (7. 25)$$

Effectuant les calculs des relations (7.10) à (5.13) on obtient les comparaisons suivantes :

$$(ssX \rightarrow ss1) > (ssX \rightarrow ss3) > (ssX \rightarrow ss4) > (ssX \rightarrow ss2) = 0.9 \quad (7. 26)$$

Donc la panne ss2 apparaît être celle dont les caractéristiques de propagation se rapprochent le plus de celles de la panne détectée.

7.3 Conclusion

Dans ce chapitre, on a développé une méthode de localisation de panne compatible avec la méthode de détection des pannes basée sur la platitude discrète. L'intérêt de cette méthode est de permettre de localiser une panne en analysant en ligne les informations utilisées pour la détection de panne. La méthode proposée ici est relativement simple. Sa mise en œuvre n'est qu'ébauchée dans ce chapitre et il sera nécessaire d'affiner celle-ci afin d'améliorer sa précision. Par ailleurs il semble intéressant d'étudier comment d'autres informations non prises en compte par cette approche peuvent être associées de façon à renforcer le système de détection et d'identification des pannes. Restent aussi d'autres questions telles que celle concernant le traitement de pannes non répertoriées.

Conclusion Générale

L'un des plus importants progrès théoriques de ces dernières années en Automatique concerne l'analyse et la commande des systèmes différentiellement plats. En effet, depuis un peu plus de dix ans, les automaticiens ont été amenés, dans le cadre de la commande des systèmes mécaniques articulés à caractère fortement non linéaire et plus précisément dans le cadre du suivi de trajectoires, à distinguer cette nouvelle classe de systèmes et effectivement, nombre de systèmes présentent cette propriété. Ceci a conduit à la conception de nouvelles méthodes de synthèse de lois de commande non linéaires qui permettent de conférer aux sorties de tels systèmes un comportement standard au voisinage de trajectoires de référence. Ceci correspond donc à une avancée significative pour la commande des systèmes non linéaires.

L'apparition d'une défaillance au sein d'un système différentiellement plat commandé (défaillance au sein du processus proprement dit, ou au niveau de ses chaînes de mesure ou de ses chaînes de commande), résulte en une modification de son comportement.

La propriété de platitude implique l'existence de redondances analytiques qui, une fois identifiées, semblaient pouvoir être mises à profit pour détecter ces défaillances. Ceci semblait d'autant plus intéressant que la plupart des techniques de diagnostic disponibles aujourd'hui sont de nature linéaire ou résultent d'une extrapolation de celles-ci, ce qui ne permet pas en général de traiter correctement le problème du diagnostic de panne de systèmes dynamiques non linéaires.

Cette thèse a donc porté sur le développement de techniques de détection et d'identification des pannes pour les systèmes différentiellement plats.

Ainsi, après avoir introduit et illustré la notion de platitude différentielle, illustré par plusieurs applications aéronautiques, les relations de redondance sur laquelle elle se base ont été mises en avant pour leur utilisation dans le cadre de la détection de pannes basée sur des redondances analytiques. Cette approche a été illustrée par une application à la détection de pannes pour un Quadri-Rotor.

La réalisation de la détection de pannes basée sur les relations de platitude nécessite en principe la génération en ligne d'estimées précises des dérivées temporelles des sorties jusqu'à un ordre suffisant. Ainsi, si théoriquement cette approche peut paraître satisfaisante, sur le plan pratique des difficultés importantes se posent. On peut citer par exemple la nécessité d'obtenir *en ligne* des estimées des dérivées des sorties plates, or les filtres estimateurs présentés plus haut présentent une singularité à l'origine alors qu'il faudra aussi échantillonner très rapidement les signaux de façon à pouvoir mettre en œuvre efficacement les systèmes numériques réalisant la fonction de détection de panne.

Nous avons alors proposé une nouvelle approche pour détecter les fautes survenant dans le système non linéaire dont la dynamique représentée par un modèle discrétisé dans le temps présente la propriété de platitude discrète. Cette approche évite les difficultés relevées dans l'approche précédente pour la détection de pannes. L'approche proposée a été incrémentée de façon à pouvoir tenir compte des erreurs de modélisation et des erreurs de mesure en faisant des hypothèses sur leurs statistiques et en procédant à une génération limitée de distributions de probabilité par simulation en ligne.

L'application de cette dernière méthode de détection à la dynamique d'un Quadri-Rotor montre tout l'intérêt de celle-ci pour la détection de panne. La mise en œuvre de la méthode semble assez simple mais suppose la calibration de différents paramètres afin d'éviter d'un côté un surcroît de calculs et de l'autre un diagnostic erroné de panne.

Dans le cadre d'un système complexe discret plat, celui-ci étant forcément composé de sous systèmes discrets plats, il semble alors intéressant d'appliquer cette approche de détection de panne au niveau de chacun des sous systèmes de façon à mieux identifier les composants défaillants du système. Néanmoins, pour traiter le cas de l'identification fine de panne pour chacun de ces sous systèmes nous avons développé une méthode compatible avec la méthode de détection des pannes basée sur la platitude discrète. L'intérêt de cette méthode est de permettre de localiser une panne en analysant en ligne les informations utilisées pour la détection de panne. La méthode proposée ici est relativement simple. Sa mise en œuvre

n'a été effectivement qu'ébauchée dans cette thèse et il sera nécessaire d'affiner celle-ci afin d'améliorer sa précision.

Sur le plan conceptuel et méthodologique, les principaux apports de cette thèse sont les suivants :

- Les notions associées à la platitude discrète ont été introduites.
- Une méthode de détection de pannes basée sur la propriété de platitude discrète a été développée.
- Une méthode d'identification en ligne de pannes compatible avec la méthode de détection de pannes basée sur la platitude discrète, donc constituant à eux deux une solution de type FDI, a été proposée.
- L'ensemble de ces notions et méthodes ont été illustrées dans le cadre du diagnostic de la dynamique de vol d'un Quadri-Rotor.

Ce travail de recherche constitue une étape pour le développement de méthodes de diagnostic applicable à la grande classe des systèmes dynamiques non linéaires présentant la propriété de platitude discrète.

Beaucoup reste à faire dans ce domaine et parmi les nombreuses voies de recherche susceptibles d'améliorer l'applicabilité et l'efficacité de cette approche de diagnostic basée sur la propriété de platitude du système contrôlé, on citera:

- La robustesse de l'approche de détection et d'identification de pannes par rapport à des erreurs de modèle et de mesure.
- La prise aussi en compte d'autres informations de façon à renforcer l'efficacité du système de détection et d'identification des pannes et peut être aussi de permettre l'identification de pannes non répertoriées.

- La synthèse de lois de commande plates tolérantes aux pannes détectées par les méthodes présentées dans cette thèse.

Ainsi on peut s'attendre à ce que ce vaste champ de recherche entamé dans cette thèse donnera lieu dans le proche futur à de nombreux développements applicables à l'importante classe des systèmes non linéaires différentiellement plats.

Annexe I

Commande NLI pour le Pilotage d'un Quadri-Rotor

On s'intéresse ici à la commande du Quadri Rotor de sorte que son centre de gravité suive une trajectoire donnée avec un cap ψ donné alors que les angles d'assiettes θ et ϕ restent petits. De nombreuses applications potentielles exigent non seulement que le centre de gravité de l'appareil suive une trajectoire donnée, mais aussi que l'engin présente une orientation donnée en cap. On distingue pour le quadri rotor une dynamique rapide de variation des assiettes θ et ϕ et une dynamique plus lente de guidage pour sa position et son cap.

A1.1 Loi de pilotage par commande NLI

Les équations des moments peuvent être écrites comme suit:

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{p} = (a/I_{xx}) (F_4 - F_2) + k_2 q r \\ \dot{q} = (a/I_{yy}) (F_1 - F_3) + k_4 p r \\ \dot{r} = (k/I_{zz}) (F_2 - F_1 + F_4 - F_3) \end{array} \right. \quad (\text{A.I} - 1)$$

Il apparaît que l'efficacité des rotors est beaucoup plus grande par rapport aux axes de roulis et de tangage que par rapport à l'axe de lacet. Par ailleurs, l'attitude du quadri rotor conditionne ses déplacements puisque contribuant à l'orientation de la résultante des forces générées par les quatre rotors. Il s'agira donc dans une première étape de commander les angles d'attitude

Considérant les équations des moments, on est amené à définir des entrées équivalentes :

$$u_1 = F_1 - F_3 \quad u_2 = F_2 - F_4 \quad (\text{A.I} - 2)$$

Considérant les équations de force on est amené à introduire deux nouvelles entrées équivalentes :

$$v_1 = F_1 + F_3 \quad v_2 = F_2 + F_4 \quad (\text{A.I} - 3)$$

Il est supposé que u_1 et u_2 peuvent varier très rapidement sans que v_1 et v_2 varient sensiblement.

La dynamique de l'attitude du quadri rotor peut être réécrite sous la forme:

$$\dot{\underline{X}} = f(\underline{X}, \underline{V}) + g(\underline{X}) \underline{U} \quad (\text{A.I} - 4)$$

$$\underline{Y}' = (\theta, \phi) \quad (\text{A.I} - 5)$$

avec

$$\underline{X}' = (p, q, \theta, \phi), \quad \underline{U}' = (u_1, u_2) \quad \text{et} \quad \underline{V}' = (v_1, v_2) \quad (\text{A.I} - 6)$$

Suivant la théorie de la Commande Non Linéaire Inverse les angles d'attitude présentent un degré relatif égal à 1 ce qui signifie qu'il n'y a pas de dynamique interne. Les équations de sortie peuvent être réécrites comme suit:

$$\ddot{\underline{Y}} = M(\underline{Y}) \underline{U} + N(\underline{X}) \underline{V} + P(\underline{X}) \quad (\text{A.I} - 7)$$

avec

$$M(\underline{Y}) = \begin{bmatrix} a \cos \phi / I_{yy} & 0 \\ a \operatorname{tg} \theta \sin \phi / I_{yy} & -a / I_{xx} \end{bmatrix} \quad (\text{A.I} - 8)$$

$$N(\underline{X}) = \begin{bmatrix} k \sin \phi / I_{zz} & -k \sin \phi / I \\ -k \operatorname{tg} \theta \cos \phi / I_{zz} & k \operatorname{tg} \theta \cos \phi / I_{zz} \end{bmatrix} \quad (\text{A.I} - 9)$$

$$P(\underline{X}) = [P_1, P_2]' \quad (\text{A.I} - 10)$$

avec

$$P_1 = k_4 \cos \phi p r - (q \sin \phi + r \cos \phi) (p + tg \theta (q \sin \phi + r tg \theta \cos \phi)) \quad (\text{A.I - 11})$$

$$P_2 = k_2 q r + k_4 p r tg \theta \sin \phi + q d(tg \theta \sin \phi) / dt + r d(tg \theta \cos \phi) / dt \quad (\text{A.I - 12})$$

Il apparaît que si $\phi \neq \pm\pi/2$, la dynamique de l'attitude donnée par (a-7) est inversible. Ensuite, il semble possible de considérer comme objectif de commande l'obtention d'une dynamique stable du second ordre les angles d'attitude linéaire vers les valeurs de référence:

$$\begin{bmatrix} \ddot{\theta}_d \\ \ddot{\phi}_d \end{bmatrix} = \ddot{\underline{Y}}_d = \begin{bmatrix} -2\zeta_\theta \omega_\theta \dot{\theta} - \omega_\theta^2 (\theta - \theta_c) \\ -2\zeta_\phi \omega_\phi \dot{\phi} - \omega_\phi^2 (\phi - \phi_c) \end{bmatrix} \quad (\text{A.I - 13})$$

où $\zeta_\theta, \zeta_\phi, \omega_\theta, \omega_\phi$ sont respectivement les amortissement et les fréquences naturelles, θ_c et ϕ_c sont les valeurs de référence pour les angles d'attitude.

La loi de commande est alors donnée par :

$$\underline{U} = -M(\underline{Y})^{-1} (N(\underline{X}) \underline{V} + P(\underline{X}) - \ddot{\underline{Y}}_d) \quad (\text{A.I - 14})$$

A1.2 Conception d'une loi de guidage par commande NLI

Considérant que la dynamique de l'attitude est stable et plus rapide que la dynamique de guidage, les équations de guidage peuvent être approchées par :

$$\begin{bmatrix} \ddot{\psi} \\ \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{k \cos \phi_c}{I_{zz} \cos \theta_c} (v_2 - v_1) \\ (1/m)(\cos(\psi) \sin(\theta_c) \cos(\phi_c) + \sin(\psi) \sin(\phi_c)) (v_1 + v_2) \\ (1/m)(\sin(\psi) \sin(\theta_c) \cos(\phi_c) - \cos(\psi) \sin(\phi_c)) (v_1 + v_2) \\ -g + (1/m) \cos(\theta_c) \cos(\phi_c) (v_1 + v_2) \end{bmatrix} \quad (\text{A.I - 15})$$

Selon ces équations, les degrés relatifs des sorties x , y , z et ψ sont égaux à 1, tandis que la dynamique interne concernant les angles d'attitude est censé être déjà stabilisée. Ensuite, supposant qu'une dynamique linéaire d'ordre 2 est d'intérêt pour la dynamique de guidage commandée, la dynamique souhaitée pour les sorties de guidage sont telles que :

$$\begin{bmatrix} \ddot{\psi}_c \\ \ddot{x}_c \\ \ddot{y}_c \\ \ddot{z}_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -2 \zeta_\psi \omega_\psi \dot{\psi} - \omega_\psi^2 (\psi - \psi_c) \\ -2 \zeta_x \omega_x \dot{x} - \omega_x^2 (x - x_c) \\ -2 \zeta_y \omega_y \dot{y} - \omega_y^2 (y - y_c) \\ -2 \zeta_z \omega_z \dot{z} - \omega_z^2 (z - z_c) \end{bmatrix} \quad (\text{A.I - 16})$$

avec $\zeta_\psi, \zeta_x, \zeta_y, \zeta_z, \omega_\psi, \omega_x, \omega_y, \omega_z$ sont respectivement les amortissements et les pulsations naturelles, ψ_c, x_c, y_c et z_c sont des valeurs de référence pour le cap et la position du centre de gravité du quadri rotor.

L'inversion de cette dynamique conduit aux lois de guidage nominales:

$$v_1 = \frac{1}{2} (m \sqrt{\ddot{x}_c^2 + \ddot{y}_c^2 + (\ddot{z}_c + g)^2} - \frac{I_{zz} \cos \theta_c}{k \cos \phi_c} \ddot{\psi}_c) \quad (\text{A.I - 17})$$

$$v_2 = \frac{1}{2} (m \sqrt{\ddot{x}_c^2 + \ddot{y}_c^2 + (\ddot{z}_c + g)^2} + \frac{I_{zz} \cos \theta_c}{k \cos \phi_c} \ddot{\psi}_c) \quad (\text{A.I - 18})$$

avec

$$\theta_c = \text{arctg}((\ddot{x}_c \cos \psi + \ddot{y}_c \sin \psi) / (\ddot{z}_c + g)) \quad (\text{A.I - 19})$$

et

$$\phi_c = \arcsin\left(\frac{\ddot{x}_c \sin \psi - \ddot{y}_c \cos \psi}{\sqrt{\ddot{x}_c^2 + \ddot{y}_c^2 + (\ddot{z}_c + g)^2}}\right) \quad (\text{A.I - 20})$$

Puis, revenant à l'expression de la loi de commande de l'attitude, celle-ci la loi devient:

$$\underline{U} = -M(\underline{Y})^{-1} (N(\underline{X}) + P(\underline{X}) - \ddot{\underline{Y}}_d) \quad (\text{A.I} - 21)$$

avec

$$\underline{N}(\underline{X}) = \begin{bmatrix} N_1 \\ N_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\cos\theta_c \frac{\sin\phi}{\cos\phi_c} \\ \sin\theta \frac{\cos\theta_c \cos\phi}{\cos\theta \cos\phi_c} \end{bmatrix} \ddot{\psi}_c \quad (\text{A.I} - 22)$$

La structure de commande retenue est alors donnée par la Figure a-1.

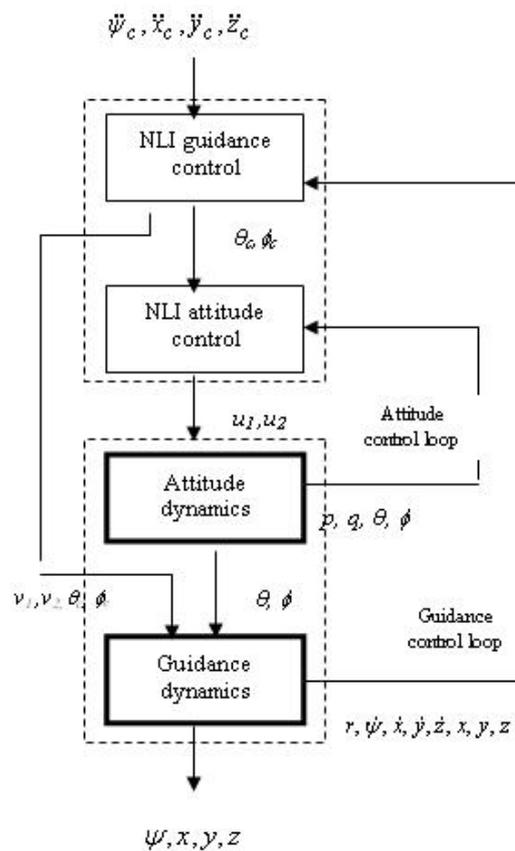


Figure a-1 : Double structure de commande NLI

Annexe II

Caractéristiques physiques du Quadri-Rotor

Valeurs des paramètres physiques du Quadri-Rotor

Masse : $m = 500g$

Coefficient de corps : $C_d = 0.05$

Coefficient de force : $f = 0.5\rho(0) \cdot S_p \cdot r_p^2 \cdot C_t$

Coefficient de moment : $k = 0.5\rho(0) \cdot S_p \cdot r_p^2 \cdot C_q$

Masse volumique de l'air à voir niveau : $\rho(0) = 1.225kg / m^3$

Domaine de l'hélice : $S_p = 0.005m^2$

Rayon de l'hélice : $r_p = 0.125m$

Longueur du bras : $l = 0.25m$

Coefficient aérodynamique de l'hélice de poussée : $C_l = 0.297$

Coefficient aérodynamique de l'hélice de moment : $C_q = 0.0276$

Coefficients Inertie de l'axe du corps : $I_{xx} = 0.007kg \cdot m^2$, $I_{yy} = 0.0137kg \cdot m^2$,

$$I_{zz} = 0.0073kg \cdot m^2$$

Paramètres dynamiques du rotor

La dynamique du moteur du Quadri-Rotor est caractérisée par la relation entre la tension d'entrée V_a et la vitesse de la rotation angulaire ω . Un modèle réaliste de la dynamique du rotor est donné par :

$$\dot{\omega}(t) = -\frac{1}{\tau}\omega(t) - K_Q\omega(t)^2 + (K_{V_a}/\tau)V_a(t) \quad (\text{A.II} - 1)$$

où τ , K_Q et K_{V_a} sont donnés des paramètres positifs. Il est supposé que l'entrée tension est telle que :

$$0 \leq V_a \leq V_{\max} \quad (\text{A.II} - 2)$$

Valeurs numériques des paramètres du moteur des rotors

$$\tau = 1/100, \quad K_Q = 0.0079, \quad K_{V_a} = 1000, \quad V_{\max} = 11V$$

Bibliographie

- [1] A. A. Stoorvogel, H. Niemann, A. Saberi. Delays in Fault Detection and Isolation. *Proceedings of the American Control Conference, Arlington, VA June 25-27, 2001.*
- [2] A. BENVENISTE, M. BASSEVILLE and G. MOUSTAKIDES. The asymptotic local approach to change detection and model validation. *IEEE Trans. Autom. Control, vol. AC-32, no 7, pp.583-592, 1987.*
- [3] A. Bernieri, G. Betta, C. Sansone. A Neural Network Approach to Instrument Fault Detection and Isolation. *IEEE Trans. On Instrumentation and Measurement, Vol. 44, No. 3, June 1995.*
- [4] Adjallah K.H. Contribution au diagnostic de systèmes par observateurs d'états. *Thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, France, 1997.*
- [5] Ahmed HAFIFA, Ferhat LAAOUAD and Kouider LAROUSSI. Utilisation de la méthode FDI pour la localisation de défauts de fonctionnement d'un processus non linéaire. *4th International Conference on Computer Intergrated Manufacturing CIP'2007, November 2007.*
- [6] A. JUDITSKY, H. HJALMARSSON, A. BENVENISTE, B. DELYON, L. LJUNG, J. SJOBERG and Q. ZHANG. Nonlinear black-box modeling in system identification : mathematical foundation. *Automatica, vol.31, no 12, pp.1725-1750, 1995.*
- [7] Alberto Isidori. Nonlinear Control Systems. *Springer-Verlag, 2nd Ed., 1989.*
- [8] Alejandro ACEVES LOPEZ, Joseph AGUILAR MARTIN. Détermination du rang de variation admissible du paramètre de compensation des opérateurs mixtes dans la logique floue appliqués à la régulation non linéaire. *L.A.A.S - C.R.N.S. 7, avenue du Colonel Roche - 31077 Toulouse France.*

- [9] A.S. WILLSKY. A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. *Automatica*, vol.12, pp.601-611,1976.
- [10] A.S. WILLSKY and H.L. JONES. A generalized likelihood ratio approach to detection and estimation of jumps in linear systems. *IEEE Trans. Autom. Control*, vol. AC-21, no 1, pp.108-112, 1976.
- [11] B.Laroche, Ph.Martin, N.Petit. Commande par platitude Equations différentielles ordinaires et aux dérivées partielles. MINES PARIS TECH. Version 1-14, 2010
- [12] Borne P., Dauphin-Tanguy G., Richard J.P., Rotella F., Zambettakis I. Automatique: commande et optimisation des processus. *Editions Technip, Méthodes et Techniques de l'Ingénieur*, 1990.
- [13] Brunet J. Détection et Diagnostic de panes: Approche par modélisation. *Hermès Ed., Paris*, 1990.
- [14] C. Aguilar Ibañez. Algebraic approach for the reconstruction of Rössler system from the x3 variable. *Revista Mexicana de Fisica*, Vol.52, pp.64-69, 2006.
- [15] Carmen Elena Quiroga Rodriguez. Représentation Neuronale de la Dynamique de Vol d'un Aéronef. *DEA Rapport Technique du LAAS-CNRS*, 2005.
- [16] Carpentier T., Litwak R. Une approche structurelle pour le positionnement de capteurs en vue de la surveillance. *AIG'96, Automatique, Génie Informatique Image, Tours*, pp. 103-107, 1996.
- [17] C. de Persis, A. Isidori. A Differential Geometric Approach to Fault detection and Isolation for Nonlinear Systems. *Department of Systems Science and Mathematics, Washington University, St. Louis, MO 63130 USA, May 31, 2000.*
- [18] C. M. Belcastro. Application of failure Detection, Identification, and

- Accommodation Methods for Improved Aircraft Safety. *Proceedings of the American Control Conference, Arlington, VA June 25-27, 2001.*
- [19] Chow E. Y. Failure detection system design methodology. *Thesis, Lab. Information and Decision system, M.I.T, Cambridge, 1980.*
- [20] Chow E. Y., Willsky A. S. Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems. *IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 29, n°7, pp. 603-614, July 1984.*
- [21] Clark R.N., Instrument fault detection. *IEEE Trans., Aerospace and Electronic System, EAS-14, pp. 558-563, 1975.*
- [22] Conte G., Moog C.H., Perdon A. Un théorème sur la représentation entrée/sortie d'un système non linéaire. *Acad. Sci. Paris I (307), pp. 363-366. 1988.*
- [23] Comtet-Varga, G. Surveillance des systèmes non linéaires: Application aux machines asynchrones. *Thèse de doctorat, université des sciences et technologies de Lille, France, 1997.*
- [24] Courtine S. Détection et localisation de défauts dans les entraînements électriques. *Thèse de l'Institut Polytechnique de Grenoble, 1997.*
- [25] Cocquempot V. Surveillance des processus industriels complexes : Génération et optimisation des relations de redondance analytiques. *Thèse des Sciences et Technologiques de Lille, 1997*
- [26] D. Capriglione, Consolatina Liguori. Analytical Redundancy for Sensor Fault Isolation and Accommodation in Public Transportation Vehicles. *IEEE Trans. On Instrumentation and Measurement, Vol. 53, No. 4, August 2004.*
- [27] D. Choukroun, H. Weiss, I.Y. Bar-Itzhack, Y. Oshman. Quaternion Estimation from

- Vector Observations Using a Matrix Kalman Filter. *AIAA, Guidance Navigation and Control Conference, San Francisco, California, 15-18 août 2005.*
- [28] Delaire G., Cassar J.P., Staroswiecki M. Comparison of identification and parity space approach for failure detection in single-input single output systems. *IEEE Conf. On Control Applications, Glasgow, Grande-Bretagne, pp. 865-870, 1994.*
- [29] Delaire G., Cassar J.P., Staroswiecki M. Comparison of generalized least square identification and parity space techniques for FDI purpose in SISO systems. *Proc. of the 3rd European control Conf., Rome, Italy, vol. 3, pp. 2011-2116, 1995.*
- [30] Ding X.S., Ding E.L., Jeinsch T. An approach to analysis and design of observer and parity relation based FDI systems. *Proc. Of the IFAC World Congress, Beijing, China, vol. P, n° 7^e-41, pp. 37-42, 1999.*
- [31] Ding X., Frank P.M. Frequency domain approach and threshold selector for robust model-base fault detection and isolation. *Proc. of IFAC Symp. SAFEPROCESS'91, Baden Baden, Germany, vol. 1, pp.307-312, 1991.*
- [32] Ding X., Frank P.M. Comparison of observer-based fault detection approaches. *SAFEPROCESS'94, IFAC Symposium on fault Diagnostic, Supervision and Safety for Technical Processes, Espoo, Finland, vol. 2, pp.556-561, 1994.*
- [33] D. McLean, S. Aslam-Mir, H. Benkhedda. Fault Detection and Control Reconfiguration in Flight Control. *Departement of Aeronautics and Astronautics, University of Southampton*
- [34] D. V. Schrick. A comparison of IFD Schemes, A Decision Aid for Designers. *0-7803-1872, Février 1994.*
- [35] Dubuisson B. Eléments de réflexion sur le diagnostic des systèmes. *Recueil Greco Diagnostic, CNRS, 1988.*

- [36] Emami-Naeini A. E. A. Effect of model uncertainty of failure detection: The threshold selector. *IEEE Transaction on Automatic Control, AC-33*, pp. 1106-1115, 1988.
- [37] E. Wilson, D. W. Sutter, D. Berkovitz, B. J. Betts, R. Del Mundo, E. Kong, C. R. Lages, R. W. Mah, R. Papasin. Motion-based System Identification and Fault Detection and Isolation Technologies for Thruster Controlled Spacecraft. *Published in Proceedings of the JANNAF 3rd Modelling and Simulation Joint Subcommittee Meeting, Colorado Springs, CO, 1-5 December 2003.*
- [38] Fliess M., Lévine J., Martin Ph., Rouchon P. Sur les systèmes non linéaires différentiellement plats. *C.R. Acad. Sci. Paris, 315, série I : 619-624., 1992.*
- [39] Fossard A. J., Normand-Cyrot D. Système non linéaire, Tome 1: modélisation-estimation. *Masson, Paris, 1993.*
- [40] Frank P.M., Wunnenberg J., Patton R.J., Frank P.M., Clark R., Prentice Hall, Englewood, Cliffs. Robust diagnosis using unknown input observer schemes, In fault diagnosis in dynamic systems: theory and application. pp. 47-98, 1989.
- [41] Frank P.M. The Application of Fuzzy logic to fault diagnosis and supervision. *LFA*, pp.59-87, 1998.
- [42] Frank P.M. Enhancement of robustness in observer based fault detection. *IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for technical Industrial Processes, SAFEPROCESS'91, Baden Baden, Germany, vol. 1, pp.275-287, 1991.*
- [43] Fussel D., Isermann R. Model-based fault detection and diagnosis methods, Part A : methods. *International Conference on Probabilistic Safety Assessment and Management, PSAM 4, New York, USA, 1998.*
- [44] Ganguli S., Papageorgiou G., Glavaski S., Elgersma M. Piloted Simulation of Fault

- Detection, Isolation and Reconfiguration Algorithms for a Civil Transport Aircraft. *AIAA, Guidance Navigation and Control Conference, San Francisco, California, 15-18 août 2005.*
- [45] Garcia E.A., Frank P.M. Deterministic nonlinear observer-based approaches to fault diagnosis: a survey. *Control Eng. Practice, vol. 5, pp. 663-670, 1997.*
- [46] G. Betta, A. Pietrosanto. Instrument Fault Detection and Isolation: State of the Art and New Research Trends. *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, St. Paul, Minnesota, USA, May 18-21, 1998.*
- [47] G. Biswas, M-O. Cordier, J. Lunze, L. Travé-Massuyès, M. Staroswiecki, Diagnosis of Complex Systems: Bridging the Methodologies of the FDI and DX Communities. *IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics, Vol. 34, No. 5, October 2004.*
- [48] Geiger G. Fault identification of a motor-pump system using parameter estimation and pattern classification. *In Proc. Of the 9th IFAC World Congress, pp.184-189, Budapest, Hungary, 1984.*
- [49] Gentil S. Filtrage d'alarmes en temps réel. *Rapport de recherche, convention DRET, 1997.*
- [50] Geodecke W. Fault detection in a tubular heat exchanger based on modelling and parameter estimation. *In IFAC Identification and System Parameter Estimation, pp 1095-1100, York, UK, 1985.*
- [51] Gertler J. Survey of model based-based failure detection and isolation in complex plants. *IEEE.Control System Magazine, pp. 3-11, 1988.*
- [52] Gertler J.J. Analytical redundancy methods in fault detection and isolation-survey and synthesis. *Proc. Of the IFAC Symposium, SAFEPROCESS'91, Baden-Baden,*

- Germany, pp. 9-21, 1991.
- [53] Gertler J.J. Structured residuals for fault isolation, disturbance decoupling and modelling error robustness. *Proc. Of the IFAC Symp. On-line fault detection and Supervision in the chemical Process Industries*, pp. 111-119, Newark, Delaware, 1992.
- [54] Gertler J.J, Monajemy R. Generation of direction residuals with dynamic parity equations. *Proc. Of the 12th World Congress of IFAC, Sydney, Australia*, pp. 505-510, 1993.
- [55] Gertler J.J, Kunwer M.M. Optimal residual decoupling for robust fault diagnosis. *Int. J. Control*, 61(2), pp. 395-421, 1995.
- [56] Gertler J.J. Diagnosing parametric faults: from parameter estimation to parity relations. *American Control Conference, Seattle, WA, USA, 1995*.
- [57] Glavaski S., Elgersma M. Diagnostic for Active Management of Aircraft System Failures. *IEEE, Honeywell Laboratories, 2001*. Glavaski S., Elgersma M., "Active Aircraft Fault Detection and Isolation" *IEEE, Honeywell International, 2001*. Hermann R., Krener A. J., "Nonlinear Controllability and Observability", *IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. AC-22, No. 5, October 1977*.
- [58] Graham C. Goodwin, Stefan F. Graebe et Mario E. Salgado. *Control System Design*. Prentice Hall, 2001, pp. 55–57.
- [59] G. Zhu, L. Saydy. An Extended Luenberger-Like Observer and its Application to Target Tracking. *AIAA, Guidance Navigation and Control Conference, San Francisco, 15-18 août 2005*.
- [60] Hassan K. Khalil. *Nonlinear Systems*. Prentice Hall, 3rd Ed., 2002.

- [61] H. Han Yong, S. ZengQi. Fault Detection and Isolation of Flight Based on Robust Observer. *Proceedings of the 5th World Congress on Intelligent Control and Automation, Hangzhou, P.R. China, June 15-19, 2004.*
- [62] H. Han Yong, SUN ZengQi. Fault Detection and Isolation of Flight Based on Robust Observer. *Proceedings of the 5th World Congress on Intelligent Control and Automation, Hang Zhou, P.R. China, June 15-19, 2004.*
- [63] H. Jeffreys et B. S. Jeffreys. *Methods of Mathematical Physics. Cambridge University Press, 3rd Ed., 1988.*
- [64] H. Niemann, A. Saberi. Exact, Almost and Delayed Fault Detection An Observer Based Approach. *Proceedings of the American Control Conference, San Diego, California, June 1999.*
- [65] H. Sira-Ramirez. *Sur la Commande des Systèmes Non Différentiellement Plats. BUSTL et Ecole centrale Lille. 2001.*
- [66] H. Sira-Ramirez., M. Fliess. An algebraic state estimation approach for the recovery of chaotically encrypted messages. *International Journal of Bifurcation and Chaos* 16, 295-309,2006.
- [67] Isermann R. Process fault detection based on modelling and estimation methods. *Automatica*, 20(4), 387-404. 1984.
- [68] Isermann R. Estimation of physical parameters for dynamic processes with application to an industrial robot. *In American Control Conference, San Diego USA, 1990*
- [69] Isermann R., ed. *Proceedings IFAC/IMACS-symposium on Fault detection, Supervision and Safety for Technical Process- SAFEPROCESS'91, September 10-13, Baden-Baden, Germany, 1991.*

- [70] Isermann R. Process fault diagnosis based on process model knowledge, parts I (Principles for fault diagnosis with parameter estimation) and Parts II (Case study experiments). *ASME J., Dynamic Systems, Measurement Control*, pp. 620-626, pp. 627-633, 1991.
- [71] Isermann R. Fault diagnosis on machines via parameter estimation and knowledge processing. *Automatica*, vol. 29, pp.815-836, 1993.
- [72] Isermann R. Integration of fault detection and diagnosis methods. *Proc. Of the IFAC Symposium on fault detection, Supervision and Safety for Technical Industrial Processes, SAFEPROCESS'94, Helsinki, Finland*, pp. 597-612, 1994.
- [73] Isermann R., Ballé P. Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes. *Proc. Of the IFAC, 13th Triennial World Congress, San Francisco, USA*, vol. 7, pp. 1-12, 1996.
- [74] Isermann R. Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods – Advanced methods and applications. *Proc. Of the IMEKO word congress, New Measurements – Challenges and Visions, Tampere, Finland*, vol. 1 pp 1-28, 1997.
- [75] Isermann R., Ballé P. Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes. *Control Engineering Practice*, 5(5), 387-404. 1997.
- [76] Isermann R. Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods an introduction. *Control Engineering Practice*, tome 5(5), 387-404. 1997.
- [77] J. Brunet, D. Jaume, M. Labarrère, A. Rault, M. Vergé. Détection et diagnostic de pannes : Approche par Modélisation. *Hermès Sciences publication*, 1990.
- [78] Jean Lévine. On Flatness Necessary and Sufficient Conditions. *Proceedings of 6th IFAC Symposium on Nonlinear Control Systems, NOLCOS 2004, Stuttgart, 2004*.

- [79] Jean Lévine. Analyse et Commande des Systèmes Non Linéaires. *Polycopié de cours à l'ENPC, Paris, 2004.*
- [80] J. Gertler. On-line fault detection in uncertain non linear system using diagnostic observers. *A survey. Int. J. Systems SCI., 25(12), 2129-2154, 1988.*
- [81] J. Gertler. Fault Detecting and Diagnosis in Engineering Systems. *Marcel Dekker, 1998.*
- [82] J. Park, G. Rizzoni. A new interpretation of the fault detection filter part 1: Closed-form algorithm. *International Journal of Control, 60(5): 767-787, 1994.*
- [83] J. Reger, H. Sira-Ramirez, M. Fliess. On non-asymptotic observation of nonlinear systems. *Proc. CDC-ECC 05. 2005.*
- [84] J. Rudolph. Commande par Platitude de Modèles à Paramètres Répartis pour Echangeurs de Chaleur. *BUSTL et Ecole centrale Lille. 2001.*
- [85] Kalman R. E., Betram J. E. Control system analysis and design via the second method of Lyapunov –I: Continuous-time system. *ASME journal of Basic Engineering, Vol. 82, pp. 371-393, 1960.*
- [86] K. H. Kim, J. G. Lee, C. G. Park. Extension of Parity Space Approach for Two-Fault Detection and Isolation. *AIAA, Guidance Navigation and Control Conference, San Francisco, 15-18 août 2005.*
- [87] K. Hornik, M. Stinchcombe et H. White. Multilayer feedforward networks are universal approximations. *Neural Networks, Vol. 2, pp. 359–366, 1989.*
- [88] K. Rahnamai, P. Arabshahi, T.-Y. Yan, T. Pham, S. G. Finley. An Intelligent Fault Detection and Isolation Architecture For Antenna Arrays. *TDA Progress Report 42-132, February 1998.*

- [89] K. Zhou, Phalguna K. Rachinayani, Nike Liu, Zhang Ren, Jorge Aravena. Fault Diagnosis and Reconfiguration Control for Flight Control Systems with Actuator Failures. *43rd IEEE Conference on Decision and Control, Atlantis, Paradise Island, Bahamas, December 14-17, 2004.*
- [90] Laprie J-C., Kaaniche M., Guillermain H., Fabre J-C. Guide de la sûreté de fonctionnement. *Cepadués Editions, 1996.*
- [91] Lévine L. Analyse et Commande des Systèmes Non-linéaires. *Polycopié de cours à l'ENPC, Paris, 1999.*
- [92] L. Lavigne, F. Cazaurang, B. Bergeon. Modelling of Longitudinal Disturbed Aircraft Model by Flatness Approach. *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, Texas Austin, USA, 2003.*
- [93] L. Lavigne, F. Cazaurang et B. Bergeon. Modeling a Disturbed Simplified Aircraft Model with Flatness Property. *Proceeding of AIAA Guidance, Navigation and Control Conference, Texas, Austin, Août 2003.*
- [94] L. Magani, R. Scattolini, C. Rossi. A Fault Detection and Isolation Method for Complex Industrial Systems. *IEEE Trans. On systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, Vol. 30, No. 6, November 2000.*
- [95] Lou X.C., Willsky A.S., Verghese G.C. Optimally robust redundancy relations for failure detection in uncertain systems. *Automatica, vol.22, n°3, pp. 333-344, 1996.*
- [96] Luenberger D.G. An introduction to observers. *IEEE Trans. On Automatic Control, vol. 16, n° 6, pp. 596-602, 1971.*
- [97] Maquin D., Ragot J. Diagnostic de fonctionnement des systèmes à partir de modèles. *4^{ème} Conférence Internationale de Génie des Systèmes Industriels, GSI, France, 1992.*

- [98] Massoumnia M.A. A geometric approach to the synthesis of failure detection filters. *IEEE Trans. On Automatic Control*, vol. 31, no 9, 1986.
- [99] Maquin D., Cocquempot V., Cassar J.P., Staroswiecki M., Ragot J. Generation of analytical redundancy relations for FDI purposes. *IEEE Int. Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives, SDEMPED'97, Carry-le Rouet, France, pp. 270-276, September 1-3rd, 1997.*
- [100] Marcos A., Balas G. J., Bokor J. Integrated FDI and Control for Transport Aircraft. *AIAA, Guidance Navigation and Control Conference, San Francisco, California, 15-18 août 2005.*
- [101] Marcos A., Ganguli S., Balas G. J. An application of H_{∞} fault detection and isolation to a transport aircraft. *Control Engineering Practice*, 13 (2005) 105-119.
- [102] Martin Ph. Contribution à l'étude des systèmes Différentiellement plats. *Thèse de doctorat, Ecole des Mines de Paris, 1992.*
- [103] Martin Ph. Devasia S., Paden B. A Different Look at Output Tracking Control of a VTOL Aircraft. *Automatica*, vol. 32, n° 1, pp. 101-107, 1999.
- [104] M. Azam, K. Pattipati, A. Patterson-Hine. Optimal Sensor Allocation for Fault Detection and Isolation. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics.*
- [105] M. Elgersma, Sonja Glavaski. Reconfigurable Control for Active Management of Aircraft System Failures. *Proceedings of the American Control Conference, Arlington, VA June 25-27, 2001.*
- [106] M. Fliess, J. Lévine, P. Martin, P. Rouchon. Flatness and defect of non-linear systems: introductory theory and examples. *INT. J. CONTROL*, 1995, Vol.61, No. 6, 1327-1361.

- [107] M. Fliess .A Remark on Nonlinear Observability. *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. AC-27, No. 2, April 1982.
- [108] M. Fliess, J. Lévine, P. Martin, P. Rouchon. A Lie-Bäcklund Approach to Equivalence and Flatness of Nonlinear Systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 44, No. 5, 1999.
- [109] M. Fliess, H. Sira-Ramirez. An algebraic framework for linear identification. *ESAIM Control Optim. Calc. Variat.*, vol.9, pp. 151-168, 2003.
- [110] M. Ghetie, M. Saif. On-Line Fault Detection and Isolation Using Unbalanced Residuals. *Proceedings of the 38th IEEE Conference on Decision and Control*, Phoenix, Arizona USA, December 1999.
- [111] Michele BASSEVILLE. On-board component fault detection and isolation using the statistical local approach. *INRIA No.3252*, 1997.
- [112] M-O. Cordier, P. Dague, F. Lévy, J. Montmain, M. Staroswiecki, L. Travé-Massuyès. Conflicts Versus Analytical Redundancy Relations: A Comparative Analysis of the Model Based Diagnosis Approach From the Artificial Intelligence and Automatic Control Perspectives. *IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 34, No. 5, October 2004.
- [113] M. R. Ananthasayanam, A. K. Sarkar, A. Bhattacharya, P. K. Tiwari, Prashant. Nonlinear Observer State Estimation From Seeker Measurements and Seeker-Radar Measurement Fusion. *AIAA, Guidance Navigation and Control Conference*, San Francisco, California, 15-18 août 2005.
- [114] M. Staroswiecki, P. Declerk. Analytical redundancy in non linear interconnected systems by means of structural analysis. *IFAC/IMACS/IFORS/AIPAC*, Nancy, France.

- [115] M. Van Nieuwstadt, M. Rathinam et R.M. Murray. Differential Flatness and Absolute Equivalence of Nonlinear Control Systems. *SIAM Journal Control and Optimization*, 1994.
- [116] N. Bergman, M. Larsson. Fault Detection and Isolation in the Water Tank World. *Linköping University, Sweden*.
- [117] Newmann M. M. Specific optimal control of the linear regulator using a dynamical controller based on the minimal-order observer. *International Journal of Control*, Vol. 12, pp. 33-48, 1970.
- [118] N. Kabbaj, M. Polit. Adaptive Observers based Fault Detection and Isolation for an Alcoholic Fermentation Process. *IEEE*, 0-7803-7241, 7 Janvier 2001.
- [119] N. Kabbaj. Développement d'algorithmes de détection et d'isolation de défauts pour la supervision des bioprocédés. *Thèse de doctorat, Université de Perpignan, France, Décembre 2004*.
- [120] Patton R.J., Franf P.M., Clarck R.N. Fault diagnosis in dynamics systems: theory and applications. *Prentice Hall*, 1989.
- [121] Patton R.J., Chen J. A re-examination of the relationship between parity space and observers-based approaches in fault diagnosis. *Revue Européenne Diagnostic et Sûreté de Fonctionnement*, vol. 1, pp.183-200, 1991.
- [122] Patton R. J., Chen J. A review of parity space approaches to fault diagnosis. *Proc. Of IFAC/IMACS symposium SAFEPROCESS'91, Baden-Baden, Germany, Vo. 1, pp. 238-255, 1991*.
- [123] Patton R. J., Chen J. A re-examination of the relationship between parity space and observers-based approaches in fault diagnosis. *Revue Européenne Diagnostic et sûreté de Fonctionnement*, Vol. 1, pp. 183-200, 1991.

- [124] Patton R.J. Robust model-based fault diagnosis: the state of the art. *Proc. on IFAC Symp. On Fault Detection, Supervision and Safety for Processes, SAFEPROCESS'94, Espoo, Finland, pp.1-24, 1994.*
- [125] Patton R. J., Chen J., "Observer-based Fault Detection and Isolation: Robustness and Applications", *Control Engineering Practice, 5(5): 671-682, 1997.*
- [126] P. Halder, S. K. Chaudhuri, S. Mukhopadhyay. On Line Sensor Fault Detection, Isolation and Accommodation in Tactical Aerospace Vehicle. *IEEE, pp. 684-686, 2004.*
- [127] Philippe Martin. Contribution à L'étude des Systèmes Différentiellement Plats. *Thèse de doctorat, Ecole des Mines de Paris, 1992.*
- [128] P. Ripoll. Conception d'un système de diagnostic flou appliqué au moteur automobile. *Thèse de doctorat, université de Savoie, France, Décembre 1999.*
- [129] Q. Zhang, M. Basseville, Benvenise. Fault detection and isolation in nonlinear dynamic: A combined input-output and local approach. *Automatica, Special Issue, tome 34(11), 1359-1373.*
- [130] Raffaella Mattone, Alessandro De Luca. Relaxed fault detection and isolation : An application to a nonlinear case study. *Automatica 42 (2006) 109-116, 2006.*
- [131] Ragot J. Maquin D., Bloch G. Positionnement de capteurs pour des systèmes décrits par des équations bilinéaires. *Revue Européenne Diagnostic et Sureté de Fonctionnement, vol. 2, pp.115-121, 1992.*
- [132] Ragot J. Maquin D. Techniques récentes de diagnostic de systèmes et rôle de l'instrumentation. *Congrès de la société de l'industrie Minérale 1996, Montpellier, France, 1-4 octobre 1996.*

- [133] Ragot J. Maquin D. Techniques récentes de diagnostic de systèmes et rôle de l'instrumentation. *Séminaire de l'Ecole Doctorale PROMEN : Quelle métrologie pour le XXIème siècle ? Nancy, France, 12-13 mai 1997. In Récents Progrès en Génie des Procédés, vol. 12, no 60, pp.35-52, 1998.*
- [134] Rajal J. Jategaonkar. Aircraft parameter estimation using recurrent neural networks- A critical appraisal. *Proceedings de AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference, Baltimore, MD, Août 1995.*
- [135] Raymond T.S. Observer steady-state errors induced by errors in realization. *IEEE Trans. On Automatic Control, pp. 280-281, 1976.*
- [136] R. H. Miller, M. L. Larsen. Optimal Fault Detection and Isolation Filters for Flight Vehicle Performance Monitoring. *IEEE, AC, Vol. 7, pp. 3197-3203.*
- [137] Rieb T., Wanke P., Isermann R. Model based fault diagnosis of a flexible milling center. *In Preprints of 11th IFAC World Congress, Tallinn, Estonia, USSR, 1990.*
- [138] R. Ingvalson, H. P. Rotstein, T. Keviczky, G. J. Balas. Fault Detection Design for Uninhabited Aerial Vehicles. *AIAA, Guidance Navigation and Control Conference, San Francisco, California, 15-18 août 2005.*
- [139] R. Mattone, Alessandro De Luca. Conditions for Detecting and Isolating Sets of Faults in Nonlinear Systems. *Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control, and the European Control Conference 2005, Seville, Spain, December 12-15, 2005.*
- [140] R. Sepulcre, M. Janković et P. Kokotović. Constructive Nonlinear Control. *Springer-Verlag, 1997.*
- [141] R. Sreedhar, B. Fernandez, G. Y. Masada. Robust Fault Detection in Nonlinear Systems Using Sliding Mode Observers. *Second IEEE Conference on Control*

- Applications, Vancouver, B.C., September 13-16, 1993.*
- [142] Sauter D., Hamelin F., Ghetie M.A., Fonte C. Adaptive residual evaluation of model uncertainties : some methods and results. *Engineering Simulation, vol. 13, pp. 773-788, 1996.*
- [143] Sastry S. Nonlinear Systems: Analysis, Stability and Control. *Springer-Verlag, 1999.*
- [144] S. L. Campbell, W. J. Terrell. Determining Flatness for Complex Nonlinear Systems. *IEEE, 1995.*
- [145] S. L. Campbell, W. J. Terrell. Determining Flatness for Complex Nonlinear Systems. *IEEE, 0-7803-2642-3/95, 1995.*
- [146] Staroswiecki M., Cocquempot V., Cassa J.P. Equivalence des résidus générés par la méthode de l'espace de parité et les méthodes utilisant les observateurs. *GRECO automatique, groupe diagnostic, CNRS, 1991.*
- [147] Staroswiecki M., Cocquempot V., Cassa J.P. Observer based and parity space approaches for failure detection and identification. *Proc. Of the IMACS/IFAC Symposium on Modelling and Control of Technological Systems, Lille, France, vol. 25, pp. 536-541, 1991.*
- [148] Staroswiecki M., Cassa J.P., Cocquempot V. Generation of optimal structured residuals in the parity space. *Pro. IFAC 12th World Congress, Sydney, Australia, vol. 5, pp. 535-542, 1993.*
- [149] Thierry Miquel. Contribution à la synthèse de lois de commande pour la navigation relative entre aéronefs. *Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse, 2004.*

Bibliographie

- [150] Walker B.K., Gai E. Fault detection threshold determination techniques using Markov theory. *Int. J Guidance, Control and Dynamics*, vol. 2, n°4, pp. 313-319, 1979.
- [151] Weiss J.L. Threshold computations for detection of failures in SISO systems with transfer function errors. *Proc. of the American Control Conf.*, pp. 2213-2218, 1988.
- [152] Willsky A. S., Jones H.L. A generalized likelihood ration approach to the detection and estimation of jumps in linear systems. *IEEE, Trans. On Automatic Control*, pp. 108-112, 1976.
- [153] Willsky A. S. A survey of Design Methods for Failure Detection in Dynamics Systems. *Automatica*, 12: 601-611, 1976.
- [154] W. Lu, F. Mora-Camino, K. Achaibou. A Flatness Based Flight Guidance Control Using Neural Networks. *IEEE*, 0-7803-9307-4/05. 2005.
- [155] W. Lu, F. Mora-Camino, K. Achaibou. Flight Mechanics and Differential Flatness. *DINCON 2004, Ilha Solteira, Brésil*, pp. 830-839, 2004.
- [156] W. Lu, F. Mora-Camino. Systèmes plats et la Dynamique du vol. *EDSYS Congres Doctorant, Toulouse, France, 2004*.
- [157] W. Lu, F. Mora-Camino, K. Achaibou. Differential Flatness and Flight Guidance: A Neural Adaptive Approach. *AIAA, Guidance Navigation and Control Conference, San Francisco, 15-18 août 2005*
- [158] W. Lu. Contribution au Suivi Automatique de Trajectoire par un avion : Commande Plate et Réseaux de Neurones. *Thèse doctorale, Université Toulouse II, Toulouse, décembre 2005*.
- [159] Van Schrik D. Estimator schemes for instrument fault detection and isolation. *IEEE*,

- International Conf. On System, Man and Cybernetic, pp. 406-411, 1996.*
- [160] V. Fernandez, L. F. Penin, J. Araujo, A. Caramagno. Modeling and FDI specification of a RLV Re-entry for Robust Estimation of Sensor and Actuator Faults. *AIAA, Guidance Navigation and Control Conference, San Francisco, California, 15-18 août 2005.*
- [161] Villemeur A. Sureté de fonctionnement des systèmes industriels. *Eyrolles Editions, 1988.*
- [162] Y. Xiong, M. Saif. Robust Fault Isolation Observer Design. *Proceedings of the American Control Conference, San Diego, California, June 1999.*

Liste des Publications

- ◆ **‘A Model Based Fault Detection for Discrete Systems Using Differential Flatness’**, N.ZHANG, F.MORA-CAMINO, 29th Chinese Control Conference, CCC 2010, paper ID: 1608, 2010.
- ◆ **‘Fault Detection Using Difference Flatness and Fuzzy Logic’**, N.ZHANG, F.MORA-CAMINO, International Multi Conference of Engineers and Computer Scientists, IMECS 2010, Paper_No: IMECS2010_ICOR_84, San Francisco, USA.
- ◆ **‘Rotorcraft Fault Detection Using Difference Flatness’**, N.ZHANG, F.MORA-CAMINO AIAA Guidance Navigation and Control, Conference, 2009 Chicago, American.
- ◆ **‘Differential Flat Control for Rotorcraft Trajectory Tracking’**, N.ZHANG, F.MORA-CAMINO, IMECS 2009, March 18 - 20, 2009, Hong Kong, ISBN: 978-988-17012-7-5.
- ◆ **‘Fault Detection Using Difference Flatness’**, N.ZHANG, F.MORA-CAMINO, DINCON’09, 8th Brazilian Conference on Dynamics Control and Applications, May 18-22, 2009.
- ◆ **‘Fuzzy Fault Detection Using Difference Flatness’**, N.ZHANG, F.MORA-CAMINO, the 5th International Conference on Natural, Computation (ICNC'09) and the 6th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD'09), 2009 Tianjin, China.
- ◆ **‘A Differential Flatness Approach for Rotorcraft Fault Detection’**, N.ZHANG, F.MORA-CAMINO, 27th Chinese Control Conference, CCC 2008, pp 237-241, 2008.
- ◆ **‘Fault Detection Using Differential Flatness in Flight Guidance Systems’**, N.ZHANG, F.MORA-CAMINO, First International, Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Systems, CISIS 2007, pp 155-162, 2007.